



HAL
open science

Méthode automatique à base de machine d'apprentissage pour le dépistage de la Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA) à partir des images captées par supports mobiles

Sofien Bensayadia

► **To cite this version:**

Sofien Bensayadia. Méthode automatique à base de machine d'apprentissage pour le dépistage de la Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA) à partir des images captées par supports mobiles. Imagerie médicale. Université Gustave Eiffel; Université de Sousse (Tunisie), 2023. Français. NNT : 2023UEFL2074 . tel-04555657

HAL Id: tel-04555657

<https://theses.hal.science/tel-04555657>

Submitted on 23 Apr 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Ecole Doctorale n° 532 : Mathématiques et Sciences et
Technologies de l'Information et de la Communication
(MSTIC)

Institut supérieur d'informatique et des techniques de
communication– Hammam Sousse

THÈSE EN COTUTELLE

en vue de l'obtention du grade de docteur délivré par

L'UNIVERSITE GUSTAVE EIFFEL

Et l'UNIVERSITE DE SOUSSE

Présentée par: Sofien BENSAYADIA

Méthode automatique à base de machine d'apprentissage pour
le dépistage de la Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age
(DMLA) à partir des images captées par supports mobiles

Soutenue devant le jury composé de :

Pr. Virginie Fresse	Professeure- Université Jean Monnet	Rapporteur
Pr. Faten chaieb	Professeure- Université Carthage	Rapporteur
Pr. Najia Es-Sbai	Professeure- Université Sidi Mohamed Ben Abdellah	Examinatrice
Pr. Ouajdi KORBAA	Professeure- Université Sousse	Examineur
Pr. Mohamed Akil	Professeur émérite- Université Gustave Eiffel	Directeur de thèse
Pr. Asma Ben abdallah	Professeur- Université Monastir	Directeur de thèse
Dr. Yaroub Elloumi	Professeur associé- Université Sousse	Invité
Dr. Rostom Kachouri	Professeur associé- Université Gustave Eiffel	Invité

Laboratoire de Technologie et Imagerie Médicale (LTIM)

Équipe Algorithmes, architectures, analyse et synthèse d'images (A3SI)- Laboratoire d'Informatique Gaspard-Monge (LIGM)

Table des matières

Chapitre 1:	Introduction générale.....	8
1.1	Contexte.....	9
1.2	Problématiques	9
1.3	Objectifs scientifiques	10
Chapitre 2:	Dépistage de la DMLA.....	12
2.1	Introduction	13
2.2	Description de l'anatomie de l'œil.....	13
2.3	Pathologies maculaires	14
2.3.1	Rétinopathie diabétique proliférative (RD).....	14
2.3.2	Occlusion veineuse rétinienne (OVR).....	15
2.3.3	Œdème Maculaire Diabétique (OMD)	15
2.3.4	Trou Maculaire (TM)	16
2.3.5	La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).....	16
2.4	Caractéristiques de la DMLA.....	17
2.4.1	Causes et statistiques de la DMLA.....	17
2.4.2	Nécessité du dépistage précoce	18
2.5	Imagerie rétinienne pour le diagnostic de la DMLA.....	18
2.5.1	Tomographie à cohérence optique (OCT).....	19
2.5.2	OCT Angiographie	20
2.5.3	Rétino-photographie.....	20
2.6	Dépistage automatique de la DMLA.....	21
2.6.1	Intérêt du dépistage automatique de la DMLA	21
2.6.2	Problématiques des méthodes automatiques de dépistage de la DMLA.....	22
2.6.3	Dépistage de la DMLA Vs localisation de la macula.....	23
2.7	Conclusion.....	24
Chapitre 3:	Localisation automatique de la macula dans les images rétinienne	25
3.1	Introduction	26
3.2	Etat de l'art.....	27

3.2.1	Caractéristiques morphologiques de la macula	27
3.2.2	Méthodes automatiques pour la localisation de la macula	28
3.2.3	Impact des pathologies maculaires sur les caractéristiques morphologiques de la macula.	29
3.2.4	Pathologies maculaires prises en compte pour l'évaluation des méthodes	30
3.3	Méthode proposée pour la localisation de la macula.....	32
3.3.1	Prétraitement	33
3.3.2	Segmentation de vaisseaux principaux par calcul des valeurs propres	34
3.3.3	Localisation de la macula	37
3.3.4	Expérimentation	38
3.4	Accélération de la méthode de localisation de la macula	42
3.4.1	Analyse de la complexité.....	42
3.4.2	Stratégie de parallélisme pour le calcul des valeurs propres	44
3.4.3	Evaluation de la stratégie de parallélisme	51
3.5	Conclusion.....	55
Chapitre 4:	Méthode automatique pour le dépistage temps réel de la DMLA	57
4.1	Introduction :	58
4.2	Etat de l'art	59
4.2.1	Synthèse des méthodes de détection de la DMLA	60
4.3	Méthode de dépistage de la DMLA.....	63
4.3.1	Amélioration des contrastes	64
4.3.2	Transformée de Radon	65
4.3.3	Extraction de caractéristiques.....	68
4.3.4	Classification	77
4.3.5	Expérimentations et résultats.....	78
4.4	Accélération de la méthode de prédiction de la DMLA	82
4.4.1	Analyse de la complexité et évaluation du temps d'exécution	82
4.4.2	Heuristique d'optimisation des projections radon	84
4.4.3	Optimisation de la méthode de dépistage de la DMLA.....	86
4.5	Conclusion.....	89
Conclusion	90	

Liste des tableaux

Table 3.1: Pathologies contenues dans la BD	30
Table 3.2: Revue de la littérature sur la détection des fovéas	31
Table 3.3:Description de la base de données et les Pathologies présentes	38
Table 3.4:Performance de la méthode proposée.....	40
Table 3.5:Comparaison des performances de la méthodologie proposée pour la détection de la macula sur la base de données Stare.....	40
Table 3.6:Complexité des étapes de localisation de la macula.....	43
Table 3.7:les paramètres des architectures GPU.	51
Table 3.8:Accélération de l'implémentation du filtre hessien parallèle en termes d'architectures GPU en utilisant les images STARE.....	53
Table 3.9 : Accélération du calcul des valeurs propres en fonction des architectures GPU	54
Table 3.10:Accélération de localisation des régions de la macula en fonction des architectures GPU	54
Table 4.1 exactitude et temps d'exécution des méthodes de dépistage de la DMLA	61
Table 4.2 Exactitude des méthodes basée sur DL pour dépistage de la DMLA	63
Table 4.3 Propriétés de la DMLA en termes de gradation de la DMLA.....	69
Table 4.4: Description de la base de données.....	78
Table 4.5:Détection des performances du dépistage de la DMLA par rapport aux méthodes existantes ...	82
Table 4.6 Complexité des étapes du dépistage de la DMLA.	83
Table 4.7Caractéristiques matérielles des plates-formes d'implémentation.....	86
Table 4.8:Impact de la réduction du nombre de RP sur le temps d'exécution du traitement de la projection de radon sur le Smartphone S7-edge	87
Table 4.9:Impact de la réduction du nombre de RP sur le temps d'exécution du traitement de la projection de radon sur le Smartphone S9.....	87
Table 4.10: Performances de calcul de la méthode proposée avec un nombre de projection de radon optimal	89

Table des figures

Figure 2-1 (a) Anatomie de l'œil [21] (b) image du fond d'œil [20]	14
Figure 2-2 images du fond d'œil atteintes par des images maculaires : (a) rétinopathie diabétique proliférative ; (b) Occlusion veineuse rétinienne ; (c) Œdème Maculaire Diabétique ; (d) Trou Maculaire ; (e) DMLA précoce ; (f) DMLA intermédiaire ; (g) DMLA sèche ; (h) DMLA humide.	17
Figure 2-3 Méthodes d'évaluation clinique de la DMLA avec le test de métamorphopsie (a) vision saine (b) vision des patients atteints par la DMLA.....	19
Figure 2-4 Images OCT B Scan :(a) une rétine saine ; (b) rétine affectée par la DMLA.....	20
Figure 3-1 Image du fond d'œil montrant la structure de la rétine et illustrant de caractéristique utilisée pour la localisation de la Macula.....	28
Figure 3-2 Organigramme de la méthode proposée pour la localisation de la macula.....	33
Figure 3-3 (a) original image ; (b) image du masque ; (c) la composante verte de l'image en appliquant le masque	34
Figure 3-4 Organigramme du calcul des valeurs propres.....	35
Figure 3-5 (a) Résultat d'extraction du vaisseau V; (b) Résultat d'extraction du vaisseau T; (c) Résultat après les opérations morphologiques.....	37
Figure 3-6 (a) original image de la base de données Stare, (b) Résultat de segmentation de vaisseaux, (c) vrai positif résultat de localisation de macula en se basant sur la transformation de hough.	40
Figure 3-7 (a) original image de la base de données Refuge, (b) Résultat de segmentation de vaisseaux, (c) vrai positif résultat de localisation de macula en se basant sur la transformation de hough.....	42
Figure 3-8 Fausse détection de la fovéa ; (a) Stare data base ; (b) Refuge data base.....	42
Figure 3-9 Calcul de λ_1 et λ_2 : (a) dans des threads différents ; (b) dans le même thread.....	45
Figure 3-10 Niveaux de parallélisme à grande granularité dans l'implémentation GPU du Hessien.....	48
Figure 3-11 Parallélisme à granularité fine du calcul hessien	49
Figure 3-12 Accès aux données par les threads (a) données successives allouées à des bancs différents; (b) affectation des données des mêmes pixels dans les mêmes bancs de données.	51
Figure 3-13 Implémentation du traitement hessien avec les images STARE: (a)-(d) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-950 architecture, (b)-(e) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-960, (c)-(f) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-960 architecture	52
Figure 3-14 Implémentation de calcul des valeurs propres avec les images STARE : (a) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-950, (b) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-960 ; (c) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-980.	54
Figure 3-15 Implémentation de localisation de macula avec les images Stare (a) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-950 et (b) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-960.....	55
Figure 4-1 Organigramme de la méthode proposée pour le dépistage de la DMLA.....	64

Figure 4.2(a) Illustration du contraste déséquilibré causé par la texture de la macula (b) Amélioration des contrastes avec CLAHE	64
Figure 4.3 Transformée de Radon avec un angle de 90°	66
Figure 4.4Projection de Radon aux angles 0°, 45° et 90°	67
Figure 4.5(a) Macula saine ; (b) Espace Radon de la macula saine ; (c) Macula atteinte de DMLA ; (d) Espace Radon de la macula atteinte de DMLA.....	68
Figure 4.6 Projection de Radon avec localisation des valeurs successives de : (a) Macula saine, (b) Macula atteinte de DMLA.....	71
Figure 4.7Projections de radon avec seuil statique et dynamique : (a) macula saine sombre (b) macula sombre atteinte de DMLA, (c) macula saine brillante (d) macula brillante atteinte de DMLA.....	73
Figure 4-8Projection de Radon avec des angles de 0°, 45°, 90° et 180° appliquée à : (a) macula saine ; (b) macula affectée par la DMLA.	75
Figure 4.9Projections de Radon et projection moyenne pour une macula saine avec : (a) Angle 0°, (b) Angle 45°, (c) Angle 90°, (d) Angle 135°.....	76
Figure 4.10Projections de Radon et projection moyenne pour la macula atteinte de DMLA avec : (a) Angle 0°, (b) Angle 45°, (c) Angle 90°, (d) Angle 135°.....	77
Figure 4.11Distribution des caractéristiques des macules saines et des macules atteintes de DMLA : (a) Caractéristique d'entropie d'échantillon, (b) Caractéristique de taux d'intensité basée sur un seuil dynamique, (c) Caractéristique MSE.	80
Figure 4.12 Visualisation des performances à l'aide de box plots : (a), base de données d'images du fond d'œil de Stare ; (b), base de données d'images du fond d'œil de REFUGE, (C), base de données d'images du fond d'œil de RFMID.	81
Figure 4.13 Projection du radon avec des angles rapprochés : (a) angles 0° et 2° ;(c) angles 90° et 92° ...	84
Figure 4.14Organigramme d'heuristique d'optimisation pour identifier le nombre optimal de projection de radon.	85
Figure 4.15 Temps d'exécution du traitement SE et de la méthode de dépistage AMD en fonction du nombre de projections de radon et des dispositifs mobiles.	88

Chapitre 1: Introduction générale

1.1 Contexte

La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est une maladie oculaire qui touche principalement les personnes âgées. Elle est considérée comme une pathologie chronique irréversible [4] et la principale cause de perte de vision chez les personnes de plus de 50 ans dans les pays développés [5]. L'organisation mondiale de la santé indique que 8 millions de personnes sont atteintes de cécité sévère due à la DMLA. Le nombre de patients devrait augmenter de 1,5 fois au cours des dix prochaines années [5]. De ce fait, le nombre de patients pourrait atteindre 196 millions en 2020 et 288 millions en 2040 [6]. De plus, sa fréquence augmente avec l'âge [5], touchant 1 % de la population de 50-55 ans, 10 % de la population de 65-75 ans et entre 25 et 30 % de la population de plus de 75 ans [7]. De plus, aucune thérapie n'est offerte pour la forme sèche de la DMLA, où les seuls traitements proposés ne permettent que de réduire le risque de progression vers des stades avancés de la DMLA. La forme humide requiert un effort et un coût thérapeutique importants. De ce fait, un diagnostic précoce de la DMLA s'avère indispensable.

Cependant, le nombre des ophtalmologues en France et en Tunisie est jugé insatisfaisant, menant à une surcharge de l'effort clinique exercé. Par conséquent, un retard important dans la détection de la pathologie et de ses différents stades est enregistré. Pour remédier à ce problème, plusieurs travaux ont proposé des méthodes automatiques pour la détection de la DMLA à partir des images fond d'œil. Ces méthodes reposent sur la détection des lésions dégénératives intitulés « Drusens », qui représentent des composantes jaunâtres ayant une intensité plus élevée que celle de la texture de la rétine. Les tailles des lésions sont étroitement liées aux stades pathologiques, où elles sont inférieures à 125 μm dans les stades précoces. Plusieurs travaux ont proposé des approches automatiques de diagnostic à partir de l'image fond d'œil, aboutissant à des performances similaires à celles des ophtalmologues [4], [6], [8]–[12].

1.2 Problématiques

La rétine englobe des structures qui disposent de plusieurs propriétés similaires aux drusens, telles que le disque optique et les lésions claires causées par d'autres pathologies. Certaines méthodes de dépistage automatique [4], [6], [9, p. 2], [11], [13], [14], procèdent à extraire des caractéristiques à partir de toute l'image rétinienne, comme le traitement spectral d'ordre supérieur (HOS), le bispectre [190] et le traitement H-jorth [13]. Par la suite, ces

caractéristiques sont transmises pour classer les images à travers des algorithmes de classification. D'autres méthodes [15, p. 20], [16, p. 20], [17], [18], utilisent des approches basées sur l'apprentissage profond où les caractéristiques sont extraites et classées automatiquement. Ces architectures [4], [6], [11], [13], [16], [17], [19] procèdent à extraire des caractéristiques à partir de toute l'image générée à l'entrée, sans se focaliser sur la zone d'intérêt de progression de la DMLA. Ainsi, elles n'ont pas réussi à fournir des performances de détection optimales. Par ailleurs, ces méthodes n'ont pas exploré toutes les propriétés morphologiques de la DMLA et ont souvent extrait des caractéristiques redondantes pour identifier la même propriété, ce qui ne permet pas de garantir une classification efficace dans les cas cliniques réels. En outre, les méthodes existantes sont caractérisées par une complexité de calcul élevée, reposant sur la combinaison de plusieurs traitements à complexité temporelle élevée pour améliorer leurs performances de classification. De plus, en analysant la totalité de l'image du fond d'œil, la complexité temporelle de ces méthodes s'aggrave avec l'augmentation de la taille de l'image. Cela entraîne un temps d'exécution élevé et rend ces méthodes inadaptées au dépistage de la DMLA.

1.3 Objectifs scientifiques

L'objectif de cette thèse correspond à la proposition d'une approche d'apprentissage automatique « machines Learning » pour le dépistage de la DMLA à partir des images rétiniennes. Cette approche permettra d'aboutir à un système intelligent et mobile d'aide au dépistage de la DMLA.

La première partie de cette thèse est dédiée à la proposition d'une méthode automatique pour la localisation de la macula. L'idée est de prendre en considération les critères anatomiques de la macula, qui demeurent invariants lors de l'atteinte des pathologies rétiniennes. Pour cela, une étape de prétraitement de l'image a été proposée pour rehausser le contenu en apportant les corrections nécessaires liées à la capture des images rétiniennes. Par la suite, la macula a été localisée en s'appuyant sur sa position par rapport à la forme elliptique de l'arbre vasculaire [3]. Un ordonnancement parallèle de la méthode [1] a été proposé dans l'objectif d'assurer une exécution temps réel de la localisation de la macula.

La deuxième partie de la thèse a été réservée à la proposition d'une méthode automatique de détection de la DMLA à partir de la région maculaire localisée [2]. L'originalité de la méthode repose sur l'identification des biomarqueurs de la pathologie, et la proposition de caractéristiques qui reflètent ces biomarqueurs. Par la suite, le vecteur des caractéristiques est

fourni à un classificateur pour détecter la DMLA. Dans l'objectif de réduire la complexité de la méthode proposée, une approche d'adéquation algorithme-architecture a été également assurée dans ce travail permettant de réduire itérativement le traitement de la représentation des données et de l'extraction des caractéristiques.

Pour cela, le manuscrit est organisé comme suit. Le premier chapitre est dédié à la présentation des pathologies maculaires, en focalisant sur les spécificités de la DMLA. La dernière section présente une étude et une synthèse des méthodes automatiques de détection. Dans le deuxième chapitre, nous présentons la première méthode permettant de détecter la région maculaire en temps réel. Le troisième chapitre est consacré à la description de la méthode qui permet le dépistage de la DMLA. Un dernier chapitre est dédié à la conclusion des travaux et à l'identification d'un ensemble de perspectives.

Chapitre 2: Dépistage de la DMLA

2.1 Introduction

La macula est la composante rétinienne englobant les photo-récepteurs responsable de l'acuité visuelle. Elle peut être atteinte par plusieurs pathologies maculaires, qui affectent la vision. La DMLA est une pathologie qui conduit à cécité visuelle. Elle correspond à la pathologie maculaire engendrant le nombre le plus important de patients à travers le monde. De plus, aucune thérapie n'a été proposée pour remédier à la réduction de la cécité visuelle.

Il s'avère donc indispensable de diagnostiquer la DMLA au stade précoce. Des dépistages périodiques doivent être assurés pour les personnes âgées. Cependant, un déficit mondial est enregistré, en matière d'ophtalmologues et d'appareils d'imagerie rétinienne, ce qui empêche le dépistage périodique. De ce fait, un nombre important de patients atteints de la DMLA achèvent les stades avancés. Pour remédier à ce problème, plusieurs travaux de recherche se sont intéressés à la proposition de méthodes automatiques pour le dépistage de la DMLA.

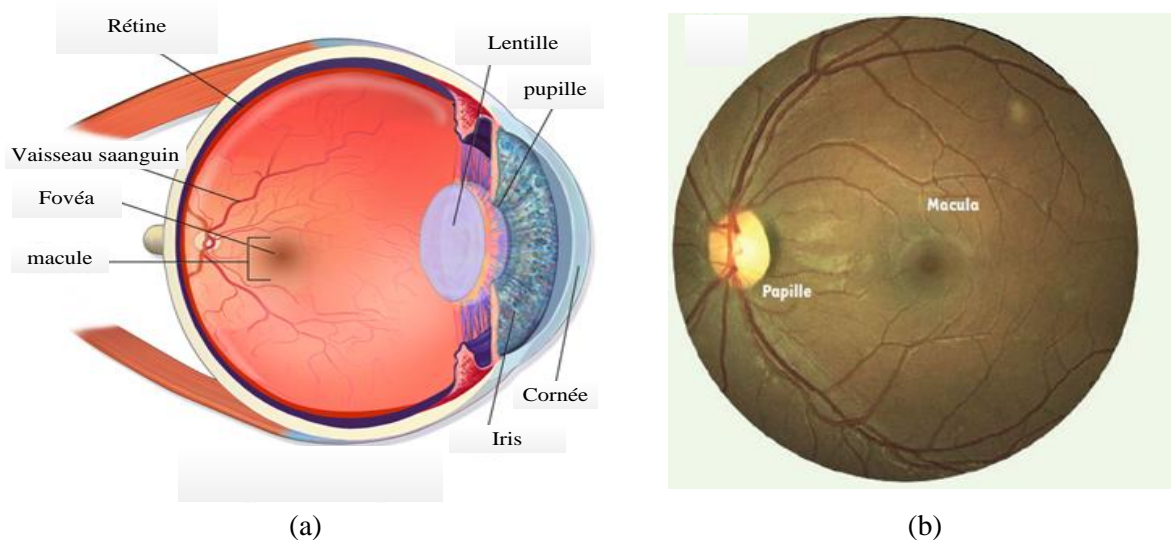
Dans ce chapitre, nous commençons par la description des composantes rétiniennes et les pathologies qui peuvent affecter la macula. Ensuite, nous focalisons sur la prévalence et la nécessité de dépistage précoce de la DMLA. Par la suite, nous décrivons la nécessité de dépistage automatique et le principe des méthodes proposées.

2.2 Description de l'anatomie de l'œil

L'œil est l'organe principal du système visuel, qui capte la lumière pénétrée dans l'œil par la pupille. Grâce à l'iris et à la cornée, la quantité appropriée de lumière est dirigée vers la rétine. La rétine s'étend et recouvre tout l'intérieur de l'œil, tel qu'illustré dans la Figure 2.1(a). Sa principale fonction est la photo-traduction, qui consiste à convertir la lumière entrante en un influx nerveux transmis au cortex visuel pour l'analyse, l'interprétation et ainsi l'interaction avec le monde environnant. La rétine est composée d'une couche d'épithélium pigmentaire et des couches neurosensorielles qui contiennent les cellules ganglionnaires, cellules gliales de Müller et les photorécepteurs tels que cônes et bâtonnets[20].

L'image du fond d'œil reflète la structure spatiale intérieure de la rétine, contenant de nombreux composants rétiniens tels que le Disque Optique (DO), les vaisseaux sanguins, la macula et la fovéa. Le DO est la zone de transition entre la rétine et le cerveau, qui apparaît dans les images de la rétine comme une région, relativement circulaire, plus lumineuse que le fond d'œil [22], [23]. En outre, le DO est la zone de propagation et d'émergence des vaisseaux [24], [25]. Elle est entourée par le système vasculaire des artères supérieures et

inférieures, qui divergent du centre de DO et se distribuent dans la rétine en délimitant la macula comme zone avasculaire centrale au centre, comme illustré dans la figure 2.1(b). La macula présente la partie la plus sombre de l'image rétinienne. Elle représente la structure responsable sur l'acuité visuelle, où elle est composée des photorécepteurs et caractérisée par une forme concave pour la convergence des faisceaux lumineux. Cette structure est susceptible d'être atteinte par plusieurs pathologies qui affectent directement l'acuité visuelle. Dans la section suivante, nous nous intéressons à la description des pathologies maculaires les plus fréquentes.



2.3 Pathologies maculaires

Plusieurs pathologies maculaires engendrent des lésions de la zone maculaire comme apparition des exsudats et des drusens dans les couches rétiniennes supérieures ou bien des anomalies vasculaires dans les couches inférieures. Ces pathologies affectent progressivement l'acuité au fur et à mesure de leur progression. Dans les images fond œil, ces pathologies maculaires peuvent provoquer la modification des caractéristiques anatomiques et morphologiques à savoir la forme, la couleur, l'intensité ou les bordures des structures. Nous focalisons dans le reste de cette section à la présentation de ces pathologies maculaires.

2.3.1 Rétinopathie diabétique proliférative (RD)

La rétinopathie diabétique est une complication microvasculaire causée par l'hyperglycémie. Le stade précoce provoque une augmentation de la perméabilité des vaisseaux sanguins rétiniens. Ensuite, la progression de la pathologie vers les stades modérée

et sévère cause l'apparition de lésions à proximité des vaisseaux, à savoir les exsudats durs, les hémorragies. Dans le stade avancé, la rétine réagit en produisant des nouveaux vaisseaux sanguins, commençant dans la région du DO et propageant jusqu'à atteindre la macula. Ces vaisseaux sanguins anormaux sont fragiles et ont tendance à se déchirer facilement engendrant des hémorragies dans la macula, entraînant ainsi une perte de l'acuité visuelle. L'organisation mondiale de la santé indique que 592 millions de personnes pourraient être touchées par la RD en 2035, où 5 000 nouvelles personnes atteignent la cécité chaque année. Les traitements existants pour la gestion de la RD, tels que la photo-coagulation au laser, la chirurgie et les thérapies médicamenteuses, reposent sur une prédiction précoce de la pathologie et un suivi régulier et systématique [26].

2.3.2 Occlusion veineuse rétinienne (OVR)

L'OVR est la deuxième cause la plus fréquente de maladie vasculaire rétinienne, après la RD. Elle correspond à un ralentissement de la circulation veineuse de la rétine, source potentielle de souffrance des cellules rétinienne par manque d'oxygène. L'OVR débute après l'âge de 60 ans et touche 16,4 millions de personnes dans le monde. De plus, elle est une cause fréquente de perte de vision. Le premier stade est intitulé « OVR de branche » qui est limité au territoire d'une des branches de la veine centrale de la rétine. Il est caractérisé par la présence de petites hémorragies à côté des vaisseaux sanguins. Le second stade est l'OVR centrale qui correspond à un trouble circulatoire qui affecte l'ensemble du drainage veineux rétinien. Elle se caractérise par une tortuosité et une dilatation sévères de toutes les branches de la veine centrale de la rétine, comme le montre la figure 2.2(b). En particulier, ce stade cause l'apparition des lésions vasculaires dans la zone maculaire, affectent directement la capture des faisceaux lumineux par les photo-récepteurs.

2.3.3 Œdème Maculaire Diabétique (OMD)

L'OMD est causé par un épaississement de la région maculaire dû à l'accumulation de sang et de liquide dans la macula. L'OMD commence après 50 ans et touche 21 millions de personnes dans le monde. C'est une cause fréquente de perte progressive de la vision chez les patients diabétiques, qui peut conduire à la cécité. Entre les deux stades de l'OMD, la différence repose sur la distance entre la fovéa et les lésions, qui sont inférieures à deux fois le diamètre de la DO dans le cas du stade sévère, comme l'illustre la figure 2.2(c).

2.3.4 Trou Maculaire (TM)

Le trou maculaire est une pathologie de l'interface vitréo-rétinienne. Le vitré se décolle progressivement et emporte la partie centrale de la macula, en laissant un trou. Il engendre une déchirure du tissu situé au centre la macula (fovéa) qui affecte une perception déformée de la vision centrale ou une zone de vision trouble au centre du champ visuel. Le trou maculaire peut conduire à une baisse irréversible de vision centrale. Le taux de réussite de la chirurgie du trou maculaire dépend en partie de la largeur du trou, avec un taux de réussite de 99% pour un petit trou maculaire ($< 250 \mu\text{m}$) qui est détecté de manière précoce (< 1 mois) et un faible taux de fermeture de moins de 60% pour un grand trou maculaire ($> 450 \mu\text{m}$).

2.3.5 La dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)

La DMLA est une maladie de la rétine qui touche les personnes ayant plus que 50 ans, et provoquant une affectation de la fonction rétinienne maculaire et donc de la vision centrale. Dans les premiers stades, la DMLA provoque l'apparition de dépôts jaunâtres appelés drusens, situées sous la couche de cellules épithéliales pigmentées dans l'image de la rétine. Le changement du diamètre et le nombre de drusens sont des facteurs de risque pour la progression vers les stades tardifs de la DMLA, comme illustré dans la Figure 2.2(e-h). Au stade précoce, la DMLA présente plusieurs drusens de taille ($15 < \text{et} \leq 63 \mu\text{m}$) et/ou des anomalies de pigmentation liées à la DMLA. Le stade intermédiaire de la DMLA présente dans l'image de grands drusens ($63 < \text{et} \leq 125 \mu\text{m}$) et supérieur à $125 \mu\text{m}$ au stade avancé.

Dans le stade de la DMLA tardive deux formes sont distinguées : (1) la DMLA atrophique, avec atrophie géographique (AG), et (2) la DMLA néovasculaire (NV) ou (3) les deux ensembles. L'atrophie géographique (AG) est caractérisée par une dégénérescence et une disparition progressive de la rétine l'épithélium pigmentaire, les cellules photoréceptrices et le choriocapillaris dans la rétine centrale. La forme néovasculaire de la DMLA engendre la croissance de nouveaux vaisseaux sanguins qui fuient dans la rétine, est cause l'apparition d'un tissu cicatriciel provoquant une perte généralisée de photorécepteurs, responsable d'œdème et d'hémorragies rétinienne.

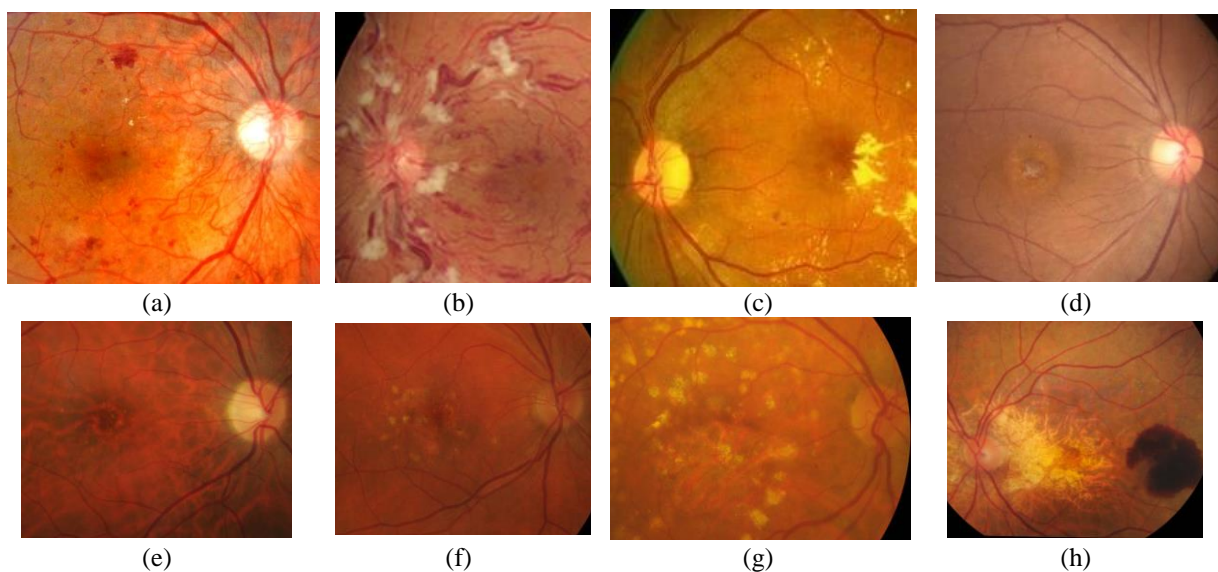


Figure 2-2 images du fond d'œil atteintes par des images maculaires : (a) rétinopathie diabétique proliférative ; (b) Occlusion veineuse rétinienne ; (c) Œdème Maculaire Diabétique ; (d) Trou Maculaire ; (e) DMLA précoce ; (f) DMLA intermédiaire ; (g) DMLA sèche ; (h) DMLA humide.

2.4 Caractéristiques de la DMLA

2.4.1 Causes et statistiques de la DMLA

La DMLA est la première cause de déficience visuelle chez les seniors dans le monde, représentant un problème majeur de santé publique. Elle représente la plus importante cause de cécité chez l'adulte dans les pays développés et la troisième cause de cécité pour l'ensemble de la population. L'organisation mondiale de la santé estime que 8,7 % de la cécité mondiale est due à la DMLA, ce qui correspond à 14 millions personnes aveugles ou gravement malvoyantes. L'office central des statistiques de l'Europe a montré que la population âgée pourrait être multipliée par plus de trois entre 2016 et 2051 [36], [37]. De ce fait, la prévalence de la DMLA pourrait atteindre 288 millions d'individus dans le monde d'ici 2050 [38].

Bien que l'étiologie exacte de DMLA soit inconnue, plusieurs facteurs de risque sont ont été identifiées dans les études cliniques. Le facteur de risque le plus marqué est l'âge [39], où les cellules membranes de l'épithélium pigmentaire dégèrent et s'atrophient en fonction de l'âge. Comme facteurs de risque systémiques, la majorité des résultats épidémiologiques [39] indiquent une forte association positive entre la DMLA avancée et le tabagisme. En outre, l'hérédité est incluse comme facteur de risque de DMLA, ainsi ils démontrent que le risque de progression de la DMLA chez les asiatiques est plus élevé que dans d'autres populations. D'autres études [40-41] ont signalé une corrélation significative entre le développement de la

DMLA et des antécédents de maladies cardiovasculaires, telles que la pression artérielle et l'hypertension. D'autres facteurs susceptibles d'influencer le risque de progression de la DMLA ont été identifiés, telle que l'oméga-3, l'exercice physique et le maintien de la santé générale. Ces facteurs peuvent influencer l'apparition de la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), ainsi que sa progression vers un stade avancé et irréversible nécessitant un effort et une charge thérapeutique importants.

2.4.2 Nécessité du dépistage précoce

A ce jour, aucun traitement n'existe à ce jour pour soigner la DMLA. Cependant, si la DMLA est détectée au stade précoce, des traitements peuvent limiter l'étendue des lésions et leur aggravation. Différentes études ont fourni des preuves cohérentes des avantages d'un traitement aux antioxydants (c'est-à-dire les vitamines E et C, la lutéine et le zéaxanthine, le zinc et le cuivre) au stade précoce et intermédiaire de la DMLA. En outre, dans le stade précoce, le contrôle des facteurs de risque modifiables tels que le tabagisme, l'hypertension et l'indice de masse corporelle et le suivi d'une alimentation équilibrée et saine (riche en fruits, en légumes anti-oxydantes naturelles et en oméga-3) permettent de diminuer le risque de progression de la DMLA. Au stade avancé, certains traitements de la DMLA fondés sur l'anti-VEGF sont proposés pour le stade avancé de la DMLA afin de réduire le risque de cécité. Cependant, ces traitements n'ont pas été démontré qu'ils pouvaient arrêter ou d'inverser la progression atrophique de la DMLA sèche. De plus, ces traitements sont coûteux et peuvent être associés à des risques cardiovasculaires importants. Par conséquent, il s'avère trivial de dépister la DMLA au stade précoce pour éviter la dégradation de l'acuité visuelle.

2.5 Imagerie rétinienne pour le diagnostic de la DMLA

Plusieurs procédures de dépistage sont utilisées dans le contexte clinique pour le diagnostic de la DMLA. Le test de métamorphopsie (ou de vision déformée) est un examen clinique de dépistage basée sur la Grille d'Amsler [42-43]. Il permet de détecter et surveiller de manière grossière la présence de symptômes appartenant au syndrome maculaire chez les patients atteints de la DMLA, tel qu'illustré dans la Figure 2.3. Cependant, il ne permet pas de détecter les stades précoces de la DMLA, où les drusens ne sont pas aussi volumineux pour dérailler la vision du patient. L'examen biomicroscopique est un microscope à lumière vive utilisé lors d'un examen de l'œil [44-45]. Elle permet à l'ophtalmologiste d'observer de plus près les différentes structures de la rétine à travers une lampe à fente. Néanmoins, les drusens du stade

précoce de la DMLA sont difficiles à observer, ce qui conduit à des fausses détections. Le manque de fiabilité de cet examen peut conduire à l'évolution de la DMLA vers des stades avancés.

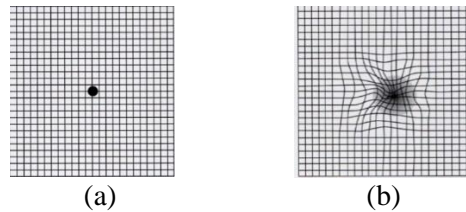
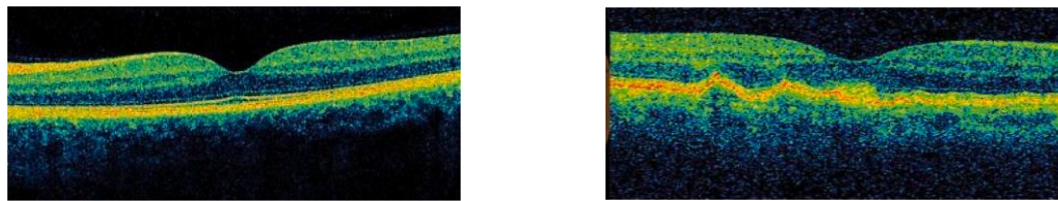


Figure 2-3 Méthodes d'évaluation clinique de la DMLA avec le test de métamorphose (a) vision saine (b) vision des patients atteints par la DMLA.

L'imagerie rétinienne [46-49-50] permet une observation précise des lésions de la DMLA et ainsi une détection facile des stades de sévérité, en particulier les stades précoces. L'évolution des dispositifs d'acquisition permettent une modélisation de plus en plus explicite des textures des lésions, ce qui conduit à des diagnostics précis. Les procédures d'imagerie rétinienne se caractérisent par une acquisition facile et non invasive. De plus, l'archivage permet une bonne évaluation de la progression. Nous décrivons dans ce qui suit les principales modalités d'imagerie rétinienne utilisées pour le diagnostic de la DMLA.

2.5.1 Tomographie à cohérence optique (OCT)

La tomographie par cohérence optique (OCT) est une technique d'imagerie sans contact qui génère des images en coupe transversale des tissus avec une haute résolution [5]. Cette modalité permet d'aboutir à des images rétinienne en temps réel, avec une résolution de 20 à 5 μm [51]. Elle permet de faire le diagnostic d'œdème maculaire, de visualiser l'interface vitréo-rétinien, et d'évaluer le pronostic de la maculopathie. Dans la DMLA non vasculaire avec GA, l'image OCT fournit des structures anatomiques importantes en coupe transversale pour quantifier la perte de la couche des photorécepteurs [52]. Différents types d'OCT ont émergés au cours du temps, de l'originel OCT à domaine temporel (time-domain, TD-OCT) aux différentes variantes telles que l'OCT à domaine spectral (spectral-domain, SD-OCT) par décomposition de Fourier, ou l'OCT à source balayée (sweep-source, SS-OCT) [53]. Cette modalité nécessite l'acquisition d'un balayage en profondeur pour chaque emplacement et offre donc une vitesse acquisition d'image très lente et une qualité d'image médiocre. La facilité d'utilisation et l'impact des images bruitées sur le diagnostic clinique ont limité l'adaptation de cette modalité.



(b)

(c)

Figure 2-4 Images OCT B Scan : (a) une rétine saine ; (b) rétine affectée par la DMLA

2.5.2 OCT Angiographie

L'OCT angiographie est une modalité rapide d'imagerie, basée sur l'injection de fluorescéine ou de vert d'indocyanine pour distinguer les composantes rétiniennes et ainsi garantir un diagnostic persistant. Elle résulte de l'amélioration de la tomographie par cohérence optique (OCT), permettant d'évaluer l'anatomie de la rétine. L'angiographie est principalement indiquée dans le cadre du diagnostic de la DMLA dans un stade exsudative ou stade humide[55]. Bien que les effets secondaires soient bénins dans la plupart des cas, l'examen d'angiographie est invasif et le risque d'allergie ainsi que certains effets indésirables sont néanmoins possibles et doit toujours être expliqué au patient. Bien que les angiographies puissent produire une image rétinienne détaillée, elles ne sont généralement pas privilégiées, en particulier pour le diagnostic précoce ou régulier, en raison de leur caractère invasif.

2.5.3 Rétino-photographie

La rétino-graphie est un appareil photographique qui permet de prendre des clichés de la rétine (" fond d'œil ") à travers la pupille [20]. La rétino-graphie utilise généralement un champ de vision de 30° ou 35°, afin d'obtenir une image conventionnelle du fond d'œil. Il s'agit d'une acquisition en 2D de la surface de la rétine, qui montre les composantes anatomiques telles que la tête du nerf optique, la macula et l'arbre vasculaire. La rétino-graphie est une modalité d'imagerie rétinienne sans contact et non invasive qui utilise la lumière infrarouge pour visualiser la rétine sans nécessiter de dilatation chimique des pupilles que pour capturer l'ensemble de la surface rétinienne [56]. Cette modalité est indispensable pour le diagnostic de différentes pathologies qui provoquent l'apparition d'anomalies de petite taille, telle que les drusens dans le stade précoce de la DMLA, les néovasculaire dans le stade humide de la DMLA.

Parmi les différentes modalités d'imagerie rétinienne, l'imagerie du fond d'œil est largement utilisée, notamment pour le diagnostic de la pathologie individuelle de la DMLA [57]. L'image du fond d'œil permet de détecter différents biomarqueurs correspondant à différentes maladies qui jouent un rôle important dans l'intervention clinique. Cela permet aux

médecins d'obtenir des données reproductibles et quantitatives pour suivre l'évolution de la maladie de la DMLA même pour les drusen dans le stade précoce. Par conséquent, l'imagerie du fond d'œil est efficace pour le dépistage et la détection précoce de la DMLA. Aussi, la rétinophotographie présente un avantage conséquent en termes de portabilité et de connectivité : Plusieurs objectifs mobile, permettant de capturer des images du fond d'œil, et assurent un champ de vision (FOV) compris entre 45° et 50°, comme l'ophtalmoscope panoptique Volk-N-View et Welch Allyn [58], [59]. Ces objectifs ont permis d'obtenir des images du fond d'œil contenant toutes les structures rétinienne telles que l'arbre des vaisseaux sanguins et la macula. Elle présente également des avantages considérables en termes de coût, en comparaison avec d'autres modalités d'imagerie rétinienne. Compte tenu de sa mobilité, de sa rentabilité, de la qualité des images et de la rapidité d'acquisition, l'imagerie rétinienne par rétinophotographie semble être la bonne modalité pour le dépistage de la DMLA, afin d'améliorer le service de soins oculaires.

2.6 Dépistage automatique de la DMLA

2.6.1 Intérêt du dépistage automatique de la DMLA

La thérapie tardif de la DMLA nécessite des coûts élevés et une prise en charge ophtalmique importante [4], [34, p. 17]. Cependant, s'il est diagnostiqué à un stade précoce, le risque de progression vers un stade avancé de la DMLA peut être ralenti de manière efficace par un traitement dédié à la DMLA. Par conséquent, un diagnostic précoce est primordial, afin de gérer adéquatement les interventions cliniques. Le dépistage de DMLA est basé sur un examen spécialisé qui consiste à la recherche des anomalies dans la structure de la macula et à l'identification de la présence de la maladie. De toute évidence, ces approches de diagnostic nécessitent des ophtalmologistes qualifiés pour acquérir les images rétinienne et diagnostiquer la DMLA.

Cependant, le manque d'ophtalmologistes, l'augmentation permanente des personnes âgées et leur mobilité limitée entraînent un retard dans le diagnostic de la DMLA. Pour cela, il s'avère donc indispensable de développer des méthodes automatiques permettant d'aider les médecins à dépister de la DMLA [15]–[17], [60]. Ces méthodes ont le potentiel d'assister les médecins dans la localisation des lésions et la compréhension du risque de la maladie pendant le traitement [15]–[17] ou en tant que dépistage[13] ou surveillance publique avec un programme de dépistage de masse [19]. Ces méthodes peuvent d'être utilisées par les ophtalmologues ou les professionnels de santé [61] [62] (comme les médecins non-

ophtalmologues, les pharmaciens, les optométristes, les opticiens, etc), ce qui permet de remédier au problème de la charge de travail excessive des ophtalmologistes et réduit la charge de morbidité [60].

2.6.2 Problématiques des méthodes automatiques de dépistage de la DMLA

Les méthodes du dépistage de la DMLA doivent garantir une performance élevée de détection tout en respectant la contrainte du temps en adéquation avec les contraintes d'utilisation clinique. Dans ce contexte, plusieurs approches ont été proposées dans la littérature, permettant le dépistage à partir d'images fond d'œil. Les lésions causées par la DMLA apparaissent principalement dans la région maculaire. De ce fait, le dépistage doit reposer sur la différence entre la macula et les lésions, en termes de caractéristiques anatomiques et morphologiques. Même si la macula correspond à la région la plus sombre de la rétine, son intensité augmente légèrement tout en s'éloignant de son centre. Cependant, le processus de capture de l'image et la circularité de la rétine engendrent une variation de l'intensité de la macula entre plusieurs images fond d'œil, ce qui peut conduire à des mauvaises localisations de la région maculaire. De même, les drusens disposent de plusieurs caractéristiques communes que d'autres lésions pathologiques. Une grande similarité en termes de teinte de couleur et d'intensité est distinguée entre le drusens et les exsudats durs causés par la RD ou bien la rétinopathie hypertensive.

De ce fait, détecter les drusens directement à partir de la totalité de l'image rétinienne est susceptible de causer des fausses détections. Cette baisse de performance pourra s'alourdir en fonction de l'évolution des images en termes de « champs visuel (Field Of View – FOV) ». Ce constat a été déduit à partir de plusieurs travaux de l'état de l'art. Les méthodes à base de machine d'apprentissage classique [15, 17] ou à base de machines d'apprentissage profond [15-19] ont proposé d'extraire des attributs directement à partir des images fond d'œil prétraités. Ces méthodes ont échoué à atteindre des performances élevées de détection. Même le recours à l'apprentissage ensembliste n'a pas permis de rehausser les taux de détection [16].

En outre, l'évolution permanente des appareils d'acquisition d'images fond d'œil en matière de FOV et de résolution engendre une augmentation similaire dans le temps d'exécution des méthodes automatiques de dépistage. En outre, les méthodes à base de machine d'apprentissage font recours à des traitements de complexité élevée, en vue de rehausser la modélisation des drusens, ce qui impacte directement la complexité des

traitements et ainsi les temps d'exécution. Les méthodes proposées dans [6] et [187] requièrent respectivement 109 et 87 secondes pour générer le résultat du dépistage. Ces valeurs sont inadéquates pour l'utilisation clinique. De plus, ce problème s'aggraverait de plus en plus avec l'évolution des technologies d'acquisition.

2.6.3 Dépistage de la DMLA Vs localisation de la macula

Due aux propriétés variées des lésions de la DMLA, il s'avère contraint de modéliser explicitement les structures anatomiques des lésions afin de les différencier par rapport aux autres structures rétinienne [12]. Dans le contexte des pathologies rétinienne, plusieurs méthodes automatiques de détection reposent sur la détection de la région d'intérêt « Region Of Interest (ROI) » comme étape principale pour la détection [9, 24].

Dans le cadre de la prédiction du Glaucome [9, 24], la localisation du DO au sein de l'image rétinienne est une étape clé dans l'identification de cette pathologie oculaire. Pour la RD proliférative, les méthodes [65, 66] ont sélectionné la région qui entoure les vaisseaux sanguins, vues que les lésions sont causées par des fuites vasculaires. Pour la détection de l'œdème maculaire diabétique (OMD), les méthodes [67]–[69] procèdent à extraire la macula comme région d'intérêt. En particulier, plusieurs travaux de détection de la DMLA ont procédé à la localisation de la région maculaire. Cette tâche permet de s'intéresser à l'extraction des caractéristiques de la macula par rapport au reste de la rétine, telle que sa circularité, son intensité et l'absence des vaisseaux. Une fois localisée, une analyse à granularité fine est effectuée dans la région localisée, en vue de détecter les drusens. Cette approche a permis d'atteindre des performances élevées, telle que décrite dans [8].

Le travail décrit dans [70] propose de répartir la rétine en une grille pour répartir la zone centrale en différentes zones, susceptibles de contenir des drusens. Cette grille représente un cercle de diamètre de taille spécifique, permettant de couvrir la région de propagation du drusens provoqués par les différents stades de la DMLA. Cette démarche a permis de rehausser la performance de dépistage par rapport au même traitement explorant la totalité de l'image du fond d'œil. D'ailleurs, plusieurs travaux se sont intéressés à la localisation de la macula où les contributions se sont focalisées sur la robustesse de la détection par rapport aux éventuelles atteintes des pathologies.

Par conséquent, la localisation de la macula est une partie très importante pour rehausser la performance de prédiction de la DMLA. En outre, l'exploration de la région maculaire permet de réduire le temps d'exécution du traitement, vu que la complexité de calcul des

traitements est étroitement liée à la taille des images d'entrée. Cet avantage sera plus en plus bénéfique avec l'augmentation de la taille des images rétiniennes. En se basant sur les contraintes du dépistage automatique discutées dans la section précédente, il s'avère judicieux de débiter le dépistage de la DMLA par la localisation de la macula.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'anatomie de l'œil et de la rétine ainsi que les anomalies causées par les pathologies oculaires les plus fréquentes, notamment la DMLA. Ensuite, nous avons décrit les méthodes de dépistage du DMLA, en mettant en avant l'apport de l'imagerie rétinienne pour le dépistage précoce de la pathologie. Nous avons par la suite présenté les principales modalités d'acquisition d'images de la rétine, utilisées notamment dans le cadre du diagnostic de la DMLA. Nous avons décrit l'apport de la rétinophotographie et l'image de fond d'œil, en termes simplicité d'acquisition, qualité de d'image, peu coûteux et capacité de modélisation de différentes pathologies notamment la DMLA avec les différents stades.

Par la suite, nous avons montré l'apport des méthodes automatiques dans le domaine clinique. Dans ce sens, nous faisons un état des lieux des méthodes automatiques de vision par ordinateur dédiée à la prédiction précoce de pathologie. Cette synthèse nous a permis de déduire la nécessité de localiser la région d'intérêt avant son exploration pour garantir un dépistage de la DMLA. Cette constatation nous a permis d'organiser nos travaux en deux contributions principales, comme décrites respectivement dans les deux chapitres suivants.

Chapitre 3: Localisation automatique de la macula dans les images rétiniennes

3.1 Introduction

La localisation de la macula de l'image rétinienne en tant que Région d'intérêt (ROI) est une étape clé dans l'identification de plusieurs pathologies maculaires, comme l'œdème maculaire, le trou maculaire et la (DMLA). L'exploration de la ROI au lieu de la totalité de la rétine permet [71] : (1) de améliorer la performance de la détection de la pathologie , et (2) de réduire la complexité temporelle du traitement surtout avec l'augmentation permanente de la taille de l'image du fond de l'œil. Dans ce contexte, l'objectif de ce chapitre est de proposer une méthode automatique pour la localisation de la macula.

Le premier challenge correspond à l'atteinte d'une performance élevée de localisation. En fait, la macula est généralement détectée comme la région circulaire, sombre et avasculaire dans la rétine. Cependant, plusieurs pathologies affectent ces caractéristiques morphologiques comme l'apparition des drusens et des exsudats, ou bien l'apparition de nouveaux vaisseaux dans la zone maculaire causées par la RD proliférative. De ce fait, ces modifications morphologiques engendrent une mauvaise localisation de la macula. De plus, l'acquisition d'images du fond d'œil entraîne souvent des problèmes de qualité tels que le faible contraste et les fuites de luminosité, qui impacte la performance de la localisation.

Le deuxième challenge correspond à générer la localisation dans un temps d'exécution réduit. En fait, plusieurs contraintes temporelles sont imposées par l'utilisation clinique, afin de favoriser une prise de décision clinique dans un délai réduit. Un temps réduit du système automatique est primordiale pour garantir son déploiement dans le contexte clinique et pour améliorer l'efficacité du travail du personnel médicale [75]. Ces contraintes sont de plus en plus accrues, où certaines utilisations imposent une exploration temps réel à partir d'une séquence d'images ou une vidéo [77] [78] [76]. Une exécution temps réel permettra une détection à partir d'un flux vidéo, ce qui rehausse la qualité des résultats retournés aux médecins, ainsi que plus de temps à consacrer pour l'exécution du protocole clinique [76]. Cependant, l'augmentation permanente de la taille de l'image rétinienne ainsi que les complexités non-linéaires des méthodes d'exploration engendrent des augmentations quadratiques du temps d'exécution.

Nous proposons dans ce chapitre une méthode automatique, permettant une performance élevée de localisation de la macula à travers un traitement temps réel. Une étude a été menée dans le but d'identifier les caractéristiques morphologiques utilisée pour la localisation de la macula, telle qu'indiquée dans la section 3.2. Notre nouvelle méthode repose sur l'exploration

des caractéristiques morphologiques de la macula, qui sont invariantes par rapport aux éventuelles pathologies. Les étapes de la méthode proposée sont détaillées dans la section 3.3. Par la suite, afin d'assurer une localisation automatique de la macula en un temps réel, nous présentons une stratégie d'accélération de la méthode proposée. Cette stratégie consiste à identifier le traitement complexe et plus coûteux en calcul dans la méthode proposée et à réduire son temps d'exécution par un ordonnancement parallèle telle que décrit dans la section 3.4.

3.2 Etat de l'art

3.2.1 Caractéristiques morphologiques de la macula

La macula est la zone sombre de forme circulaire située près du point focal de la rétine humaine. La Figure 3.1 montre la structure de la rétine avec toutes les parties principales. Les cellules ganglionnaires de la rétine se condensent de manière continue dans la macula, ce qui la fait apparaître comme la région la plus sombre par rapport aux autres composants de la rétine [79], [80]. La réduction de l'intensité dans une direction radiale jusqu'à ce qu'elle atteigne la fovéa forme une structure circulaire de la macula. La fovéa est le point le plus sombre, située au centre de la macula. La Fovéa se trouve à une distance de 2 à 3 fois le diamètre du DO sur l'axe rétinien qui raccorde la Fovéa et le centre du DO [81], [82]. De plus, l'absence de vaisseaux dans la zone centrale de la macula la fait apparaître comme une zone avasculaire [26], comme illustrée dans la Figure 3.1. En outre, les vaisseaux principaux, appelés arcs temporaires, commencent à diverger à partir du DO vers les régions supérieures et inférieures de la rétine. Les principaux vaisseaux, appelés l'arc temporal, disposent d'une forme approximativement semi-elliptique entourant la zone maculaire. Le centre de la macula est située au centre de la zone circulaire formée par les principaux vaisseaux rétinien [83].

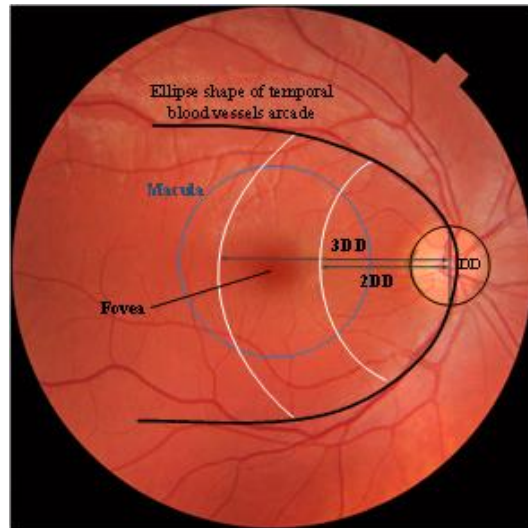


Figure 3-Image du fond d'œil montrant la structure de la rétine et illustrant de caractéristique utilisée pour la localisation de la Macula.

3.2.2 Méthodes automatiques pour la localisation de la macula

Ces caractéristiques morphologiques de la macula (circularité, intensité, absence de vaisseaux, position par rapport au centre de la rétine, distance par rapport au DO et position par rapport à la structure vasculaire) ont été explorées par les méthodes de localisation de la macula [84], [85]. Dans le travail proposé par AKRAM et al.[86], l'intensité est utilisée pour identifier les régions sombres à partir de la surface de la rétine. Ensuite, une classification basée sur l'algorithme de classification « Gaussian mixture model » (GMM) est appliquée afin de classer ces régions candidates comme maculaires ou non maculaires. De même, l'intensité est utilisée pour segmenter la macula et identifier la fovea dans les systèmes proposés par Geetharamani et al. [87] et Kumar et al. [88]. La caractéristique d'intensité est combinée avec la caractéristique de distance de la fovea à le DO dans les méthodes proposées par kamble et al [89], Singh et al. [90] et Rahim et al., [91]. Dans les travaux d'Aquino [79], la circularité et l'axe rétinien sont utilisés pour segmenter la fovea. Ensuite, la robustesse de la méthode est améliorée en utilisant la caractéristique d'avasculaire et la caractéristique de distance fovea-DO dans le cas de présence de plusieurs lésions dans la zone maculaire.

Dans le travail développé par MEDHI et DANDAPAT [92], les caractéristiques d'intensité et d'absence des vaisseaux sont utilisées, en premier lieu pour détecter puis éliminer le DO les lésions du fond de l'œil, puis pour localiser le centre de la macula. le travail de MUBBASHAR et AKRAM [93] a permis d'explorer l'axe rétinien, l'arbre vasculaire, la distance entre la fovea et le DO, et la circularité pour la détection de la macula. Alan D Fleming et al [94] procèdent à la détection des vaisseaux principaux, puis utilisation de la

forme elliptique pour trouver la zone entourée correspondant à la zone maculaire et détecter la fovéa. Li et Chutatape et al. [95], ont utilisé le « modèle actif de forme modifié » [96] pour la segmentation de vaisseaux. Par la suite, la position de la macula est obtenue en utilisant l'ajustement du modèle parabolique à la distance géométrique. Tobin et al. [97] ont proposé une méthode de localisation de la fovéa basée sur les caractéristiques morphologiques de la macula telles que la position par rapport à la structure vasculaire et la distance par rapport à l'OD. La méthode commence par la segmentation de la structure vasculaire en utilisant la méthode proposée dans [98]. Par la suite, un modèle parabolique est utilisé pour extraire la zone de macula englobée par les vaisseaux principaux. L'emplacement de la fovéa est finalement déduit en fonction de la distance par rapport au DO. Dans le travail [99], les auteurs ont proposé une méthode consistant à segmenter la structure vaisseaux sanguins de la rétine et les ajuster avec un modèle parabolique, dans l'objectif de localiser la fovéa dans l'image comme sommet de cette courbe parabole.

3.2.3 Impact des pathologies maculaires sur les caractéristiques morphologiques de la macula

La plupart des méthodes utilisent les caractéristiques de circularité et d'intensité, comme décrit dans le tableau 3.2. Malgré les bons résultats de performance et l'utilisation d'algorithmes peu complexes pour une implémentation temps réel, les performances de ces méthodes régressent en présence de la pathologie maculaire, notamment la DMLA. En fait, les formes atrophique ou sèche de la DMLA modifient la topographie de la macula en termes d'intensité et de forme avec l'apparition de drusen qui sont caractérisés par une forte intensité autour de la macula. La progression de la DMLA vers une forme exsudative ou néovasculaire entraîne une modification de l'anatomie de la macula avec l'apparition de gros drusens couvrant toute la macula et/ou l'apparition de nouveaux vaisseaux appelés néovascularisation au centre de la macula. Par conséquent, une modification de la distribution de l'intensité de la macula est accompagnée par l'intensité élevée des drusens. De plus, les drusens impliquent une modification de la forme circulaire de la macula. En outre, les nouveaux vaisseaux rétiniens anormaux dans la macula impliquent la modification du critère d'absence de vaisseaux. Cependant, en se basant sur l'anatomie de la rétine, les vaisseaux principaux et la position de la macula par rapport aux autres composants demeurent des critères invariants, par rapport à l'atteint des pathologies maculaires, en particulier la DMLA quel que soit le degré de sévérité [83], [100].

3.2.4 Pathologies maculaires prises en compte pour l'évaluation des méthodes

Les bases de données publiques MESSIDOR [101], DRIVE [102] et DIARETDB1 [103] sont les plus utilisées pour évaluer les méthodes de détection de la macula. Cependant, nous avons constaté qu'aucune image de la base DRIVE n'est affectée par une pathologie maculaire. La MESSIDOR et DIARETDB1 contiennent des images affectées par le RD avec le premier stade qui provoque des lésions près des vaisseaux en dehors de la macula. Par conséquent, malgré les résultats élevés obtenus, l'évaluation seulement sur ces trois bases ne peut pas garantir les mêmes performances dans l'utilisation des méthodes pour la localisation de la macula à partir des images affectées par la DMLA. En revanche, d'autres bases de données publiques, telles que STARE [104] et REFUGE [105], contiennent des images fond d'œil atteintes par la DMLA à différents stades. Certaines méthodes ont été évaluées en utilisant des images sélectionnées de la base de données STARE. Cependant, ces méthodes n'ont pas réussi à atteindre une performance de localisation optimale [92], [93], [99].

Table 3.1: Pathologies contenues dans la BD

Pathologie DB	DMLA	RVO	TM	DME	RD
E-OPHTHA	-	-	-	X	X
MESSIDOR	-	-	-	X	X
HEIMED	-	-	-	X	-
DIARETDB0	-	-	-	X	X
DIARETDB1	-	-	-	-	X
DRIVE	-	-	-	-	X
STARE	X	-	-	-	X
Refuge	X	-	-	-	-

Pour répondre aux limitations des méthodes présentées, nous proposons une nouvelle méthode robuste et efficace de localisation de macula à partir de l'image rétinienne en dépit de la présence de lésions. Dans ce cadre, notre travail vise à utiliser les caractéristiques qui ne sont pas affectées par les éventuelles modifications engendrée par la DMLA, à savoir la position de la macula par rapport à la structure des vaisseaux principaux et la position de la

fovéa par rapport au DO. Pour garantir des performances élevées répondant aux exigences de l'utilisation clinique, notre méthode sera évaluée à l'aide des bases de données contenant des pathologies maculaires, notamment la DMLA, tels que STARE et REFUGE.

Dans le cadre des méthodes basées sur la structure des vaisseaux principaux pour localiser la macula [99][97], la segmentation des vaisseaux est une étape importante. Par conséquent, ces méthodes utilisent une segmentation et une analyse avancées de la structure des vaisseaux sans mettre en avant les complexités de calcul. Par exemple, travail proposé dans [79], avait atteint une complexité de calcul en $O(n^3)$. Ceci implique un temps d'exécution élevé, de 11 s par exemple dans [79] pour des tailles d'images FO de 1500x1152 et 1440x960 pixels. Ce temps sera augmenté en fonction de la taille de l'image. Notre méthode vise à trouver un équilibre entre l'exploitation des algorithmes de segmentation et l'analyse de la structure de vaisseaux reproductibles et peu complexes pour une implémentation temps réel.

Table 3.2: Revue de la littérature sur la détection des fovéas

Auteurs	Caractéristiques morphologiques utilisées					Base de Données	précision
	Circularité	Intensité	Absence de vaisseaux	Position près de centre de la rétine	Distance par rapport de DO position par rapport à la structure vasculaire		
Akram et al.[86]		X			X	MESSIDOR (1200) HEIMED (169)	98.4% 95.2%
Geetharamani et al. [87]		X				HRF (45) DRIVE (35) DIARETDB0(130) DIARETDB1 (89) HEIMED (169) STARE (20) MESSIDOR(1200)	100% 100% 96.92% 97.75% 98.81% 90% 99.33%
Kumar et al. [88]		X				MESSIDOR(1200)	96%
Kamble et al [89]		X			X	MESSIDOR(1200) HEIMED (169)	99.66% 99.4%
Singh et al. [90]		X			X	NA	NA

Rahim et al., [91]		x			x		HRF (45) DIARETDB0(130) DIARETDB1 (89) MESSIDOR(1200) Local (600)	NA
Aquino et al. [79]	x		x	x			MESSIDOR (1136) DIARETDB1 (89)	98.24% 94.38%
Medhi et Dandapat [92]		x					DRIVE(37) DIARETDB1 (89)	100% 95.51
Medhi and Dandapat [106]		x					DRIVE(36) DIARETDB0(127) DIARETDB1(86) LOCAL(65) HRF(45) MESSIDOR(400)	100% 96.85% 97.67% 98.46% 100% 96.25%
Deka et al.[107]						x	DRIVE (36) MESSIDOR(800) DIARETDB1 (89) STARE (50) HRF (45)	100% 97.75% 95.5% 96% 100%
Alan D Fleming et al [94]					x	x	Local(1056) STARE (79)	96.5% 89.2%
Li et Chutatape et al. [95]					x	x	Local(35)	100%
Kao et al.[99]					x	x	DIARETDB0(130) DIARETDB1(89) MESSIDOR(1200)	93.1% 92.1% 97.8%
Tobin et al. [97]					x	x	Local (345)	92.5%
Chin et al [108]					x	x	MESSIDOR	80%
Zheng et al. [109]		x	x				DRIVE HEI-MED DIARETDB1	100% 98.8% 93.3
Rajaput and Reshmi [110]					x		Local (KMC) MESSIDOR	91.38% 91.75%

3.3 Méthode proposée pour la localisation de la macula

Cette section présente une description de la méthode proposée pour localiser la macula dans une image de fond d'œil. L'objectif est de garantir une robustesse de la localisation en dépit des éventuelles pathologies qui peuvent affecter la rétine. L'idée principale est de localiser la macula en reposant sur sa position dans la région centrale de la forme elliptique correspondant aux vaisseaux principaux. Cette caractéristique anatomique est choisie vue qu'elle demeure invariante par rapport aux pathologies réiniennes.

Pour cela, la première étape consiste à prétraiter l'image du fond de l'œil pour extraire la composante verte qui représente les formes rétinienne caractérisées par un contraste élevé, comme le vaisseau sanguin. Dans la deuxième étape, notre méthode procède à segmenter la structure des vaisseaux principaux. La troisième étape correspond à la localisation de la macula dans les images du fond d'œil en tant que zone entourée par la structure elliptique des vaisseaux principaux. Par ailleurs, les traitements doivent être caractérisés par des complexités réduites dans l'objectif de garantir des temps d'exécution adéquats pour l'utilisation clinique. Les blocs de traitement de notre méthode sont illustrés dans l'organigramme de la Figure 3.2 et décrits respectivement dans les sections suivantes.

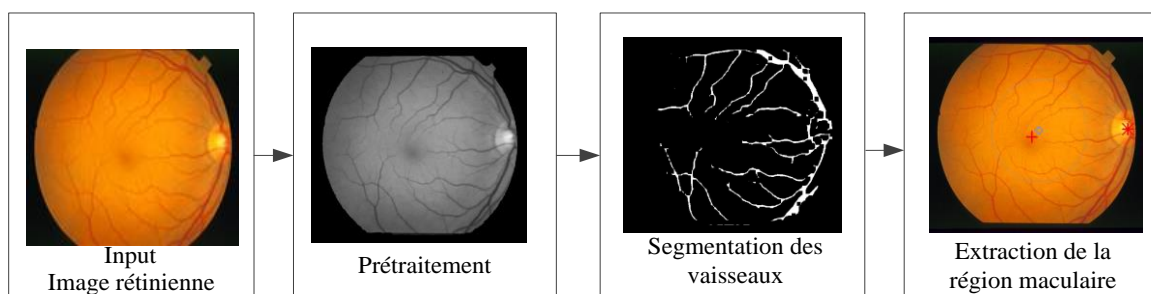


Figure 3-2 Organigramme de la méthode proposée pour la localisation de la macula

3.3.1 Prétraitement

Une image du fond d'œil en couleur correspond à une forme circulaire entourée par un fond sombre. Vu que l'intensité du fond est proche de celle des vaisseaux sanguins et de la macula, la localisation peut engendrer des mauvais résultats. Le premier bloc de traitement correspond à un seuillage de la composante rouge, dans l'objectif de distinguer les pixels de la rétine du reste de l'image rétinienne, comme procédé dans [24]. Par la suite, un lissage est appliqué pour détecter la structure circulaire de la rétine, en exécutant l'opération morphologique d'ouverture suivie d'une opération d'érosion sur l'image binaire avec un noyau carré de 3×3 , comme procédé dans [24]. A la fin de cette étape, nous avons extrait l'image binaire « image_mask » dans laquelle les pixels de l'arrière-plan demeurent noirs, contrairement à ceux correspondant à la rétine, comme illustrée dans le Figure 3.3.

Pour un meilleur contraste des structures rétinienne et des zones de forte luminosité, la deuxième étape de ce bloc consiste à l'extraction de la composante verte de l'image, offrant un meilleur contraste entre les vaisseaux et le fond comparée aux par les composantes rouge et bleu [10], [111]–[113]. Ensuite, en multipliant l'image de la composante verte originale par

l'image binaire créée, on obtient une image garantissant une modélisation explicite des vaisseaux, qui peut être utilisée pour la localisation de la macula.

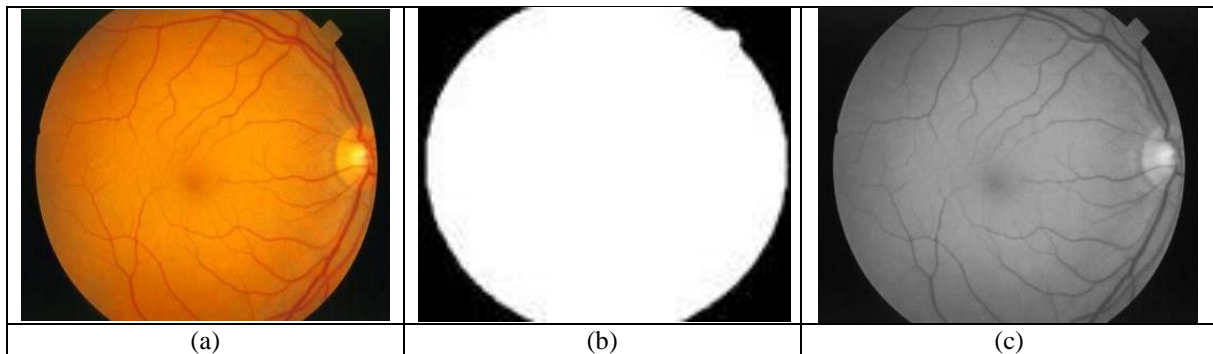


Figure 3-3 (a) original image ; (b) image du masque ; (c) la composante verte de l'image en appliquant le masque

3.3.2 Segmentation de vaisseaux principaux par calcul des valeurs propres

Le deuxième bloc de notre méthode consiste à segmenter les principaux vaisseaux rétiniens, afin définir les limites de l'emplacement de la macula dans l'image rétinienne. Idéalement, une bonne méthode de segmentation des vaisseaux doit minimiser la détection de structures non vasculaires et robuste vis-à-vis l'influence du bruit. En outre, la complexité réduite de la méthode de segmentation des vaisseaux rétiniens est un challenge important pour le diagnostic ophtalmologique. Dans le cadre de l'obtention de performances élevées, plusieurs méthodes automatiques de segmentation des vaisseaux rétiniens ont été proposées dans la littérature. Ces méthodes peuvent être fondées sur le traitement d'image tel que le seuillage [114], le filtrage [115], et l'algorithme de suivi des vaisseaux [116], sur l'apprentissage automatique [117], [118] ou sur des architectures de réseaux neuronaux à convolution (CNN) [119]–[121]. Cependant, en dépit de leurs meilleures performances de segmentation, ces méthodes de segmentation souffrent d'un temps d'exécution élevé, ne tenant pas compte du critère de complexité de calcul. En outre, seul le vaisseau rétinien principal est considéré comme un biomarqueur principal de la localisation de la macula dans notre méthode proposée. De plus, ces méthodes proposent de segmenter la totalité de l'arbre vasculaire, ce qui rend leur complexité élevée qui est proportionnelle à la taille de l'arbre des vaisseaux segmentés.

Dans ce contexte, certains travaux ont visé la détection d'objets tubulaire, où nous distinguons particulièrement une approche appelée "Eigen value computing" (calcul des valeurs propres) qui a fourni de meilleures performances pour la détection de formes linéaire [122]–[126][127], [128]. Dans ce travail, nous proposons de déployer "Eigen value

computing" afin d'assurer une segmentation précise du vaisseau rétinien principal, en un temps de calcul réduit.

Le calcul des valeurs propres nécessite deux étapes principales. La première, intitulée "modélisation de la direction des formes", vise à modéliser les formes dans les directions horizontale, verticale et diagonale. Pour ce faire, une approche a été proposée qui consiste à appliquer le filtre gaussien suivi par une dérivée de second ordre [24], comme représenté par les deux rectangles de la première étape de la Figure 3.4. Dans cette approche, le noyau gaussien a été appliqué à l'image d'entrée comme indiqué dans l'équation 1, afin de réduire le bruit et d'inclure l'aspect flou par rapport à la déviation gaussienne [129].

$$I_{\text{gauss}}(i, j) = I(i, j) \otimes G(i, j, \sigma) \quad (1)$$

Où I et I_{gauss} sont respectivement les images d'entrée et les images convoluées, \otimes représente l'opération de convolution, $G(i, j, \sigma)$ est le noyau gaussien 2D et σ est la déviation gaussienne.

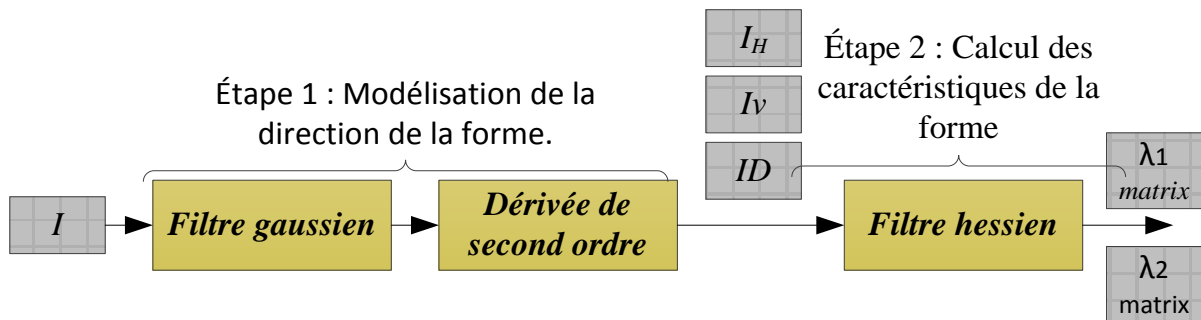


Figure 3-4 Organigramme du calcul des valeurs propres

Ensuite, la dérivation de second ordre est appliquée à l'image I_{gauss} sur trois directions afin d'obtenir une représentation efficace des bords et de mettre en évidence les régions présentant un changement d'intensité rapide [6]. Plusieurs méthodes de dérivation du second ordre ont été proposées pour appliquer le filtre de gradient à l'image I_{gauss} , comme indiqué dans les équations Eq. 2, Eq. 3 et Eq. 4 [130].

$$I_H(n1, n2) \approx I_{\text{gauss}}(n1, n2) \cdot G_{\text{ver}}(n1, n2) \cdot G_{\text{ver}}(n1, n2) \quad (2)$$

$$I_V(n1, n2) \approx I_{\text{gauss}}(n1, n2) \cdot G_{\text{ver}}(n1, n2) \cdot G_{\text{hor}}(n1, n2) \quad (3)$$

$$I_D(n1, n2) \approx I_{\text{gauss}}(n1, n2) \cdot G_{\text{hor}}(n1, n2) \cdot G_{\text{hor}}(n1, n2) \quad (4)$$

où G_{ver} et G_{hor} sont les matrices du filtre de gradient, $(n1, n2)$ est l'indice de pixel dans l'image et les images I_H , I_V et I_D sont les résultats de la dérivée de second ordre respectivement dans les directions horizontale, verticale et diagonale, qui sont illustrées comme des carrés gris après la première étape dans la Figure 3.4.

La deuxième étape, intitulée "calcul des caractéristiques de forme", vise à calculer les caractéristiques de forme linéaire par un traitement hessien. Pour cet objectif, une matrice hessienne H est fournie pour chaque pixel, comme indiqué dans Eq.5. [118], [129], [131]–[133].

$$H(i, j) = \begin{bmatrix} I_H(i, j) & I_D(i, j) \\ I_D(i, j) & I_V(i, j) \end{bmatrix} \quad (5)$$

où $i \in [0, N - 1], j \in [0, M - 1]$, I_H , I_V et I_D sont les images fournies par la modélisation des formes dans les directions horizontale, verticale et diagonale, comme décrit dans Eq. 2, Eq. 3 et Eq. 4.

Les valeurs propres sont obtenues en résolvant l'équation caractéristique $|H - \lambda * A| = 0$ par rapport à λ , où A est la matrice identité (2x2). La matrice hessienne (2x2) est symétrique et possède donc deux valeurs propres, λ_1 et λ_2 , où $|\lambda_1| < |\lambda_2|$. En effet, $\lambda_1(i, j)$ et $\lambda_2(i, j)$ sont calculées en termes de pixels dans les images I_H , I_V et I_D ayant les mêmes indices (i, j), qui sont illustrés respectivement dans Eq 6 et Eq 7.

$$\lambda_1(i, j) = \frac{1}{2} (I_V(i, j) + I_H(i, j) - \sqrt{2 * I_H(i, j) \times I_V(i, j) + I_H(i, j)^2 + I_V(i, j)^2 + 4 \times I_D(i, j)^2}) \quad (6)$$

$$\lambda_2(i, j) = \frac{1}{2} (I_V(i, j) + I_H(i, j) + \sqrt{2 * I_H(i, j) \times I_V(i, j) + I_H(i, j)^2 + I_V(i, j)^2 + 4 \times I_D(i, j)^2}) \quad (7)$$

Les deux valeurs propres sont calculées par rapport à chaque pixel de l'image d'entrée I, comme indiqué par les deux boucles imbriquées de l'algorithme 1, où (N×M) est la taille de l'image d'entrée.

Algorithme 1 : calcul des caractéristiques de forme

```

1: Begin
2: For i:1 To N do
3:   For j: 1 To M do
4:     Compute  $\lambda_1(i, j)$  // as indicated in (6)
5:     Compute  $\lambda_2(i, j)$  // as indicated in (7)
6:   End for
7: End for
8: End

```

Par la suite, la méthode utilise les valeurs propres afin d'identifier les pixels appartenant aux vaisseaux, comme procédé dans [24]. La valeur propre λ_1 a été considérée comme une caractéristique décrivant la structure des lésions proches des vaisseaux sanguins. Ainsi, le

traitement v , indiqué dans Eq. 8, a été appliqué à tous les pixels, de manière à supprimer les structures non vasculaires.

$$v = \{K - \lambda_1 \text{ if } \lambda_1 < K; 0 \text{ otherwise} \quad (8)$$

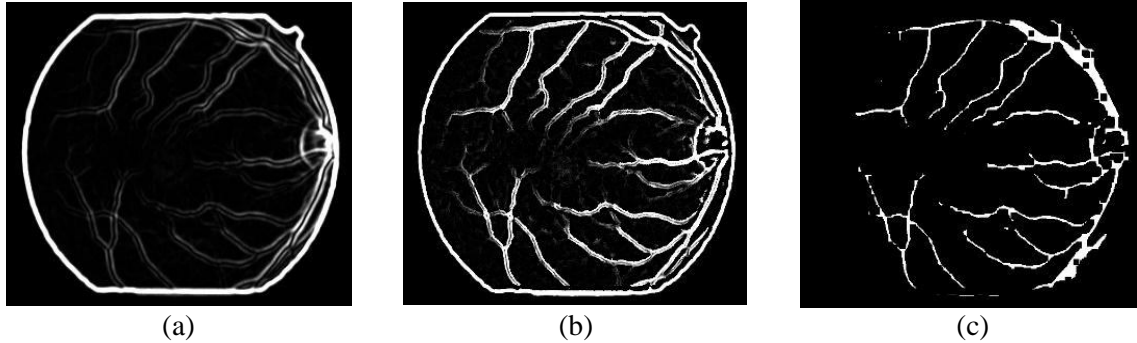


Figure 3-5 (a) Résultat d'extraction du vaisseau V ; (b) Résultat d'extraction du vaisseau T ; (c) Résultat après les opérations morphologiques

Où K est l'image de contour, construite en calculant la différence entre la valeur absolue de l'image résultat du filtre gradient et celle résultat du filtre Laplace. En revanche, un pixel appartenant aux structures linéaires est caractérisé d'une grande valeur propre λ_2 . Par conséquent, une version pondérée du traitement v est appliquée, en utilisant λ_2 comme paramètre de poids, comme indiqué dans le paramètre T de l'équation (9), pour extraire les vaisseaux principaux, comme illustrée dans la Figure 3.5. Sur les images pathologiques, des zones ressemblant à des vaisseaux, des dépôts vasculaires et des micros aneurismes peuvent encore être présents. Pour cela, une opération morphologique d'érosion suivie d'une opération de fermeture, sont appliquées pour réduire leur influence, comme illustrée dans Figure 3.5.

$$T = \{v \times \lambda_2 \text{ if } \lambda_2 > 0; 0 \text{ otherwise} \quad (9)$$

3.3.3 Localisation de la macula

L'objectif de cette étape est de localiser la macula en se basant sur les vaisseaux principaux. En fait, les vaisseaux principaux, divergent du DO couvrant toute la rétine et modélisée géométriquement comme une semi-ellipse. La macula est la zone avasculaire située au centre de cet ellipse [99], [134]. Sur la base de cette hypothèse, notre idée est d'adapter les principaux vaisseaux sanguins segmentés dans l'étape précédente et de les ajuster à une forme circulaire afin d'extraire la zone entourée comme région maculaire.

Pour ce faire, une méthode de détection des cercles par transformée de Hough, est appliquée sur l'image des vaisseaux segmentées. La transformée de Hough est la méthode la plus robuste utilisée pour détecter des cercles ou des ellipses paramétriques dans une image binaire [135]–[137]. Elle est applicable à toute fonction de la forme $f((x,y), c) = 0$, où (x,y)

est le coordonnée de pixel de l'image et c un vecteur de coefficients, ce qui la rend adéquate à l'équation du cercle décrite par :

$$(x - a)^2 + (y - b)^2 = r^2 \quad (10)$$

Pour détecter un cercle, nous devons rechercher des triplets de paramètres (a, b, r), où (a, b) indique le centre du cercle et r indique le rayon. En fait, le rayon permet de détecter l'ellipse formé par les vaisseaux principale, généralement dans une plage 2~3 fois la distance anatomique du centre de macula au centre du DO [81], [82]. Nous limitons ainsi la recherche à un cercle ayant un rayon égal à 2 DD et 3 fois DD. La taille de DD est attribuée automatiquement à partir du diamètre de la FOV, calculé à l'aide de la relation indiquée dans Eq. 11, dont n, le diamètre de la FOV, peut être déterminée à partir du masque de l'image [25], [138].

$$DD \cong \frac{1}{7} n \quad (11)$$

Le point correspondant au centre du cercle détecté est identifié comme étant le centre de la macula.

3.3.4 Expérimentation

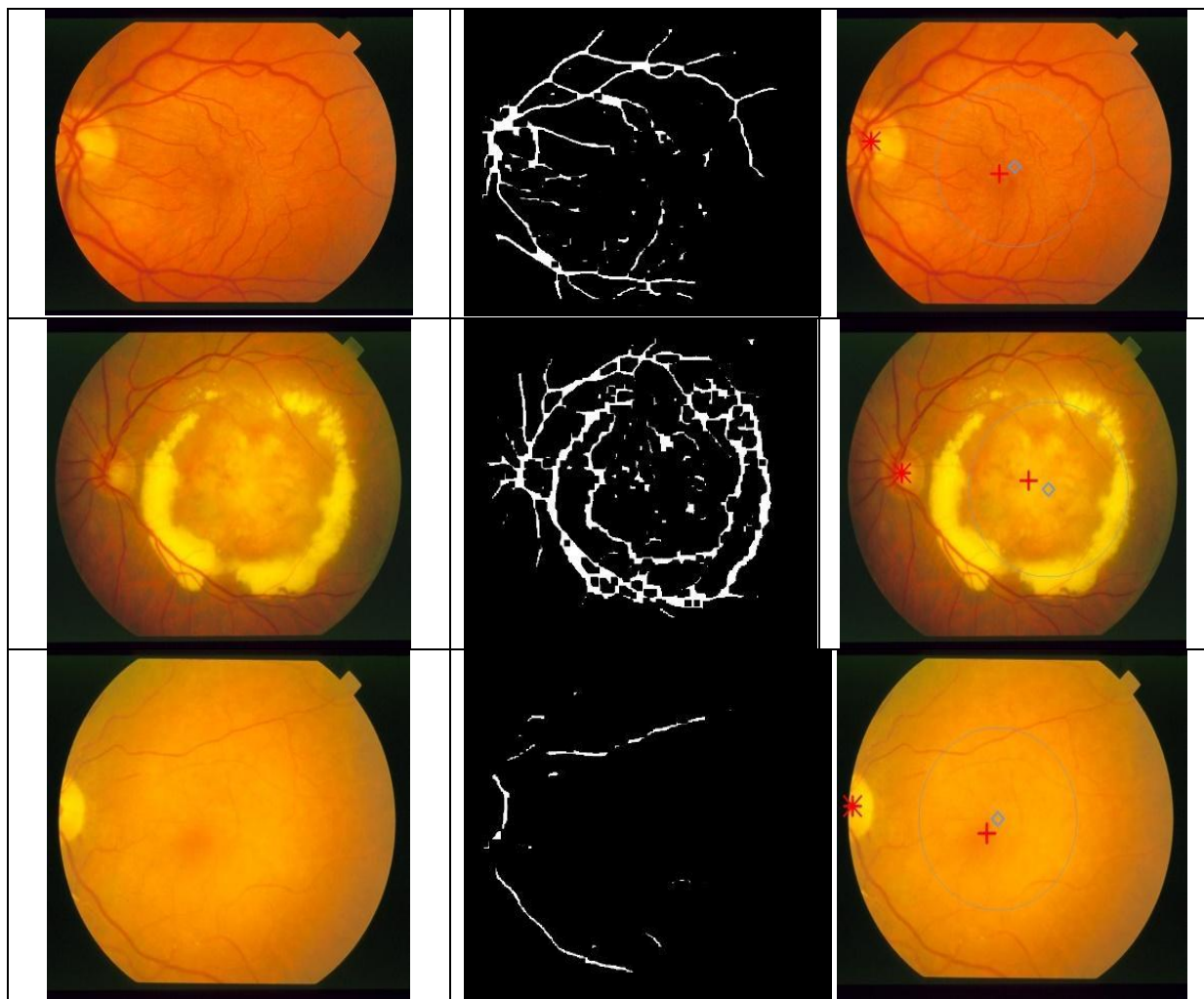
Pour évaluer la méthode que nous proposons, nous utilisons les deux bases de données STARE et REFUGE, qui sont présentées en détail dans le tableau 3.3. Dans la base de données STARE [104], 81 images avec une résolution de 605×700 pixels sont sélectionnées. La base de données contient 37 images de fond d'œil affectées par la DMLA appartenant à différents stades de la DMLA, 27 images correspondant à des rétines saines et 17 images avec d'autre pathologies, telle que RD. Dans la deuxième base de données, "REFUGE dataset" [105], 347 images de fond d'œil avec une résolution de 1440 × 1440 pixels sont utilisée. Parmi plusieurs pathologies oculaires, la base de données REFUGE est composée de fonds d'œil contenant des drusen, des exsudations, des hémorragies, etc. et des images de rétines saines.

Table 3.3:Description de la base de données et les Pathologies présentes

	Résolution	Nombre d'images	Saine	DMLA	RD
STARE dataset	700x605	81	x	x	x
REFUGE dataset	1440x1440	347	x	x	x

L'emplacement de la fovéa a été marqué manuellement avec l'aide d'ophtalmologistes. Une distance de $\frac{1}{3} \times DD$ pixels est considérée comme une évaluation correcte. Une méthode d'évaluation similaire a été adoptée par [79], [92], [107], [141]. L'annotation de la fovéa est indiquée par la marque '+' en rouge et la détection automatique est marquée par le signe bleu, tel qu'illustré dans Figure 3.6 et Figure 3.7.

La précision de la méthode proposée est présentée dans le tableau 3.4. L'algorithme a détecté la fovéa dans 78 images sur 81 avec une précision de 96,29% pour la base de données STARE. Dans la base de données REFUGE, la fovéa est détectée dans 347 images de fond d'œil, atteignant une performance de 98.8%. La robustesse de la nouvelle technique est garantie par l'évaluation de la méthode à l'aide des images affectées par la DMLA. La méthode a atteint un taux de réussite relativement élevé avec tous les paramètres de l'algorithme maintenus à des valeurs dynamiques en fonction de la résolution de l'image. Il n'est donc pas nécessaire d'adapter les paramètres de l'algorithme aux différentes bases de données.



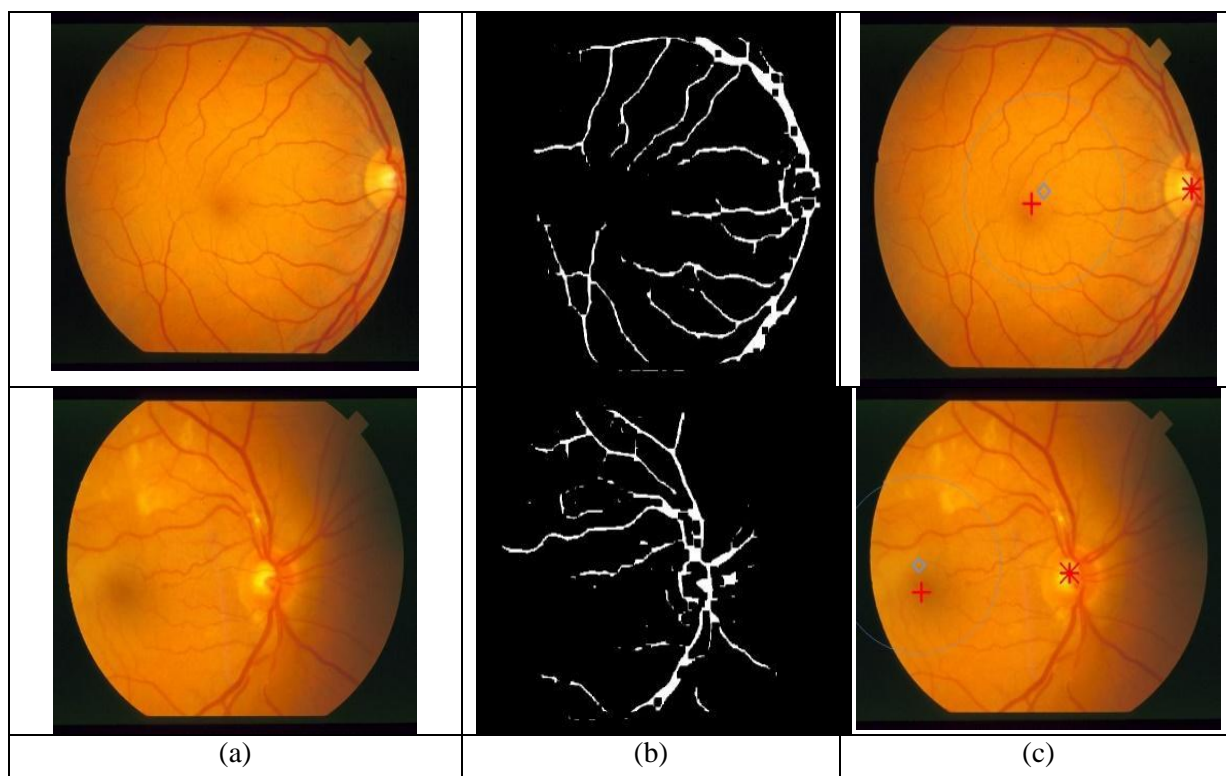


Figure 3-6 (a) original image de la base de données Stare, (b) Résultat de segmentation de vaisseaux, (c) vrai positif résultat de localisation de macula en se basant sur la transformation de hough.

Table 3.4: Performance de la méthode proposée.

Database	Précision de la Localisation
Stare	96,29%.
Refuge	98.8%

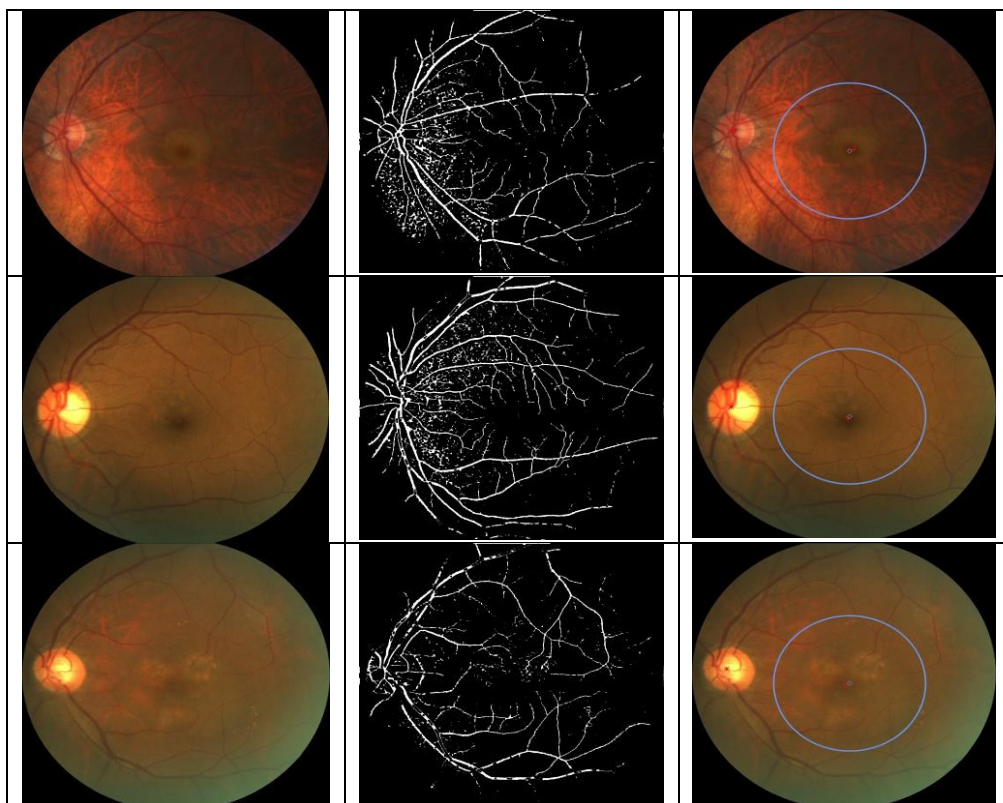
Le résultat de la méthode présentée est comparé à ceux des travaux récents. En effet, à notre connaissance, nous sommes les premiers à avoir évalué la méthode proposée sur la base de données REFUGE. Le tableau 3.5 met en évidence les performances de notre méthode par rapport aux méthodes de l'état de l'art utilisant l'ensemble de données STARE, les meilleurs résultats étant indiqués en gras. Il est important de noter que notre méthode a été évaluée sur un jeu de données contenant des images saines, des images affectées par la DMLA et d'autres pathologies maculaires. Cependant, les méthodes existantes procèdent à sélectionne des images saines ou atteintes de stades précoces, ce qui expliquent leurs performances élevées. En utilisant les mêmes images de l'ensemble de données STARE, nous avons obtenu la plus haute précision de localisation de la macula de 96%.

Table 3.5: Comparaison des performances de la méthodologie proposée pour la détection de la macula sur la base de données Stare.

méthodes	Nombre des images	Précision de la Localisation
GeethaRamani et al [87]	20	90 %

MUBBASHAR et AKRAM [93]	20	99.1 %
LU et LIM et al [143]	44	95.45 %
Sagar et al [144]	20	96 %
Singh et al [142]	81	33.3%
Sekhar et al [145]	10	100%
Méthode proposée	81	96,29 %

La détection de la macula demeure performante dans les cas des images caractérisées par un fort contraste. Cependant, plusieurs images dans les bases de données ont des problèmes d'illumination, comme illustré dans la Figure 3.8. On constate qu'il existe des similitudes entre les images de faible contraste et celles conduisant à des mauvaises localisations de la macula. Dans un premier cas, une partie de la structure vasculaire est couverte par la présence des autres lésions dues à la rétinopathie diabétique. Dans un deuxième cas d'images, une mise au point incorrecte de l'image du fond de l'œil a entraîné une basse intensité et ainsi submergée la macula par un fond noir. Le recours à une simple technique de rehaussement de contraste peut améliorer l'intensité des vaisseaux et permet de rendre la méthode plus robuste en présence des autres signes d'anomalie dans le fond d'œil.



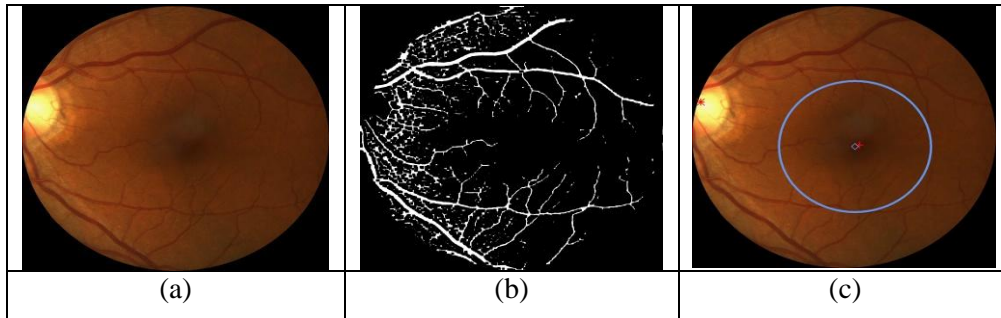


Figure 3-7 (a) original image de la base de données Refuge, (b) Résultat de segmentation de vaisseaux, (c) vrai positif résultat de localisation de macula en se basant sur la transformation de hough.

Notre méthode atteint des résultats performants dans la phase de localisation de la macula, en particulier, à partir des images pathologiques affectée par la DMLA, ce qui nous permet de l'exploiter dans le cadre du dépistage précoce de la DMLA. Dans cette méthode, nous avons exploré la précision et la robustesse de l'approche de calcul des valeurs propres pour la segmentation des vaisseaux. Cependant, les méthodes basées sur les valeurs propres sont toujours caractérisées par une charge de traitement élevée [122], [131], [146]. Pour cela, dans la section suivante, nous proposons une approche d'accélération de la méthode de localisation proposée pour répondre à la problématique de temps d'exécution.

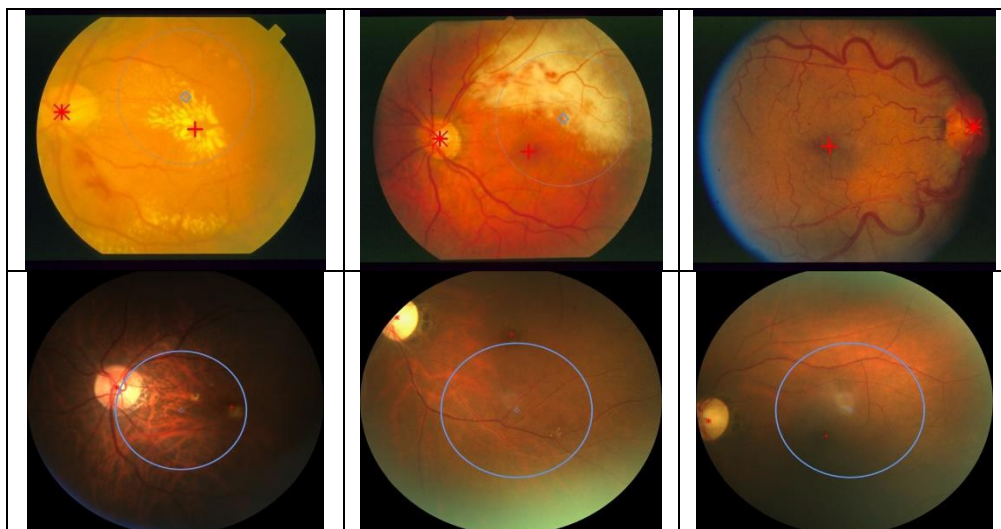


Figure 3-8 Fausse détection de la fovéa ; (a) Stare data base ; (b) Refuge data base

3.4 Accélération de la méthode de localisation de la macula

3.4.1 Analyse de la complexité

L'objectif de ce travail est de proposer une méthode efficace en termes de calcul pour la localisation de la macula. Pour cela, les complexités de calcul sont déterminées pour chaque bloc de traitement et pour chaque étape, en fonction de la résolution de l'image de la macula d'entrée $n \times n$.

Table 3.6: Complexité des étapes de localisation de la macula.

		Complexité en termes de nombre approximatif d'opérations
Preprocessing		$O(p*q)$
Segmentation de vaisseaux	Détection de contour	$O(p*q)$
	Calcul des valeurs propres	$O(n^2)$
Localisation de la macula		$O(1)$

La complexité de calcul en termes de nombre approximatif d'opérations est indiquée dans le tableau 3.6. En fait, les opérations fondamentales, érosion et dilatation, du traitement morphologique des images prédéfinies pour l'étape de prétraitement ont déjà été implémentées sur une architecture GPU, où une complexité $O(p*q)$ est définie, pour $p * q$ taille des éléments structurants rectangulaires [147]–[149]. Ainsi que le traitement de localisation de macula à travers la transformation de hough est réduite à $O(1)$, permettant une accélération de 45,7x [150]–[152].

Le calcul des valeurs propres est toujours caractérisé par une charge de traitement élevé, en raison du calcul requis pour chaque pixel et au nombre total des pixels [153] [154]. En fait, L'algorithme du calcul des valeurs propres nécessite deux étapes principales, qui sont respectivement la modélisation des formes dans les directions horizontale, verticale et diagonale, et la génération des matrices $\lambda 1$ et $\lambda 2$ par le traitement hessien. Ces deux étapes sont exécutées séquentiellement pour chaque pixel et nécessitent un traitement intensif en termes de calcul, dont la complexité est évalué à $O(123 n^2)$. De plus, le calcul hessien, implique un chevauchement pour l'accès aux données et nécessite une large bande passante, et conduisant à des lectures de données qui se chevauchent, ce qui implique un conflit d'accès aux données, d'où des accès sérialisés.

Le traitement de calcul des valeurs propres est évalué sur des images dont la résolution maximale est de $605 * 700$ pixels. Cependant, les appareils ophtalmologiques actuels fournissent des images du fond d'œil avec une résolution beaucoup plus élevée, où la résolution est de 4 à 7,4 fois supérieure. Si on considère la complexité totale du calcul en termes de nombre approximatif d'opérations, une telle augmentation de la résolution de l'image du fond de l'œil implique une augmentation similaire du temps d'exécution de traitement de calcul de valeurs propres et, ainsi, le temps d'exécution de traitement de localisation de la macula. Par conséquent, la performance de calcul est un facteur limitant lors de l'utilisation de la méthode proposée.

Pour remédier à ce problème, certains travaux ont indiqué que le calcul des valeurs propres est adéquat pour un ordonnancement SIMD (Single-Instruction-Multiple-Data) et ont proposé des stratégies parallèles pour améliorer la complexité de calcul [155][133]. Ces travaux ont confirmé qu'une mise en œuvre parallèle sur GPU améliore considérablement les temps d'exécution des méthodes basées sur les valeurs propres. De plus, la gestion des données dans la hiérarchie de la mémoire est nécessaire pour réduire les performances de calcul. Cependant, ces travaux procèdent toujours à une modification du traitement des valeurs propres [133], [156], [157]. De plus, des implémentations parallèles sont proposées pour l'ensemble des méthodes, où l'ordonnancement parallèle dépend du traitement en amont et en aval des valeurs propres [132], [155], [157]. Les travaux de parallélisme sont donc dédiés à des méthodes qui ont étendu l'algorithme des valeurs propres pour des fins spécifiques [158][159][160]. Ainsi, les stratégies de parallélisme, y compris le partitionnement des données, sont étroitement liées à la méthode et à la taille des données utilisées [153][160].

3.4.2 Stratégie de parallélisme pour le calcul des valeurs propres

L'objectif de cette étape est de proposer une nouvelle stratégie de parallélisme pour calculer les valeurs propres sur une architecture GPU. Comme indiqué dans la sous-section 3.3.2, le calcul des valeurs propres consiste à appliquer successivement le filtre gaussien et la dérivée de second ordre. En fait, la bibliothèque OpenCV propose des fonctions prédéfinies qui correspondent à l'implémentation parallèle du filtre gaussien et de la dérivée de second ordre sur l'architecture CPU ou GPU [126], [161], [162]. Par conséquent, notre attention se porte sur la proposition d'une stratégie parallèle pour implémenter efficacement le traitement du Hessien sur l'architecture GPU. Dans ce but, nous décrivons les principes de parallélisation de notre stratégie qui optimise et partitionne efficacement le traitement afin d'augmenter le niveau de parallélisme, et gère l'accès aux données et dans la mémoire partagée pour diminuer le temps d'accès.

3.4.2.1 Optimisation du calcul des valeurs propres λ_1 et λ_2

Les deux mesures $\lambda_1(i,j)$ et $\lambda_2(i,j)$ nécessitent la lecture de pixels ayant les mêmes index (i,j) dans les images I_H , I_V et I_D , où les pixels sont respectivement modélisés par des cellules rouges sur la Figure 3.9(a). De plus, les mêmes données sont utilisées plusieurs fois pour calculer les deux valeurs propres, comme indiqué respectivement dans l'équation 6 et l'équation 7. Ces accès aux données impliquent une utilisation importante de la mémoire, ce

qui empêche la lecture parallèle des données. Par conséquent, l'ordonnancement de $\lambda 1(i,j)$ et $\lambda 2(i,j)$ dans deux threads séparés conduit à une latence plus élevée en raison de l'augmentation du temps de communication.

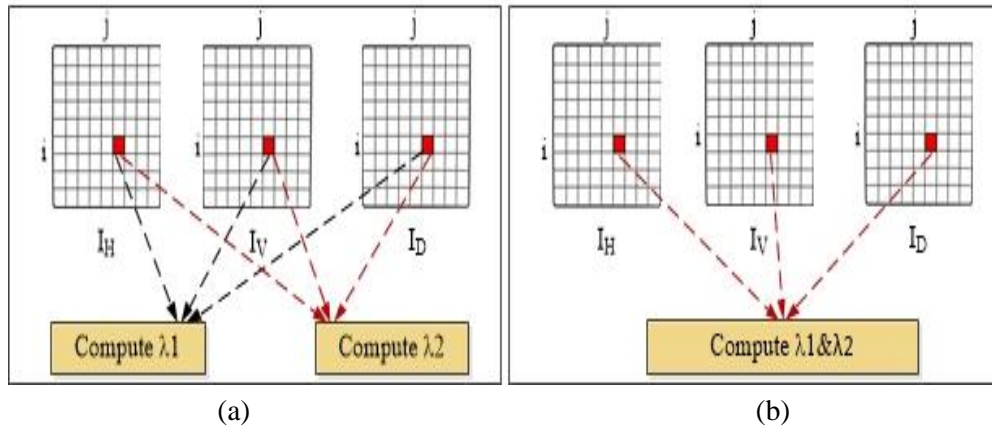


Figure 3-9 Calcul de $\lambda 1$ et $\lambda 2$: (a) dans des threads différents ; (b) dans le même thread.

De ce fait, nous procédons au calcul de $\lambda 1(i,j)$ et $\lambda 2(i,j)$ dans le même thread afin de réduire la lecture des pixels $I_H(i,j)$, $I_V(i,j)$ et $I_D(i,j)$, comme le montre la Figure 3.9 (b). Par conséquent, l'accès simultané aux données est évité, ce qui réduit le temps de communication. En outre, nous distinguons que les valeurs propres $\lambda 1$ et $\lambda 2$ nécessitent un sous-traitement commun qui peut être effectué dans un paramètre intermédiaire $p(i,j)$, comme le montre l'Eq. 11, présentant un traitement important et un accès aux données requis pour chaque valeur propre.

$$p(i,j) = \sqrt{2 \times I_H(i,j) \times I_V(i,j) + I_H(i,j)^2 + I_V(i,j)^2 + 4 \times I_D(i,j)^2} \quad (11)$$

Comme les deux valeurs propres sont traitées dans le même thread, nous calculons le paramètre $p(i,j)$ une fois, et l'utilisons ensuite pour fournir $\lambda 1(i,j)$ et $\lambda 2(i,j)$, comme indiqué à l'intérieur des boucles imbriquées de l'algorithme 2. Cette optimisation permet de réduire le temps de calcul de $(26 \times M \times N)$ à $(16 \times M \times N)$, où $(M \times N)$ est la taille de l'image d'entrée.

Algorithm 2 : Optimized Hessian processing

```
1: Begin
2: For i:1 To N do
3:   For j: 1 To M do
4:     Compute  $p(i, j)$  // as indicated in (16)
5:      $\lambda 1(i, j) \leftarrow \frac{1}{2} \times (I_V(i, j) + I_H(i, j) - p(i, j))$ 
6:      $\lambda 2(i, j) \leftarrow \frac{1}{2} \times (I_V(i, j) + I_H(i, j) + p(i, j))$ 
7:   End for
8: End for
9: End
```

3.4.2.2 Proposition d'ordonnement du traitement hessien sur l'architecture GPU

Nous constatons que chaque architecture récente de GPU possède une hiérarchie de mémoire où une gestion efficace de la mémoire est une question clé pour utiliser de manière adéquate la puissance de calcul du GPU. La mémoire globale est la mémoire principale des GPU, à laquelle on peut accéder depuis tous les cœurs. Selon le modèle de GPU, elle peut être exprimée en termes de Giga Byte (GB), ce qui permet de sauvegarder de grandes données. Cependant, elle a la vitesse d'accès la plus lente. Comme cité dans [163], [164], l'accès aux données sauvegardées dans la mémoire globale nécessite un temps de communication considérable, par rapport aux autres mémoires de GPU. Comme le indiqué dans [131], [165], la mémoire partagée est environ 100 fois plus rapide que la mémoire globale. Par conséquent, l'enregistrement des images d'entrée dans la mémoire partagée réduit considérablement le temps de communication, et donc la performance de calcul globale du traitement parallèle du Hessian. Cependant, leurs capacités de stockage sont limitées, ce qui est toujours exprimé en termes de kilo-Byte (KB). De plus, une mémoire partagée correspond à un seul bloc, où les données stockées ne sont disponibles que par le biais des threads de bloc. Ainsi, le défi consiste à séparer les données à enregistrer dans la mémoire partagée, où le traitement des données sera effectué dans le bloc lié à la mémoire partagée, afin de bénéficier de sa plus grande vitesse d'accès. Dans cet objectif, nous effectuons simultanément des niveaux de parallélisme à gros grain et à grain fin.

3.4.2.3 Parallélisme à grande granularité

Le parallélisme à grande granularité consiste à partitionner les images en un nombre minimal de blocs alors que la taille des données traitées ne dépasse pas la capacité de stockage de la mémoire partagée. Pour cela, nous cherchons à maximiser la taille des sous-images tout en garantissant la sauvegarde dans la mémoire partagée. Pour cela, les images I_H , I_V et I_D sont divisées en sous-images, comme illustré dans la partie gauche de la Figure 3.10. Les sous-images extraites, appelées respectivement SI_H , SI_V et SI_D doivent avoir la même taille ($Size_{SI} \times Size_{SI}$). De plus, leurs pixels doivent avoir les mêmes indices, par rapport au traitement des valeurs propres indiqué dans les équations 6 et 7. Par conséquent, la $Size_{SI}$ est calculée comme indiqué dans l'équation 12.

$$Size_{SI} = \sqrt{Cap_{Shared} / (3 \times Size_{pixel})} \quad (12)$$

Où Cap_{Shared} est la capacité de stockage de la mémoire partagée en termes d'octets, la valeur 3 correspond au nombre de sous-images et $Size_{pixel}$ est le nombre d'octets requis pour sauvegarder un pixel de sous-image. Chaque bloc calcule le traitement hessien à travers SI_H , SI_V et SI_D pour fournir les deux sous-images Sub_{λ_1} et Sub_{λ_2} , où le numéro de bloc (NB_{block}) est défini comme indiqué dans l'équation 13.

$$NB_{block} = \frac{H_I \times W_I}{Size_{SI} \times Size_{SI}} \quad (13)$$

Où ($H_I \times W_I$) est la taille de l'image d'entrée entière et $Size_{SI}$ est calculé comme défini dans Eq. 12.

3.4.2.4 Parallélisme à grain fin

Dans cette approche, nous procédons à l'ordonnancement en parallèle des traitements hessiens alloués à un seul bloc. En effet, chaque bloc possède un nombre prédéfini de threads, où les threads d'un même bloc sont divisés en warps qui sont exécutés séquentiellement, tandis que les threads d'un même warp sont exécutés en parallèle. Ainsi, la taille totale des données utilisées sur un bloc est inférieure à la capacité de la mémoire partagée.

Pour réduire le temps de communication, le transfert de données doit être effectué une seule fois, pour ne pas entraver le traitement des threads [166]. Pour ce faire, nous choisissons de définir un seul warp dans chaque bloc. Ainsi, le traitement alloué à un bloc est divisé en threads warp afin d'augmenter le niveau de parallélisme et de synchroniser le traitement des threads.

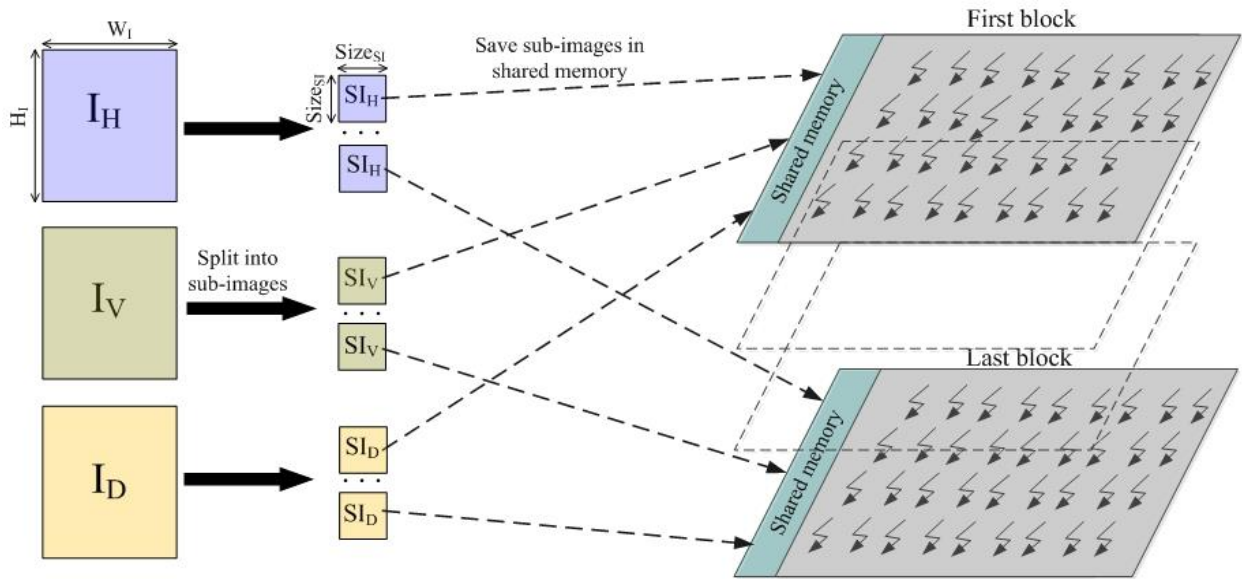


Figure 3-10 Niveaux de parallélisme à grande granularité dans l'implémentation GPU du Hessian

Ainsi, toutes les données des sous-images d'entrée et de sortie, qui sont respectivement (SI_H , SI_V et SI_D) et (Sub_{λ_1} and Sub_{λ_2}), sont divisées en threads d'un seul warp. Comme modélisé par des rectangles croisés sur la Figure 3.11, les premières partitions en SI_H , SI_V et SI_D , sont lues par le premier thread du warp. De même, les valeurs propres fournies sont enregistrées dans les partitions connexes dans les images Sub_{λ_1} et Sub_{λ_2} , comme modélisé par des rectangles en pointillés dans la Figure 3.10. Par conséquent, les pixels de la même sous-image sont partitionnés de manière égale sur $pixels_{thread}$, comme indiqué dans l'Eq. 14, où chaque partition est allouée à un seul thread.

$$pixels_{thread} = \frac{Size_{SI} \times Size_{SI}}{maxTh} \quad (14)$$

Où $maxTh$ est le nombre maximal de threads sur un warp et $Size_{SI}$ est la taille de la sous-image définie dans Eq. 12.

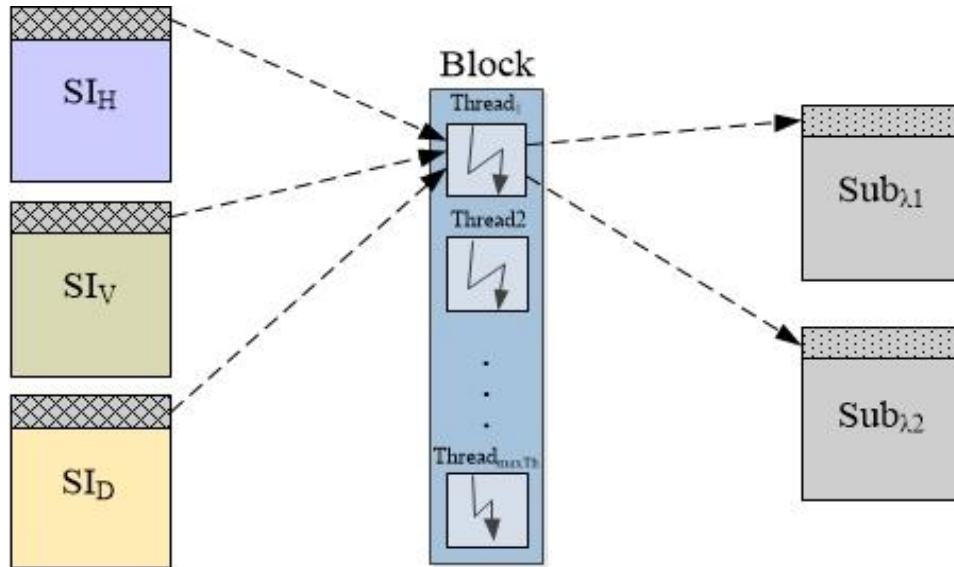


Figure 3-11 Parallélisme à granularité fine du calcul hessien

Par conséquent, le traitement hessien est partitionné sur des blocs NB_block à exécuter en parallèle, comme indiqué par la structure itérative de la deuxième instruction de l'algorithme 3. Les $Size_{SI}$ pixels alloués à chaque bloc sont divisés en $maxTh$ threads à exécuter en parallèle, comme modélisé dans la troisième instruction de l'algorithme 3. Chaque thread effectuera $pixels_{thread}$ pixels séquentiellement, tandis que la structure itérative correspondante est fournie dans la quatrième instruction.

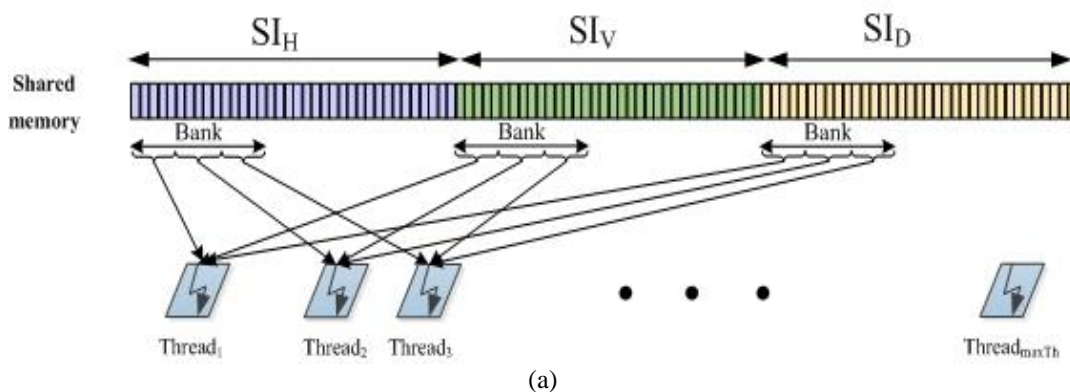
3.4.2.5 Gestion de mémoire partagée

Nous décrivons dans cette section la méthode que nous proposons pour gérer les données afin d'optimiser le temps d'accès à la mémoire partagée. Les données sont transférées de la mémoire globale à la mémoire partagée de chaque bloc. La mémoire partagée est divisée en modules de mémoire ayant une taille de données égale, appelés bancs. Chaque demande de données unique consiste en un accès au banc de mémoire correspondant. Cependant, plusieurs requêtes distinctes d'une même donnée conduisent à des accès similaires de son banc mémoire, où les accès sont effectués séquentiellement. Pour un même bloc, la sauvegarde des sous-images SI_H , SI_V et SI_D dans la mémoire partagée consiste à ordonner successivement leurs pixels, comme illustré sur la Figure 3.12 (a). Cependant, le traitement de chaque thread nécessite l'accès à un ensemble similaire de pixels des trois sous-images. Comme indiqué dans le partitionnement du traitement, les threads du même bloc ont besoin d'accéder à un pixel voisin qui peut être stocké dans les mêmes bancs de mémoire, comme le montre la Figure 3.12 (a), où les trois premiers fils ont des données d'entrée stockées dans la même

banque. Par conséquent, les demandes d'accès de plusieurs threads au même banc de mémoire conduisent à un conflit de banc, et donc à une sérialisation des accès.

Algorithm 3 : Parallel Hessian processing	
Inputs:	I_H, I_V and I_D matrices
Outputs :	λ_1 and λ_2 matrices
1:	Begin
2:	For all k from 0 To $B_{block} - 1$ do in parallel
3:	Forall j from 0 To $maxTh - 1$ do in parallel
4:	For i from $(k * Size_{SI}) + (j * pixels_{thread})$ To $(k * Size_{SI}) + ((j + 1) * pixels_{thread}) - 1$ do
5:	Compute $p(i, j)$ // as indicated in (16)
6:	$\lambda_1(i, j) \leftarrow \frac{1}{2} * (I_V(i, j) + I_H(i, j) - p(i, j))$
7:	$\lambda_2(i, j) \leftarrow \frac{1}{2} * (I_V(i, j) + I_H(i, j) + p(i, j))$
8:	End for
9:	End for all
10:	End for all
11:	End

Pour cela, les pixels des images SI_H, SI_V et SI_D sont redistribués de telle sorte que les données nécessaires à chaque thread sont sauvegardées avec des adresses consécutives dans la mémoire partagée. Par conséquent, les données nécessaires au calcul d'un couple de valeurs propres seront sauvegardées dans le même banc de mémoire, comme représenté sur la Figure 3.12 (b). Par conséquent, le nombre d'accès aux bancs de mémoire est réduit et les conflits d'accès sont évités, ce qui permet de réduire le temps de communication et d'améliorer le temps de calcul. De même, les résultats de production sont réorganisés au fur et à mesure qu'ils sont stockés dans la mémoire globale. On remarque que l'organisation des données des sous-images est effectuée lors de la copie des données de la mémoire globale vers la mémoire partagée, afin de ne pas impacter les performances du parallélisme.



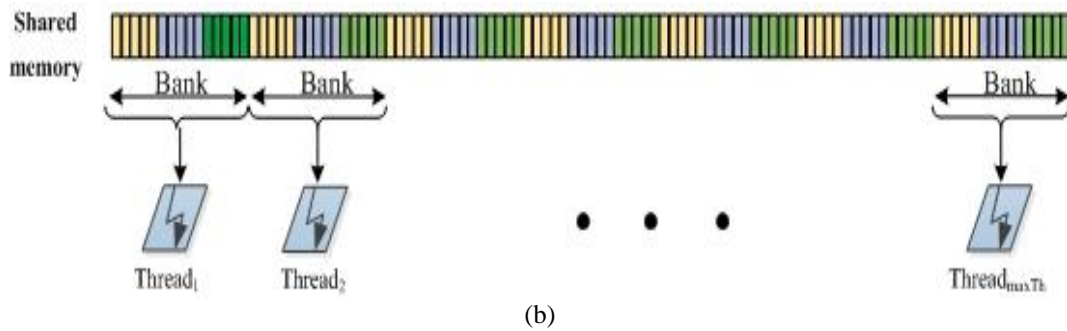


Figure 3-12 Accès aux données par les threads (a) données successives allouées à des bancs différents; (b) affectation des données des mêmes pixels dans les mêmes bancs de données.

3.4.3 Evaluation de la stratégie de parallélisme

3.4.3.1 Principes d'expérimentation de notre méthode

Notre expérimentation vise trois objectifs qui sont décrits respectivement dans les sous-sections suivantes. Le premier objectif vise à évaluer l'impact de la stratégie de parallélisme sur le temps d'exécution du traitement hessien séparément. Le deuxième objectif consiste à étudier l'amélioration du temps d'exécution du calcul des valeurs propres. Par la suite, le troisième objectif consiste à évaluer l'impact du parallélisme que nous proposons sur la méthode de localisation de la macula.

Dans notre stratégie parallèle, nous sélectionnons aléatoirement 10 images de fond d'œil à partir de de la base de données « Structured Analysis of the Retina » (STARE), d'une taille de 700x605 pixels. L'implémentation CUDA optimisée est proposée pour assurer une amélioration du temps d'exécution quelle que soit l'architecture GPU. À cette fin, les temps d'exécution des traitements Hessien et Eigen implémentés sur une architecture multi-CPU sont comparés aux temps d'exécution du même traitement lorsqu'il est implémenté dans différentes architectures multi-GPU. Le code initial est implémenté en utilisant C++ dans la plateforme CPU Intel core i7-4790 ayant une fréquence de processeur de 3.67 GHZ (jusqu'à 4 GHZ), avec 8 MB de mémoire cache et 8 Go de RAM et compilé sur un mode 32-bit. De même, les codes parallèles sont mis en œuvre dans trois architectures de GPU dont les paramètres architecturaux sont indiqués dans le tableau 3.7.

Table 3.7: les paramètres des architectures GPU.

	GTX 950	GTX 960	GTX 980
SM	6	8	8
Core/SM	128	128	256
Architecture	Maxwell	Maxwell	Maxwell
Number of cores	768	1024	2048
Base clock (MHz)	1127 – 1178	1024 – 1188	1190
Shared memory size	48Kbytes	48Kbytes	96Kbytes
Compilation mode	32-bits	32-bits	32-bits

3.4.3.2 Évaluation du temps d'exécution de parallélisme du traitement du hessien

Notre stratégie parallèle consiste à gérer efficacement les données dans la mémoire partagée afin de réduire le temps de communication. Par conséquent, nous implémentons le traitement du Hessien en utilisant uniquement l'architecture du CPU, et en utilisant l'architecture du GPU respectivement avec mémoire globale et avec la mémoire partagée comme indiquée dans notre stratégie parallèle décrite dans la section 3.4.2. Cette implémentation est réalisée et évaluée sur les trois types d'architectures décrites dans le tableau 3.7. La Figure 3.13 (a) ((respectivement Figure 3.13 (b) et Figure 3.13 (c)) illustre les valeurs de temps d'exécution lorsque l'implémentation est effectuée sur l'architecture GTX-950 (GTX-960 et GTX-980) en utilisant les images STARE. Nous déduisons que notre stratégie de parallélisme offre une accélération du temps d'exécution plus importante par rapport à l'implémentation CPU. Les gains de vitesse obtenus, par rapport à l'implémentation CPU et l'implémentation GPU à mémoire globale, sont représentés sur la Figure 3.13 (d) (respectivement Figure 3.13 (e) et Figure 3.13 (f)).

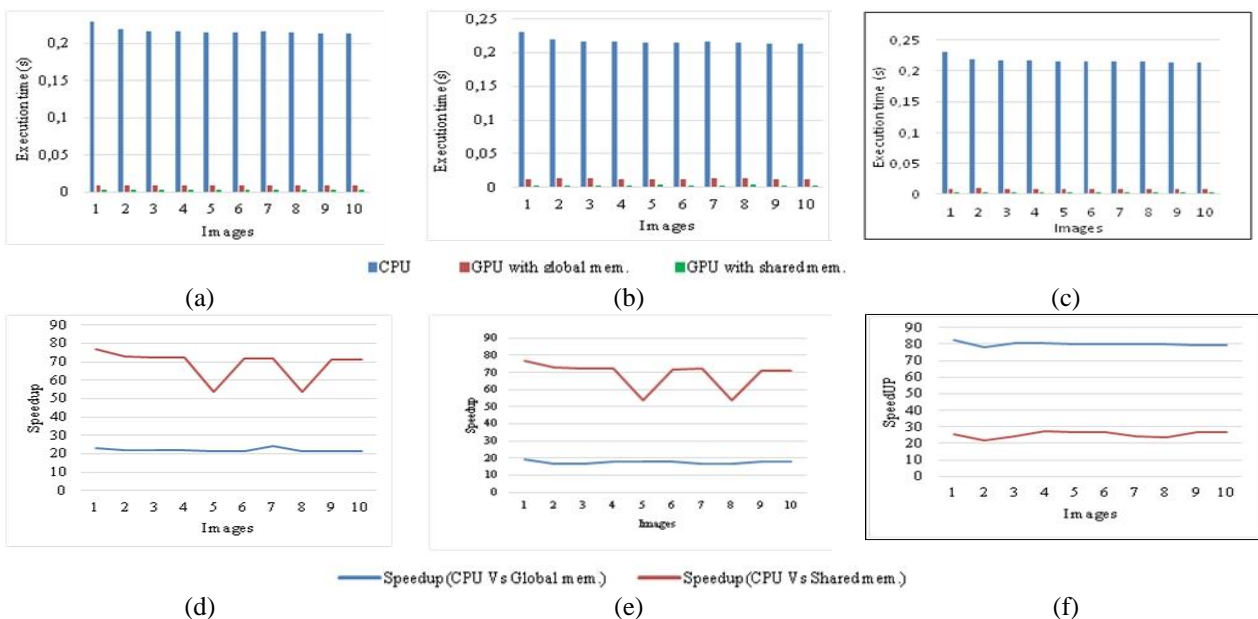


Figure 3-13 Implémentation du traitement hessien avec les images STARE: (a)-(d) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-950 architecture, (b)-(e) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-960, (c)-(f) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-980 architecture

Les accélérations moyennes de l'implémentation de la mémoire partagée sont fournies dans le tableau 3.8. Nous en déduisons que notre stratégie de parallélisme offre une amélioration plus importante du temps d'exécution sur GPU par rapport à l'implémentation CPU. En outre, nous constatons que la stratégie parallèle améliore les temps d'exécution du traitement du

Hessien en utilisant l'architecture GPU avec mémoire partagée par rapport à l'architecture GPU utilisant la mémoire globale.

Table 3.8: Accélération de l'implémentation du filtre hessien parallèle en termes d'architectures GPU en utilisant les images STARE.

GTX 950		GTX 960		GTX 980	
Global memory Speedup	Shared memory Speedup	Global memory Speedup	Shared memory Speedup	Global memory Speedup	Shared memory Speedup
22.84	67.81	17.5	67,81	25.39	79.8

Par ailleurs, l'accélération augmente en fonction du niveau de parallélisme offert par l'architecture du GPU, le GTX-980 ayant 2048 cœurs de GPU permettant d'atteindre une accélération supérieure à celle du GTX-950 et du GTX-960 ayant 768 et 1024 cœurs de GPU, respectivement. En conséquence, une augmentation du nombre de cœurs de GPU entraîne une amélioration similaire de la vitesse. De plus, nous déduisons que la sauvegarde et la gestion des données en mémoire partagée permet de réduire significativement le temps d'exécution par rapport à la sauvegarde des données en mémoire globale où les accélérations (Speedups) dépassent 3x quelle que soit l'architecture du GPU.

3.4.3.3 Évaluation du temps d'exécution du parallélisme de traitement du calcul des valeurs propres

Le calcul des valeurs propres consiste à appliquer successivement le filtre gaussien et la dérivée de second ordre. En fait, la bibliothèque OpenCV propose des fonctions prédéfinies qui correspondent à l'implémentation parallèle du filtre gaussien et de la dérivée de second ordre sur l'architecture CPU ou GPU. Par conséquent, le calcul des valeurs propres est implémenté à l'aide de fonctions OpenCV prédéfinies, suivi de l'implémentation de notre traitement parallèle du Hessien, comme décrit dans la section 3.4.2. Deux types d'implémentation sont réalisés respectivement sur les architectures CPU et GPU.

Les deux codes sont exécutés avec les trois architectures GPU, où les temps d'exécution et les accélérations sont illustrés dans la Figure 3.14. Par exemple, la Figure 3.14(a) modélise les temps d'exécution et les accélérations lors de l'implémentation du traitement des valeurs propres sur le CPU et le GPU avec mémoire partagée en utilisant des images STARE sur l'architecture GTX-950. La vitesse augmente en fonction du nombre de cœurs GPU offerts par l'architecture GPU, ce qui permet d'atteindre une accélération moyenne, résumée dans le tableau 3.9, qui dépasse 20x pour l'architecture GTX980.

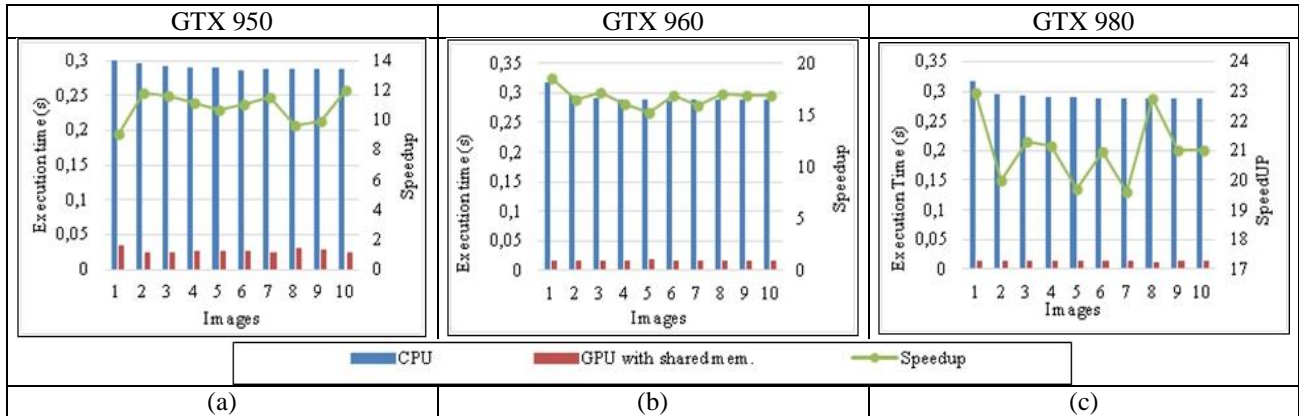


Figure 3-14 Implémentation de calcul des valeurs propres avec les images STARE : (a) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-950, (b) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-960 ; (c) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-980.

Pour les images de la base de données STARE, le calcul des valeurs propres en temps réel est réalisé avec des temps d'exécution moyens de 0,0272 et 0,017 seconde pour les GTX-950 et GTX-960, ce qui correspond à 36 et 58 images par seconde (fps), respectivement.

Table 3.9 : Accélération du calcul des valeurs propres en fonction des architectures GPU

GTX 950	GTX 960	GTX 980
10.73	17.17	21.05

3.4.3.4 Évaluation du temps d'exécution de la méthode de localisation de la macula à l'aide du calcul parallèle des valeurs propres

Dans cette section, nous évaluons l'accélération de temps d'exécution de la méthode de localisation de macula en utilisant la contribution de l'implémentation parallèle des valeurs propres. Dans ce contexte, la méthode de localisation de macula est mise en œuvre deux fois, en utilisant respectivement l'implémentation CUDA optimisée et la fonction prédéfinie OpenCV. L'implémentation du traitement en amont et en aval reste inchangée, afin de garantir une évaluation fiable. De plus, l'implémentation est réalisée sur des architectures de GPU différentes. Les temps d'exécution et les accélérations sont présentés dans la Figure 3.15, et les moyennes des accélérations sont données dans le tableau 3.10.

Table 3.10: Accélération de localisation des régions de la macula en fonction des architectures GPU

	GTX 950	GTX 960
STARE	7.3	7.25

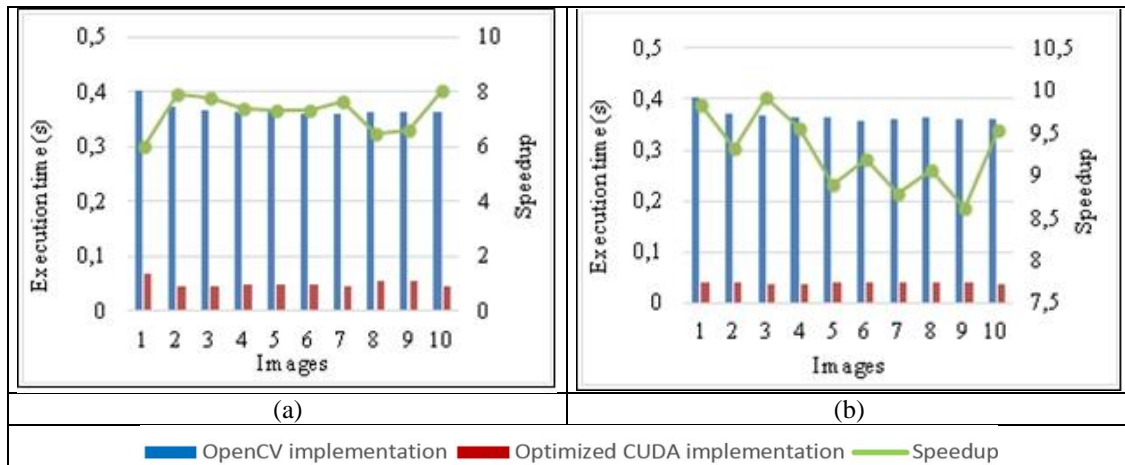


Figure 3-15 Implémentation de localisation de macula avec les images Stare (a) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-950 et (b) Temps d'exécution et accélération en utilisant GTX-960.

Bien que le calcul des valeurs propres présente un traitement partiel, l'accélération plus élevée obtenue par la stratégie parallèle que nous suggérons conduit à une accélération significative du traitement global de localisation de macula, qui dépasse 7 fois la mise en œuvre séquentielle. L'implémentation parallèle sur GTX-960 de la gestion de la mémoire partagée conduit à une localisation de macula en temps réel avec un temps d'exécution moyen de 0,039 seconde en utilisant des images de la base de données STARE, ce qui correspond à 25 images par seconde. De plus, l'augmentation de la vitesse du calcul des valeurs propres conduit à une augmentation similaire de la vitesse de localisation de macula.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude des caractéristiques morphologiques utilisées pour la localisation de la macula, telles que la circularité, l'intensité, l'absence de vaisseaux, la position par rapport au centre de la rétine, la distance par rapport au DO, la position par rapport à la structure vasculaire. Ensuite, nous avons proposé une nouvelle méthode pour la localisation de la macula sur des images rétiniennes. Cette nouvelle méthode repose sur l'exploration des caractéristiques morphologiques de la macula, qui sont invariants à d'éventuelles modifications engendrées par la DMLA, à savoir la position par rapport à la structure des vaisseaux principaux et la position par rapport au DO. Cette méthode consiste à prétraiter l'image du fond de l'œil pour extraire la composante verte qui représente les formes rétiniennes caractérisées par un contraste élevé. Ensuite, l'approche des valeurs propres a été appliquée à la rétine, afin d'identifier la structure vasculaire principale. Suivie de l'identification de la forme circulaire construite par la forme elliptique des principaux vaisseaux qui englobent la macula. La méthode proposée a été implémentée et a atteint une

précision moyenne de 96.2 % et 98,8 % respectivement pour les bases de données STARE et REFUGE. De plus, une stratégie de parallélisation a été proposée et mise en œuvre avec succès pour le calcul des valeurs propres, afin d'assurer une localisation automatique de la macula en un temps réduit. Cette stratégie consiste à optimiser l'ordonnancement du traitement des valeurs propres, à partitionner efficacement le traitement pour augmenter le niveau de parallélisme, et à gérer les données en mémoire partagée pour diminuer le temps d'accès. Les résultats expérimentaux montrent que la stratégie parallèle proposée a permis de localiser la macula en temps réel, avec un temps d'exécution moyen d'environ 0,039 seconde.

Chapitre 4: Méthode automatique pour le dépistage temps réel de la DMLA

4.1 Introduction :

Dans les images fond d'œil, la macula saine est généralement décrite comme une région sombre, où l'intensité diminue en se rapprochant de la fovéa en raison d'une pigmentation accrue. La DMLA provoque l'apparition de drusens dans la macula, qui sont modélisés comme des taches blanc-jaunâtres dans l'image rétinienne [167], [168]. à partir de l'étude analytique effectuée dans le premier chapitre, nous avons déduit qu'il s'avère indispensable de diagnostiquer la DMLA au stade précoce, pour de ralentir de manière efficace la progression de la DMLA. Comme premier objectif, nous avons proposé dans le deuxième chapitre une méthode de localisation de la macula. Ce chapitre est dédié à la proposition d'une méthode de dépistage de la DMLA à partir de la région maculaire détectée. Les deux méthodes permettront d'aboutir à un système de bout-en-bout pour dépistage de la DMLA à partir des images fond d'œil.

Plusieurs méthodes de dépistage automatisé de la DMLA ont été proposées dans la littérature [1, 2, 17]. Toutefois, la plupart d'entre elles n'ont pas réussi à fournir une performance de détection optimale. En outre, les méthodes existantes sont toujours caractérisées par une complexité de calcul élevée, et ainsi un temps d'exécution inadéquat avec l'utilisation clinique. L'objectif de ce chapitre est de proposer une nouvelle méthode automatique pour le dépistage de la DMLA, assurant une performance élevée et une robustesse de la détection de la DMLA. Cette méthode doit être caractérisée par un traitement de complexité réduite pour respecter les contraintes de temps par rapport à l'utilisation clinique.

Pour cela, nous avons procédé à l'identification des biomarqueurs pathologiques de la DMLA, et la modélisation de ces biomarqueurs par l'extraction les caractéristiques. ces derniers sont fournis par la suite à une machine d'apprentissage pour la classification de l'image fond d'œil. L'idée de la méthode repose sur l'application de la transformée de radon sur la région maculaire afin de modéliser les drusens. Puis, un ensemble de caractéristiques sont générées, pour modéliser les biomarqueurs à partir de la représentation de la transformée de Radon. Les étapes de la méthode proposée sont détaillées dans la section 4.3. Pour réduire la complexité de calcul, nous proposons une heuristique d'optimisation qui consiste à réduire itérativement la complexité de calcul tout en maintenant une performance de détection optimale, telle que décrit dans la section 4.4.

4.2 Etat de l'art

Les méthodes automatiques proposées pour le diagnostic de la DMLA varient selon les principes du traitement, qui peuvent être réparties en : méthodes basées sur le traitement de l'image et méthodes basées sur les machines d'apprentissage. Les méthodes basées sur le traitement d'images ont généralement procédé à segmenter les drusens en fonction de leur couleur et de leur intensité [36], [167], [169], [170]. Les tailles réduites des drusens ainsi que la variation de leur nombre et région n'ont pas permis d'atteindre des performances de détection optimales. Récemment, plusieurs méthodes basées sur les machines d'apprentissage ont été proposées permettant d'obtenir des performances élevées pour la détection de la DMLA, où nous focalisons dans le reste de cette section à les détailler.

Dans [9], la macula a été localisée dans la composante vert de l'image, en se basant sur sa forme circulaire, son intensité et son emplacement par rapport au DO. Ensuite, les régions contenant les drusens ont été identifiées en se basant sur la des filtres morphologiques, telle que Dilatation et érosion, avec un élément structurant (SE) en forme de disque de 9 pixels de diamètre. Ensuite, des caractéristiques appelées "moments de Hu" ont été calculées pour quantifier la variabilité de l'intensité des pixels. Par la suite, une méthode de sélection des caractéristiques a été utilisée pour choisir celles qui étaient fortement corrélées avec la DMLA. Enfin, les caractéristiques extraites ont été fournies à un classificateur SVM pour distinguer les images saines des celles atteintes de DMLA.

Dans le travail décrit dans [11], la composante verte est extraite et améliorée en appliquant l'égalisation d'histogramme adaptative (« contrast-limited adaptive histogram equalisation » CLAHE). Par la suite, les caractéristiques des spectres d'ordre supérieur, de l'entropie, de la dimension fractale et de l'ondelette de Gabor ont été extraites. Elles ont ensuite été filtrées en utilisant les méthodes de sélection KLD [171] et CBBB [172], afin de sélectionner les caractéristiques optimales, puis fournies à un classificateur SVM. Dans [4], les auteurs ont procédé à améliorer le contraste de l'image fond d'œil en utilisant CLAHE. Par la suite, ils ont procédé à convertir la composante verte de l'image fond de l'œil bidimensionnelle en signaux unidimensionnels. un vecteur de caractéristique non linéaires a été extrait, basée sur la décomposition en modes empiriques [173]. La dimension du vecteur de caractéristique a été réduite en utilisant la méthode de sélection LSDA [174], est triée par leur pertinence à l'aide des techniques mRMR [175], KLD[172] et CBBB[176]. Les caractéristiques retenues comme optimales sont ensuite fournies à un classificateur SVM. Dans l'étude présentée dans

[6], les auteurs procède à améliorer le contraste en utilisant le CLAHE, appliqué sur la composante verte de l'image. Par la suite, les caractéristiques de coefficients de configuration linéaire [177] et d'occurrence du modèle [178] ont été calculés et fournies à un classificateur SVM pour classer les images du fond d'œil en images saines ou atteintes de DMLA.

Plusieurs travaux de la littérature, suggèrent des méthodes de classification de la DMLA, basée sur les architectures d'apprentissage profond (Deep Learning « DL ») telles que Inception V3 [16], [17], [179]–[181], ResNET[16], [19], [182]–[184], AlexNet [15], [16] et VGG [16], [18], [182], [185], [186]. Dans certains travaux [15]–[17], [19], l'apprentissage par transfert a été employé en utilisant les poids des architectures pré-apprenties en utilisant la base de données ImageNet. Par la suite, des couches entièrement connectée (Fully Connected layer « FC ») ont été associées pour assurer la classification de la DMLA. Dans les travaux [15, p. 20], [16, p. 20], [17], [18], les auteurs utilisent des combinaisons de différentes architectures DL afin d'extraire les vecteurs de caractéristiques de DMLA. Par la suite, les auteurs ont associés des classificateurs à la fin de ces architectures pour fournir une classification de la DMLA, telle que SVM[15] et RF[16, 18].

4.2.1 Synthèse des méthodes de détection de la DMLA

Les méthodes basées sur les machines d'apprentissage reposent sur trois étapes principales. La première correspond à un prétraitement pour l'amélioration de la qualité des images et la localisation des régions d'intérêt. La deuxième étape procède à l'extraction des caractéristiques de la DMLA. Certains travaux réduisent le vecteur de caractéristiques en fonction de leurs corrélations avec l'apparition de la DMLA. Les algorithmes de classification les plus utilisés sont les machines à vecteurs de support (SVM), les arbres de décision (« Decision tree »DT), les K-plus proches voisins (« K-nearest neighbors » KNN) et les forêts aléatoires (« random forests » RF). Les performances des méthodes de dépistage de la DMLA en termes d'exactitude, de complexité et de temps d'exécution sont présentées dans le tableau 4.1.

L'exactitude des méthodes basées sur le ML classique dépend largement du type et de la qualité des ensembles de caractéristiques. Cependant, la plupart des méthodes [4], [6], [11], [13] extraient les caractéristiques de la totalité de l'image du fond d'œil qui contient des structures anatomiques, telles que des lésions pathologiques, le DO et les vaisseaux sanguins, qui ont des formes similaires à celles des drusens et peuvent donc conduire à des fausses détections. De plus, les études précédentes, n'ont pas exploré toutes les propriétés morphologiques des DMLA et ont souvent procédé à l'extraction de caractéristiques

redondantes pour identifier la même propriété. Par exemple, les méthodes proposées dans [6], [13] étaient basées uniquement sur la variation de l'intensité de l'image du fond de l'œil alors que la méthode proposée dans [9] était basée uniquement sur la couleur des drusens. Par conséquent, elles ne parviendraient pas à atteindre une précision élevée pour diagnostiquer des images fond d'œil.

Table 4.1 exactitude et temps d'exécution des méthodes de dépistage de la DMLA

Travaux	Base de données	Exactitude	Temps d'exécution (s)	Complexité	Machine
(Mookiah et al., 2015a)[4]	ARIA	85.09%	9,496. 231	$O(n^3)$	Intel i7-4770, 3.47 GHz/16 GB Matlab 2012b
	STARE	100%			
	KMC	91.67%			
(Mookiah et al., 2015b)[6]	STARE	97.78%	109.550	$O(n^2)$	Intel i7-4770 3.47 GHz/16 GB Matlab 2012b
(Mookiah et al., 2014a)[11]	ARIA	95.07%	39.017	$O(n^3)$	Intel i7-4770 3.47 GHz/16 GB Matlab 2012b
	STARE	95.00%			
	KMC	90.19%			
(Mookiah et al., 2014b)[187]	KMC	93.70%	87.78	$O(n^2)$	Intel i7-4770 3.47 GHz/16 GB and MATLAB 2012b
(Acharya et al., 2017)[13]	KMC	85.12%	NA	$O(n^4)$	MATLAB
(Acharya et al., 2016)[188]	ARIA	96.89%	NA	$O(n^2)$	MATLAB

En outre, les méthodes existantes visent à enrichir le traitement du calcul des caractéristiques, dans l'objectif d'obtenir une plus grande précision sans se préoccuper des performances de calcul, où les valeurs des "complexités de calcul" sont indiquées dans le tableau 4.1. Les travaux rapportés dans [4], [6], [11], [187], [189] ont conduit respectivement à l'extraction de 1262, 1000, 2068, 22 et 50-400 caractéristiques. Plusieurs caractéristiques reposent sur des traitements itératifs ou récursifs. De ce fait, certains traitements de caractéristiques ont atteint une complexité de $O(n^3)$ et $O(n^4)$, comme le traitement spectral d'ordre supérieur (HOS), le bispectre [190] et le traitement H-jorth [13], où $(n \times n)$ était la dimension de l'image du fond. En outre, certains travaux ont eu recours à des méthodes de sélection des caractéristiques pour améliorer les performances de la classification. Le processus de sélection consistait à comparer toutes les combinaisons de sous-ensembles de caractéristiques pour identifier celles ayant une corrélation plus élevée avec la vérité de terrain. La complexité temporelle des algorithmes de sélection est exprimée en termes de sous-ensembles de combinaison k , où elle atteignait une complexité polynomiale de $O(n^{k+1})$

[191]. Ces deux critères ont aggravé la complexité temporelle des méthodes de dépistage de la DMLA [37]. En outre, l'augmentation de la taille de l'image a entraîné une augmentation similaire du temps d'exécution. On observe dans le tableau 4.1 que, bien que les méthodes soient évaluées à l'aide d'architectures performantes, le temps nécessaire à l'extraction des caractéristiques et à la classification atteint 2,5 heures, comme indiqué dans la colonne 4 du tableau 4.1. ces temps d'exécution sont inadéquates pour une utilisation dans un contexte clinique.

Dans les architectures à base de DL, les caractéristiques sont automatiquement extraites à travers les couches convolutives. Les matrices de caractéristiques sont générées à partir de tous les pixels de l'image d'entrée. En se basant sur la richesse de la texture de la macula, plusieurs méthodes à base de DL ont échoué à atteindre des performances de classification optimales, que ce soit pour la détection de la pathologie ou bien pour la détection d'un stade de sévérité. Par exemple, l'architecture RESNet utilisée par la méthode décrite dans [16] permet une détection performante du stade précoce que les autres stades. Dans la même méthode proposée dans [16], les auteurs procèdent à fusionnée les résultats des six architectures pour faire l'apprentissage d'un classificateur Random Forest. Ainsi, la performance en termes de précision a été améliorée avec 2.3% pour la classification de la DMLA. On peut déduire que l'exactitude des méthodes basées sur la DL dépend largement du choix de l'architecture, dont la capacité d'extraction des caractéristiques et de classification est variable, ce qui se traduit par des performances de classification de la DMLA qui ne sont pas garanties par rapport à des cas cliniques réels. Les performances des méthodes basées sur le DL pour dépistage de la DMLA en termes d'exactitude sont présentées dans le tableau 4.2.

En outre, la complexité temporelle des architectures d'apprentissage profond dépend étroitement des couches de convolution et des couches d'activation (Sigmoïde [192], ReLU [193]) [194]. L'exécution des architectures l'architecture Restnet et inception v3 [195] requièrent respectivement le calcul de 14,72 et 21,8 millions de paramètres. La combinaison de plusieurs architectures, avec l'augmentation de la taille de l'image, aggrave la complexité temporelle des méthodes basée sur DL pour le dépistage des DMLA, ce qui rend les modèles d'apprentissage profond non adaptées pour le dépistage automatique de la DMLA dans le contexte clinique.

Table 4.2 Exactitude des méthodes basées sur DL pour le dépistage de la DMLA

	Principe du traitement	Exactitude	Base de données
Burlina et al [8] (2017)	Overfeat model	93.4%	AREDS
Burlina et al [15] (2017)	AlexNet	91.6%	AREDS
	OverFeat+SVM	83.7%	
Grasman et al[16] (2018)	AlexNet	58.3%	AREDS
	GoogLeNet	57.7%	
	VGG	59.8%	
	ResNet	60.7%	
	Inceptionv3	61.7%	
	ResNet-v2	61.1%	
	6 models+RF	63.3%	
	83.1%	Private data	
Burlina et al [19] (2018)	ResNet-50	75.7%	AREDS
Govindaiah et al[182] (2018)	VGG 16-layer	92.5%	AREDS
	ResNET	88.5%	AREDS
Peng et al [17] (2018)	Inceptionv3	67.1 %	AREDS
Qi Yan et al [181] (2020)	Inceptionv3	85%	AREDS
Zhiyan Xuet al[183] (2021)	ResNet-50	75%	Private data
T-Young Heo et al [185] (2020)	VGG16	91.3%	Private data
Chen et al [196] (2019)	Inceptionv3	62.1%	AREDS
		48.0%	AREDS2

4.3 Méthode de dépistage de la DMLA

Notre travail s'intéresse au développement d'une nouvelle méthode pour le dépistage de la DMLA avec une meilleure performance de détection et un temps d'exécution réduit. La première étape repose sur la localisation de la macula en tant que région d'intérêt (ROI), telle que proposée dans le chapitre précédent. La deuxième étape consiste à rehausser le contraste pour améliorer la qualité de l'image de la macula, comme décrit respectivement dans la sous-section 4.3.1. Ensuite, la Transformée de Radon (RT) a été appliquée à la macula, dans l'objectif d'aboutir à une représentation explicite de l'intensité, robuste par rapport à la qualité dégradée de l'image, et à travers une complexité de minimale calcul, comme détaillé dans la sous-section 4.3.2. Par la suite, des caractéristiques sont extraits, reflétant chacune un biomarqueur des drusens dans l'objectif d'assurer une performance optimale de détection. Ces caractéristiques sont fournies à un classificateur pour la détection des DMLA, tel qu'indiqué

dans la section 4.3.3. L'organigramme complet de la méthode proposée est présenté dans la Figure 4.1.

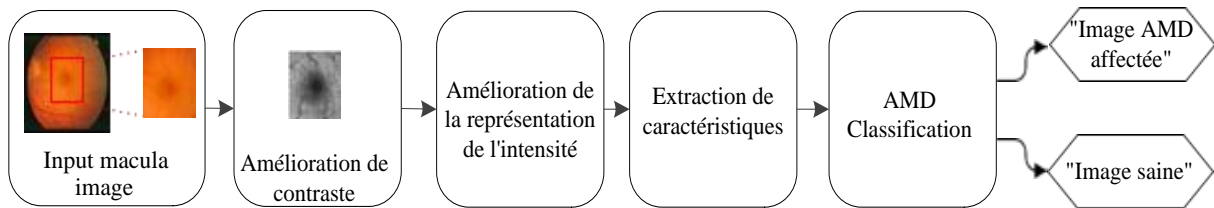


Figure 4-1 Organigramme de la méthode proposée pour le dépistage de la DMLA

4.3.1 Amélioration des contrastes

Similairement à plusieurs méthodes dans la littérature [4], [6], [9], [11], [188], nous procédons à extraire la composante verte de l'image couleur du fond d'œil, qui offre une modélisation des structures de forte contraste par rapport aux composantes rouge et bleue [10], [112]. En fait, les drusens sont caractérisés par leur intensité élevée par rapport à leur fond. Ils peuvent être localisés avec une meilleure performance s'ils appartiennent à un fond homogène. Cependant, la couche de cellules ganglionnaires s'amincit continuellement en allant vers la fovéa, ce qui implique une diminution régulière de l'intensité, comme l'illustre la Figure 4.2(a). Par conséquent, les régions contenant des drusens sont caractérisées par des contrastes différents en fonction de la distance de la fovéa : les régions proches de la fovéa sont caractérisées par un contraste plus élevé, tandis que les régions autour de la macula ont un contraste réduit, dont l'intensité du fond s'approche de celles des drusens, comme illustré dans la Figure 4.2. Il s'avère indispensable de normaliser le contraste de toute la région maculaire en vue de garantir une modélisation explicite des drusens et ainsi une détection performante de la DMLA.

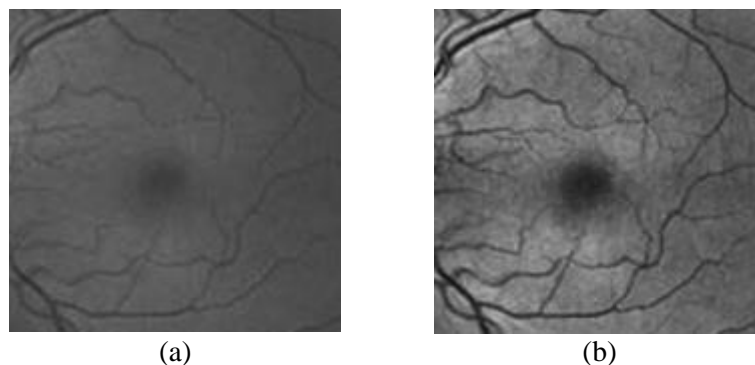


Figure 4.2(a) Illustration du contraste déséquilibré causé par la texture de la macula (b) Amélioration des contrastes avec CLAHE

L'égalisation d'histogramme classique consiste à améliorer globalement le contraste, en transformant l'histogramme de l'image entière avec une gamme uniforme. Comme les distributions de contraste et d'intensité changent d'une région à l'autre, l'égalisation d'histogramme est inadéquate pour corriger le problème du contraste déséquilibré de la macula [197]. L'algorithme (CLAHE) [112] procède à diviser l'image d'entrée en régions non chevauchantes et exécuterait l'égalisation d'histogramme adaptatif à chaque région séparément. Les intensités des pixels sont rectifiées en fonction de leur rang sur l'histogramme d'intensité de la sous-image. Par conséquent, le contraste est amélioré dans chaque région, tout en garantissant une intensité homogène entre les régions voisines. Pour cela, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme CLAHE, dont le résultat est indiqué dans la Figure 4.2.(b).

4.3.2 Transformée de Radon

Les drusens se distinguent par une intensité élevée dans la région maculaire macula [198], représentant un biomarqueur principal pour évaluer le risque de la DMLA. Dans le même objectif d'identifier des structures en se basant sur leurs intensités, plusieurs travaux ont fait recours à la Transformée de Radon (TR), telle que le DO [199] et les vaisseaux rétiniens [200]. La TR reflète des informations sur la texture de l'image entière plutôt que sur chaque pixel séparément. Elle génère les valeurs de radon qui sont calculées en fonction de la somme des pixels, comme l'illustrent les flèches de la Figure 4.3. Ainsi, elle se distingue par sa robustesse vis-à-vis du bruit, qu'il soit causé par la texture de la forme de la rétine ou par le processus d'acquisition des images [201]. De plus, la TR convertit une image 2D en une projection 1D, où la déduction des drusens à partir du vecteur de radon nécessite un temps de calcul nettement inférieur à celui nécessaire pour les déduire de l'image entière [22]. Pour cela, nous procédons à appliquer la TR sur la région maculaire pour modéliser explicitement les intensités des éventuelles drusens appartenant à la macula.

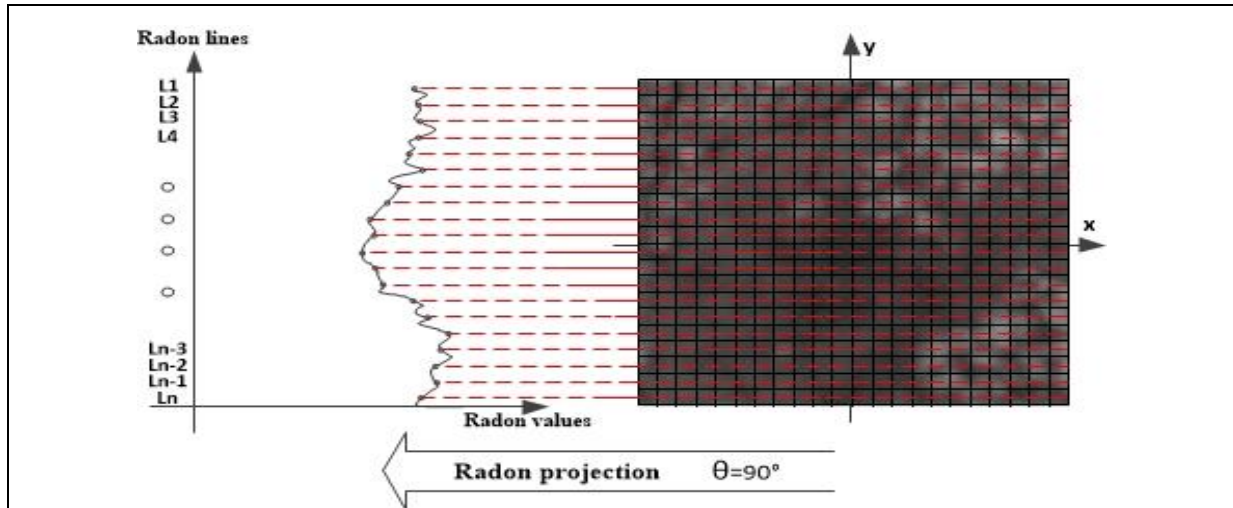


Figure 4.3 Transformée de Radon avec un angle de 90°

La TR transforme l'intensité des pixels de l'image en vecteurs de paramètres, nommés projection de Radon [20, 37]. La TR appliquée à une image bidimensionnelle $I(x, y)$ correspond à son intégrale sur la ligne définie par l'angle θ et le décalage r , comme formulé dans l'équation (15) [202].

$$R(r, \theta) = \int \int_{-\infty}^{+\infty} I(x, y) \cdot \delta(x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) - r) dx dy \quad (15)$$

Où I est l'image d'entrée, x et y sont les indices des pixels dans I , r est la distance entre la ligne de projection et le centre de l'image, et θ est l'angle entre la ligne de projection et l'axe des x . δ est la fonction de Dirac, dont la valeur varie de 0 à 1 selon la distance par rapport au faisceau radon [203]. Cela permet d'additionner les valeurs le long de la ligne $x \cos(\theta) + y \sin(\theta) - r$ pour un θ donné.

La TR correspond à plusieurs faisceaux parallèles, espacés d'une unité de pixel, ayant un angle de projection θ . Supposons que l'image soit constituée de M pixels au total, et que l'intensité du $i^{\text{ème}}$ pixel soit désignée par I_i , $i = 1, \dots, M$, la valeur du point de projection de radon pour chaque ligne serait en fonction de l'intensité cumulée de tous les M pixels, comme l'illustre la Figure 4.3 où la projection de radon estimée de l'image de la macula est donnée pour des angles égaux à 90°. La TR permet de représenter efficacement l'intensité d'une image dans l'espace de radon comme une collection de projections le long des différentes directions. Dans la Figure 4, nous illustrons l'apparition de deux drusens dans une image de macula, où les drusens et la macula sont respectivement simulés avec des couleurs claires. Ensuite, trois projections de radon sont appliquées aux sous-images avec des angles égaux à 90°, 45° et 0°, afin d'étudier la corrélation entre l'angle de projection de radon et la détection des drusens, comme le montre la Figure 4.4.

A partir des projections de la Figure 4.4, nous pouvons déduire que certaines projections ne permettent pas de modéliser la variation de l'intensité correspondante aux drusens. La projection de radon à l'angle 0° dans Figure 4.4 génère un signal quasi-constant par rapport à l'axe horizontal, ce qui ne permet pas de distinguer les drusens du fond de la macula. Cependant, pour la projection de radon à l'angle de 90° , les structures des drusens sont définies comme des pics dans le vecteur de radon. Pour la projection à l'angle de 45° , les drusens sont alignés sur les barres transversales du radon. Par conséquent, la projection de radon contient un grand pic, qui reflète la somme de l'intensité de deux drusens. Cette projection permet de détecter la présence de drusens qui peuvent être masqués lorsqu'ils sont présentés séparément.

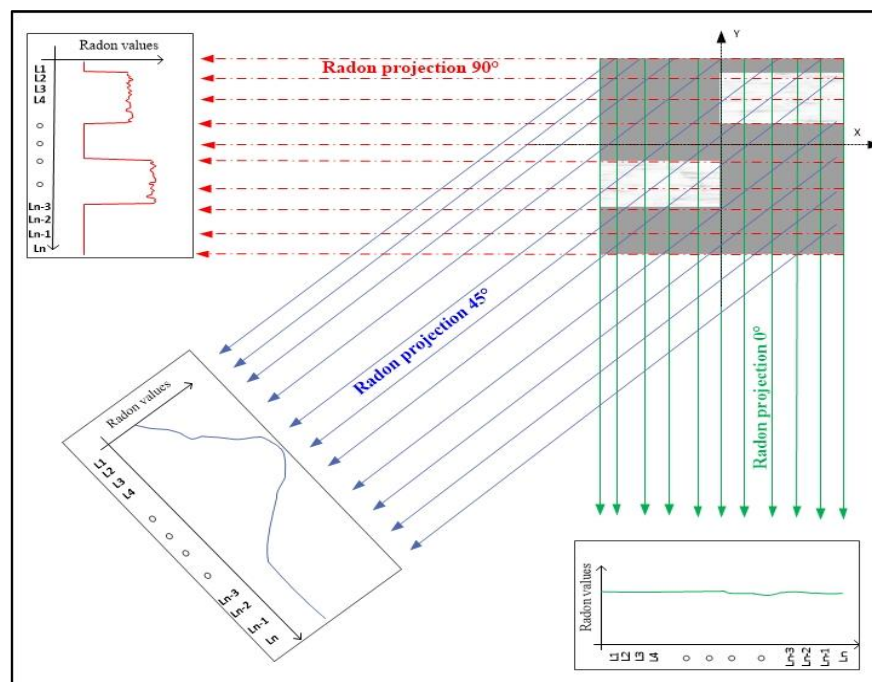


Figure 4.4 Projection de Radon aux angles 0° , 45° et 90° .

Afin de considérer les différentes distributions des drusens, les espaces de radon sont générés en utilisant le nombre maximal de projections de radon, effectuées de 0° à 179° avec des valeurs de pas égales à 1° , tels que les espaces radon illustrés la Figure 4.5.

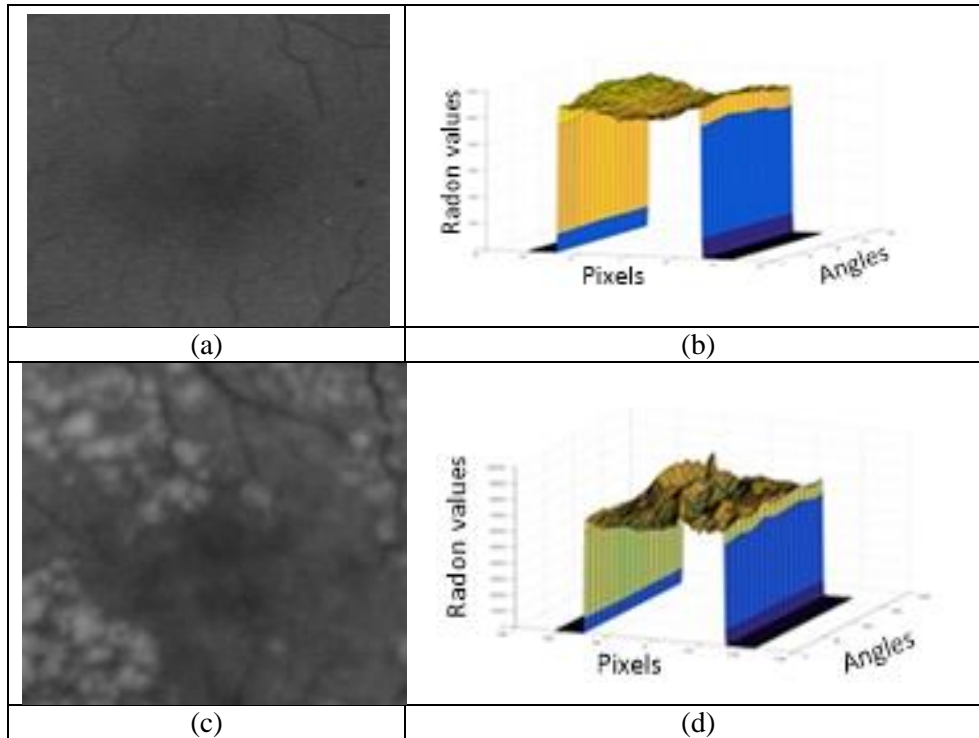
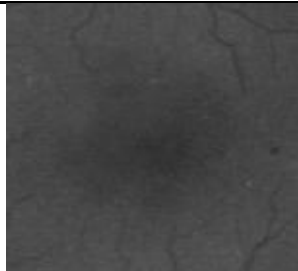
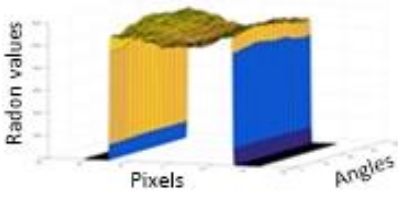
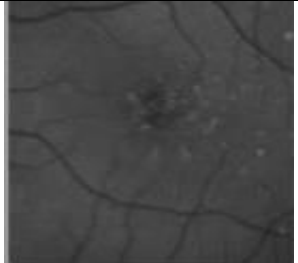
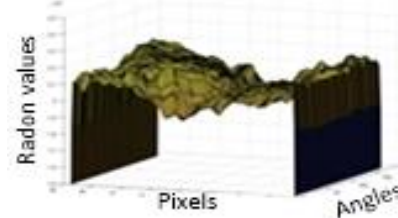
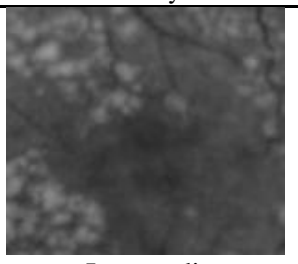
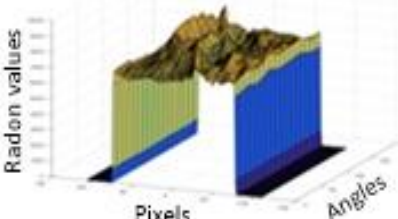
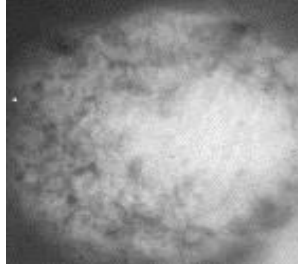
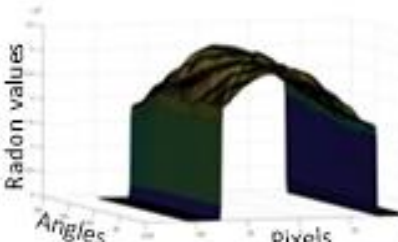


Figure 4.5(a) Macula saine ; (b) Espace Radon de la macula saine ; (c) Macula atteinte de DMLA ; (d) Espace Radon de la macula atteinte de DMLA.

4.3.3 Extraction de caractéristiques

Les espaces de radon sont étudiées pour identifier les propriétés morphologiques des drusens afin de distinguer les images de macula saine de celles affectées par la DMLA. Le tableau 4.2 illustre la variation des caractéristiques en fonction du grade de sévérité de la DMLA et de l'espace de radon correspondant. En fait, les cellules ganglionnaires de la rétine se condensent de façon continue, avec la plus forte concentration dans une direction radiale vers la fovéa, ce qui implique une diminution régulière de l'intensité. Par conséquent, les projections de radon sur une macula saine engendrent des vecteurs radon quasi-stationnaires, de faibles intensités et ayant des formes similaires. Cependant, un drusen dispatché dans l'image de la macula conduit à l'apparition d'une variation irrégulière du vecteur Radon [10], des intensités élevées et une grande différence entre les projections radon, comme illustrés dans le tableau 4.3.

Table 4.3 Propriétés de la DMLA en termes de gradation de la DMLA

Stade de la DMLA		espace Radon	Distribution irrégulière	Intensité élevée	Distorsions de forme circulaire
Healthy image			Low	Low	Low
AMD affected image	Early 		High	Low	Low
	Intermediate 		High	High	High
	Late 		Low	High	Low

Néanmoins, une seule propriété individuelle n'est pas suffisante pour détecter les drusens quel que soit le stade de la DMLA. Pour cela, nous envisageons d'extraire une caractéristique pour chacune des trois propriétés identifiées, afin d'assurer une meilleure distinction entre une image saine et une image atteinte de DMLA. Les traitements relatifs aux caractéristiques sont décrits dans les sous-sections suivantes.

4.3.3.1 Distribution irrégulière : Sample entropie

La texture d'une macula saine entraîne une variation régulière dans la projection de radon. Cependant, la présence de drusens dans la sous-image de la macula entraîne une distribution irrégulière, avec plusieurs valeurs maximales. Pour cela, nous considérons la variation de la projection de radon pour déduire la maladie de la DMLA [4]. Habituellement, l'entropie permet de quantifier la régularité du signal, comme l'entropie de Kolmogorov-Sinaï [204], l'entropie approximative [205], l'entropie d'échantillon (Sample Entropie « SE ») [206] et l'entropie spectrale [207]. En effet, le principe du traitement SE est basé sur le calcul d'un rapport entre le nombre de valeurs successives ayant le même sens et le nombre de valeurs successives conduisant à inverser le sens [208]. L'avantage de cette entropie est sa robustesse au bruit [209] et son indépendance de la longueur du signal [210]. Pour cela, nous choisissons le traitement SE pour déduire l'irrégularité de la projection de radon.

La première étape du traitement SE consiste à identifier un ensemble S1 contenant toutes les séquences de points consécutifs, ayant une direction croissante ou décroissante. Deux projections de Radon pour une macula saine et une macula affectée par la DMLA sont respectivement illustrées à la Figure 4.6.(a) et à la Figure 4.6.(b), où les séquences de points sont modélisées par des boîtes contenant des points rouges et bleus. La deuxième étape consiste à tester le point suivant de chaque séquence pour savoir s'il suit une direction similaire ou non. Pour la direction conservée, la séquence est ajoutée à un ensemble S2 de points successifs. Les points suivants de toutes les séquences sont représentés par la couleur verte, où les séquences appartenant à S2 sont modélisées par des boîtes noires dans les deux projections de radon de la Figure 4.6. On calcule alors le rapport entre le numéro de la séquence dans l'ensemble S2 et l'ensemble S1. Par la suite, le SE est calculé en appliquant le logarithme naturel de ce rapport, comme indiqué dans l'équation (16) [206], [211].

$$SE(m, r) = -\ln\left(\frac{S2(m+1, r)}{S1(m, r)}\right) \quad (16)$$

où m est la longueur des séquences, et r est la différence minimale à prendre en compte pour identifier la direction. L'approche expérimentale décrite dans [211] a permis de déduire que les valeurs de m entre 2 et 3 et de r entre 0,3 et 0,4 donnent les meilleurs résultats de classification optimaux.

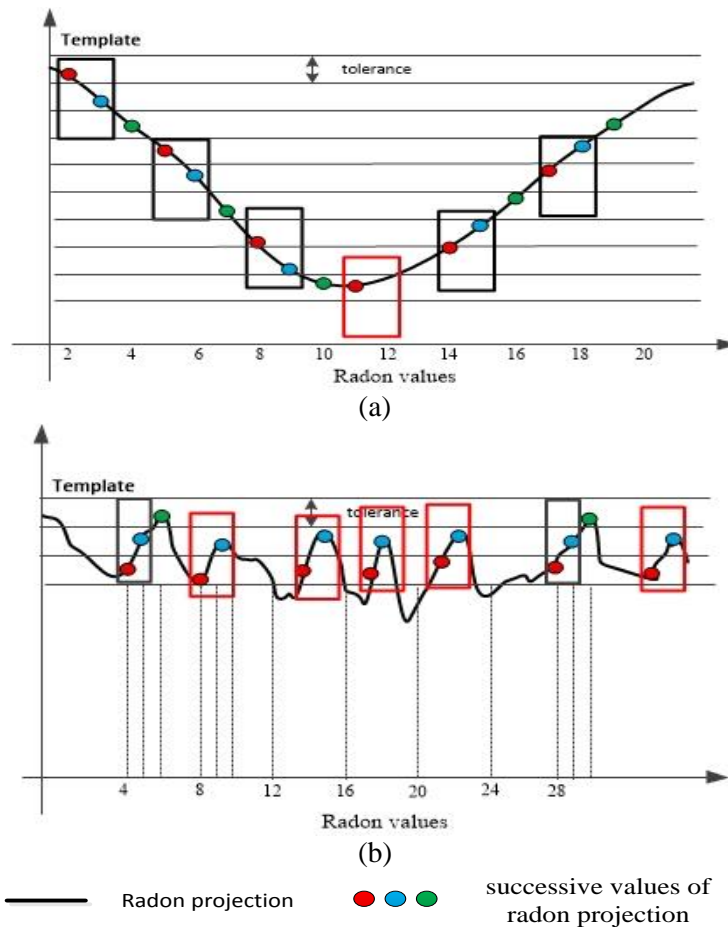


Figure 4.6 Projection de Radon avec localisation des valeurs successives de : (a) Macula saine, (b) Macula atteinte de DMLA

Par conséquent, une projection de radon sur une macula saine présente une variation régulière avec une seule courbure au milieu du vecteur radon. Ainsi, les numéros de séquence des ensembles S1 et S2 sont très proches, et sont respectivement égaux à 6 et 5 dans le cas de la Figure 4.6.(a). De ce fait, une macula saine correspond à un rapport proche de 1, et donc à une valeur SE proche de zéro. Cependant, une projection de radon sur une macula affectée par la DMLA présente une variation plus élevée, où la taille de l'ensemble S2 est significativement plus petite que celle de S1. Pour la Figure 4.6. (b), S2 ne contient que deux séquences, alors que S1 en contient six, ce qui conduit à un rapport proche de 0. Par conséquent, une macula atteinte par la DMLA donne lieu à une valeur SE positive plus élevée.

La modélisation des drusens dans les vecteurs de radon dépend de l'angle de projection. Dans la Figure 4.4, on constate que la valeur stationnaire de la projection du radon à 0° ne permet pas de modéliser la variation d'intensité, ce qui conduit à une faible valeur de SE. En revanche, dans le cas où l'angle de projection est égal à 90° , le vecteur de radon contient des

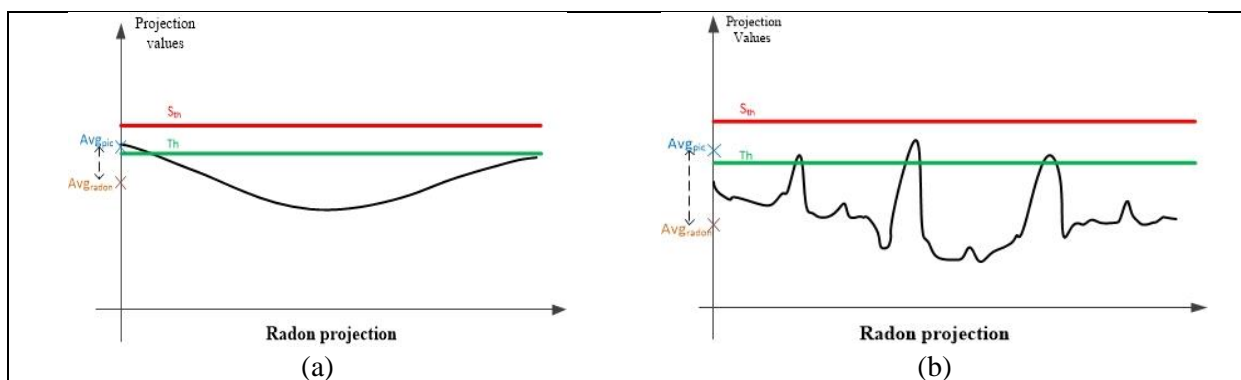
pententes ascendantes suivies d'une pente descendante, qui correspondent à la variation d'intensité, d'où une valeur de SE plus élevée. Pour éviter ce problème, nous avons calculé la moyenne Avg_{SE} de SE sur différents vecteurs de radon avec différents angles, comme indiqué dans l'équation (17), où ω est le nombre de projection.

$$Avg_{SE} = \frac{\sum_{\omega} SE(m,r)_{\omega}}{\omega} \quad (17)$$

4.3.3.2 Intensité élevée : seuil dynamique basé sur le degré d'intensité

La projection de radon sur une image saine conduit à fournir un signal monotone. En revanche, la projection de radon d'une image affectée par la DMLA contient des pics de valeurs élevés qui correspondent aux drusens. Par conséquent, un seuillage doit être effectué afin de séparer efficacement les pics nécessaires des structures de fond.

dans la littérature, nombreuses techniques de seuillage ont été proposées [212], telles que le seuillage local d'Otsu et le seuil statique. Cependant, la méthode d'Otsu ne fournit pas un seuil adéquat, si le nombre de pics est faible par rapport à l'arrière-plan ou si la projection de radon est gravement corrompue par un bruit additif [213], [214]. En outre, l'illumination inégale utilisée dans le processus d'acquisition entraîne des intensités différentes pour toutes les images du fond d'œil capturées, ce qui conduit à des valeurs différentes dans la projection de radon. Ainsi, un seuil statique n'est pas adéquat pour identifier les drusens sur la base de leurs pics d'intensité. Par exemple, les Figures 4.7.(a) et 4.7.(b) correspondent à la projection de radon appliquée aux sous-images sombres de la macula, tandis que les Figures 4.7.(c) et 4.7.(d) correspondent à la projection de radon appliquée aux images claires. Le seuil statique modélisé par les lignes rouges évite l'extraction des pics. Il extrait la limite de valeur de la projection de Radon autant que pics dans la Figure 4.7.(c), ce qui entraîne un dépistage faux positif de la DMLA. De plus, sur la Figure 4.7.(d), le seuil statique ne parvient pas à extraire les pics relatifs aux drusens en raison des faibles valeurs de la projection de radon.



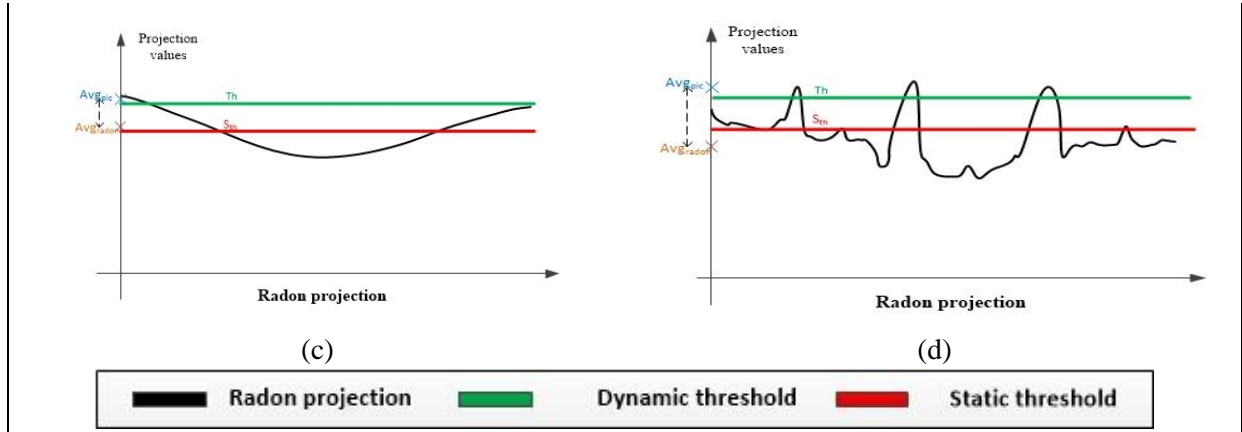


Figure 4.7 Projections de radon avec seuil statique et dynamique : (a) macula saine sombre (b) macula sombre atteinte de DMLA, (c) macula saine brillante (d) macula brillante atteinte de DMLA.

Pour éviter ce problème, nous proposons un seuillage dynamique basé sur le taux d'intensité pour l'espace de radon, où le seuil Th est identifié par rapport aux valeurs de la projection de radon, comme modélisé par les lignes vertes sur la Figure 4.7. Ainsi, tous les points de la projection de radon, ayant des valeurs supérieures à 0,9 fois la différence entre les valeurs maximales et minimales, sont extraits, comme le montre l'équation 18.

$$Th = 0.9 * (\max R(i, j) - \min R(i, j)) \quad (18)$$

où Th est le niveau de seuil, R est l'espace de radon et (i, j) sont les indices de valeur de radon. Le choix de la valeur inférieure à 0,9 permet d'éviter de considérer les bruits de l'image comme des lésions.

Ensuite, nous étudions l'impact des valeurs extraites dans les régions voisines. Pour cela, une valeur moyenne de la projection de radon avg_{radon} est calculée, comme indiqué dans l'équation (19). Par la suite, nous dérivons une valeur moyenne des pics extraits avg_{pic} , comme indiqué dans l'équation (20).

$$avg_{radon} = \frac{1}{w * p} \sum_1^w \sum_1^p R(i, j) \quad (19)$$

$$avg_{pic} = \frac{1}{n_{pic}} \sum_1^w \sum_1^p R(i, j) ; \text{ where } R(i, j) \geq Th \quad (20)$$

où w est le numéro de projection, p est la taille de projection de radon, et n_{pic} est le nombre de valeurs de radon $R(i, j) \geq Th$.

En fait, toutes les valeurs de la projection de radon d'une macula saine sont si proches les unes des autres. Par conséquent, avg_{pic} sera si proche de la moyenne de la projection de radon avg_{radon} , comme illustré dans la Figure 10.(a) et la Figure 10.(c). En revanche, pour une représentation de macula affectée, les valeurs de la projection de radon sont nettement différents, où les pics relatifs aux drusens sont caractérisés par des valeurs plus élevées,

généralant un écart important entre les valeurs avg_{pic} et avg_{radon} illustrées dans les Figures 4.7.(b) et 4.7.(d). pour déduire la présence de drusens [215], [216], nous choisissons de calculer le rapport de croissance d'intensité $R_{intensity}$ entre la moyenne des pics avg_{pic} et la moyenne de l'espace radon avg_{radon} , comme le montre l'équation (21) [216].

$$R_{intensity} = avg_{pic} / avg_{radon} \quad (21)$$

De ce fait, le rapport de la caractéristique de croissance de l'intensité $R_{intensity}$ de la macula saine tend toujours vers 1. En revanche, une macula atteinte de DMLA entraîne une valeur positive plus élevée de $R_{intensity}$.

4.3.3.3 Calcul de la Similarité par « Erreur Quadratique Moyenne (EQM) »

Les projections de radon sur la macula saine génèrent des vecteur radon ayant une forme de courbure, où le sommet de chaque projection de radon correspond à l'emplacement de la fovéa [180]. En raison de la forme circulaire de la macula et de la position centrée de la fovéa, toutes les projections de radon ont une forme similaire [140], [217], comme l'illustre la Figure 4.8.(a). Cependant, les projections de radon d'une image affectée par la DMLA impliquent la représentation de vallées qui sont relatives aux drusens, et déforment ainsi la forme convexe. Comme les drusens sont situés de manière aléatoire dans la région de la macula, et que les projections de radon sont appliquées avec des angles différents, les vallées se situent dans des positions différentes à travers les différentes projections, comme le montre la Figure 4.8.(b).

Par conséquent, nous cherchons à quantifier la différence entre toutes les projections de radon pour détecter les drusens et ainsi détecter la DMLA. En effet, la mesure de la dissimilarité entre plusieurs modèles est formulée par la valeur de la distance à un modèle universel pour tous. Pour cela, nous calculons le vecteur moyen $\bar{R}(N)$ de toutes les projections, qui est la moyenne de l'espace radon $R_{\omega}(N)$ le long de toutes les directions ω , comme indiqué dans l'Eq (22).

$$\bar{R}(N) = \frac{1}{\omega} \sum_{\omega=1}^{\omega} R_{\omega}(N) \quad (22)$$

Pour une macula saine, le vecteur moyen a une courbure similaire à celle des projections de radon originales, comme le montre la courbure rouge dans les projections de radon à différents angles, comme représenté sur la Figure 4.9. Par conséquent, un écart minimal entre les projections et la courbure de la projection moyenne est obtenue.

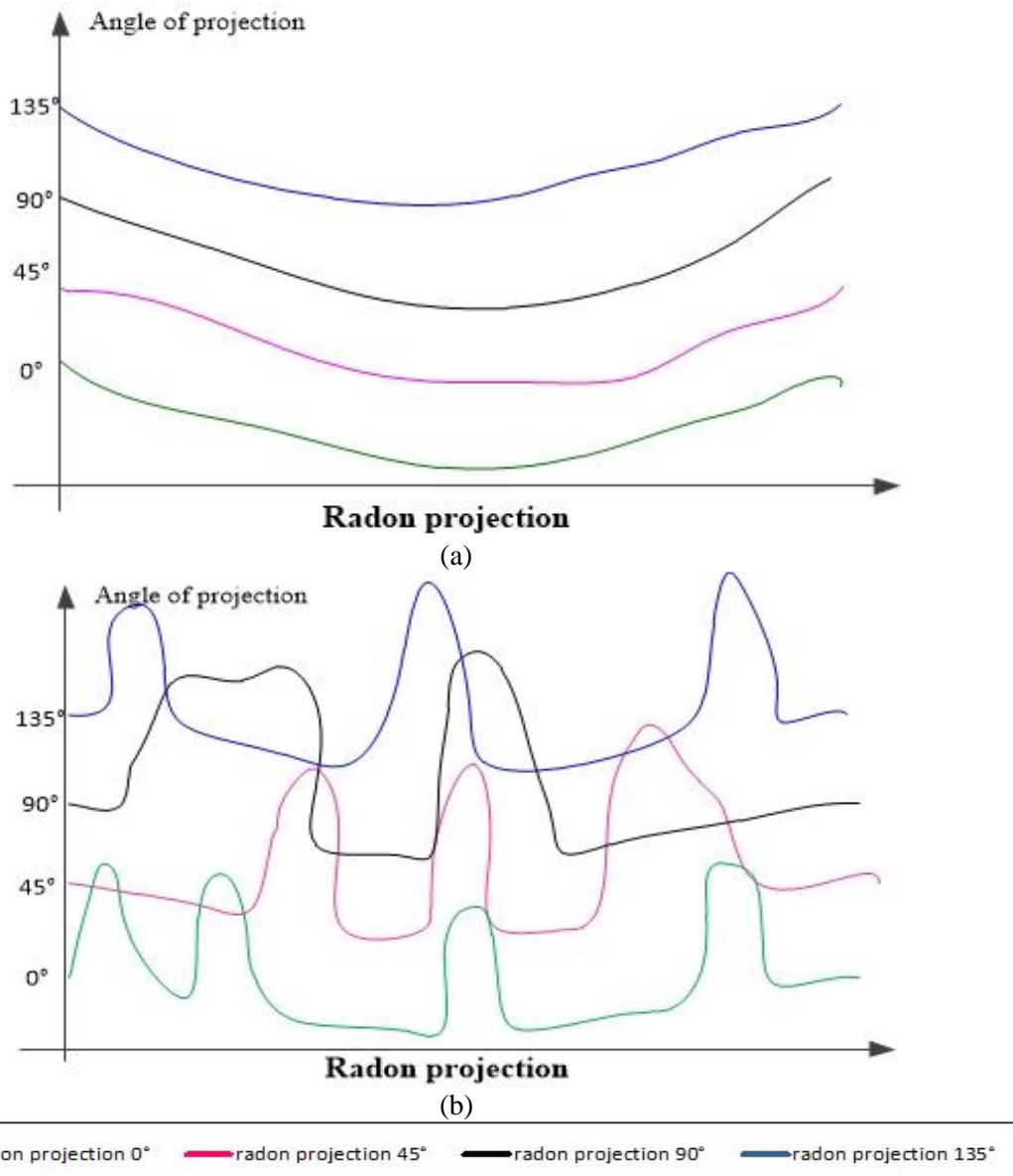


Figure 4-8 Projection de Radon avec des angles de 0°, 45°, 90° et 180° appliquée à : (a) macula saine ; (b) macula affectée par la DMLA.

En revanche, le vecteur moyen présente une différence importante avec la projection de radon, comme le montre la courbure rouge de la Figure 4.10. Il y a donc un écart important entre les vecteurs des projections et le vecteur moyen.

Ainsi, une différence réduite correspond à une macula saine alors qu'une différence correspond à une macula affectée par la DMLA. Différents traitements de similarité peuvent être utilisés, tels que l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) [140], la similarité M-S [218] et C-LTM [219], qui sont basés sur la méthode classique pour calculer le vecteur de distance. Dans ce travail, nous calculons la similarité entre les projections de radon par le calcul de l'EQM entre les projections, comme indiqué dans l'équation (23). L'EQM consiste à calculer

la différence entre chaque projection de radon et l'espace de radon moyen basé sur la méthode de la distance de Minkowski [220] [140].

$$EQM = \frac{1}{N \cdot \omega} \sum_{N=1}^N \sum_{\omega=1}^{\omega} (R_{\omega}(N) - \bar{R}(N))^2 \quad (23)$$

où $R_{\omega}(N)$ désigne la composante (N, ω) de l'espace de Radon, et N et ω sont respectivement la longueur de la projection de Radon RT et le nombre de projections.

Ainsi, pour une macula saine, les projections de radon ont une courbure similaire à leur profil moyen, ce qui conduit à une EQM plus faible. En revanche, les drusens impliquent une projection de radon différenciée, ce qui conduit à une EQM plus élevée.

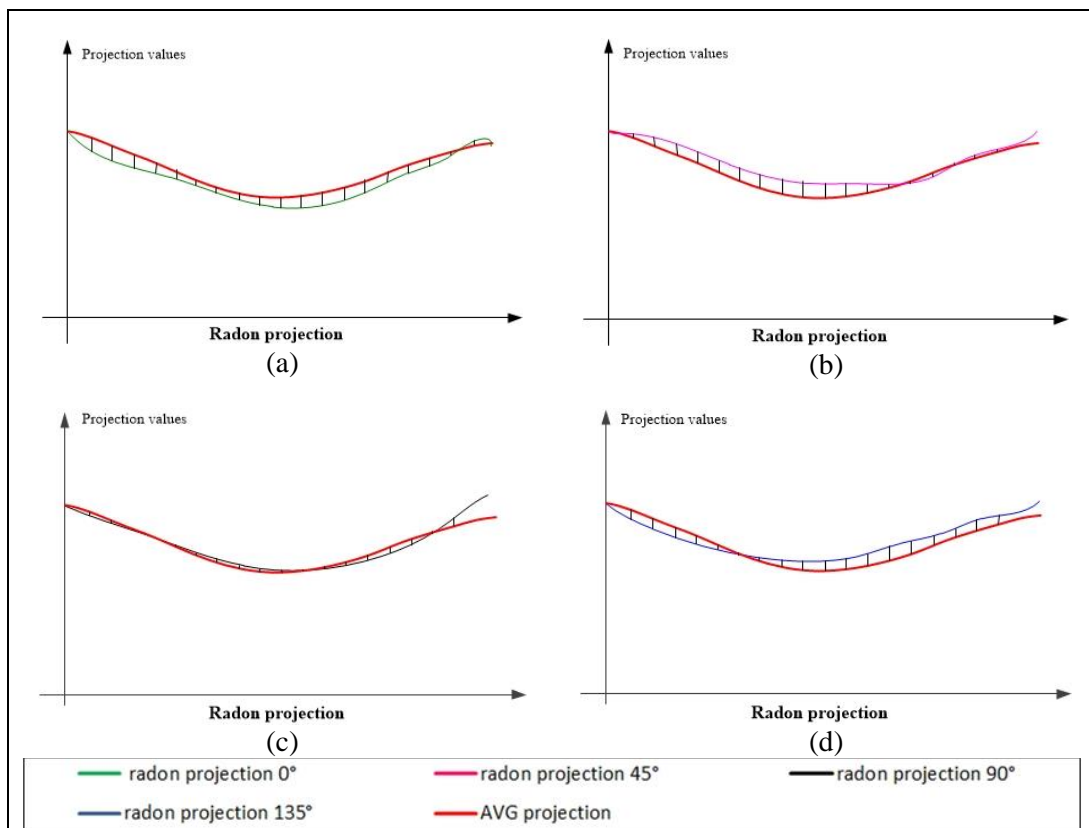
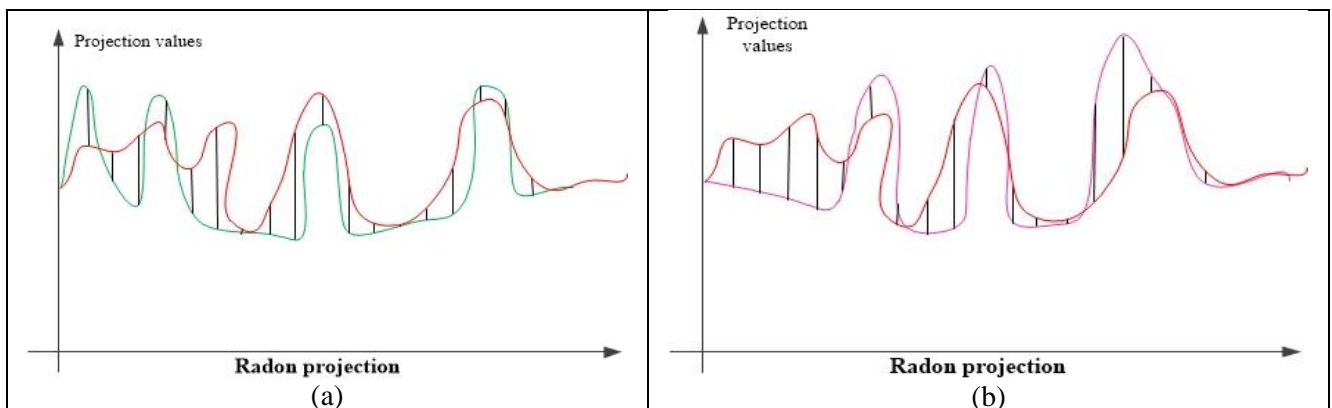


Figure 4.9 Projections de Radon et projection moyenne pour une macula saine avec : (a) Angle 0°, (b) Angle 45°, (c) Angle 90°, (d) Angle 135°.



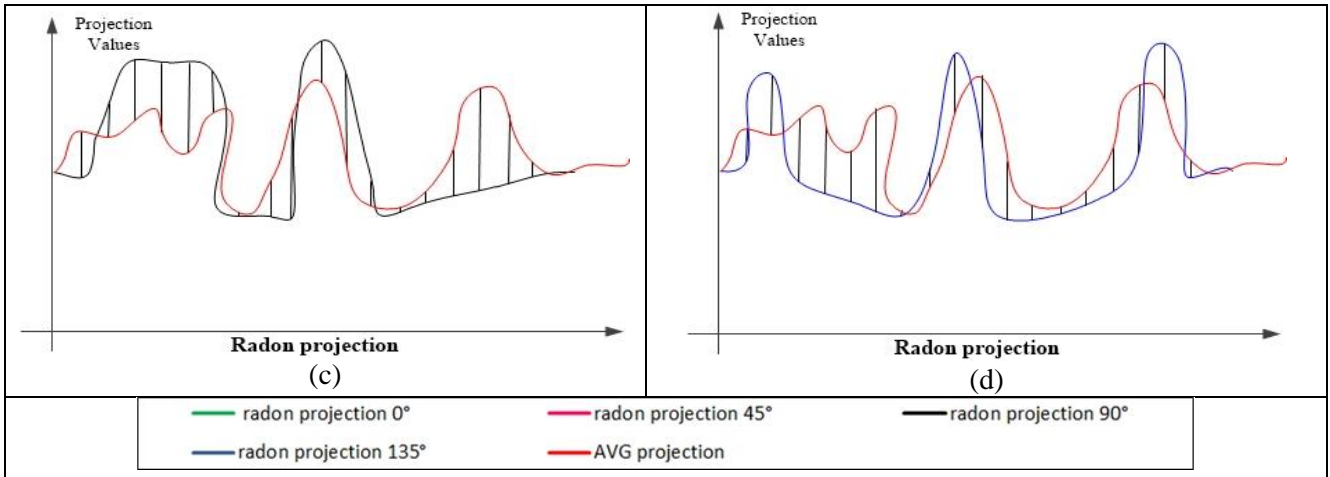


Figure 4.10 Projections de Radon et projection moyenne pour la macula atteinte de DMLA avec : (a) Angle 0° , (b) Angle 45° , (c) Angle 90° , (d) Angle 135° .

Pour récapituler, différents angles de projection RT sont générés pour chaque sous-image afin d'offrir une représentation explicite de l'intensité. Ensuite, à partir de l'espace de radon fourni, seules trois caractéristiques DMLA adéquates sont identifiées pour refléter toutes les propriétés DMLA, à savoir la sample entropie, le seuil dynamique et l'EQM. Le vecteur de caractéristiques sera fourni à un classificateur pour dépister la maladie de la DMLA, comme décrit dans la sous-section suivante.

4.3.4 Classification

L'objectif de cette section est de combiner les trois caractéristiques des propriétés morphologiques et les classer par un classificateur afin de garantir un dépistage efficace en un temps réduit. Pour réaliser cette classification requise entre les images saines et celles affectées par la DMLA, plusieurs techniques ont été utilisées par les méthodes existantes de dépistage des pathologies oculaires en utilisant différents classificateurs tels que les DT [176], Naive Bayes [176], les réseaux de neurones probabilistes [221] et les KNN [222]. Parmi ces classificateurs, le SVM est une machine d'apprentissage supervisé [223], permettant d'atteindre des performances élevées dans plusieurs classifications de pathologies oculaires, telles que la détection de la néovascularisation [66] et la détection de l'exsudat dur [224]. Le SVM est également considéré comme le classificateur le plus performant pour le dépistage de la DMLA et la détection de la gravité de la DMLA [9], [13], [37]. Le travail proposé dans [225] a rapporté une spécificité de 100%, une sensibilité de 99,4% et une précision de 99,6% en utilisant le SVM pour classer les images de test. Dans [9], les auteurs ont utilisé un SVM pour classer les images de fond d'œil en catégories saine/AMD et ont obtenu une précision de 92,16%. Dans [4], [6], [11], il a été déduit des expérimentations que le SVM a fourni de

meilleures performances de dépistage de la DMLA parmi les autres classificateurs. En outre, le classificateur SVM a montré une bonne performance dans le cas de taille limitée des données en entrée. De plus, il est considéré comme une solution appropriée pour les contraintes de classification en temps réel [226]. Pour cela, le classificateur SVM constitue un choix idéal pour notre méthode automatique de dépistage de la DMLA. Une étude expérimentale a été effectuée pour le choix du type du noyau SVM adéquat, où nous avons constaté que le noyau RBF offre une meilleure performance de détection par rapport aux noyaux polynomial et linéaire. Pour assurer la fiabilité de cette étude expérimentale, l'algorithme d'auto-apprentissage SVM [227] a été utilisé pour le choix des paramètres optimaux de chaque noyau.

4.3.5 Expérimentations et résultats

4.3.5.1 Base de données et paramètres d'évaluation

Pour évaluer la méthode que nous proposons, nous utilisons les trois bases de données STARE, REFUGE et RFMiD, qui sont détaillées dans le tableau 4.3. Les images de la base STARE [74] ont été acquises à l'aide d'une caméra « topCon » à un champ de vision (field of view « FOV ») de 35 degrés avec une taille de 700×605 pixels. [9]. La deuxième base de données "REFUGE " [105] est composée de 400 images de fond d'œil acquises à l'aide de « Zeiss Visucam » avec une taille de 1440 × 1440 pixels. La troisième base de données, "RFMiD dataset" [228], contient des images de fond d'œil prises par trois caméras différentes avec une résolution de 2144x1424, 4288x2848, 2048x1536 pixels respectivement. Les trois bases contiennent des images rétinienne affectées par la DMLA à différents stades.

Nous sélectionnons dans chaque base de données un sous-ensemble d'images du fond de l'œil atteintes de DMLA et saines, dont les nombres par classes sont détaillées dans le tableau 4.4.

Table 4.4: Description de la base de données.

base de données	Résolution	Nombre d'images par classe	
		AMD	No AMD
STARE	700x605	37	27
REFUGE	1440x1440	81	266
RFMiD	2144x1424	169	425
	4288x2848		
	2048x 1536		

Les métriques utilisées pour mesurer la performance de notre méthode sont respectivement les vrais positifs (True Positive « TP »), les vrais négatifs (True Negative « TN »), les faux

positifs (False Positive « FP ») et le faux négatifs (False Negative « FN »). Le TP (resp. TN) définit qu'une image de macula est correctement dépistée comme étant affectée par la DMLA (resp. saine). D'autre part, le FP (resp. FN) consiste à classer une macula saine (resp. atteinte de DMLA) comme une image atteinte de DMLA (resp. saine).

Ensuite, nous avons calculé :

- la spécificité (Sp) qui présente la proportion d'images de macula saine correctement classées parmi toutes les images réellement saines, comme indiqué dans l'équation (24).
- la sensibilité (Sens), qui indique la proportion d'images de macula affectée correctement classées parmi les images réellement affectées, comme indiqué dans l'équation (25)
- l'exactitude (Exac), qui présente la proportion d'images de la macula correctement classées parmi toutes les images (images saines et images affectées par la DMLA), comme indiqué dans l'équation (26).
- La valeur prédictive positive (VPP), également appelée précision, qui indique la proportion de sujets sains correctement classés parmi les images affectées par la DMLA et peut être exprimée comme indiqué dans l'équation (27).
- La valeur prédictive négative (VPN) : qui indique la proportion de sujets sains correctement classés parmi les sujets sains étiquetés, comme indiqué dans l'équation (28).

$$Sp = TN / (TN + FP) \quad (24)$$

$$Sens = TP / (TP + FN) \quad (25)$$

$$Exac = ((TP + TN) / (TP + TN + FN + FP)) \quad (26)$$

$$VPP = TP / (TP + FP) \quad (27)$$

$$VPN = TN / (TN + FN) \quad (28)$$

4.3.5.2 Évaluation des caractéristiques

Dans cette section, nous évaluons la capacité de chaque caractéristique à distinguer les images saines des images affectées par la DMLA. Pour ce faire, nous étudions la corrélation entre la valeur de chaque caractéristique et les différentes classes. Pour chaque image de fond d'œil, nous avons récupéré la valeur de l'étiquetage par les expert et les trois caractéristiques extraites, respectivement illustrées dans les Figure 4.11.(a), Figure 4.11.(b) et Figure 4.11.(c).

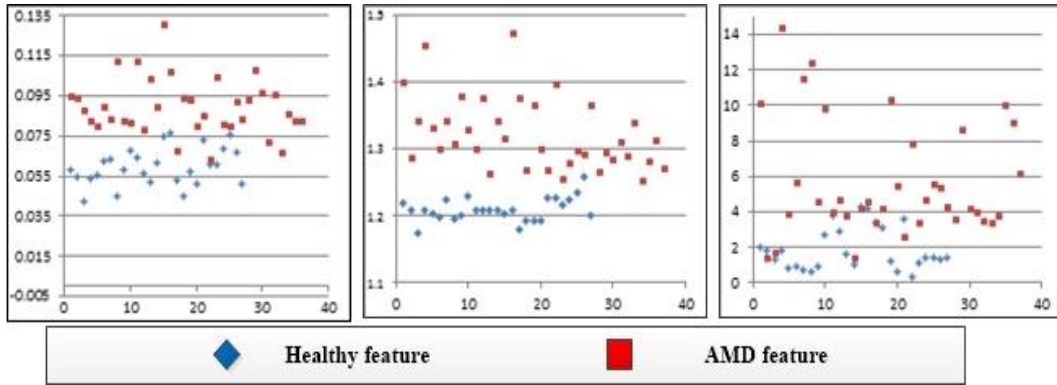


Figure 4.11 Distribution des caractéristiques des macules saines et des macules atteintes de DMLA : (a) Caractéristique d'entropie d'échantillon, (b) Caractéristique de taux d'intensité basée sur un seuil dynamique, (c) Caractéristique MSE.

Nous pouvons constater les valeurs des caractéristiques correspondantes à des images pathologiques sont nettement supérieures à celles correspondantes à des images saines. De plus, les caractéristiques semblent complémentaires pour la détection de la DMLA. Par exemple, les drusens du stade avancé de la DMLA, représentés par les images 17 et 22, apparaissent comme un grand drusen de forme circulaire. Par conséquent, les valeurs SE et MSE sont faibles. Dans ce cas, le taux d'intensité basé sur un seuil dynamique offre une valeur élevée, ce qui permet d'éviter la fausse détection.

4.3.5.3 Évaluation des performances de la méthode de dépistage de la DMLA

Dans cette étape, nous évaluons notre méthode en s'appuyant sur les métriques de sensibilité, spécificité et exactitude, et en utilisant les trois bases de données STARE, REFUGE et RFMid. Afin d'évaluer efficacement la méthode proposée, nous proposons une approche de validation quadruple croisée, qui consiste à diviser les images rétinienne de chaque ensemble de données en quatre sous-ensembles afin d'effectuer quatre expériences pour chaque ensemble de données. Pour chaque expérience, trois sous-ensembles sont utilisés pour le processus de formation et un sous-ensemble pour le test. Nous extrayons les caractéristiques de tous les ensembles de données d'images de fond, qui seront utilisées pour les processus d'apprentissage et de test. Nous utilisons les box plots pour présenter les performances de ces expériences, comme le montre la Figure 4.12.(a). Ces box plots démontrent des performances élevées en termes de précision, de sensibilité et de spécificité. Les différentes performances sont modélisées par les box plots illustrés à la Figure 4.12.(b). La sensibilité de 100 % présentée dans la quatrième colonne du tableau 4.5 reflète la capacité de notre méthode à détecter les images DMLA, tout en séparant l'image affectée par la DMLA des images normales.

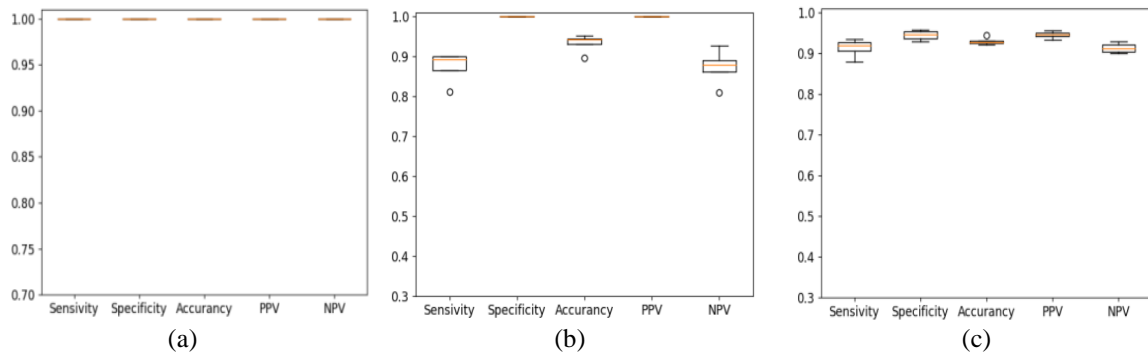


Figure 4.12 Visualisation des performances à l'aide de box plots : (a), base de données d'images du fond d'œil de Stare ; (b), base de données d'images du fond d'œil de REFUGE, (C), base de données d'images du fond d'œil de RFMID.

Par la suite, nous comparons les résultats de notre méthode par rapport à ceux des méthodes existantes. Pour le cas de la base STARE, nous avons obtenu la plus haute exactitude de classification de 100%, une sensibilité de 100% et une spécificité de 100%, parmi certains travaux antérieurs [6], [9], [11] qui ont rapporté respectivement des précisions de 93.60, 92.15 et 82.92. Il est important de souligner que notre méthode utilise 3 caractéristiques significatives pour obtenir une précision moyenne de 100, alors que les travaux[4] et [188] utilisaient respectivement 1262 et 30.

Pour la base REFUGE, les mesures de performance ne sont pas élevées par rapport à la base de données STARE. La raison de ces variations de précision est due à la présence de lésions d'autres pathologies, conjointement avec celles de la DMLA. Néanmoins, notre méthode surpasse les autres méthodes [14] en termes de exactitude de classification, spécificité, valeur prédictive positive, et valeur prédictive négative.

Pour la base de données RFMiD, nous avons obtenu une précision de classification de 94,3 %, une sensibilité de 95,18 % et une spécificité de 93,47 %. La variation de la précision est due à la présence de différentes lésions d'autres pathologies dans l'image du fond d'œil de la DMLA. Les taux de réussite de notre méthode sont comparés à ceux d'une autre méthode [229], basée sur l'apprentissage profond pour la reconnaissance de différentes pathologies, qui a utilisé le même ensemble de données. La performance de détection de notre méthode justifie qu'elle se base sur des caractéristiques significatives qui décrivent bien les propriétés des drusens par rapport aux autres régions rétinienne.

Table 4.5: Détection des performances du dépistage de la DMLA par rapport aux méthodes existantes

Bases de données	Travaux	Métriques				
		Précision	Spécificité	Sensibilité	PPV	NPV
STARE	Mookiah et al., 2014a[11]	82.92	88	71.67	NA	86.10
	Mookiah et al., 2015b[6]	93.6	98.00	97.50	NA	97.87
	Mookiah et al., 2015a[4]	100	100	100	NA	97.8
	Acharya et al., 2016[188]	100	100	100	NA	100
	García-Florianó et al., 2019[9]	92.15	88.2	NA	NA	93.2
	Samina Khalid et al 2021[230]	95.45	97.5	95	98	91
	Our proposed work	100	100	100	100	100
REFUGE	V. Rajinikanth et al 2021 [14]	93.67	93.33	94.00	93.38	93.96
	Our proposed work	95.2	100	88.23	100	92.59
RFMiD	Wang Heyang [229]	72.55	--	--	--	--
	méthode proposée	94.3	95,18	93,47	95,55	92,94

4.4 Accélération de la méthode de prédiction de la DMLA

4.4.1 Analyse de la complexité et évaluation du temps d'exécution

L'objectif de ce travail est de proposer une méthode efficace en termes de calcul pour la prédiction de la DMLA. Pour cela, nous avons calculé la complexité du traitement de chaque étape. Comme indiqué dans la section 4.3, notre méthode procède à améliorer le contraste afin de distinguer correctement les lésions de DMLA du fond de la macula. Ensuite, nous avons appliqué la TR à la région de la macula en offrant une représentation explicite de l'intensité. De plus, nous avons choisi les caractéristiques adéquates de la DMLA pour la classification des images qui reflètent toutes les propriétés de la DMLA et nous avons choisi le SVM afin d'assurer la meilleure distinction entre les images saines et celles affectées par la DMLA.

En fait, la méthode CLAHE a été exécutée sur tous les pixels de l'image entière où la complexité de calcul était égale à $O(n^2)$ [231]. Pour la caractéristique de croissance de l'intensité, un seuil est appliqué à la projection de l'espace TR avec une taille de $(\omega \times n)$. Ensuite, une valeur moyenne de tous les pics, dans l'ensemble de la projection de l'espace TR, est calculée. Ainsi, il nécessite $O(\omega \times n)$ pour être effectué. En outre, ω comparaisons sont calculées pour la génération de la caractéristique EQM, entre chaque projection RT de taille n et une projection moyenne. La complexité temporelle de la caractéristique EQM est égale à $O(\omega \times n)$ [140]. La complexité du SVM était comprise entre $C \times d$ et d^2 [232], où « C » était le

nombre de vecteurs de support qui dépendait de la taille de l'ensemble de données, et d était la dimensionnalité du vecteur de caractéristiques, qui était égale à trois dans notre cas. Par conséquent, une complexité temporelle constante égale à $O(1)$ est requise. Ces étapes sont caractérisées par des complexités faibles, ce qui est approprié pour cibler une implémentation contrainte par le temps.

Néanmoins, une seule projection de radon nécessite le parcours de tous les pixels de l'image de la macula avec une résolution $n \times n$, ce qui nécessite $O(n^2)$ [233],[234]. Ainsi, pour un vecteur de TR d'entrée ayant une taille de $\sqrt{2} \times n$, le SE consiste à répéter la comparaison sur tous les ensembles possibles, où la complexité du calcul est égale à $O(n^2)$ [235], [236]. Généralement, les espaces de radon des images sont générés en utilisant tous les projections de radon, dont le nombre maximal est de 180, où les projections sont effectuées avec des angles allant de 0° à 179° . Par conséquent, le traitement de "projection de Radon" et "SE" qui nécessitent une complexité égale à $O(\omega \cdot n^2)$, où ω est le nombre de projection. De ce fait, un nombre de projection élevé (égal à $\omega=180$), conduisent à une complexité de calcul plus élevée et implique une augmentation similaire du temps d'exécution.

Le tableau 4.6 illustre une complexité totale de l'ordre de $O(\omega \times n^2)$, où $n \times n$ est la taille de l'image d'entrée et ω est le nombre de projection de radon. L'exécution de la méthode sur des architectures matérielles différentes nous a permis de déduire que ces deux traitements nécessitent plus que 94% du temps total de la méthode, où les temps d'exécution par traitement sont indiqués dans le tableau 4.6. Par conséquent, le nombre de projection élevée est un facteur limitant lors de l'utilisation de la méthode proposée. De ce fait, la réduction complexité tout en maintenant la précision optimale de la classification est d'une importance cruciale pour réduire le temps d'exécution.

Table 4.6 Complexité des étapes du dépistage de la DMLA.

Étapes du dépistage de la DMLA		Complexité	Temps d'exécution (milliseconde)
Amélioration des contrastes		$O(n^2)$	2
Transformée de radon		$O(\omega \cdot n^2)$	41
Extraction de caractéristiques liées aux propriétés morphologiques de l'AMD	SE	$O(\omega \cdot n^2)$	54
	Intensité moyenne	$O(\omega \cdot n)$	1
	EQM	$O(\omega \cdot n)$	1
Classification SVM		$O(1)$	1
Méthode de dépistage de la DMLA		$O(\omega \cdot n^2)$	100

4.4.2 Heuristique d'optimisation des projections radon

Les espaces de radon des images consistent à modéliser la distribution de l'intensité de l'image dans les différentes directions. Généralement, ils sont générés en utilisant un nombre maximal de projections de radon, effectuées de 0° à 179° avec des valeurs de pas égales à 1° . D'où, il nécessite une complexité de $O(\omega \cdot n^2)$, où n^2 est la taille de l'image et ω est le nombre des projections.

En fait, nous pouvons remarquer que pour des projections d'angles proches, la TR produit des vecteurs avec des contenus très similaires. Par exemple, les deux projections aux angles 0° et 2° illustrée dans Figure 4.13.(a), reflètent des vecteurs de radon ayant des valeurs stationnaires. Nous pouvons également constater que la variation d'intensité est maintenue même si nous changeons l'angle de projection de 90° à 92° , où les deux illustrent les mêmes formes de représentation d'intensité, comme le montre la Figure 4.13.(b). Nous pouvons donc constater qu'il est inutile d'appliquer toutes les projections pour assurer une modélisation complète et ainsi une détection optimale.

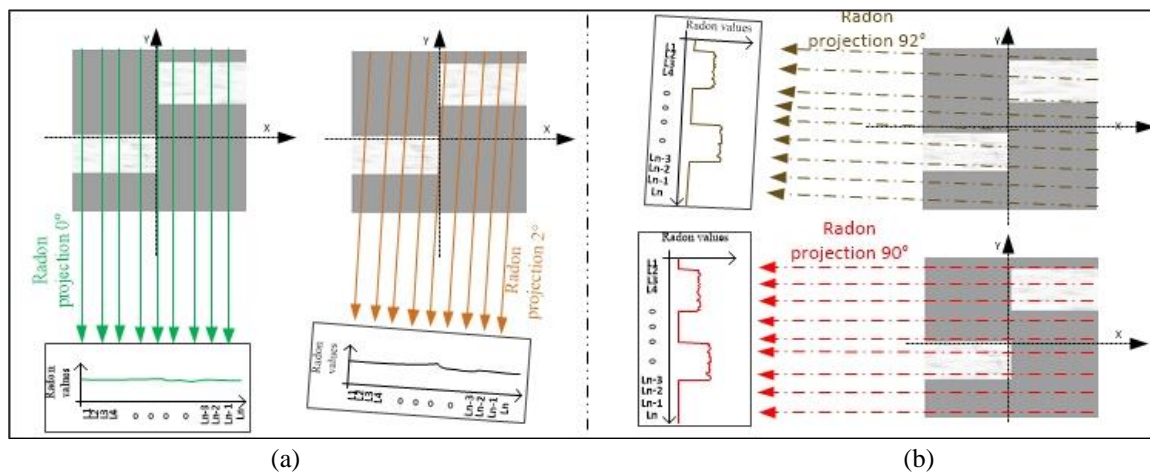


Figure 4.13 Projection du radon avec des angles rapprochés : (a) angles 0° et 2° ; (c) angles 90° et 92°

De ce fait, notre objectif consiste à réduire le nombre de projection w utilisé pour la génération de l'espace de radon. Dans le cadre de cet objectif, nous cherchons à identifier l'ensemble minimal de projections de radon, qui permet de réduire le temps d'exécution tout en espérant de garder la modélisation efficace de l'image dans toutes les directions.

Cela peut être formulé autant qu'un problème d'optimisation combinatoire qui revient à minimiser une fonction objective sous certaines contraintes [237]. Plusieurs approches heuristiques sont mises en œuvre pour traiter certains problèmes de l'optimisation combinatoire [238]–[241]. Parmi ces approches heuristiques, on peut citer l'approche « gloutonne » [241] qui consiste à construit une solution de manière incrémentale

(décrémentale), en faisant à chaque pas un choix maximisant (minimisant) une fonction objectif [241], [242].

Suivant le principe de cette approche, nous proposons une heuristique d'optimisation où l'initialisation consiste à considérer les ensembles des projections S utilisés comme des solutions de l'approche. Le nombre des projections de chaque ensemble des projections S est implicitement réduit de manière itérative en augmentant les pas entre les projections, tel qu'indiqué dans l'équation 29. Pour garantir une modélisation complémentaire des formes, il est nécessaire de sélectionner les angles tout en fixant les valeurs de pas, afin de prendre en compte la distribution de l'intensité dans différentes directions.

$$S = \{\theta_0, \dots, \theta_n\} \text{ où } \begin{cases} n \in [0, 2\pi[\\ n + 1 = n + pas \end{cases} \quad (29)$$

A chaque ensemble de projection, la performance p_i est calculée. La condition d'arrêt de l'approche correspond à la réduction de la performance p_i par rapport à p_{max} , où p_{max} la performance optimale correspondante à l'utilisation du nombre maximal des projections avec $\omega = 180$ et $i = 1$. La fonction objective de l'approche correspond à l'ensemble S_i qui nous permet d'avoir maintenir la performance p_{max} , avec le pas i maximal. L'organigramme complet de d'heuristique d'optimisation proposée est modélisé dans la Figure 4.14.

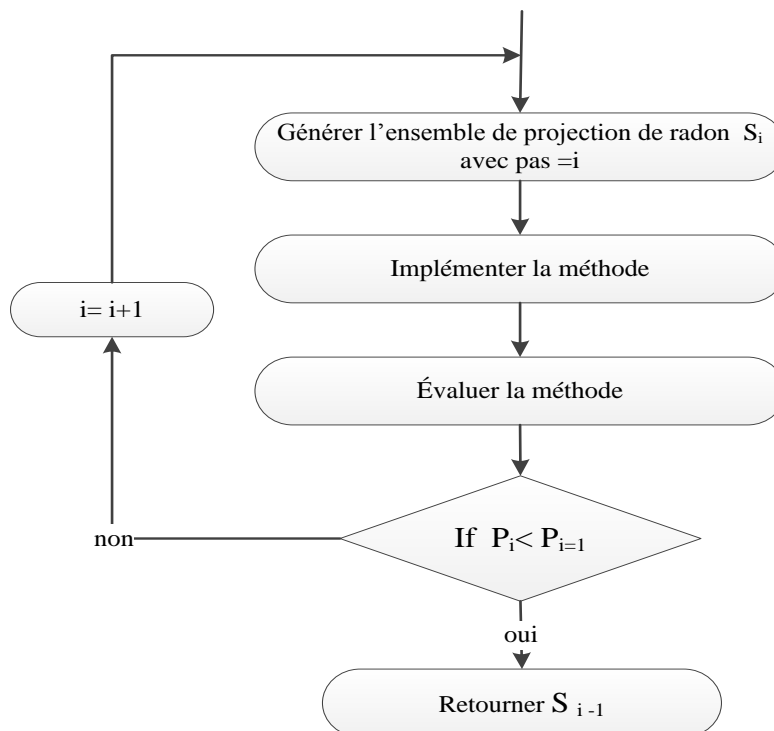


Figure 4.14 Organigramme d'heuristique d'optimisation pour identifier le nombre optimal de projection de radon.

4.4.3 Optimisation de la méthode de dépistage de la DMLA

Nous appliquons l'heuristique à deux reprises dans l'objectif de résoudre le problème de réduction de la complexité. La première consiste à évaluer l'application de l'heuristique d'optimisation de réduction des projections, afin de réduire le temps d'exécution total. La deuxième vise à évaluer l'impact de l'application de l'heuristique d'optimisation pour la réduction des projections prise en considération pour le calcul de la caractéristique SE. Dans le cadre de cet objectif, nous consistons à étudier le gain en termes de temps d'exécution du calcul du SE et de la méthode complète.

4.4.3.1 Environnement d'expérimentation :

Dans ces expérimentations, nous sélectionnons une image de fond d'œil à partir de la base de données « Structured Analysis of the Retina » (STARE), d'une taille de 700x605 pixels. En outre notre méthode est conçue pour être implémentées sur différents types de dispositifs, afin de prouver sa capacité autonome dans différentes puissances de calcul et ressources mémoire. Pour cela nous avons mis en œuvre notre méthode sur deux smartphones différents dont les caractéristiques matérielles sont énumérées dans le tableau 4.7.

Table 4.7 Caractéristiques matérielles des plates-formes d'implémentation.

	Samsung Galaxy S7-edge	Samsung Galaxy S9
Architecture CPU	Samsung Exynos 8890	Samsung Exynos 9810
Nombre de CPU	8 cœurs	8 cœurs
Fréquence de CPU	2.3GHz	2.7 GHz
RAM	4Go	4Go
OS	Android v6.0 (Marshmallow)	Android v8.0 (Oreo)

4.4.3.2 Optimisation de la génération de l'espace radon

Dans un premier temps, nous procédons à appliquer l'heuristique d'optimisation pour réduire le nombre de projections de radon ω requis dans l'ensemble de la méthode. Ainsi, l'espace de radon optimal a été généré en utilisant un nombre maximal de projections de radon égal à 180. Ensuite, l'implémentation de la méthode a été réalisée et évaluée en utilisant la base d'images de fond d'œil STARE. Par la suite, nous avons réduit le nombre de projections ω , de manière itérative et nous avons étudié les performances de la détection des DMLA pour chaque itération. La valeur ω fournie est la dernière qui maintient une précision de $p_{\max} = 100\%$.

On peut en déduire que même avec un nombre de projection de radon réduit, les espaces de radon conservent les propriétés morphologiques des drusens. Le tableau 4.8 (resp tableau 4.9) présente les évolutions des temps d'exécution en fonction du nombre de projection de Radon

ω sur le smartphone S7-edge (resp S9). Nous nous limitons à présenter uniquement les traitements " TR " et " SE ", puisque leurs temps d'exécution dépendent de ω . Nous avons observé que la précision de 100% était maintenue tout en réduisant le nombre de projection de Radon jusqu'à atteindre $\omega=45$. Cependant, nous avons noté que la précision du dépistage DMLA diminuait continuellement pour atteindre 98,8% lorsque $\omega=36$.

Table 4.8: Impact de la réduction du nombre de RP sur le temps d'exécution du traitement de la projection de radon sur le Smartphone S7-edge

Étapes du dépistage de la DMLA		S7-edge					
Nombre de projections de Radon		$\omega = 180$	$\omega = 120$	$\omega = 90$	$\omega = 60$	$\omega = 45$	$\omega = 36$
Temps d'exécution (milliseconde)	Transformée de radon	41	28	21	14	11	7
	SE	54	38	26	18	14	11
	Méthode globale	100	71	50	35	30	23
Précision (%)		100	100	100	100	100	98.8

Une diminution du nombre de projections ω entraîne une baisse linéaire du temps d'exécution de l'ensemble de la méthode. En fait, les traitements « l'amélioration du contraste », « l'intensité moyenne », le « EQM » et la « prédiction SVM-RBF », sont caractérisés par une faible charge de travail de traitement qui entraîne une modification négligeable de leur temps d'exécution. Néanmoins, les temps d'exécution des traitements radon et SE ont été réduits de 41 et 54 (resp. 35 et 29) à 11 et 14 (resp. 9 et 8) pour le S7-Edge (resp. S9), comme présenté dans le Tableau 4.8 (resp Tableau4.9). Par conséquent, on a obtenu un dépistage de la DMLA en temps réel où le temps d'exécution de 30 et 21 millisecondes, enregistrés dans S7-Edge et S9, avec une accélération de 3.33 par rapport au temps d'exécution initial.

Table 4.9: Impact de la réduction du nombre de RP sur le temps d'exécution du traitement de la projection de radon sur le Smartphone S9

Étapes du dépistage de la DMLA		S9					
Nombre de projections de Radon		$\omega = 180$	$\omega = 120$	$\omega = 90$	$\omega = 60$	$\omega = 45$	$\omega = 36$
Temps d'exécution (milliseconde)	Transformée de radon	35	21	17	12	9	6
	SE	29	20	11	10	8	6
	Méthode globale	68	49	32	26	21	16
Précision (%)		100	100	100	100	100	100

4.4.3.3 Optimisation du calcul du SE

Dans cette section, nous visons à appliquer heuristique d'optimisation une deuxième fois pour réduire le nombre de projections de radon prises en compte pour le calcul du SE, appelé

ω_{SE} . Dans le cadre de cet objectif, nous avons fait varier itérativement ω_{SE} , en entamant l'heuristique avec un nombre maximal de projections égal à $\omega=45$, qui correspond au nombre optimal de projections de radon ω extraites dans la section précédente. Dans chaque variation, nous avons adopté de nouvelles mesures de SE et évalué la précision de la méthode de dépistage de la DMLA. De la même manière, la mesure ω_{SE} fournie est la dernière qui maintient la précision la plus élevée à $p_{max} = 100\%$. La précision de détection de la DMLA et le temps d'exécution du traitement SE et de l'ensemble de la méthode sont illustrés dans la Figure 4.15.

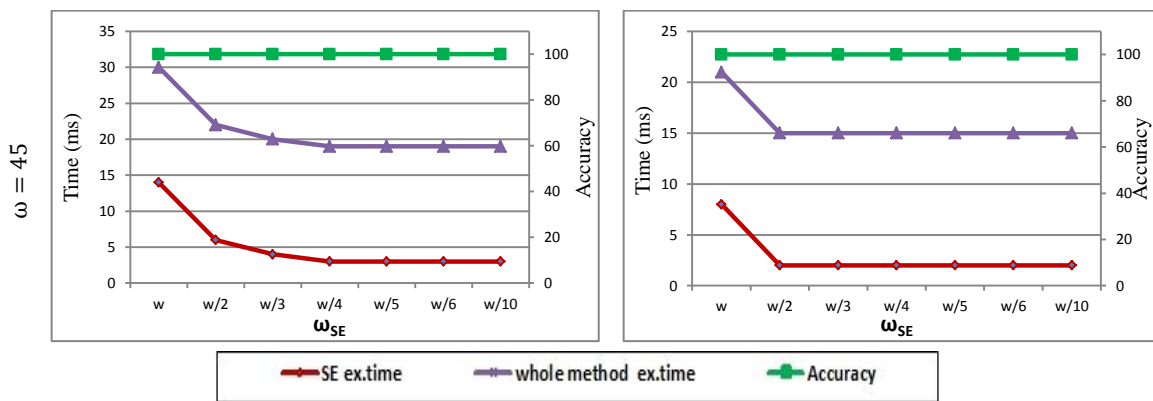


Figure 4.15 Temps d'exécution du traitement SE et de la méthode de dépistage AMD en fonction du nombre de projections de radon et des dispositifs mobiles.

Nous déduisons que la réduction de ω_{SE} jusqu'à atteindre $\omega_{SE} = w/10$ projections, lors du calcul de la caractéristique SE, permet de refléter adéquatement l'irrégularité de l'espace de radon et tout en conservant une performance optimale de dépistage de la DMLA. De plus, cela conduit à une diminution significative du temps d'exécution, atteignant 2 et 3 millisecondes respectivement dans S7-Edge et S9. Sachant que le traitement SE a une complexité de $O(\omega.n^2)$, similaire à celle de l'ensemble de la méthode, la diminution du temps d'exécution dans le traitement SE implique une baisse similaire du temps d'exécution global, confirmée par les pentes des courbes. De même, une légère réduction de ω_{SE} s'appuie sur la diminution du temps d'exécution. Le tableau 4.10 montre le temps d'exécution, la vitesse et les nombres des Images Par Seconde (IPS) fournis en termes de projections de radon ω et ω_{SE} sur les smartphones S7-edge et S9. Nous pouvons observer que le temps d'exécution du dépistage de la DMLA a atteint 19 et 15 millisecondes dans le S7-Edge et le S9, ce qui correspond à des accélérations de 5,26 et 4,53 par rapport au temps d'exécution avant recours à l'heuristique. Par conséquent, le dépistage de la DMLA peut être effectué à 52 Ips et 66 Ips respectivement, ce qui permet une meilleure qualité de détection en temps réel via un flux vidéo.

Table 4.10: Performances de calcul de la méthode proposée avec un nombre de projection de radon optimal

	S7-edge		S9	
	$(\omega = 45)$ $(\omega_{SE} = \omega)$	$(\omega = 45)$ $(\omega_{SE} = \omega/10)$	$(\omega = 45)$ $(\omega_{SE} = \omega)$	$(\omega = 45)$ $(\omega_{SE} = \omega/10)$
Temps d'exécution (ms)	30	19	21	15
Accélération	3.33	5.26	3.24	4.5
Images par seconde (Ips)	33	52	47	66

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, une méthode de détection des drusen à partir des images de la macula est proposée pour aider les ophtalmologistes dans la prévention de la DMLA. Cette méthode consiste à améliorer le contraste de la macula. Ensuite, l'intensité de la macula est modélisée en utilisant la TR. Trois caractéristiques sont ensuite extraites de la représentation de radon en fonction des propriétés de la DMLA. La méthode proposée a été mise en œuvre sur supports mobiles et a atteint une précision moyenne de 100 %, 95,2 % et 94,3 % respectivement pour les bases de données STARE, REFUGE et RFMiID en utilisant un classificateur SVM-RBF.

Ainsi, la méthode a prouvé sa robustesse en utilisant une qualité d'image dégradée. De plus, une stratégie d'optimisation de la méthode proposée a été implémentée, afin d'assurer un dépistage automatique de la DMLA en temps réel, où le temps d'exécution de 19 et 15 millisecondes.

Conclusion

Ce manuscrit a proposé une approche de vision par ordinateur et d'intelligence artificielle pour l'aide au diagnostic précoce de la DMLA. Tout d'abord, nous avons présenté le contexte de notre thèse : l'anatomie de l'œil et de la rétine ainsi que les anomalies causées par la DMLA, l'apport de l'utilisation de la rétinophotographie et l'image de fond d'œil dans le cadre du diagnostic de la DMLA, ainsi que la nécessité des méthodes automatiques dans le domaine clinique. Par la suite, nous avons discuté les contraintes du dépistage, à savoir la nécessité de localiser la région d'intérêt avant son exploration pour déduire l'atteinte de la DMLA.

Dans ce sens, nous avons proposé dans le premier chapitre une méthode automatique pour la localisation de la macula. L'idée est basée sur la localisation en utilisant les critères anatomiques de la macula, qui ne sont pas affectés par les pathologies rétinienne. Pour cela, nous avons présenté une étude des caractéristiques morphologiques utilisées pour la localisation de la macula, afin d'identifier les caractéristiques morphologiques de la macula, qui sont invariantes aux éventuelles modifications engendrées par la DMLA. Par la suite, la macula a été localisée en s'appuyant sur sa position par rapport à la forme elliptique de l'arbre vasculaire. Pour ce faire, une approche basée sur le calcul des valeurs propres a été appliquée, afin de segmenter les structures vasculaires principales. La méthode proposée a été implémentée et a atteint une précision moyenne de 96,2 % et 98,8 % respectivement pour les bases de données STARE et REFUGE. Par la suite, un ordonnancement parallèle de la méthode a été proposé dans l'objectif d'assurer une exécution temps réel de la localisation de la macula. Les résultats expérimentaux montrent que la stratégie parallèle a permis de localiser la macula en temps réel, avec un temps d'exécution moyen d'environ 0,039 seconde.

Dans la deuxième partie de manuscrit, nous avons proposé d'une méthode automatique de détection de la DMLA à partir de la région maculaire localisée. Nous avons procédé dans cette méthode à l'identification des biomarqueurs de la DMLA, et la proposition de caractéristiques qui reflètent ces biomarqueurs. Pour ce faire, nous procédons à appliquer la TR sur la région maculaire pour modéliser explicitement les intensités des éventuelles drusens appartenant à la macula. Trois caractéristiques sont ensuite extraites de la représentation de radon en fonction des propriétés de la DMLA. Par la suite, le vecteur des caractéristiques est fourni à un classificateur SVM-RBF pour détecter la DMLA. Le nombre réduit de

caractéristiques a permis d'attendre une précision moyenne de 100 %, 95,2 % et 94,3 % respectivement pour les bases de données STARE, REFUGE et RFMiID. De plus, Dans l'objectif de réduire la complexité de la méthode proposée, nous avons proposé une stratégie d'optimisation de la méthode. Cette optimisation nous permet d'assurer un dépistage automatique de la DMLA en un temps réduit, où le temps d'exécution de 19 et 15 millisecondes sur des supports mobiles.

Dans nos travaux futurs, nous envisageons l'étendre la méthode pour la détection du degré de sévérité de la DMLA. Cette étape nécessite le paramétrage des caractéristiques proposées ainsi que l'extension du vecteur de caractéristiques. Le même principe d'associer une caractéristique à un biomarqueur sera toujours adopté, en vue de garantir une détection performante à travers un traitement de complexité réduite. Le deuxième verrou scientifique que nous envisageons de traiter est la détection multi-pathologie. En fait, la majorité des méthodes proposées ont visé à distinguer une pathologie ou bien de déterminer ses degrés de sévérité. Cependant, plusieurs lésions se partagent les caractéristiques anatomiques même s'ils correspondent à des pathologies différentes. Le challenge est de proposer des méthodes dédiées à la détection de plusieurs pathologies à partir de la même donnée visuelle d'entrée. Dans ce contexte, nous envisageons d'innover la phase d'extraction de caractéristiques et d'adapter la phase de classification. L'apprentissage ensembliste et l'ensemble des caractéristiques peuvent être configurés en fonction de type ou des stades des pathologies. Cette démarche s'avère adéquate pour aboutir à une classification performante. De plus, elle permettra une convergence plus rapide de la solution.

Liste des publications

- [1] S. B. sayadia, Y. Elloumi, M. Akil, et M. H. Bedoui, « Efficient graphical-processor-unit parallelization algorithm for computing Eigen values », **J. Electron. Imaging**, vol. 29, no 6, p. 063008, déc. 2020, <https://doi.org/10.1117/1.JEI.29.6.063008> (SJR quartile: Q3, SJR IF: 0.238, JCR IF: 0.88)
- [2] S. B. Sayadia, Y. Elloumi, R. Kachouri, M. Akil, A. Ben abdallah, et M. H. Bedoui, « Automated Method for Real-Time AMD Screening of Fundus Images Dedicated for Mobile Devices », **Medical & Biological Engineering & Computing**, 60, 1449–1479 (2022), <https://doi.org/10.1007/s11517-022-02546-8> (SJR quartile: Q2, SJR IF: 0.593, JCR IF: 2,6)
- [3] S. B. Sayadia, Y. Elloumi, R. Kachouri, et M. H. Bedoui, « Computational Efficiency Optimization of Optic Disc Detection in Fundus Image » ; **Applications Médicales de l’informatique : Nouvelles Approches (AMINA’2020)**, Dec 2020, Monastir, Tunisia. <https://hal-upec-upem.archives-ouvertes.fr/hal-03363234>

Référence

- [1] S. Bensayadia, Y. Elloumi, M. Akil, and M. H. Bedoui, “Efficient graphical-processor-unit parallelization algorithm for computing Eigen values,” *JEI*, vol. 29, no. 6, p. 063008, Dec. 2020, doi: 10.1117/1.JEI.29.6.063008.
- [2] S. Bensayadia, Y. Elloumi, R. Kachouri, M. Akil, A. B. Abdallah, and M. H. Bedoui, “Automated method for real-time AMD screening of fundus images dedicated for mobile devices,” *Med Biol Eng Comput*, vol. 60, no. 5, pp. 1449–1479, May 2022, doi: 10.1007/s11517-022-02546-8.
- [3] S. B. Sayadia, Y. Elloumi, R. Kachouri, and M. H. Bedoui, “Computational Efficiency Optimization of Optic Disc Detection in Fundus Image,” Monastir, Tunisia, Dec. 2020. Accessed: Sep. 30, 2022. [Online]. Available: <https://hal-upec-upem.archives-ouvertes.fr/hal-03363234>
- [4] M. R. K. Mookiah *et al.*, “Automated detection of age-related macular degeneration using empirical mode decomposition,” *Knowledge-Based Systems*, vol. 89, pp. 654–668, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.knosys.2015.09.012.
- [5] Y. Kanagasingam, A. Bhuiyan, M. D. Abramoff, R. T. Smith, L. Goldschmidt, and T. Y. Wong, “Progress on retinal image analysis for age related macular degeneration,” *Progress in Retinal and Eye Research*, vol. 38, pp. 20–42, Jan. 2014, doi: 10.1016/j.preteyeres.2013.10.002.
- [6] M. R. K. Mookiah *et al.*, “Local configuration pattern features for age-related macular degeneration characterization and classification,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 63, pp. 208–218, Aug. 2015, doi: 10.1016/j.combiomed.2015.05.019.
- [7] *inserm*. [Online]. Available: <https://www.inserm.fr/information-en-sante/dossiers-information/alzheimer-maladie>
- [8] P. Burlina, K. D. Pacheco, N. Joshi, D. E. Freund, and N. M. Bressler, “Comparing humans and deep learning performance for grading AMD: A study in using universal deep features and transfer learning for automated AMD analysis,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 82, pp. 80–86, Mar. 2017, doi: 10.1016/j.combiomed.2017.01.018.
- [9] A. García-Floriano, Á. Ferreira-Santiago, O. Camacho-Nieto, and C. Yáñez-Márquez, “A machine learning approach to medical image classification: Detecting age-related macular degeneration in fundus images,” *Computers & Electrical Engineering*, vol. 75, pp. 218–229, May 2019, doi: 10.1016/j.compeleceng.2017.11.008.
- [10] D. Mittal and K. Kumari, “Automated detection and segmentation of drusen in retinal fundus images,” *Computers & Electrical Engineering*, vol. 47, pp. 82–95, Oct. 2015, doi: 10.1016/j.compeleceng.2015.08.014.
- [11] M. R. K. Mookiah *et al.*, “Automated diagnosis of Age-related Macular Degeneration using greyscale features from digital fundus images,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 53, pp. 55–64, Oct. 2014, doi: 10.1016/j.combiomed.2014.07.015.
- [12] X. Ren *et al.*, “Drusen Segmentation From Retinal Images via Supervised Feature Learning,” *IEEE Access*, vol. PP, pp. 1–1, Dec. 2017, doi: 10.1109/ACCESS.2017.2786271.
- [13] U. R. Acharya *et al.*, “Automated screening tool for dry and wet age-related macular degeneration (ARMD) using pyramid of histogram of oriented gradients (PHOG) and nonlinear features,” *Journal of Computational Science*, vol. 20, pp. 41–51, May 2017, doi: 10.1016/j.jocs.2017.03.005.
- [14] V. Rajinikanth *et al.*, “Automated classification of retinal images into AMD/non-AMD Class— a study using multi-threshold and Gassian-filter enhanced images,” *Evol. Intel.*, vol. 14, no. 2, pp. 1163–1171, Jun. 2021, doi: 10.1007/s12065-021-00581-2.
- [15] P. M. Burlina, N. Joshi, M. Pekala, K. D. Pacheco, D. E. Freund, and N. M. Bressler, “Automated Grading of Age-Related Macular Degeneration From Color Fundus Images Using

- Deep Convolutional Neural Networks,” *JAMA ophthalmology*, vol. 135, no. 11, pp. 1170–1176, 01 2017, doi: 10.1001/jamaophthalmol.2017.3782.
- [16] F. Grassmann *et al.*, “A Deep Learning Algorithm for Prediction of Age-Related Eye Disease Study Severity Scale for Age-Related Macular Degeneration from Color Fundus Photography,” *Ophthalmology*, vol. 125, no. 9, pp. 1410–1420, 2018, doi: 10.1016/j.ophtha.2018.02.037.
- [17] Y. Peng *et al.*, “DeepSeeNet: A Deep Learning Model for Automated Classification of Patient-based Age-related Macular Degeneration Severity from Color Fundus Photographs,” *Ophthalmology*, vol. 126, no. 4, pp. 565–575, 2019, doi: 10.1016/j.ophtha.2018.11.015.
- [18] T. K. Yoo, J. Y. Choi, J. G. Seo, B. Ramasubramanian, S. Selvaperumal, and D. W. Kim, “The possibility of the combination of OCT and fundus images for improving the diagnostic accuracy of deep learning for age-related macular degeneration: a preliminary experiment,” *Med Biol Eng Comput*, vol. 57, no. 3, pp. 677–687, Mar. 2019, doi: 10.1007/s11517-018-1915-z.
- [19] P. M. Burlina, N. Joshi, K. D. Pacheco, D. E. Freund, J. Kong, and N. M. Bressler, “Use of Deep Learning for Detailed Severity Characterization and Estimation of 5-Year Risk Among Patients With Age-Related Macular Degeneration,” *JAMA Ophthalmol*, vol. 136, no. 12, pp. 1359–1366, 01 2018, doi: 10.1001/jamaophthalmol.2018.4118.
- [20] F. Behar-Cohen, E. Gelizé, L. Jonet, and P. Lassiaz, “Anatomie de la rétine,” *Med Sci (Paris)*, vol. 36, no. 6–7, Art. no. 6–7, Jun. 2020, doi: 10.1051/medsci/2020094.
- [21] “Iritis: Causes, Symptoms and Treatments eBook by Istvan Kovak,” *Rakuten Kobo*. <https://www.kobo.com/fr/fr/ebook/iritis-causes-symptoms-and-treatments> (accessed Sep. 29, 2022).
- [22] A. E. Mahfouz and A. S. Fahmy, “Fast Localization of the Optic Disc Using Projection of Image Features,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 12, pp. 3285–3289, Dec. 2010, doi: 10.1109/TIP.2010.2052280.
- [23] “Precise Segmentation of the Optic Disc in Retinal Fundus Images | SpringerLink.” https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-27549-4_75 (accessed Sep. 25, 2022).
- [24] I. Soares, M. Castelo-Branco, and A. M. G. Pinheiro, “Optic Disc Localization in Retinal Images Based on Cumulative Sum Fields,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, no. 2, pp. 574–585, Mar. 2016, doi: 10.1109/JBHI.2015.2392712.
- [25] D. Zhang and Y. Zhao, “Novel Accurate and Fast Optic Disc Detection in Retinal Images With Vessel Distribution and Directional Characteristics,” *IEEE J Biomed Health Inform*, vol. 20, no. 1, pp. 333–342, Jan. 2016, doi: 10.1109/JBHI.2014.2365514.
- [26] K. Selvaraj, K. Gowthamarajan, V. V. S. R. Karri, U. K. Barauah, V. Ravisankar, and G. M. Jojo, “Current treatment strategies and nanocarrier based approaches for the treatment and management of diabetic retinopathy,” *J Drug Target*, vol. 25, no. 5, pp. 386–405, Jun. 2017, doi: 10.1080/1061186X.2017.1280809.
- [27] T. Chihaoui, “Système d’identification de personnes basé sur la rétine,” These de doctorat, Paris Est, 2018. Accessed: Sep. 26, 2022. [Online]. Available: <https://www.theses.fr/2018PESC1145>
- [28] R. Kachouri, M. Akil, and Y. Elloumi, “Retinal Image Processing in Biometrics,” in *Hidden Biometrics: When Biometric Security Meets Biomedical Engineering*, A. Nait-ali, Ed. Singapore: Springer, 2020, pp. 167–184. doi: 10.1007/978-981-13-0956-4_10.
- [29] A. Mvoulana, R. Kachouri, and M. Akil, “Fully automated method for glaucoma screening using robust optic nerve head detection and unsupervised segmentation based cup-to-disc ratio computation in retinal fundus images,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 77, p. 101643, 2019, doi: 10.1016/j.compmedimag.2019.101643.
- [30] H. Merle *et al.*, “Mélanocytome de la papille : à propos de trois observations,” *Journal Français d’Ophthalmologie*, vol. 28, no. 10, pp. 1110–1114, Dec. 2005, doi: 10.1016/S0181-5512(05)81147-7.
- [31] “Difficultés diagnostiques face à une tumeur papillaire pigmentée. À propos d’un cas - ScienceDirect.” <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0181551205811040> (accessed Sep. 26, 2022).

- [32] “Diagnosis and Management of Macular Holes,” *American Academy of Ophthalmology*, Jan. 07, 2021. <https://www.aao.org/eyenet/article/diagnosis-and-management-of-macular-holes> (accessed Sep. 29, 2022).
- [33] “Chronic Macular Hole - Retina Image Bank.” <https://imagebank.asrs.org/file/594/chronic-macular-hole> (accessed Sep. 29, 2022).
- [34] M. D. Davis *et al.*, “The Age-Related Eye Disease Study severity scale for age-related macular degeneration: AREDS Report No. 17,” *Archives of Ophthalmology (Chicago, Ill.: 1960)*, vol. 123, no. 11, pp. 1484–1498, Nov. 2005, doi: 10.1001/archophth.123.11.1484.
- [35] A. García-Layana, F. Cabrera-López, J. García-Arumí, L. Arias-Barquet, and J. Ruiz-Moreno, “Early and intermediate age-related macular degeneration: Update and clinical review,” *Clinical Interventions in Aging*, vol. Volume 12, pp. 1579–1587, Oct. 2017, doi: 10.2147/CIA.S142685.
- [36] C. Köse, U. Şevik, O. Gençlioğlu, C. İkibaş, and T. Kayıkçıoğlu, “A Statistical Segmentation Method for Measuring Age-Related Macular Degeneration in Retinal Fundus Images,” *J Med Syst*, vol. 34, no. 1, pp. 1–13, Feb. 2010, doi: 10.1007/s10916-008-9210-4.
- [37] E. Pead *et al.*, “Automated detection of age-related macular degeneration in color fundus photography: a systematic review,” *Survey of Ophthalmology*, vol. 64, no. 4, pp. 498–511, Jul. 2019, doi: 10.1016/j.survophthal.2019.02.003.
- [38] “Causes of blindness and vision impairment in 2020 and trends over 30 years, and prevalence of avoidable blindness in relation to VISION 2020: the Right to Sight: an analysis for the Global Burden of Disease Study - The Lancet Global Health.” [https://www.thelancet.com/journals/langlo/article/PIIS2214-109X\(20\)30489-7/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/langlo/article/PIIS2214-109X(20)30489-7/fulltext) (accessed Sep. 26, 2022).
- [39] “Ryan’s Retina - 7th Edition.” <https://www.elsevier.com/books/ryan-s-retina/978-0-323-72213-1> (accessed Sep. 26, 2022).
- [40] A. Chopdar, U. Chakravarthy, and D. Verma, “Age related macular degeneration,” *BMJ*, vol. 326, no. 7387, pp. 485–488, Mar. 2003, Accessed: Sep. 26, 2022. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1125371/>
- [41] K. M. Gehrs, D. H. Anderson, L. V. Johnson, and G. S. Hageman, “Age-related macular degeneration--emerging pathogenetic and therapeutic concepts,” *Ann Med*, vol. 38, no. 7, pp. 450–471, 2006, doi: 10.1080/07853890600946724.
- [42] M. P. Simunovic, “METAMORPHOPSIA AND ITS QUANTIFICATION,” *RETINA*, vol. 35, no. 7, pp. 1285–1291, Jul. 2015, doi: 10.1097/IAE.0000000000000581.
- [43] “Metamorphopsia in patients with macular telangiectasia type 2 - PubMed.” <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/19711108/> (accessed Sep. 29, 2022).
- [44] N. Massamba, A. Dirani, J. Knoeri, B. Pasquier, A. Ingram, and G. Soubrane, “Evaluating the impact of summer vacation on the visual acuity of AMD patients treated with ranibizumab,” *Eye*, vol. 29, no. 11, Art. no. 11, Nov. 2015, doi: 10.1038/eye.2015.128.
- [45] R. Vignal, P. Gastaud, C. Izambart, P. Daubas, and A. Freton, “Intérêt de l’examen biomicroscopique du fond d’œil en lumière verte,” *Journal Français d’Ophtalmologie*, vol. 30, no. 3, pp. 271–275, Mar. 2007, doi: 10.1016/S0181-5512(07)89589-1.
- [46] M. Akil, Y. Elloumi, and R. Kachouri, “Chapter 2 - Detection of retinal abnormalities in fundus image using CNN deep learning networks,” in *State of the Art in Neural Networks and their Applications*, A. S. El-Baz and J. S. Suri, Eds. Academic Press, 2021, pp. 19–61. doi: 10.1016/B978-0-12-819740-0.00002-4.
- [47] R. Boukadida, Y. Elloumi, M. Akil, and M. H. Bedoui, “Mobile-aided screening system for proliferative diabetic retinopathy,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 31, no. 3, pp. 1638–1654, 2021, doi: 10.1002/ima.22547.
- [48] Y. Elloumi, “Cataract grading method based on deep convolutional neural networks and stacking ensemble learning,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 32, no. 3, pp. 798–814, 2022, doi: 10.1002/ima.22722.
- [49] Y. Elloumi, M. B. Mbarek, R. Boukadida, M. Akil, and M. H. Bedoui, “Fast and accurate mobile-aided screening system of moderate diabetic retinopathy,” in *Thirteenth International Conference on Machine Vision*, Jan. 2021, vol. 11605, pp. 232–240. doi: 10.1117/12.2588505.

- [50] S. Majumder, Y. Elloumi, M. Akil, R. Kachouri, and N. Kehtarnavaz, "A deep learning-based smartphone app for real-time detection of five stages of diabetic retinopathy," in *Real-Time Image Processing and Deep Learning 2020*, Apr. 2020, vol. 11401, p. 1140106. doi: 10.1117/12.2557554.
- [51] "High-speed, high-resolution optical coherence tomography retinal imaging with a frequency-swept laser at 850 nm." <https://opg.optica.org/ol/abstract.cfm?uri=ol-32-4-361> (accessed Sep. 29, 2022).
- [52] W.-M. Haddad, "Dégénérescence maculaire liée à l'âge. État des lieux 2015," *Revue Francophone d'Orthoptie*, vol. 8, no. 2, pp. 118–135, Jun. 2015, doi: 10.1016/j.rfo.2015.04.014.
- [53] "Adaptive optics for high-resolution imaging | Nature Reviews Methods Primers." <https://www.nature.com/articles/s43586-021-00066-7> (accessed Sep. 29, 2022).
- [54] A. Thomas, H. P. m., A. K. Krishna, P. P., and V. P. Gopi, "A novel multiscale convolutional neural network based age-related macular degeneration detection using OCT images," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 67, p. 102538, May 2021, doi: 10.1016/j.bspc.2021.102538.
- [55] "Indications d'angiographie à la fluorescéine et d'OCT-angiographie en consultation de rétine médicale : comparaison entre 2015 et 2018 - ScienceDirect." <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0181551220300747> (accessed Sep. 27, 2022).
- [56] A. Russo, F. Morescalchi, C. Costagliola, L. Delcassi, and F. Semeraro, "A Novel Device to Exploit the Smartphone Camera for Fundus Photography," *Journal of Ophthalmology*, vol. 2015, pp. 1–5, 2015, doi: 10.1155/2015/823139.
- [57] N. Panwar *et al.*, "Fundus Photography in the 21st Century—A Review of Recent Technological Advances and Their Implications for Worldwide Healthcare," *Telemedicine and e-Health*, vol. 22, no. 3, pp. 198–208, Mar. 2016, doi: 10.1089/tmj.2015.0068.
- [58] M. Akil and Y. Elloumi, "Detection of retinal abnormalities using Smartphone-captured fundus images: A survey," Apr. 2019, vol. 10996. doi: 10.1117/12.2519094.
- [59] R. Besenczi, K. Szitha, B. Harangi, A. Csutak, and A. Hajdu, "Automatic optic disc and optic cup detection in retinal images acquired by mobile phone," in *2015 9th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA)*, Sep. 2015, pp. 193–198. doi: 10.1109/ISPA.2015.7306057.
- [60] J. H. Tan *et al.*, "Age-related Macular Degeneration detection using deep convolutional neural network," *Future Generation Computer Systems*, vol. 87, pp. 127–135, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.future.2018.05.001.
- [61] Y. Elloumi, M. Akil, and N. Kehtarnavaz, "A Computationally Efficient Retina Detection and Enhancement Image Processing Pipeline for Smartphone-Captured Fundus Images," *Journal of Multimedia Information System*, 2018, Accessed: Feb. 09, 2020. [Online]. Available: <https://hal-upec-upem.archives-ouvertes.fr/hal-01796763>
- [62] M. Akil, Y. Elloumi, and R. Kachouri, "DETECTION OF RETINAL ABNORMALITIES IN FUNDUS IMAGE USING CNN DEEP LEARNING NETWORKS," vol. 1, 2020, Accessed: Feb. 03, 2020. [Online]. Available: <https://hal-upec-upem.archives-ouvertes.fr/hal-02428351>
- [63] A. Diaz-Pinto, A. Colomer, V. Naranjo, S. Morales, Y. Xu, and A. F. Frangi, "Retinal Image Synthesis and Semi-Supervised Learning for Glaucoma Assessment," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 38, no. 9, pp. 2211–2218, Sep. 2019, doi: 10.1109/TMI.2019.2903434.
- [64] J. Sivaswamy, S. Krishnadas, A. Chakravarty, G. Joshi, and Ujjwal, "A comprehensive retinal image dataset for the assessment of glaucoma from the optic nerve head analysis," *JSM Biomed Imaging Data Pap*, vol. 2, Jan. 2015.
- [65] G. Gupta, S. Kulasekaran, K. Ram, N. Joshi, M. Sivaprakasam, and R. Gandhi, "Local characterization of neovascularization and identification of proliferative diabetic retinopathy in retinal fundus images," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 55, pp. 124–132, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.compmedimag.2016.08.005.
- [66] S. Yu, D. Xiao, and Y. Kanagasingam, "Machine Learning Based Automatic Neovascularization Detection on Optic Disc Region," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 22, no. 3, pp. 886–894, May 2018, doi: 10.1109/JBHI.2017.2710201.

- [67] S. H. M. Alipour, H. Rabbani, M. Akhlaghi, A. M. Dehnavi, and S. H. Javanmard, "Analysis of foveal avascular zone for grading of diabetic retinopathy severity based on curvelet transform," *Graefes Arch Clin Exp Ophthalmol*, vol. 250, no. 11, pp. 1607–1614, Nov. 2012, doi: 10.1007/s00417-012-2093-6.
- [68] N. Sengar, M. K. Dutta, R. Burget, and L. Povoda, "Detection of diabetic macular edema in retinal images using a region based method," in *2015 38th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP)*, Jul. 2015, pp. 412–415. doi: 10.1109/TSP.2015.7296294.
- [69] "Computer-Based Identification of Diabetic Maculopathy Stages Using Fundus Images | SpringerLink." https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4419-8195-0_13 (accessed Sep. 28, 2022).
- [70] A. C. Bird *et al.*, "An international classification and grading system for age-related maculopathy and age-related macular degeneration. The International ARM Epidemiological Study Group," *Surv Ophthalmol*, vol. 39, no. 5, pp. 367–374, Apr. 1995, doi: 10.1016/s0039-6257(05)80092-x.
- [71] Y. J. Kim and K. G. Kim, "Automated Segmentation Methods of Drusen to Diagnose Age-Related Macular Degeneration Screening in Retinal Images," *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2018. <https://www.hindawi.com/journals/cmmm/2018/6084798/> (accessed Apr. 06, 2020).
- [72] N. Arej, J. Antoun, R. Waked, C. Saab, M. Saleh, and N. Waked, "Dépistage de la rétinopathie diabétique par rétinographie non mydriatique : première campagne nationale au Liban," *Journal Français d'Ophthalmologie*, vol. 42, no. 3, pp. 288–294, Mar. 2019, doi: 10.1016/j.jfo.2018.12.005.
- [73] D. Bernard, "Rétinopathie et maculopathie diabétique chez le sujet non compliant," *Revue Francophone d'Orthoptie*, vol. 13, no. 2, pp. 86–91, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.rfo.2020.05.003.
- [74] X. Zanlonghi, "Un comparatif de rétinographes non mydriatiques," *Les cahiers d'Ophthalmologie*, vol. mars 2005, n° 88, 25-32, Jan. 2005.
- [75] X. Meng, X. Xi, L. Yang, G. Zhang, Y. Yin, and X. Chen, "Fast and effective optic disk localization based on convolutional neural network," *Neurocomputing*, vol. 312, pp. 285–295, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.neucom.2018.05.114.
- [76] "Automated Retinal Image Analysis for Diabetic Retinopathy in Telemedicine | SpringerLink." <https://link.springer.com/article/10.1007/s11892-015-0577-6> (accessed Aug. 16, 2022).
- [77] D. Tang *et al.*, "Development and validation of a real-time artificial intelligence-assisted system for detecting early gastric cancer: A multicentre retrospective diagnostic study," *eBioMedicine*, vol. 62, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.ebiom.2020.103146.
- [78] "Classified optic disc localization algorithm based on verification model - ScienceDirect." <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0097849317301243> (accessed Aug. 16, 2022).
- [79] A. Aquino, "Establishing the macular grading grid by means of fovea centre detection using anatomical-based and visual-based features," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 55, pp. 61–73, Dec. 2014, doi: 10.1016/j.combiomed.2014.10.007.
- [80] "Bilateral symmetry based approach for joint detection of landmarks in retinal images | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore." <https://ieeexplore.ieee.org/document/6983952> (accessed May 27, 2022).
- [81] D. b. Barr, C. r. Weir, and A. t. Purdie, "An appraisal of the disc–macula distance to disc diameter ratio in the assessment of optic disc size," *Ophthalmic and Physiological Optics*, vol. 19, no. 5, pp. 365–375, 1999, doi: 10.1046/j.1475-1313.1999.00463.x.
- [82] K. H. Mok and V. W. Lee, "Disc-to-macula distance to disc-diameter ratio for optic disc size estimation," *J Glaucoma*, vol. 11, no. 5, pp. 392–395, Oct. 2002, doi: 10.1097/00061198-200210000-00004.
- [83] V. Fournet, A. Calabrese, S. Dours, F. Matonti, E. Castet, and P. Kornprobst, "How to Estimate Fovea Position When The Fovea Cannot Be Identified Visually Anymore?," report, Inria Sophia Antipolis - Méditerranée, Université Côte d'Azur, 2021. Accessed: May 25, 2022. [Online]. Available: <https://hal.inria.fr/hal-03341862>

- [84] R. I.S., B. M. Arikerie, and B. M. Reshmi, "A review on automatic identification of fovea in retinal fundus images," *International Journal of Medical Engineering and Informatics*, vol. 12, no. 2, p. 169, 2020, doi: 10.1504/IJMEI.2020.106900.
- [85] S. Joshi and P. T. Karule, "Fundus image analysis for detection of fovea: A review," in *2017 International Conference on Intelligent Computing and Control (I2C2)*, Jun. 2017, pp. 1–5. doi: 10.1109/I2C2.2017.8321966.
- [86] M. U. Akram, A. Tariq, S. A. Khan, and M. Y. Javed, "Automated detection of exudates and macula for grading of diabetic macular edema," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 114, no. 2, pp. 141–152, Apr. 2014, doi: 10.1016/j.cmpb.2014.01.010.
- [87] G. R and L. Balasubramanian, "Macula segmentation and fovea localization employing image processing and heuristic based clustering for automated retinal screening," *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 160, pp. 153–163, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.cmpb.2018.03.020.
- [88] T. A. kumar, S. Priya, and V. Paul, "A Novel Approach to the Detection of Macula in Human Retinal Imagery," *IJSPS*, vol. 1, no. 1, pp. 23–28, 2013, doi: 10.12720/ijsp.1.1.23-28.
- [89] "Localization of optic disc and fovea in retinal images using intensity based line scanning analysis - ScienceDirect." <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0010482517301130> (accessed May 31, 2022).
- [90] A. Singh, N. Sengar, A. Issac, and M. K. Dutta, "An automated imaging algorithm for macula detection in fundus images," in *2016 Ninth International Conference on Contemporary Computing (IC3)*, Aug. 2016, pp. 1–4. doi: 10.1109/IC3.2016.7880226.
- [91] S. S. Rahim, V. Palade, J. Shuttleworth, and C. Jayne, "Automatic screening and classification of diabetic retinopathy and maculopathy using fuzzy image processing," *Brain Inf.*, vol. 3, no. 4, pp. 249–267, Dec. 2016, doi: 10.1007/s40708-016-0045-3.
- [92] J. P. Medhi and S. Dandapat, "An effective fovea detection and automatic assessment of diabetic maculopathy in color fundus images," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 74, pp. 30–44, Jul. 2016, doi: 10.1016/j.combiomed.2016.04.007.
- [93] M. Mubbashar, A. Usman, and M. U. Akram, "Automated system for macula detection in digital retinal images," in *2011 International Conference on Information and Communication Technologies*, Jul. 2011, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICICT.2011.5983555.
- [94] A. D. Fleming, K. A. Goatman, S. Philip, J. A. Olson, and P. F. Sharp, "Automatic detection of retinal anatomy to assist diabetic retinopathy screening," *Phys. Med. Biol.*, vol. 52, no. 2, pp. 331–345, Dec. 2006, doi: 10.1088/0031-9155/52/2/002.
- [95] H. Li and O. Chutatape, "Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 2, pp. 246–254, Feb. 2004, doi: 10.1109/TBME.2003.820400.
- [96] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper, and J. Graham, "Active Shape Models-Their Training and Application," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 61, no. 1, pp. 38–59, Jan. 1995, doi: 10.1006/cviu.1995.1004.
- [97] K. W. Tobin, E. Chaum, V. P. Govindasamy, and T. P. Karnowski, "Detection of Anatomic Structures in Human Retinal Imagery," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 26, no. 12, pp. 1729–1739, Dec. 2007, doi: 10.1109/TMI.2007.902801.
- [98] F. Zana and J.-C. Klein, "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, no. 7, pp. 1010–1019, Jul. 2001, doi: 10.1109/83.931095.
- [99] E.-F. Kao, P.-C. Lin, M.-C. Chou, T.-S. Jaw, and G.-C. Liu, "Automated detection of fovea in fundus images based on vessel-free zone and adaptive Gaussian template," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 117, no. 2, pp. 92–103, Nov. 2014, doi: 10.1016/j.cmpb.2014.08.003.
- [100] H. Ying and J.-C. Liu, "Automated localization of macula-fovea area on retina images using blood vessel network topology," in *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Mar. 2010, pp. 650–653. doi: 10.1109/ICASSP.2010.5495144.
- [101] *Messidor*. [Online]. Available: <http://www.adcis.net/en/Download-Third-Party/Messidor.html>
- [102] *DRIVE: Digital Retinal Images for Vessel Extraction*. [Online]. Available: <https://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/>

- [103] *DIARETDB0 : Standard Diabetic Retinopathy Database Calibration level 0*. [Online]. Available: <http://www.it.lut.fi/project/imageret/diaretdb0/>
- [104] “The STARE Project.” <https://cecas.clemson.edu/~ahoover/stare/> (accessed Oct. 19, 2020).
- [105] “REFUGE - Grand Challenge,” *grand-challenge.org*. <https://refuge.grand-challenge.org/> (accessed Nov. 09, 2021).
- [106] J. P. Medhi and S. Dandapat, “Automatic detection of fovea using property of vessel free region,” in *2015 Twenty First National Conference on Communications (NCC)*, Feb. 2015, pp. 1–6. doi: 10.1109/NCC.2015.7084852.
- [107] D. Deka, J. P. Medhi, and S. R. Nirmala, “Detection of macula and fovea for disease analysis in color fundus images,” in *2015 IEEE 2nd International Conference on Recent Trends in Information Systems (ReTIS)*, Jul. 2015, pp. 231–236. doi: 10.1109/ReTIS.2015.7232883.
- [108] K. S. Chin, E. Trucco, L. Tan, and P. J. Wilson, “Automatic fovea location in retinal images using anatomical priors and vessel density,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 34, no. 10, pp. 1152–1158, Jul. 2013, doi: 10.1016/j.patrec.2013.03.016.
- [109] S. Zheng, L. Pan, J. Chen, and L. Yu, “Automatic and efficient detection of the fovea center in retinal images,” in *2014 7th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics*, Oct. 2014, pp. 145–150. doi: 10.1109/BMEI.2014.7002760.
- [110] G. Rajaput and B. Reshmi, “Mathematical Morphology Based Fovea Center Detection Using Retinal Fundus Images,” in *Recent Advances in Intelligent Informatics*, Cham, 2014, pp. 41–52. doi: 10.1007/978-3-319-01778-5_5.
- [111] R. A. Aras, T. Lestari, H. A. Nugroho, and I. Ardiyanto, “Segmentation of retinal blood vessels for detection of diabetic retinopathy: A review,” *COMMUNICATIONS IN SCIENCE AND TECHNOLOGY*, pp. 33–41, 2016.
- [112] Sonali, S. Sahu, A. K. Singh, S. P. Ghrera, and M. Elhoseny, “An approach for de-noising and contrast enhancement of retinal fundus image using CLAHE,” *Optics & Laser Technology*, vol. 110, pp. 87–98, Feb. 2019, doi: 10.1016/j.optlastec.2018.06.061.
- [113] J. Zhang, Y. Cui, W. Jiang, and L. Wang, “Blood Vessel Segmentation of Retinal Images Based on Neural Network,” in *Image and Graphics*, Cham, 2015, pp. 11–17. doi: 10.1007/978-3-319-21963-9_2.
- [114] R. Annunziata, A. Garzelli, L. Ballerini, A. Mecocci, and E. Trucco, “Leveraging Multiscale Hessian-Based Enhancement With a Novel Exudate Inpainting Technique for Retinal Vessel Segmentation,” *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, no. 4, pp. 1129–1138, Jul. 2016, doi: 10.1109/JBHI.2015.2440091.
- [115] A. Ali, A. Hussain, and W. M. D. Wan Zaki, “Vessel extraction in retinal images using automatic thresholding and Gabor Wavelet,” in *2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Jul. 2017, pp. 365–368. doi: 10.1109/EMBC.2017.8036838.
- [116] J. Dash and N. Bhoi, “A thresholding based technique to extract retinal blood vessels from fundus images,” *Future Computing and Informatics Journal*, vol. 2, no. 2, pp. 103–109, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.fcij.2017.10.001.
- [117] S. Aslani and H. Sarnel, “A new supervised retinal vessel segmentation method based on robust hybrid features,” *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 30, pp. 1–12, Sep. 2016, doi: 10.1016/j.bspc.2016.05.006.
- [118] C. Zhu *et al.*, “Retinal vessel segmentation in colour fundus images using Extreme Learning Machine,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 55, pp. 68–77, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.compmedimag.2016.05.004.
- [119] H. Boudegga, Y. Elloumi, M. Akil, M. Hedi Bedoui, R. Kachouri, and A. B. Abdallah, “Fast and efficient retinal blood vessel segmentation method based on deep learning network,” *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 90, p. 101902, Jun. 2021, doi: 10.1016/j.compmedimag.2021.101902.
- [120] Y. Guo, Ü. Budak, and A. Şengür, “A novel retinal vessel detection approach based on multiple deep convolution neural networks,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 167, pp. 43–48, Dec. 2018, doi: 10.1016/j.cmpb.2018.10.021.

- [121] Q. Jin, Z. Meng, T. D. Pham, Q. Chen, L. Wei, and R. Su, "DUNet: A deformable network for retinal vessel segmentation," *Knowledge-Based Systems*, vol. 178, pp. 149–162, Aug. 2019, doi: 10.1016/j.knosys.2019.04.025.
- [122] T. L. A. van den Heuvel *et al.*, "Automated detection of cerebral microbleeds in patients with Traumatic Brain Injury," *Neuroimage Clin*, vol. 12, pp. 241–251, 2016, doi: 10.1016/j.nicl.2016.07.002.
- [123] Jian Li *et al.*, "Accelerating Active Shape Model using GPU for facial extraction in video," in *2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*, Nov. 2009, vol. 4, pp. 522–526. doi: 10.1109/ICICISYS.2009.5357636.
- [124] S. A. Mahmoudi, F. Lecron, P. Manneback, M. Benjelloun, and S. Mahmoudi, "GPU-based segmentation of cervical vertebra in X-Ray images," in *2010 IEEE International Conference On Cluster Computing Workshops and Posters (CLUSTER WORKSHOPS)*, Sep. 2010, pp. 1–8. doi: 10.1109/CLUSTERWKSP.2010.5613102.
- [125] A. Martinez-Sanchez, I. Garcia, and J.-J. Fernandez, "A differential structure approach to membrane segmentation in electron tomography," *Journal of Structural Biology*, vol. 175, no. 3, pp. 372–383, Sep. 2011, doi: 10.1016/j.jsb.2011.05.010.
- [126] T. Yano and Y. Kuroki, "Fast implementation of Gaussian filter by parallel processing of binominal filter," in *2016 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS)*, Phuket, Oct. 2016, pp. 1–5. doi: 10.1109/ISPACS.2016.7824738.
- [127] D. Toslak, A. Ayata, C. Liu, M. K. Erol, and X. Yao, "Wide-field smartphone fundus video camera based on miniaturized indirect ophthalmoscopy," *Retina*, vol. 38, no. 2, pp. 438–441, Feb. 2018, doi: 10.1097/IAE.0000000000001888.
- [128] M. E. Martinez-Perez, A. D. Hughes, S. A. Thom, A. A. Bharath, and K. H. Parker, "Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images," *Med Image Anal*, vol. 11, no. 1, pp. 47–61, Feb. 2007, doi: 10.1016/j.media.2006.11.004.
- [129] A. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, and M. A. Viergever, "Multiscale vessel enhancement filtering," in *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention — MICCAI'98*, 1998, pp. 130–137.
- [130] H. Liao, D. R. Kaeli, G. Schirner, R. Ubal, S. S. Hemami, and S. Wadia-Fascetti, "High performance kernel smoothing library for biomedical imaging," 2015.
- [131] I. Soares, M. Castelo-Branco, and A. M. G. Pinheiro, "Optic Disc Localization in Retinal Images Based on Cumulative Sum Fields," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 20, no. 2, pp. 574–585, Mar. 2016, doi: 10.1109/JBHI.2015.2392712.
- [132] A. J. Y. Chee, B. Y. S. Yiu, and A. C. H. Yu, "A GPU-Parallelized Eigen-Based Clutter Filter Framework for Ultrasound Color Flow Imaging," *IEEE Trans Ultrason Ferroelectr Freq Control*, vol. 64, no. 1, pp. 150–163, 2017, doi: 10.1109/TUFFC.2016.2606598.
- [133] J. Jiang and P. Zhu, "Acceleration for 2D time-domain elastic full waveform inversion using a single GPU card," *Journal of Applied Geophysics*, vol. 152, pp. 173–187, May 2018, doi: 10.1016/j.jappgeo.2018.02.015.
- [134] M. Tavakoli, P. Kelley, M. Nazar, and F. Kalantari, "Automated Fovea Detection Based on Unsupervised Retinal Vessel Segmentation Method," in *2017 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)*, Oct. 2017, pp. 1–7. doi: 10.1109/NSSMIC.2017.8533061.
- [135] R. G. Bozomitu, A. Pășărică, V. Cehan, C. Rotariu, and C. Barabașa, "Pupil centre coordinates detection using the circular Hough transform technique," in *2015 38th International Spring Seminar on Electronics Technology (ISSE)*, May 2015, pp. 462–465. doi: 10.1109/ISSE.2015.7248041.
- [136] F. Ferhat-taleb Alim, K. Messaoudi, S. Seddiki, and O. Kerdjijdj, "Modified circular Hough transform using FPGA," in *2012 24th International Conference on Microelectronics (ICM)*, Dec. 2012, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICM.2012.6471412.
- [137] C. Hollitt, "A convolution approach to the circle Hough transform for arbitrary radius," *Machine Vision and Applications*, vol. 24, no. 4, pp. 683–694, May 2013, doi: 10.1007/s00138-012-0420-x.

- [138] S. B. Sayadia, Y. Elloumi, M. A. Sr, and M. H. Bedoui, "Computational efficiency of optic disk detection on fundus image: a survey," in *Real-Time Image and Video Processing 2018*, May 2018, vol. 10670, p. 106700G. doi: 10.1117/12.2304941.
- [139] F. A. Hashim, N. M. Salem, and A. F. Seddik, "Optic Disc Boundary Detection from Digital Fundus Images," *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, vol. 5, no. 1, pp. 50–56, Feb. 2015, doi: 10.1166/jmihi.2015.1360.
- [140] R. Pourreza-Shahri, M. Tavakoli, and N. Kehtarnavaz, "Computationally efficient optic nerve head detection in retinal fundus images," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 11, pp. 63–73, May 2014, doi: 10.1016/j.bspc.2014.02.011.
- [141] D. Welfer, J. Scharcanski, and D. R. Marinho, "Fovea center detection based on the retina anatomy and mathematical morphology," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 104, no. 3, pp. 397–409, Dec. 2011, doi: 10.1016/j.cmpb.2010.07.006.
- [142] J. Singh, G. D. Joshi, and J. Sivaswamy, "Appearance-based object detection in colour retinal images," in *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing*, Oct. 2008, pp. 1432–1435. doi: 10.1109/ICIP.2008.4712034.
- [143] S. Lu and J. H. Lim, "Automatic macula detection from retinal images by a line operator," in *2010 IEEE International Conference on Image Processing*, Sep. 2010, pp. 4073–4076. doi: 10.1109/ICIP.2010.5649080.
- [144] A. V. Sagar, S. Balasubramanian, and V. Chandrasekaran, "Automatic Detection of Anatomical Structures in Digital Fundus Retinal Images," *MVA2007*, p. 4, 2007.
- [145] S. Sekhar, W. Al-Nuaimy, and A. K. Nandi, "Automated localisation of optic disk and fovea in retinal fundus images," in *2008 16th European Signal Processing Conference*, Aug. 2008, pp. 1–5.
- [146] J. Yang, C. Lou, J. Fu, and C. Feng, "Vessel segmentation using multiscale vessel enhancement and a region based level set model," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 85, p. 101783, Oct. 2020, doi: 10.1016/j.compmedimag.2020.101783.
- [147] T. Kalaiselvi, P. Sriramakrishnan, and K. Somasundaram, "Survey of using GPU CUDA programming model in medical image analysis," *Informatics in Medicine Unlocked*, vol. 9, pp. 133–144, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.imu.2017.08.001.
- [148] T. Li, Y. Dou, J. Jiang, and J. Gao, "Efficient parallel implementation of morphological operation on GPU and FPGA," in *Proceedings 2014 IEEE International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC)*, Oct. 2014, pp. 430–435. doi: 10.1109/SPAC.2014.6982728.
- [149] Z. Yang, Y. Zhu, and Y. Pu, "Parallel Image Processing Based on CUDA," in *2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering*, Dec. 2008, vol. 3, pp. 198–201. doi: 10.1109/CSSE.2008.1448.
- [150] M. Askari, H. Ebrahimpour-Komleh, A. Asilian Bidgoli, and F. Hosseini, "Parallel GPU Implementation of Hough Transform for Circles," Nov. 2013.
- [151] V. J. Schneider, "Real time circle detection by simplified Hough transform on smartphones," in *Real-Time Image Processing and Deep Learning 2021*, Apr. 2021, vol. 11736, pp. 89–102. doi: 10.1117/12.2588773.
- [152] S. Wu and X. Liu, "Parallelization Research of Circle Detection Based on Hough Transform."
- [153] A. J. Y. Chee, B. Y. S. Yiu, and A. C. H. Yu, "A GPU-Parallelized Eigen-Based Clutter Filter Framework for Ultrasound Color Flow Imaging," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 64, no. 1, pp. 150–163, Jan. 2017, doi: 10.1109/TUFFC.2016.2606598.
- [154] A. J. Y. Chee, B. Y. S. Yiu, and A. C. H. Yu, "A GPU-Parallelized Eigen-Based Clutter Filter Framework for Ultrasound Color Flow Imaging," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 64, no. 1, pp. 150–163, Jan. 2017, doi: 10.1109/TUFFC.2016.2606598.
- [155] H. Xie, K. Gao, Y. Zhang, J. Li, and Y. Liu, "GPU-based fast scale invariant interest point detector," in *2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, Mar. 2010, pp. 2494–2497. doi: 10.1109/ICASSP.2010.5494898.
- [156] R. Wiemker, T. Klinder, M. Berghtholdt, K. Meetz, I. C. Carlsen, and T. Bülow, "A Radial Structure Tensor and Its Use for Shape-Encoding Medical Visualization of Tubular and

- Nodular Structures,” *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 19, no. 3, pp. 353–366, Mar. 2013, doi: 10.1109/TVCG.2012.136.
- [157] A. Elliethy and G. Sharma, “Accelerated parametric chamfer alignment using a parallel, pipelined GPU realization,” *J Real-Time Image Proc*, vol. 16, no. 5, pp. 1661–1680, Oct. 2019, doi: 10.1007/s11554-017-0668-5.
- [158] R. Wiemker, T. Klinder, M. Bergtholdt, K. Meetz, I. C. Carlsen, and T. Bülow, “A Radial Structure Tensor and Its Use for Shape-Encoding Medical Visualization of Tubular and Nodular Structures,” *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 19, no. 3, pp. 353–366, Mar. 2013, doi: 10.1109/TVCG.2012.136.
- [159] J. Jiang and P. Zhu, “GPU acceleration for 2D time-domain elastic full waveform inversion,” *Journal of Applied Geophysics*, vol. 152, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.jappgeo.2018.02.015.
- [160] A. Elliethy and G. Sharma, “Accelerated parametric chamfer alignment using a parallel, pipelined GPU realization,” *Journal of Real-Time Image Processing*, vol. 16, Oct. 2019, doi: 10.1007/s11554-017-0668-5.
- [161] W.-M. Pang, K.-S. Choi, and J. Qin, “Fast Gabor texture feature extraction with separable filters using GPU,” *J Real-Time Image Proc*, vol. 12, no. 1, pp. 5–13, Jun. 2016, doi: 10.1007/s11554-013-0373-y.
- [162] K. Preethi and K. S. Vishvakshenan, “Gaussian Filtering Implementation and Performance Analysis on GPU,” in *2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)*, Jul. 2018, pp. 936–939. doi: 10.1109/ICIRCA.2018.8597299.
- [163] M. Soua, R. Kachouri, and M. Akil, “GPU parallel implementation of the new hybrid binarization based on Kmeans method (HBK),” *J Real-Time Image Proc*, vol. 14, no. 2, pp. 363–377, Feb. 2018, doi: 10.1007/s11554-014-0458-2.
- [164] J. Wu, L. Deng, G. Jeon, and J. Jeong, “GPU-parallel interpolation using the edge-direction based normal vector method for terrain triangular mesh,” *J Real-Time Image Proc*, vol. 14, no. 4, pp. 813–822, Apr. 2018, doi: 10.1007/s11554-016-0575-1.
- [165] A. von Lühmann, H. Wabnitz, T. Sander, and K.-R. Müller, “M3BA: A Mobile, Modular, Multimodal Biosignal Acquisition Architecture for Miniaturized EEG-NIRS-Based Hybrid BCI and Monitoring,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 6, pp. 1199–1210, Jun. 2017, doi: 10.1109/TBME.2016.2594127.
- [166] “Dissecting GPU Memory Hierarchy Through Microbenchmarking | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore.” <https://ieeexplore.ieee.org/document/7445236> (accessed May 12, 2022).
- [167] B. Remeseiro, N. Barreira, D. Calvo, M. Ortega, and M. G. Penedo, “Automatic Drusen Detection from Digital Retinal Images: AMD Prevention,” in *Computer Aided Systems Theory - EUROCAST 2009*, Berlin, Heidelberg, 2009, pp. 187–194. doi: 10.1007/978-3-642-04772-5_25.
- [168] B. M. Williams, P. I. Burgess, and Y. Zheng, “Chapter 13 - Drusen and macular degeneration,” in *Computational Retinal Image Analysis*, E. Trucco, T. MacGillivray, and Y. Xu, Eds. Academic Press, 2019, pp. 245–272. doi: 10.1016/B978-0-08-102816-2.00013-7.
- [169] C. Köse, U. Şevik, and O. Gençlioğlu, “Automatic segmentation of age-related macular degeneration in retinal fundus images,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 38, no. 5, pp. 611–619, May 2008, doi: 10.1016/j.compbimed.2008.02.008.
- [170] K. Rapantzikos, M. Zervakis, and K. Balas, “Detection and segmentation of drusen deposits on human retina: Potential in the diagnosis of age-related macular degeneration,” *Medical Image Analysis*, vol. 7, no. 1, pp. 95–108, Mar. 2003, doi: 10.1016/S1361-8415(02)00093-2.
- [171] “An outline of statistical theory | WorldCat.org.” <https://www.worldcat.org/title/An-outline-of-statistical-theory/oclc/2353870> (accessed Sep. 13, 2022).
- [172] “(PDF) On the Selection and Classification of Independent Features.” https://www.researchgate.net/publication/3193615_On_the_Selection_and_Classification_of_Independent_Features (accessed Sep. 13, 2022).
- [173] R. B. Pachori, P. Avinash, K. Shashank, R. Sharma, and U. R. Acharya, “Application of empirical mode decomposition for analysis of normal and diabetic RR-interval signals,” *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 9, pp. 4567–4581, Jun. 2015, doi: 10.1016/j.eswa.2015.01.051.

- [174] D. Cai, "Locality Sensitive Discriminant Analysis," p. 6.
- [175] H. Peng, F. Long, and C. Ding, "Feature selection based on mutual information criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 8, pp. 1226–1238, Aug. 2005, doi: 10.1109/TPAMI.2005.159.
- [176] "Pattern Classification, 2nd Edition | Wiley," *Wiley.com*. <https://www.wiley.com/en-us/Pattern+Classification%2C+2nd+Edition-p-9780471056690> (accessed Sep. 13, 2022).
- [177] Y. Guo, G. Zhao, and M. Pietikäinen, "Texture Classification using a Linear Configuration Model based Descriptor."
- [178] J. T. Kwak, S. Xu, and B. J. Wood, "Efficient data mining for local binary pattern in texture image analysis," *Expert Systems with Applications*, vol. 42, no. 9, pp. 4529–4539, Jun. 2015, doi: 10.1016/j.eswa.2015.01.055.
- [179] J. Bridge, S. Harding, and Y. Zheng, "Development and validation of a novel prognostic model for predicting AMD progression using longitudinal fundus images," *BMJ Open Ophthalmology*, vol. 5, no. 1, p. e000569, Oct. 2020, doi: 10.1136/bmjophth-2020-000569.
- [180] L. Cao and H. Li, "Enhancement of blurry retinal image based on non-uniform contrast stretching and intensity transfer," *Med Biol Eng Comput*, vol. 58, no. 3, pp. 483–496, Mar. 2020, doi: 10.1007/s11517-019-02106-7.
- [181] Q. Yan *et al.*, "Deep-learning-based prediction of late age-related macular degeneration progression," *Nature Machine Intelligence*, vol. 2, no. 2, Art. no. 2, Feb. 2020, doi: 10.1038/s42256-020-0154-9.
- [182] A. Govindaiah, M. A. Hussain, R. T. Smith, and A. Bhuiyan, "Deep convolutional neural network based screening and assessment of age-related macular degeneration from fundus images," in *2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018)*, Apr. 2018, pp. 1525–1528. doi: 10.1109/ISBI.2018.8363863.
- [183] Z. Xu *et al.*, "Automated diagnoses of age-related macular degeneration and polypoidal choroidal vasculopathy using bi-modal deep convolutional neural networks," *British Journal of Ophthalmology*, vol. 105, no. 4, pp. 561–566, Apr. 2021, doi: 10.1136/bjophthalmol-2020-315817.
- [184] B. Yellapragada, S. Hornauer, K. Snyder, S. Yu, and G. Yiu, "Self-Supervised Feature Learning and Phenotyping for Assessing Age-Related Macular Degeneration Using Retinal Fundus Images," *Ophthalmol Retina*, vol. 6, no. 2, pp. 116–129, Feb. 2022, doi: 10.1016/j.oret.2021.06.010.
- [185] T.-Y. Heo *et al.*, "Development of a Deep-Learning-Based Artificial Intelligence Tool for Differential Diagnosis between Dry and Neovascular Age-Related Macular Degeneration," *Diagnostics*, vol. 10, no. 5, Art. no. 5, May 2020, doi: 10.3390/diagnostics10050261.
- [186] K. A. Thakoor *et al.*, "A multimodal deep learning system to distinguish late stages of AMD and to compare expert vs. AI ocular biomarkers," *Sci Rep*, vol. 12, no. 1, Art. no. 1, Feb. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-06273-w.
- [187] M. R. K. Mookiah *et al.*, "Decision support system for age-related macular degeneration using discrete wavelet transform," *Med Biol Eng Comput*, vol. 52, no. 9, pp. 781–796, Sep. 2014, doi: 10.1007/s11517-014-1180-8.
- [188] U. R. Acharya *et al.*, "Novel risk index for the identification of age-related macular degeneration using radon transform and DWT features," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 73, pp. 131–140, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.compbimed.2016.04.009.
- [189] M. H. A. Hijazi, F. Coenen, and Y. Zheng, "Data mining techniques for the screening of age-related macular degeneration," *Knowledge-Based Systems*, vol. 29, pp. 83–92, May 2012, doi: 10.1016/j.knosys.2011.07.002.
- [190] Lan Du, Hongwei Liu, Zheng Bao, and Mengdao Xing, "Radar HRRP target recognition based on higher order spectra," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 53, no. 7, pp. 2359–2368, Jul. 2005, doi: 10.1109/TSP.2005.849161.
- [191] L. C. Molina, L. Belanche, and A. Nebot, "Feature selection algorithms: a survey and experimental evaluation," in *2002 IEEE International Conference on Data Mining, 2002. Proceedings.*, Dec. 2002, pp. 306–313. doi: 10.1109/ICDM.2002.1183917.

- [192] “Approximation by superpositions of a sigmoidal function | SpringerLink.” <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02551274> (accessed Sep. 21, 2022).
- [193] “Rectified linear units improve restricted boltzmann machines | Proceedings of the 27th International Conference on International Conference on Machine Learning.” <https://dl.acm.org/doi/10.5555/3104322.3104425> (accessed Sep. 21, 2022).
- [194] “Model complexity of deep learning: a survey | SpringerLink.” <https://link.springer.com/article/10.1007/s10115-021-01605-0> (accessed Sep. 21, 2022).
- [195] A. Mvoulana, R. Kachouri, and M. Akil, “Fine-tuning Convolutional Neural Networks: a comprehensive guide and benchmark analysis for Glaucoma Screening,” in *2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, Jan. 2021, pp. 6120–6127. doi: 10.1109/ICPR48806.2021.9412199.
- [196] Q. Chen *et al.*, “A multi-task deep learning model for the classification of Age-related Macular Degeneration,” *AMIA Jt Summits Transl Sci Proc*, vol. 2019, pp. 505–514, May 2019, Accessed: Oct. 07, 2020. [Online]. Available: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6568069/>
- [197] “An Integrated System for Detection Exudates and Severity Quantification for Diabetic Macular Edema | SpringerLink.” <https://link.springer.com/article/10.1007%2Fs40846-020-00561-4> (accessed Nov. 15, 2020).
- [198] P. K. Mishra and A. Kumar, “Classification of Diabetic Retinopathy Based on Segmentation of Medical Images,” in *Hybrid Machine Intelligence for Medical Image Analysis*, S. Bhattacharyya, D. Konar, J. Platos, C. Kar, and K. Sharma, Eds. Singapore: Springer, 2020, pp. 67–83. doi: 10.1007/978-981-13-8930-6_4.
- [199] J. Radon, “On the determination of functions from their integral values along certain manifolds,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 5, no. 4, pp. 170–176, Dec. 1986, doi: 10.1109/TMI.1986.4307775.
- [200] M. Tavakoli, A. R. Mehdizadeh, R. Pourreza, H. R. Pourreza, T. Banaee, and M. H. Bahreini Toosi, “Radon transform technique for linear structures detection: Application to vessel detection in fluorescein angiography fundus images,” in *2011 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, Oct. 2011, pp. 3051–3056. doi: 10.1109/NSSMIC.2011.6152552.
- [201] D. V. Jadhav and R. S. Holambe, “Feature extraction using Radon and wavelet transforms with application to face recognition,” *Neurocomputing*, vol. 72, no. 7, pp. 1951–1959, Mar. 2009, doi: 10.1016/j.neucom.2008.05.001.
- [202] L. J. Nelson and R. A. Smith, “Fibre direction and stacking sequence measurement in carbon fibre composites using Radon transforms of ultrasonic data,” *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, vol. 118, pp. 1–8, Mar. 2019, doi: 10.1016/j.compositesa.2018.12.009.
- [203] “Automated Methods to Determine Electrospun Fiber Alignment and Diameter Using the Radon Transform.” <https://www.infona.pl/resource/bwmeta1.element.springer-84777733-5375-334e-bebd-bdeb44186a78> (accessed Sep. 22, 2021).
- [204] H. Kantz and T. Schreiber, *Nonlinear Time Series Analysis*. Cambridge University Press, 2004.
- [205] S. M. Pincus, “Approximate entropy as a measure of system complexity.,” *PNAS*, vol. 88, no. 6, pp. 2297–2301, Mar. 1991, doi: 10.1073/pnas.88.6.2297.
- [206] J. S. Richman and J. R. Moorman, “Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy,” *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology*, vol. 278, no. 6, pp. H2039–H2049, Jun. 2000, doi: 10.1152/ajpheart.2000.278.6.H2039.
- [207] C. E. Shannon, “A mathematical theory of communication,” *The Bell System Technical Journal*, vol. 27, no. 3, pp. 379–423, Jul. 1948, doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x.
- [208] J. D. McCamley, W. Denton, A. Arnold, P. C. Raffalt, and J. M. Yentes, “On the Calculation of Sample Entropy Using Continuous and Discrete Human Gait Data,” *Entropy*, vol. 20, no. 10, Art. no. 10, Oct. 2018, doi: 10.3390/e20100764.
- [209] P. Banerjee and A. Mondal, “An Irregularity Measurement Based Cardiac Status Recognition Using Support Vector Machine,” *Journal of Medical Engineering*, Oct. 27, 2015. <https://www.hindawi.com/journals/jme/2015/327534/> (accessed Jul. 05, 2020).

- [210] U. R. Acharya, H. Fujita, V. K. Sudarshan, S. Bhat, and J. E. W. Koh, "Application of entropies for automated diagnosis of epilepsy using EEG signals: A review," *Knowledge-Based Systems*, vol. 88, pp. 85–96, Nov. 2015, doi: 10.1016/j.knosys.2015.08.004.
- [211] R. Alcaraz, D. Abásolo, R. Hornero, and J. J. Rieta, "Optimal parameters study for sample entropy-based atrial fibrillation organization analysis," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 99, no. 1, pp. 124–132, Jul. 2010, doi: 10.1016/j.cmpb.2010.02.009.
- [212] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *JEI*, vol. 13, no. 1, pp. 146–165, Jan. 2004, doi: 10.1117/1.1631315.
- [213] Liu Jianzhuang, Li Wenqing, and Tian Yupeng, "Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimension Otsu method," in *China., 1991 International Conference on Circuits and Systems*, Jun. 1991, pp. 325–327 vol.1. doi: 10.1109/CICCAS.1991.184351.
- [214] H. Lee and R.-H. Park, "Comments on "An optimal multiple threshold scheme for image segmentation,"" *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 20, no. 3, pp. 741–742, May 1990, doi: 10.1109/21.57290.
- [215] E. Brankin, P. McCullagh, N. Black, W. Patton, and A. Muldrew, "The Optimisation of Thresholding Techniques for the Identification of Choroidal Neovascular Membranes in Exudative Age-Related Macular Degeneration," in *19th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'06)*, Jun. 2006, pp. 430–435. doi: 10.1109/CBMS.2006.157.
- [216] B. Harangi and A. Hajdu, "Automatic exudate detection by fusing multiple active contours and regionwise classification," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 54, pp. 156–171, Nov. 2014, doi: 10.1016/j.combiomed.2014.09.001.
- [217] F. S. C. Oliveira and P. S. Polito, "Mesoscale eddy detection in satellite imagery of the oceans using the Radon transform," *Progress in Oceanography*, vol. 167, pp. 150–163, Oct. 2018, doi: 10.1016/j.pocean.2018.08.003.
- [218] K. Shin, "An alternative approach to measure similarity between two deterministic transient signals," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 371, pp. 434–445, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.jsv.2016.02.037.
- [219] K. Shin, H. Yang, S.-K. Lee, and Y.-S. Lee, "Group delay based location template matching method for the identification of the impact location on a plate," *Journal of Sound and Vibration*, vol. 332, no. 8, pp. 2111–2117, Apr. 2013, doi: 10.1016/j.jsv.2012.12.007.
- [220] R. Ramya and T. Sasikala, "An efficient Minkowski distance-based matching with Merkle hash tree authentication for biometric recognition in cloud computing," *Soft Comput*, vol. 23, no. 24, pp. 13423–13431, Dec. 2019, doi: 10.1007/s00500-019-03881-z.
- [221] D. F. Specht, "Probabilistic neural networks," *Neural Networks*, vol. 3, no. 1, pp. 109–118, Jan. 1990, doi: 10.1016/0893-6080(90)90049-Q.
- [222] W.-L. Zuo, Z.-Y. Wang, T. Liu, and H. Chen, "Effective detection of Parkinson's disease using an adaptive fuzzy k-nearest neighbor approach," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 8, pp. 364–373, Jul. 2013, doi: 10.1016/j.bspc.2013.02.006.
- [223] V. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory," in *Statistics for Engineering and Information Science*, vol. 8, 2000, pp. 1–15. doi: 10.1007/978-1-4757-3264-1_1.
- [224] T. Ruba and K. Ramalakshmi, "Identification and segmentation of exudates using SVM classifier," in *2015 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)*, Mar. 2015, pp. 1–6. doi: 10.1109/ICIIECS.2015.7193219.
- [225] Y. Zheng, M. H. A. Hijazi, and F. Coenen, "Automated 'disease/no disease' grading of age-related macular degeneration by an image mining approach," *Invest. Ophthalmol. Vis. Sci.*, vol. 53, no. 13, pp. 8310–8318, Dec. 2012, doi: 10.1167/iovs.12-9576.
- [226] "(15) SVM-based Real-Time Hyperspectral Image Classifier on a Manycore Architecture | Request PDF," *ResearchGate*. https://www.researchgate.net/publication/319248130_SVM-based_Real-Time_Hyperspectral_Image_Classifier_on_a_Manycore_Architecture (accessed Feb. 06, 2020).
- [227] "OpenCV." <https://opencv.org/> (accessed Dec. 24, 2019).
- [228] S. Pachade *et al.*, "Retinal Fundus Multi-Disease Image Dataset (RFMiD): A Dataset for Multi-Disease Detection Research," *Data*, vol. 6, no. 2, Art. no. 2, Feb. 2021, doi: 10.3390/data6020014.

- [229] Y. Q. W. Heyang and Q. Y. Heyang WANG, “A screening and recognition method for multiple diseases of the retina based on deep convolutional integrated networks,” *Journal of Intelligent Science and Technology*, vol. 3, no. 3, pp. 259–267, doi: 10.11959/j.issn.2096-6652.202127.
- [230] S. Khalid *et al.*, “Automated diagnosis system for age-related macular degeneration using hybrid features set from fundus images,” *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. n/a, no. n/a, doi: <https://doi.org/10.1002/ima.22456>.
- [231] ZhiYu Chen, B. R. Abidi, D. L. Page, and M. A. Abidi, “Gray-level grouping (GLG): an automatic method for optimized image contrast Enhancement-part I: the basic method,” *IEEE Trans. on Image Process.*, vol. 15, no. 8, pp. 2290–2302, Aug. 2006, doi: 10.1109/TIP.2006.875204.
- [232] M. Ayinala and K. K. Parhi, “Low complexity algorithm for seizure prediction using Adaboost,” in *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, Aug. 2012, pp. 1061–1064. doi: 10.1109/EMBC.2012.6346117.
- [233] K. Komal, N. Bhattacharjee, D. Albrecht, and B. Srinivasan, “Parameter Recovery Using Radon Transform,” in *Proceedings of the 16th International Conference on Advances in Mobile Computing and Multimedia*, New York, NY, USA, 2018, pp. 34–43. doi: 10.1145/3282353.3282361.
- [234] Y. Elloumi, M. Akil, and N. Kehtarnavaz, “A mobile computer aided system for optic nerve head detection,” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 162, pp. 139–148, Aug. 2018, doi: 10.1016/j.cmpb.2018.05.004.
- [235] A. Humeau-Heurtier, “The Multiscale Entropy Algorithm and Its Variants: A Review,” *Entropy*, vol. 17, no. 5, pp. 3110–3123, May 2015, doi: 10.3390/e17053110.
- [236] Y. Song, J. Crowcroft, and J. Zhang, “Automatic epileptic seizure detection in EEGs based on optimized sample entropy and extreme learning machine,” *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 210, no. 2, pp. 132–146, Sep. 2012, doi: 10.1016/j.jneumeth.2012.07.003.
- [237] “[PDF] Les Méthodes Hybrides en Optimisation Combinatoire :Algorithmes Exacts et Heuristiques. (The Hybrid Methods in Combinatorial Optimization: Exact Algorithms and Heuristics) | Semantic Scholar.” <https://www.semanticscholar.org/paper/Les-M%C3%A9thodes-Hybrides-en-Optimisation-Combinatoire-Sbihi/b9d621daed7d7ebdbe890848f3b02fd5f8f1bff2> (accessed Sep. 15, 2022).
- [238] M. Hifi, H. Mhalla, and M. Michaphy, “The Multi-scenario Knapsack Problem: An Adaptive Search Algorithm,” *International Journal of Computer and Information Engineering*, vol. 4, no. 11, pp. 1772–1775, Nov. 2010, Accessed: Sep. 15, 2022. [Online]. Available: <https://publications.waset.org/11073/the-multi-scenario-knapsack-problem-an-adaptive-search-algorithm>
- [239] X. Song, R. Lewis, J. Thompson, and Y. Wu, “An incomplete m-exchange algorithm for solving the large-scale multi-scenario knapsack problem,” *Computers & Operations Research*, vol. 39, no. 9, pp. 1988–2000, Sep. 2012, doi: 10.1016/j.cor.2011.09.012.
- [240] “Robust Discrete Optimization and Its Applications | SpringerLink.” <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4757-2620-6> (accessed Sep. 15, 2022).
- [241] “Greedy Algorithms for Steiner Forest | Proceedings of the forty-seventh annual ACM symposium on Theory of Computing.” https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/2746539.2746590?casa_token=q2xzc5QaK54AAAAA:6glpPnqRGhYDY_w-ciabRWUJrtv-19KipL7GYSQpw4-7BQ1hly7a65_4gL5kU7Xf4D-aY-JG-s-ntg (accessed Sep. 15, 2022).
- [242] M. Heidari, M. Asadpour, and H. Faili, “SMG: Fast scalable greedy algorithm for influence maximization in social networks,” *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, vol. 420, pp. 124–133, Feb. 2015, doi: 10.1016/j.physa.2014.10.088.