

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة  
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا  
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك  
Département d'Électronique



## Mémoire de Master

Mention Électronique

Filière : Génie Biomédicale

Spécialité : Instrumentation Biomédicale

présenté par

Boumerzoug Khawla

---

# Détection précoce semi automatique de la dégénérescence maculaire liée à l'âge à partir des images OCT

---

Proposé par : Cherfa Assia & Cherfa Yazid

Année Universitaire 2019-2020

# *Remerciements*

Avant tout, je remercie Dieu tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour terminer ce modeste travail.

Mes sincères remerciements à Mr Y.CHERFFA et Mme A.CHERFA, pour tous leurs précieux conseils et les orientations donnés lors de la réalisation de ce travail.

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à Mr BOUACHERIA pour son aide et ses encouragements.

Je remercie aussi les membres du jury pour avoir accepté d'examiner ce mémoire.

Mes plus chaleureux remerciements vont à mes parents, pour le soutien que je trouve toujours auprès de vous ainsi que pour votre aide et vos conseils tout au long de mes études. A ma soeur, pour être toujours présente à mes côtés, et à mon petit frère.

Je renouvelle mes vifs remerciements à tous mes amis, pour tous les bons moments passés ensemble pendant nos études.

# Resume

ملخص: الضمور البقعي المرتبط بالعمر (DMLA) هو سبب رئيسي للعمى وضعف البصر لدى كبار السن. نقترح في عملنا نظام معالجة الصور الذي يهدف إلى تحليل صور التصوير المقطعي بالتماسك البصري (OCT) لاستخراج الآفات المرتبطة بال (DMLA)، وتصنيف الصور إلى فئتين: صور صحية أو صور مرضية. يعتمد النظام المقترح على نموذج Chan – Vese لتجزئة الحدود الداخلية لمركب ظهارة صبغة الشبكية (RPE) ومصنف RandomForest لتحقيق التصنيف الموصى به. يتم اختبار الخوارزميات المطورة على مجموعة من الصور لقواعد البيانات المستخدمة ويتم تقييم النتائج التي حصلنا عليها من خلال مقارنة النتائج مع الأبحاث الموجودة في هذا المجال.

الكلمات المفتاحية: الضمور البقعي المرتبط بالعمر، التصوير المقطعي للتماسك البصري، البراريق،

*RandomForest ، Chan – Vese*

**Résumé:** La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA) est une des principales causes de cécité, et de déficience visuelle chez les personnes âgées. Nous proposons dans notre travail un système de traitement d'images, dont le but est l'analyse des images de la Tomographie par Cohérence Optique (OCT), pour extraire les lésions, liées à la DMLA (Drusens), et pour classifier les images en deux catégories : des images saines et des images pathologiques. Le système proposé est basé sur le modèle de « Chan-Vese », pour la segmentation de la limite interne du complexe d'Epithélium Pigmentaire Rétinien (RPE), et un classificateur « Random forest », pour réaliser la classification recommandée. Les algorithmes développés sont testés sur un ensemble d'images, issues de bases de données, et l'évaluation des résultats que nous avons obtenus est effectuée, en faisant une comparaison des résultats, avec ceux obtenus à partir de travaux de recherche, existants dans ce domaine.

**Mot clés:** Dégénérescence maculaire liée à l'âge, Tomographie par cohérence optique, Drusens, Chan-Vese, Random forest.

**Abstract :** Age-related Macular Degeneration (AMD) is one of the leading causes of blindness and visual impairment in older population, we propose in our work an image processing system whose aim is to analyze Optical Coherence Tomography (OCT) images to extract lesions related to AMD (Drusens), and classify the images into two categories: healthy or pathological images. The proposed system is based on the «Chan-Vese» model for segmentation of the internal boundary of the Retinal Pigment Epithelium (RPE) complex, and a «Random forest» classifier to achieve the recommended classification. The developed algorithms are tested on a set of image databases, and their evaluation is obtained by comparing the results with existing research in this field.

**Keywords:** Age-related macular degeneration, optical coherence tomography, Drusens, Chan-Vese, Random forest.

# Sommaire

Remerciements

Résumé

Introduction générale

1

**1 Aspet Médical**

**3**

1.1 Anatomie de l'oeil[1]	3
1.2 Anatomie du globe oculaire	4
1.2.1 Le segment antérieur [2]	5
a La cornée	5
b L'iris	5
c Le cristallin	5
d L'humeur aqueuse	5
1.2.2 Le segment postérieur [3] [4] [5]	6
a La rétine	6
b La choroïde	7
c La sclère	7
d L'humeur vitrée	7
1.3 L'organisation cellulaire de la rétine[5]	7
1.3.1 La neurorétine	8
1.3.2 Les cellules gliales	9
1.3.3 Le système vasculaire	9
1.4 Les pathologies rétiniennes	10
1.5 La dégénérescence maculaire liée à l'age[6]	10
1.5.1 Les différentes formes cliniques	11
a La Maculopathie Liée à l'Age (MLA)	11
b La DMLA atrophique	11
c La DMLA exsudative [7]	12
1.5.2 Les lésions histologiques de la DMLA[7]	13
a Drusen miliaires	13
b Drusen séreux	13
c Drusen cuticulaire	14
1.6 Les signes cliniques [6]	14
1.7 Examen clinique [8] [6]	15
1.7.1 Examen de l'acuité visuelle	15
1.7.2 La grille d'Amsler	15
1.7.3 Examen de fond d'œil	16
1.8 Examen complémentaire [3]	17
1.8.1 La tomographie par cohérence optique	17
1.8.2 Le déroulement de l'examen	18
1.9 Traitements clinique de la DMLA [8]	18

1.9.1	Forme précoce . . . . .	18
1.9.2	Forme atrophique . . . . .	19
1.9.3	Forme exsudative . . . . .	19
<b>2</b>	<b>Etat de l'art</b>	<b>21</b>
2.1	Travaux antérieurs . . . . .	21
2.2	Discussion . . . . .	30
<b>3</b>	<b>Théorie des outils mathématique utilisés</b>	<b>33</b>
3.1	Outils de prétraitement . . . . .	33
3.1.1	Filtre Gaussien[39] . . . . .	33
3.1.2	Filtre bilatéral [40] . . . . .	34
3.1.3	Rehaussement de contraste . . . . .	36
3.2	Outils de segmentation . . . . .	37
3.2.1	Seuillage automatique (Otsu)[43] . . . . .	37
3.2.2	Morphologie mathématique [44] [45] . . . . .	40
	a Élément structurant . . . . .	40
	b Érosion . . . . .	41
	c Dilatation . . . . .	42
	d Reconstruction morphologique . . . . .	43
3.2.3	Level set . . . . .	44
3.2.4	Méthode de Chan-Vese[48] . . . . .	46
3.3	Outils de classification[50] . . . . .	48
3.3.1	Arbre de décision . . . . .	48
3.3.2	La forêt aléatoire . . . . .	50
<b>4</b>	<b>Implémentation, résultats et interprétation</b>	<b>53</b>
4.1	Description des bases de données utilisées . . . . .	53
4.2	Logiciel d'implémentation . . . . .	54
4.3	Organigramme général de système proposé . . . . .	55
4.4	Prétraitement . . . . .	57
4.4.1	Acquisition d'image . . . . .	57
4.4.2	Filtrage . . . . .	58
4.4.3	Amélioration du contraste . . . . .	62
4.5	Segmentation . . . . .	64
4.5.1	Binarisation d'image . . . . .	64
4.5.2	Suppression du complexe RNFL . . . . .	66
4.5.3	Segmentation de RPE . . . . .	70
4.5.4	Superposition . . . . .	72
4.5.5	Visualisation 3D . . . . .	73
4.6	Classification . . . . .	75
4.6.1	Extraction des paramètres . . . . .	75
4.6.2	Importance des paramètres . . . . .	80
4.6.3	Apprentissage et classification . . . . .	82
4.6.4	Evaluation des résultats . . . . .	83
4.7	Présentation de l'interface . . . . .	85
	<b>Conclusion générale</b>	<b>89</b>
<b>A</b>	<b>Annexe</b>	<b>91</b>



# Liste des figures

Figure 1.1	Représentation schématique de l'anatomie de l'œil . . . . .	4
Figure 1.2	Représentation schématique de La rétine . . . . .	6
Figure 1.3	L'organisation cellulaire de la rétine . . . . .	8
Figure 1.4	Représentation des couches de la rétine . . . . .	9
Figure 1.5	Représentation schématique de l'architecture vasculaire et de la circulation du sang de la rétine. A: artériole , V: veinule; flèches: inqiquent le sens de la circulation du sang. . . . .	10
Figure 1.6	Schéma discriptif de la Maculopathie Liée à l'Age . (a) Oeil sain, (b) Oeil avec MLA. . . . .	11
Figure 1.7	la DMLA atrophique. . . . .	12
Figure 1.8	Formation de la néovascularisation. (a) Réaction inflammatoire produisant les VEGF, (b) traversée des néovaissaux à travers la membrane de Bruch. . . . .	12
Figure 1.9	La présence des druses maculaires dans l'image rétinienne. . . . .	13
Figure 1.10	Types de drusen. (a) Drusen miliaires, (b) drusen séreux, (c) drusen cuticulaire. . . . .	14
Figure 1.11	Les signes cliniques de la DMLA. (a) Dimnution de l'acuité visuelle, (b) diminition du contraste, (c) Déformation des lignes, (d) Apparition de tâches sombres centrales. . . . .	15
Figure 1.12	Examen de l'acuité visuelle. . . . .	16
Figure 1.13	La grille d'Amsler. (a) un patient normal,(b )un patient qui présente des signes de DMLA . . . . .	16
Figure 1.14	L'examen de fond d'œil .(a) L'appareil d'acquisition,(b) l'image de l'examen de fond d'œil . . . . .	17
Figure 1.15	L'apareil d'OCT. . . . .	17
Figure 2.1	Graphique récapitulatif des méthodes de prétraitement . . . . .	29
Figure 2.2	Graphique récapitulatif des méthodes de segmentation et classification . . . . .	30
Figure 3.1	Représentation d'une image filtrée par le filtre gaussien. (a) Image originale , (b) Image filtrée par un filtre gaussien. . . . .	34
Figure 3.2	Représentation d'une image filtrée par le filtre bilatéral. (a) Image originel, (b) Filtre bilatéral. . . . .	35
Figure 3.3	Correction gamma. (a) image originale; (b) : Image corrigée avec un gamma de 2; (c) Image corrigée avec un gamma de 0.25 respectivement. . . . .	37
Figure 3.4	Comparaison entre le seuillage automatique et le seuillage manulle. (a) Seuillage automatique; (b) Seuillage manuelle. . . . .	40
Figure 3.5	Formes géométriques d'un élément structurant. . . . .	41
Figure 3.6	Exemple simple d'érosion. . . . .	41
Figure 3.7	Exemple simple de dilataion. . . . .	42
Figure 3.8	Exemple de l'application de la reconstruction morphologique. . . . .	44

Figure 3.9 Exemple de représentation du contour par un ensemble des courbes de niveaux. . . . .	45
Figure 3.10 Courbe subissant une force normale. . . . .	45
Figure 3.11 Segmentation par la méthode Chan-Vese , selon les cas possibles de la position de la courbe. . . . .	47
Figure 3.12 Exemple d'arbre de décision. . . . .	49
Figure 3.13 Structure d'une forêt aléatoire. . . . .	50
Figure 4.1 Exemples d'images des deux bases de données utilisées. (a) Première base; (b) Deuxième base. . . . .	54
Figure 4.2 La distribution libre de langage de programmation python(Anaconda). . . . .	55
Figure 4.3 Schéma synoptique général de la méthode proposée. . . . .	56
Figure 4.4 Organigramme du prétraitement. . . . .	57
Figure 4.5 Exemple de représentation d'images couleur, converties en niveau de gris. (a) Image saine, (b) Image pathologique. . . . .	58
Figure 4.6 Application d'un filtre bilatéral avec différentes valeur de $\omega_c$ et $\omega_s$ . . . . .	59
Figure 4.7 Application d'un filtre gaussien avec différentes tailles de masque . . . . .	60
Figure 4.8 Résultat de filtrage. (a) : Image saine; (b) : Résultat de filtre gaussien sur l'image saine; (c) : Image pathologique, (d) : Résultat de filtre gaussien sur l'image pathologique. . . . .	61
Figure 4.9 L'amélioration du contraste avec différentes valeur de gamma . . . . .	62
Figure 4.10 Résultats finaux du prétraitement. (a) Image saine, améliorée avec la correction gamma ; (b) Image pathologique, améliorée avec la correction gamma . . . . .	63
Figure 4.11 Organigramme du Segmentation. . . . .	64
Figure 4.12 Résultat du seuillage automatique(Otsu). (a) Binarisation d'une image saine, (b) Binarisation d'une image pathologique. . . . .	65
Figure 4.13 Représentation des couche RPE et ILM, et le complexe RNFL. . . . .	66
Figure 4.14 Résultat de la Suppression du complexe RNFL. (a1) et (a2) Segmentation de la rétine, (b1) et (b2) ) Extraction des contours, (c1) et (c2) la couche ILM, (d1) et (d2) : Dilatation d'ILM, (e1) et (e2) : Reconstruction de RNFL, (f1) et (f2): Suppression de RNFL. . . . .	69
Figure 4.15 Résultats de la segmentation en fonction du nombre d'itérations. . . . .	70
Figure 4.16 Résultat Finale de segmentation. (a) Images saine, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta), (b) Images pathologique, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta) . . . . .	71
Figure 4.17 La superposition de la ligne RPE segmentée sur l'image originale. (a) Superposition sur une image saine, (b) Superposition sur une image pathologique. . . . .	72
Figure 4.18 Visualisation tridimensionnelle de la couche RPE. (a) Coupes OCT sain, (b) Coupes OCT pathologique. . . . .	74
Figure 4.19 Schéma synoptique général de la classification proposée des images OCT. . . . .	75
Figure 4.20 Les boîtes à moustaches de chaque paramètres. . . . .	79
Figure 4.21 Résultat de la régression logistique. (a) la fonction affine, (b) la courbe de la fonction sigmoïde. . . . .	80
Figure 4.22 La courbe de la fonction sigmoïde de la régression logistique. (a) Le maximum, (b) Le minimum (c) La moyenne, (d) La variance, (e) cart type. . . . .	81
Figure 4.23 Matrice de confusion. . . . .	83



Figure 4.24	Fenêtre principale. . . . .	85
Figure 4.25	A propos d'interface. . . . .	86
Figure 4.26	Représentation des résultats dans l'interface. (a) Patient 1 (sain), (b) Patient 2 (Pathologique) . . . . .	88
Figure A.1	Résultats de segmentation des 9 images OCT saines. . . . .	91
Figure A.2	Résultats de superposition des 9 images OCT saines . . . . .	92
Figure A.3	Résultats de segmentation de 9 images OCT pathologiques . . . . .	93
Figure A.4	Résultats de superposition des 9 images OCT pathologiques . . . . .	94
Figure A.5	Résultats de segmentation de 9 coupes OCT saines . . . . .	95
Figure A.6	Résultats de superposition de 9 coupes OCT saines . . . . .	96
Figure A.7	Résultats de segmentation de 9 coupes OCT pathologiques . . . . .	97
Figure A.8	Résultats de superposition de 9 coupes OCT pathologiques . . . . .	98

# Liste des tableaux

- Table 2.1 Récapitulation des travaux . . . . . 28
- Table 3.1 Tableau de comparaison entre l'érosion et la dilatation. . . . . 43
- Table 4.1 Caractéristiques de chaque base de données. . . . . 54
- Table 4.2 Exemple des cas utilisés pour l'apprentissage, avec les cas 0 sont sains  
et les cas 1 sont pathologiques. . . . . 77
- Table 4.3 Taux de prédiction des paramètres. . . . . 81
- Table 4.4 Performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes ex-  
istantes. . . . . 84

# Liste des abreviations

<b>DMLA</b>	<b>D</b> égénérescence <b>M</b> aculaire <b>L</b> iée à <b>A</b> ge
<b>AMD</b>	<b>A</b> ge related <b>M</b> acular <b>D</b> egeneration
<b>TCO</b>	<b>T</b> omographie par <b>C</b> ohérence <b>O</b> ptique
<b>OCT</b>	<b>O</b> ptical <b>C</b> oherence <b>T</b> omography
<b>EPR</b>	<b>E</b> pithélium <b>P</b> igmentaire <b>R</b> étinien
<b>MLE</b>	<b>M</b> embrane <b>L</b> imitante <b>E</b> xterne
<b>CPE</b>	<b>C</b> ouche <b>P</b> lexiforme <b>E</b> xterne
<b>CNI</b>	<b>C</b> ouche <b>N</b> ucléaire <b>I</b> nterne
<b>CPI</b>	<b>C</b> ouche <b>P</b> lexiforme <b>I</b> nterne
<b>CCG</b>	<b>C</b> ouche des <b>C</b> ellules <b>G</b> anglionnaires
<b>CFN</b>	<b>C</b> ouche des <b>F</b> ibres <b>N</b> erveuses
<b>MLI</b>	<b>M</b> embrane <b>L</b> imitante <b>I</b> nterne
<b>MLA</b>	<b>M</b> aculopathie <b>L</b> iée à l' <b>A</b> ge
<b>VEGF</b>	<b>V</b> ascular <b>E</b> ndothelia <b>G</b> rowth <b>F</b> actor
<b>AREDS</b>	<b>A</b> ge <b>R</b> elated <b>E</b> ye <b>D</b> isease <b>S</b> tudy
<b>RNFL</b>	<b>R</b> etinal <b>N</b> erve <b>F</b> iber <b>L</b> ayer
<b>OPL</b>	<b>O</b> uter <b>P</b> lexiform <b>L</b> ayer
<b>IS</b>	<b>I</b> nter <b>S</b> egment
<b>OS</b>	<b>O</b> uter <b>S</b> egment
<b>KNN</b>	<b>K</b> - <b>N</b> earest <b>N</b> eighbours
<b>SVM</b>	<b>S</b> upport <b>V</b> ector <b>M</b> achines
<b>3D</b>	<b>T</b> rois <b>D</b> imension
<b>OMD</b>	<b>O</b> edème <b>M</b> aculaire <b>D</b> iabétique
<b>SHOP</b>	<b>S</b> hop <b>H</b> igher <b>O</b> rders <b>P</b> otentials
<b>RBF</b>	<b>R</b> adial <b>B</b> asis <b>F</b> unction
<b>LMFB</b>	<b>L</b> eung and <b>M</b> alik <b>F</b> ilter <b>B</b> ank
<b>MB</b>	<b>M</b> embrane de <b>B</b> ruch
<b>CNN</b>	<b>C</b> onvolutional <b>N</b> eural <b>N</b> etworks
<b>RF</b>	<b>R</b> andom <b>F</b> orest
<b>OSC</b>	<b>O</b> verlapping <b>S</b> preading <b>C</b> enters
<b>U-Net</b>	<b>U</b> - <b>N</b> etwork
<b>BM3D</b>	<b>B</b> lock <b>M</b> atching <b>3</b> <b>D</b> imension
<b>AUC</b>	<b>A</b> rea <b>U</b> nder the <b>C</b> urve
<b>CV</b>	<b>C</b> han- <b>V</b> ese
<b>Open-CV</b>	<b>O</b> pen <b>C</b> omputer <b>V</b> ision
<b>RVB</b>	<b>R</b> ouge <b>V</b> ert <b>B</b> leu
<b>GRETLM</b>	<b>G</b> nu <b>R</b> egression <b>E</b> conometrics and <b>T</b> ime series <b>L</b> ibrary
<b>VP</b>	<b>V</b> rai <b>P</b> ositif
<b>VN</b>	<b>V</b> rai <b>N</b> égatif
<b>FP</b>	<b>F</b> aux <b>P</b> ositif
<b>FN</b>	<b>F</b> aux <b>N</b> égatif

# Introduction générale

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humains, à partir des différents phénomènes physiques, tels que la réfraction des rayons laser, l'absorption des rayons X, la radioactivité pour la scintigraphie, ... etc.

La tomographie par cohérence optique est une technique d'imagerie médicale, qui utilise une onde lumineuse, pour capturer des images tridimensionnelles, afin de visualiser les structures anatomiques de l'œil (la rétine, les couches rétinienne, la choroïde ... etc.). En fonction des changements qui se produisent au niveau de la rétine, les médecins peuvent diagnostiquer les maladies, qui affectent la vision (la dégénérescence maculaire liée à l'âge, l'œdème maculaire, la néovascularisation de la choroïde ... etc.).

La dégénérescence maculaire liée à l'âge est une maladie de la rétine, provoquée par une dégénérescence progressive de la macula (partie centrale de la rétine), qui peut apparaître à partir de l'âge de 50 ans, provoquant un affaiblissement important des capacités visuelles.

L'objectif principal de ce travail de recherche est de développer un système d'analyse des images numériques d'OCT, capable de détecter les premiers signes cliniques, produits par la dégénérescence maculaire liée à l'âge, et de classifier ces images en deux catégories (saines, pathologiques). Cette classification aide à déterminer le traitement optimal. La détection de la dégénérescence maculaire, liée à l'âge, est basée essentiellement sur la segmentation de la couche RPE de la rétine, qui est déformée à cause de la formation des drusens, si la DMLA est présente.

Ce document est divisé en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous présentons l'aspect médical de base, nécessaire pour la compréhension de la problématique proposée. L'anatomie générale de l'œil est décrite, puis une description de la DMLA, suivie par les examens cliniques, pour le diagnostic, ainsi que les examens complémentaires, les signes et les stades de DMLA. Enfin, les traitements de la DMLA sont décrits à la fin du chapitre.

Le deuxième chapitre sera consacré à l'étude bibliographique des différentes techniques, proposées pour la segmentation de la ligne RPE de la rétine, ainsi qu'à un aperçu général sur les différentes travaux de recherche de la classification de la DMLA (Normal, Pathologique, Sèche, Humide), étudiés dans l'état de l'art.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons les outils mathématiques utilisés dans le système d'analyse d'images proposé, avec une explication détaillée de chaque outil utilisé, à savoir, le filtre gaussien et le filtre bilatéral pour le prétraitement, le modèle de « Chan-Vese » pour la segmentation et le classificateur « Random Forest ».

Dans le quatrième chapitre, nous exposeront les différents résultats obtenus par les techniques de segmentation et de classification choisies, sur certaines images d'OCT, ainsi que leur interprétation. Différents outils d'évaluation des résultats sont également présentés dans cette partie, ainsi qu'une brève présentation de l'interface réalisée.

En conclusion générale, nous présenterons un récapitulatif des étapes de notre travail, les difficultés rencontrés lors de l'implémentation de l'algorithme, et finalement, les perspectives que nous souhaitons réaliser dans le futur.

**CHAPITRE 1**  
**ASPET MÉDICAL**

# 1 Aspet Médical

**L**a dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est une maladie qui détériore progressivement la macula. Cette maladie est une des principales causes de déficience visuelle et de cécité irréversible, chez les personnes âgées, dans les pays industrialisés (État-Unis, France, Italie). En Algérie, le nombre de personnes atteintes de DMLA est estimé entre 160 000 et 200 000, ce qui la classe en quatrième place, parmi les maladies oculaires cécitantes avec une prévalence de 2.1%.

Une des méthodes couramment utilisées pour l'examen de la rétine est la tomographie par cohérence optique (OCT). Cette modalité permet de visualiser, de manière rapide et non-invasive, les structures importantes de la rétine. À partir de ces images, il est déjà possible de détecter la DMLA. En fonction de cette dernière, un traitement spécifique est alors proposé.

## 1.1 Anatomie de l'œil[1]

L'œil est l'organe de la vision, sens dédié à la perception visuelle du monde qui nous entoure. Il correspond à une sphère d'environ 23 mm de diamètre transversal, constituée d'une enveloppe, formée de trois membranes:

**La sclère :** correspond à la paroi fibreuse externe du globe, percée en avant par la cornée;

**La choroïde :** tunique vasculaire, tapissant la paroi interne du globe. Elle s'épaissit et forme le corps ciliaire, servant à l'accommodation, et se prolonge ensuite par l'iris. Il

règle l'entrée de la lumière dans l'œil. Son centre est percé par la pupille;

**La rétine :** membrane nerveuse tapissant également la paroi interne du globe.

L'espace situé entre la cornée et l'iris est la chambre antérieure, remplie de l'humeur aqueuse, sécrétée par les vaisseaux de l'iris, et des procès ciliaires. En arrière de l'iris, se trouve le cristallin, lentille biconvexe, transparente et élastique, qui est maintenue en place par la zonule ciliaire. En arrière du cristallin, on trouve le corps vitré, liquide visqueux qui remplit la chambre postérieure de l'œil (Figure 1.1).

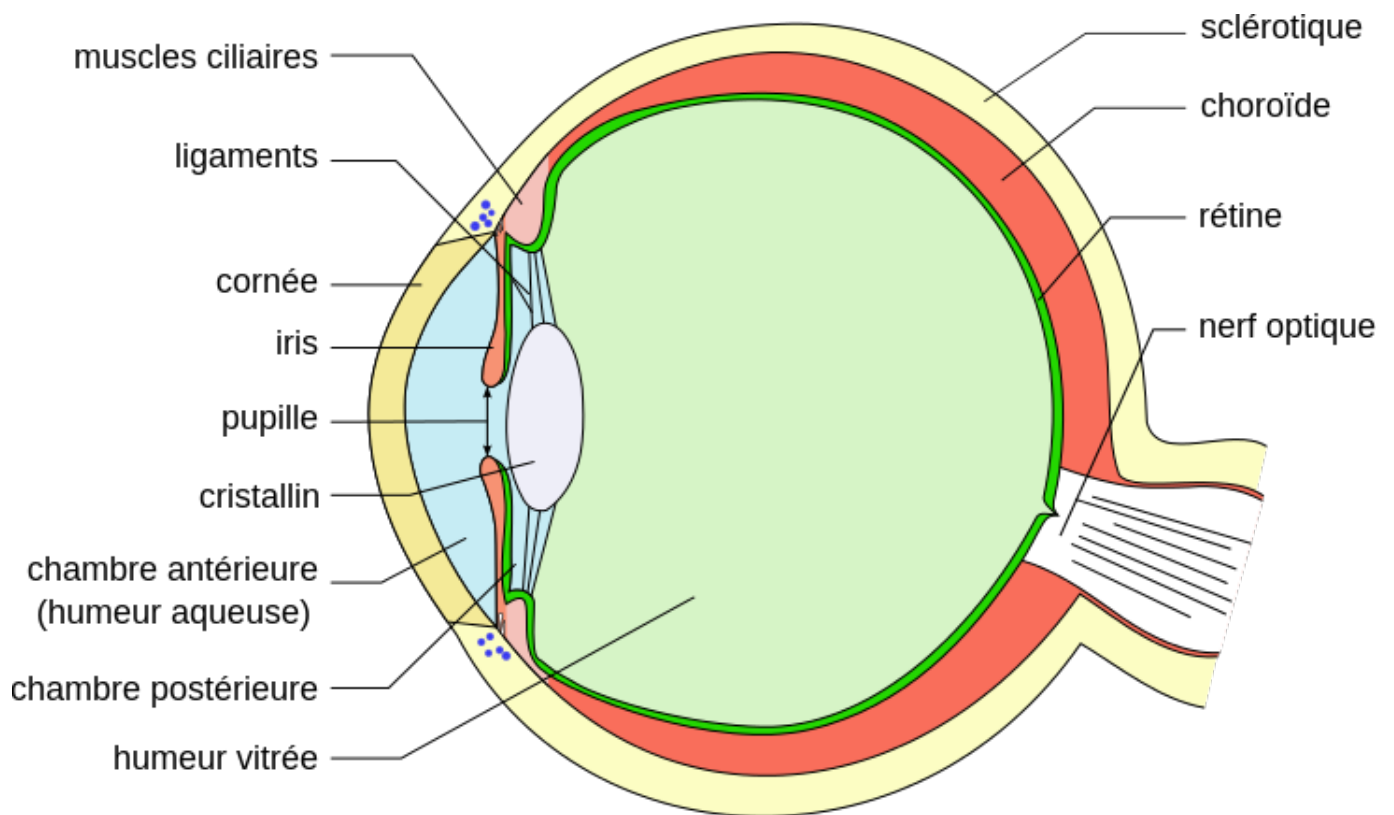


FIGURE 1.1: Représentation schématique de l'anatomie de l'œil

## 1.2 Anatomie du globe oculaire

Le globe oculaire est classiquement subdivisé en deux régions : le segment postérieur, comprenant la rétine, la choroïde, la sclère et le corps vitré, et le segment antérieur, comprenant la cornée, l'iris, le cristallin et le corps ciliaire.



## 1.2.1 Le segment antérieur [2]

Le segment antérieur de l'œil est composé de la cornée, de l'humeur aqueuse, de l'iris et du cristallin. On peut également considérer que la partie antérieure de la sclère fait partie de ce segment.

### a La cornée

C'est la première structure traversée par la lumière. Elle constitue la barrière entre, l'environnement extérieur et l'intérieur de l'œil, et concentre les rayons lumineux au niveau de la rétine.

### b L'iris

C'est une surface colorée (donne la couleur des yeux), qui délimite un orifice, par lequel passe la lumière, et dont le diamètre varie, de manière à réguler l'intensité de la lumière entrante.

### c Le cristallin

C'est la structure, responsable de la projection fine de l'image sur la rétine. Il baigne dans l'humeur aqueuse et l'humeur vitrée. L'humeur aqueuse est un liquide transparent, contenu entre la cornée et le cristallin (chambre antérieure de l'œil), et secrété par le corps et les procès ciliaires.

### d L'humeur aqueuse

Il est sous forme de gel, et est entourée d'une enveloppe transparente, constituée d'eau, de collagène et de glycosaminoglycanes, et située à l'arrière du cristallin (chambre postérieure), au contact direct avec la rétine.

## 1.2.2 Le segment postérieur [3] [4] [5]

### a La rétine

C'est le tissu nerveux, tapissant la partie interne de l'œil. Elle intègre le signal lumineux, et le transforme en signal électrique nerveux (Figure 1.2). La rétine des primates

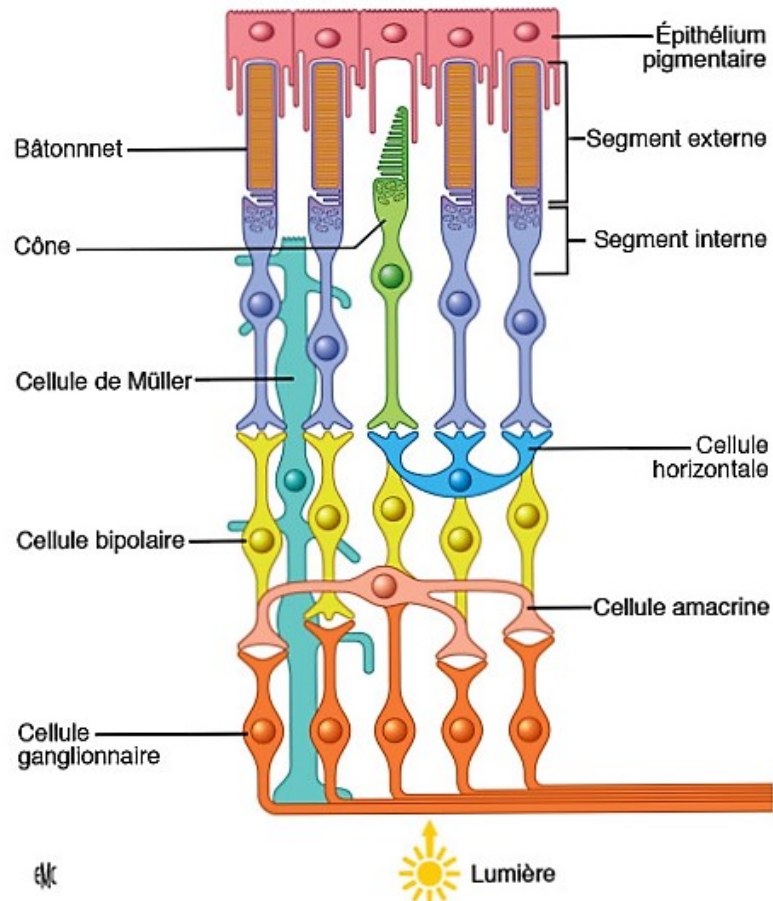


FIGURE 1.2: Représentation schématique de La rétine

possède une macula, une zone de la rétine, située à côté du nerf optique, et qui est responsable de la vision centrale et de l'acuité visuelle. Elle est caractérisée par la présence d'une petite dépression, où se situe le point focal postérieur du système optique, la fovéa, qui centralise une zone enrichie en photorécepteurs, de type cônes, responsables de la vision diurne.

**b La choroïde**

Elle appartient à la tunique intermédiaire de l'œil, l'uvée. Pigmentée par des mélanocytes, cette membrane est fortement vascularisée, permettant ainsi l'apport de nutriments et d'oxygène aux photorécepteurs de la rétine. Elle s'épaissit dans le segment antérieur, pour former l'iris et les corps ciliaires.

**c La sclère**

Egalement appelée sclérotique est une membrane rigide qui donne sa forme à l'œil. Cette membrane est fibreuse, résistante. Elle entoure et protège l'œil à l'extérieur tout en maintenant sa forme. La sclérotique forme le blanc de l'œil. Elle est traversée par un grand nombre de petits canaux (artères, nerfs, veines), et à l'arrière, par une ouverture où passent les fibres du nerf optique.

**d L'humeur vitrée**

C'est une substance gélatineuse, transparente, composée principalement d'eau, qui occupe les deux tiers du volume de l'œil.

### **1.3 L'organisation cellulaire de la rétine[5]**

Les principaux éléments constituant la rétine sont (Figure 1.3) :

- La neurorétine, qui comprend l'ensemble des cellules nerveuses;
- Les cellules gliales;
- Le système vasculaire.

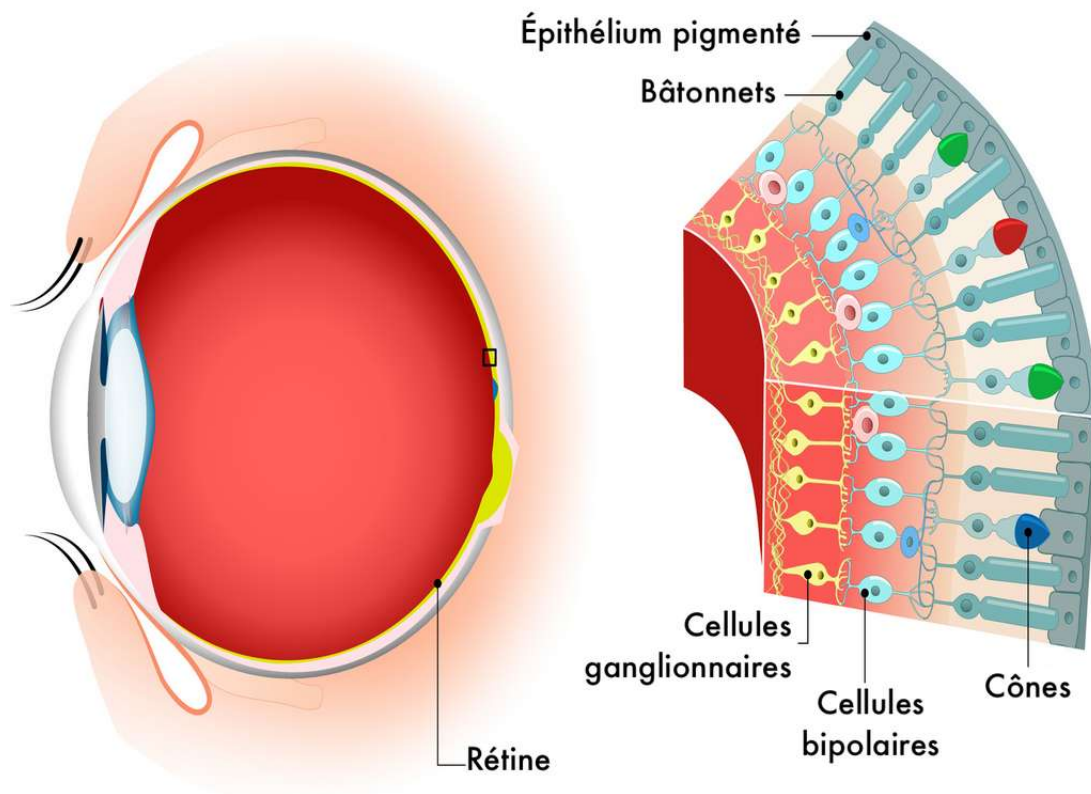


FIGURE 1.3: L'organisation cellulaire de la rétine

### 1.3.1 La neurorétine

La rétine est une structure organisée en dix couches alternées (Figure 1.4):

- **L'épithélium pigmentaire rétinien (EPR)**, qui consiste en une monocouche de cellules qui repose sur la membrane de Bruch;
- **La couche des photorécepteurs**, subdivisée en segments interne et externe ;
- **La membrane limitante externe (MLE)**, qui sépare l'EPR de la choriocapillaire ;
- **La couche nucléaire externe (CNE)**, formée par les corps cellulaires des photorécepteurs ;
- **La couche plexiforme externe (CPE)**, qui comprend les synapses formées entre les photorécepteurs et les cellules horizontales ;
- **La couche nucléaire interne (CNI)**, composée par les corps cellulaires des cellules bipolaires, horizontales, amacrines et gliales de Müller ;

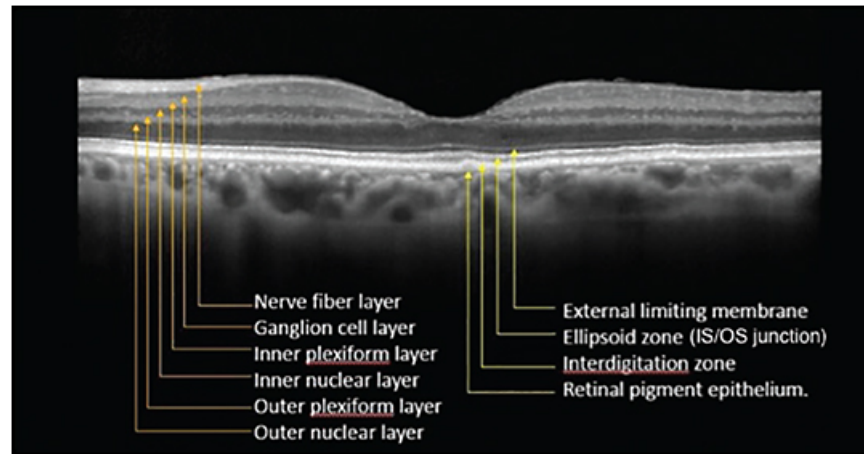


FIGURE 1.4: Représentation des couches de la rétine

- **La couche plexiforme interne (CPI)**, qui comprend les synapses formées entre les cellules bipolaires, amacrines et ganglionnaires;
- **La couche des cellules ganglionnaires (CCG)**, qui vont former la couche de fibres nerveuses avec leurs axones ;
- **La couche des fibres nerveuses (CFN)**, qui vont former le nerf optique ;
- **La membrane limitante interne (MLI)**, contient les pieds des cellules gliales de Müller.

### 1.3.2 Les cellules gliales

Les cellules gliales exercent de nombreuses fonctions physiologiques essentielles, et sont impliquées dans la réponse aux lésions et dans plusieurs pathologies rétiniennes.

### 1.3.3 Le système vasculaire

La rétine est alimentée en oxygène et nutriments, par deux systèmes vasculaires distincts, qui sont les réseaux, choroïdien et rétinien (Figure 1.5). Ces deux réseaux sont issus de l'artère ophtalmique, une des branches de l'artère carotide interne.

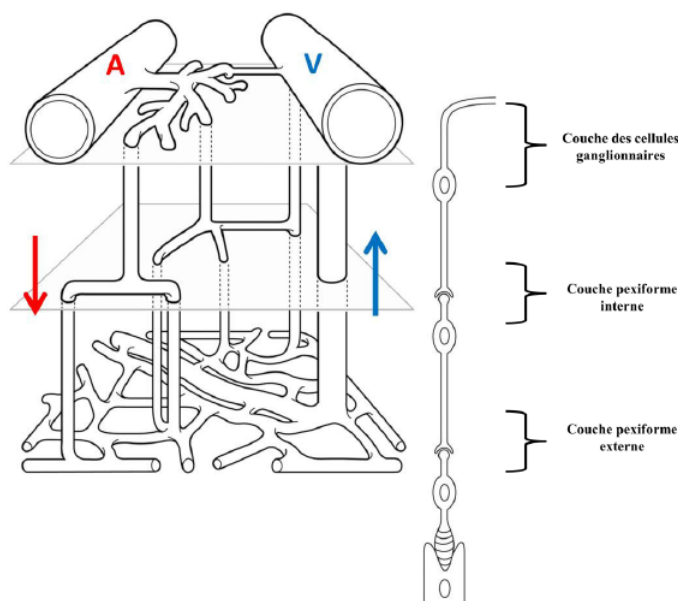


FIGURE 1.5: Représentation schématique de l'architecture vasculaire et de la circulation du sang de la rétine. A: artériole, V: veinule; flèches: indiquent le sens de la circulation du sang.

## 1.4 Les pathologies rétinienne

Les maladies de la rétine constituent une cause majeure de malvoyance. Leurs origines sont variées : elles peuvent être liées au vieillissement, comme la dégénérescence maculaire liée à l'âge, être héréditaires, comme la rétinite pigmentaire, ou dériver d'une autre pathologie, comme des complications du diabète.

## 1.5 La dégénérescence maculaire liée à l'âge[6]

La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Âge (DMLA) est une maladie dégénérative de la partie centrale de la rétine (la macula), d'évolution chronique, qui débute après l'âge de 50 ans. Elle correspond à un vieillissement de la macula, et son origine est multifactorielle. Elle conduit à la destruction des cellules neurosensorielles, et peut aboutir à la perte de la vision centrale. Cependant, la partie périphérique de la rétine reste intacte, et la vision périphérique n'est donc pas touchée. La DMLA représente la principale cause de malvoyance des personnes âgées. Les causes de la maladie sont diverses : génétiques et environnementales.

## 1.5.1 Les différentes formes cliniques

### a La Maculopathie Liée à l'Age (MLA)

A son stade précoce, la maladie est appelée Maculopathie Liée à l'Age (MLA) ou phase (sèche précoce). A ce stade, elle n'est pas invalidante, puisque la fonction visuelle n'est que très peu modifiée. On observe alors un épithélium pigmentaire altéré, avec des accumulations de lipofuscine, des dépigmentations ou hyperpigmentations, et la formation de drusen (Figure 1.6). Les drusen sont des dépôts lipido-protéiques sous l'épithélium, qui entraînent l'apparition de tâches blanches, au niveau de la macula, visibles lors d'un examen du fond d'œil.

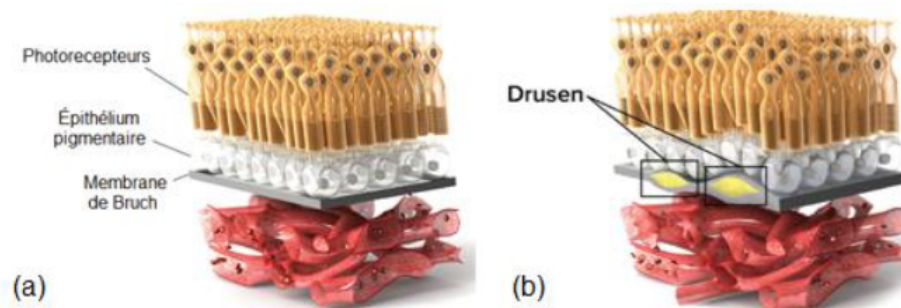


FIGURE 1.6: Schéma descriptif de la Maculopathie Liée à l'Age . (a) Oeil sain, (b) Oeil avec MLA.

### b La DMLA atrophique

La forme atrophique, ou forme (sèche avancée), est une forme tardive de DMLA, à évolution lente, c'est-à-dire que la perte de la vision centrale se fera en général, entre 5 à 10 ans. Il n'existe actuellement pas de traitement médicamenteux contre ce type de DMLA, mais une prévention nutritionnelle, par la prise de compléments alimentaires, peut tout de même être initiée.

On observe, dans cette forme sèche de la maladie, une disparition progressive des cellules de l'épithélium pigmentaire rétinien, puis des photorécepteurs de la macula, ce qui engendre des (trous) dans la macula, visibles lors d'un examen du fond d'œil, (Figure 1.7).

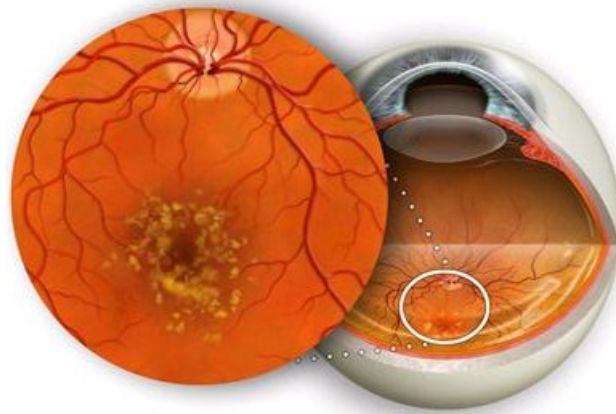


FIGURE 1.7: la DMLA atrophique.

### c La DMLA exsudative [7]

Ou humide, est la forme avancée, caractérisée par la prolifération de néovaisseaux anormaux, d'origine choroïdienne. Cette néovascularisation est causée par des produits dérivés, de réactions inflammatoires, tels que des facteurs de croissance vasculaire (VEGF) (Figure 1.8). La DMLA exsudative se présente, suite à une traversée de ces néovaisseaux, à travers la membrane de Bruch, ce qui entraîne alors un décollement maculaire exsudatif, une accumulation de fluide dans l'espace sous-rétinien, et des hémorragies, à l'intérieur de l'œil. Cette forme est responsable d'une perte rapide de la vision, de manière définitive.

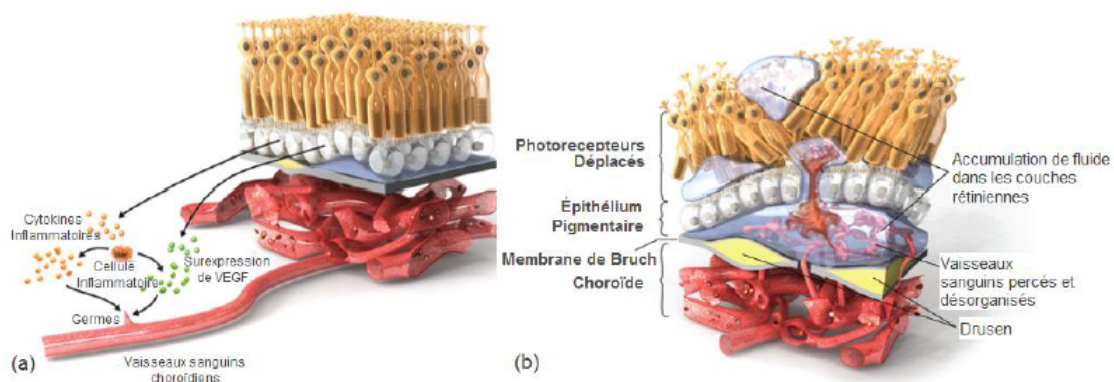


FIGURE 1.8: Formation de la néovascularisation. (a) Réaction inflammatoire produisant les VEGF, (b) traversée des néovaisseaux à travers la membrane de Bruch.



## 1.5.2 Les lésions histologiques de la DMLA[7]

Les druses sont les précurseurs de la maladie. Il s'agit de dépôts, entre (EPR) et la membrane de Bruch (Figure 1.9). Sur les images de fond d'œil, les drusen apparaissent dans la zone maculaire, comme de petites taches, blanchâtres ou jaunâtres, de forme et de taille variables. Il existe différents types de drusen.

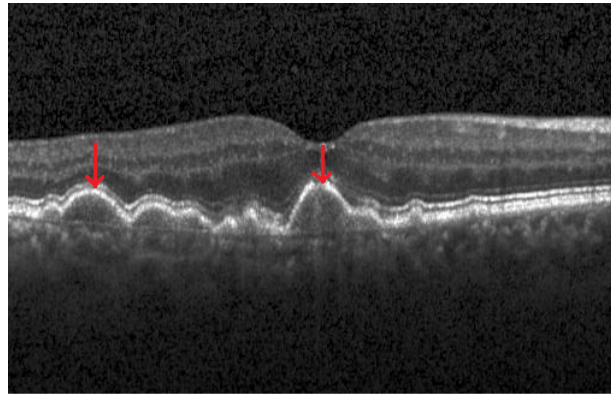


FIGURE 1.9: La présence des druses maculaires dans l'image rétinienne.

### a Drusen miliaires

ou hard drusen (Figure 1.10 a). Ce sont de petites taches jaunes, rondes, et bien définies, de diamètre inférieur à 50 micromètres. Ils sont asymptomatiques, et peuvent se présenter chez de jeunes personnes (moins de 50 ans), ne conduisant pas forcément vers une forme avancée.

### b Drusen séreux

ou soft drusen (Figure 1.10 b). Ce sont des drusen de forme plus diffuse, dont la taille est supérieure à 125 micromètre. Ils sont souvent asymptomatiques, mais peuvent s'accompagner d'une diminution des capacités visuelles, à l'obscurité. Ces drusen conduisent à un épaissement de la membrane de Bruch, et par conséquent, le risque de progresser vers un stade avancé est grand. Ce phénomène abîme les photorécepteurs, qui se dégradent, et cela prédispose à la néovascularisation.

### c Drusen cuticulaire

Ce sont des drusen, qui sont identiques aux drusen séreux (Figure 1.10 c), du point de vue histologique et anatomique, sauf qu'on en trouve chez les jeunes personnes, et qu'ils ne prédisposent pas à la DMLA.

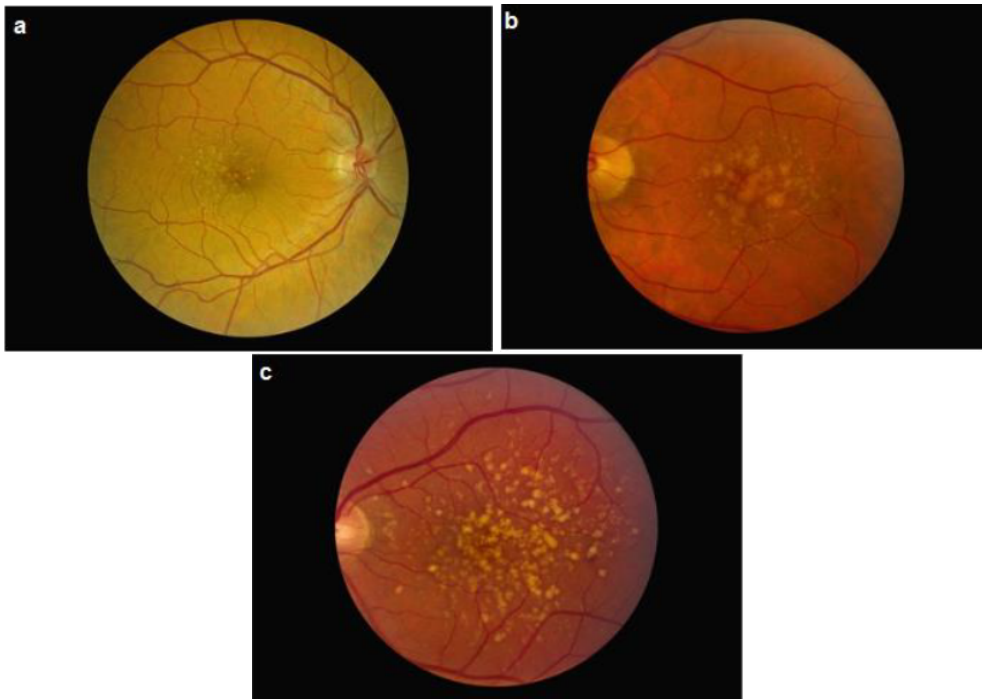


FIGURE 1.10: Types de drusen. (a) Drusen miliaires, (b) drusen séreux, (c) drusen cuticulaire.

## 1.6 Les signes cliniques [6]

Les symptômes de la maladie se manifestent (Figure 1.11) par :

- La diminution de l'acuité visuelle;
- La moindre perception des contrastes;
- La déformation des lignes;
- L'apparition d'une tache sombre centrale.

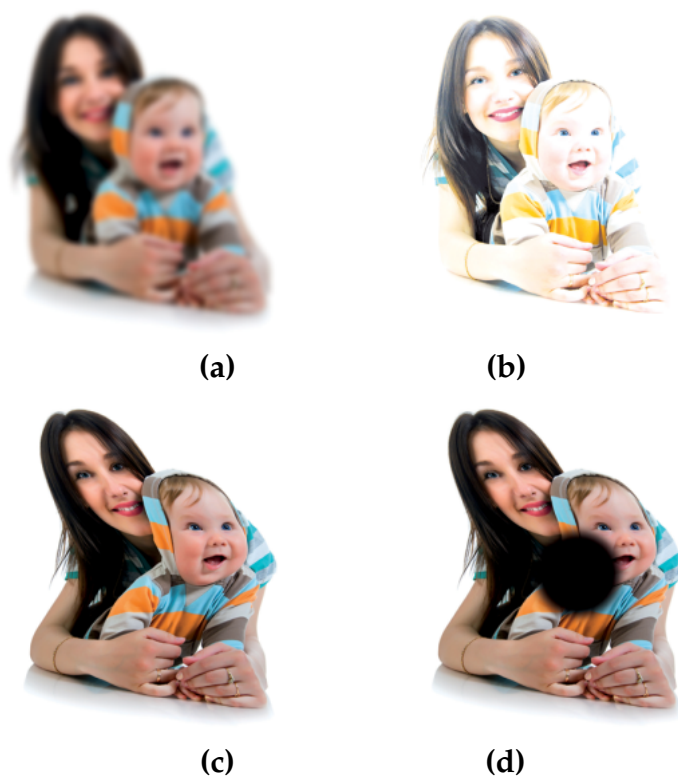


FIGURE 1.11: Les signes cliniques de la DMLA. (a) Diminution de l'acuité visuelle, (b) diminution du contraste, (c) Déformation des lignes, (d) Apparition de tâches sombres centrales.

## 1.7 Examen clinique [8] [6]

Le diagnostic est posé par l'ophtalmologue sur la base de différents examens.

### 1.7.1 Examen de l'acuité visuelle

Elle est mesurée, séparément, à chaque œil, avec correction optique, si nécessaire, de loin et de près (Figure 1.12). Il existe souvent, de façon précoce, une baisse de l'acuité visuelle de près, ce qui oriente vers une affection maculaire.

### 1.7.2 La grille d'Amsler

La grille d'Amsler (Figure 1.13) est également utilisée pour déceler d'éventuels métamorphopsies, ou scotomes.

M R T V F U E N C X O Z D	10/10
D L V A T B K U E R S N	9/10
R C Y H O F M E S P A	8/10
E X A T Z H D W N	7/10
Y O E L K S F D I	6/10
O X P H B Z D	5/10
N L T A V R	4/10
O H S U E	3/10
M C F	2/10
Z U	1/10

FIGURE 1.12: Examen de l'acuité visuelle.

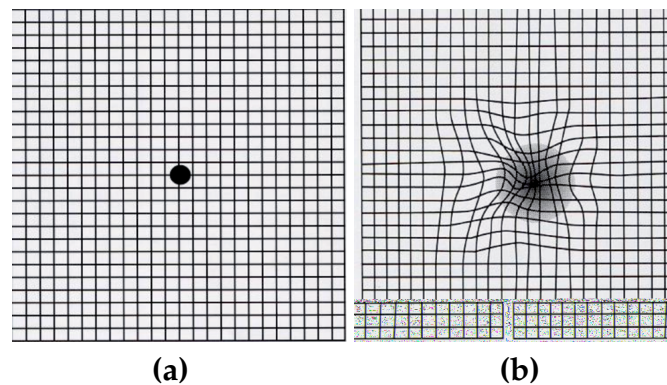


FIGURE 1.13: La grille d'Amsler. (a) un patient normal, (b) un patient qui présente des signes de DMLA

Elle peut aussi servir au patient dans le cadre d'une auto surveillance. Chaque oeil doit être testé séparément, en tenant la grille d'Amsler à une distance habituelle de lecture et en fixant le point central. Chez les patients atteints de DMLA, les lignes apparaissent déformées, floues, interrompues ou invisibles.

Ce test est tout particulièrement important, puisqu'il teste la vision monoculaire et permet donc de détecter les symptômes même si un seul oeil est atteint.

### 1.7.3 Examen de fond d'œil

Cette modalité permet de visualiser, de manière rapide et non-invasive, les structures importantes de la rétine (Figure 1.14), comme le disque optique, les vaisseaux sanguins et la macula.

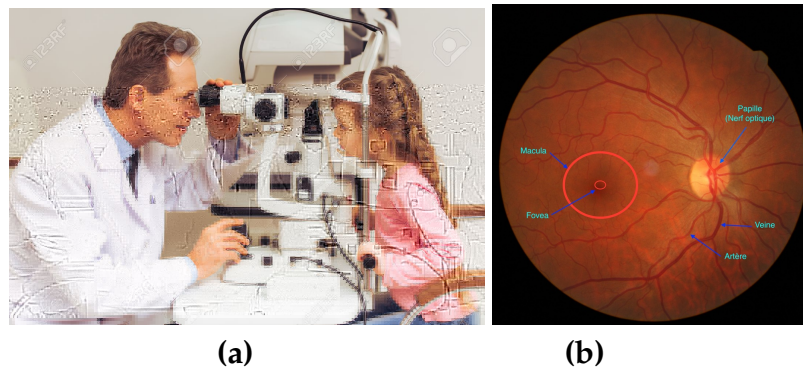


FIGURE 1.14: L'examen de fond d'œil .(a) L'appareil d'acquisition,(b) l'image de l'examen de fond d'œil

## 1.8 Examen complémentaire [3]

### 1.8.1 La tomographie par cohérence optique

La tomographie par cohérence optique est une technique d'imagerie, non invasive et sans contact. (Figure 1.15). Elle utilise la réfraction de rayons lasers, et permet de visualiser des structures anatomiques en coupe, avec une précision de l'ordre de 5 à 10 micromètre, proche de celle de l'histologie.



FIGURE 1.15: L'appareil d'OCT.

L'OCT est utilisée principalement en ophtalmologie, afin de visualiser l'épaisseur de la rétine, au niveau de la macula, et de la papille optique. L'OCT est également utilisée dans l'exploration du segment antérieur de l'œil. Elle permet de reconstruire le volume d'un objet, en 2 et 3 dimensions, à l'aide de coupes en tranches de celui-ci. Les coupes de l'œil sont effectuées à l'aide de la lumière photonique. La technique n'a aucun caractère irradiant pour le patient.

### **1.8.2 Le déroulement de l'examen**

Cet acte d'imagerie est non invasif, sans contact direct, et ne pose aucun problème de sécurité (pas de contamination). Une fois l'appareil ajusté à la hauteur du patient, il s'effectue le plus souvent lumière éteinte, en position assise, menton et front appuyés sur une mentonnière et un bandeau. Les deux yeux sont successivement examinés, le patient ayant à fixer un repère lumineux, pendant l'acquisition des images. Une fois l'acquisition des images effectuée, s'ensuit l'analyse des coupes, puis l'interprétation des résultats.

## **1.9 Traitements clinique de la DMLA [8]**

### **1.9.1 Forme précoce**

Aux stades précoces (présence des drusens), une étude randomisée, menée sur un grand nombre de patients, l'étude AREDS (Age Related Eye Disease Study), a montré l'effet bénéfique, sur l'évolution d'un traitement associant, anti-oxydants et suppléments vitaminiques (association de vitamine E, vitamine C, zinc et bêta-carotène), commercialisé en France, sous différentes préparations. Sont également proposés en association à ce traitement, des Oméga-3, des pigments maculaires et du sélénium.

## 1.9.2 Forme atrophique

Il n'existe actuellement aucun traitement médical ayant démontré son efficacité dans la forme atrophique de la DMLA, dont l'évolution se fait inexorablement, vers la constitution d'un scotome central. Lorsque la baisse de l'acuité visuelle est sévère, il doit être proposé au patient une rééducation basse vision.

## 1.9.3 Forme exsudative

Le traitement, de la forme exsudative de la DMLA, a pour but la destruction de la membrane néovasculaire choroïdienne. Les possibilités thérapeutiques dépendent de la localisation des néovaisseaux choroïdiens.

## Discussion

La détection précoce des drusens, et de leurs signes cliniques, grâce à l'analyse des images de l'OCT, peut limiter la progression de la maladie. L'objectif de ce projet est de développer et de valider un système automatique, qui permet l'évaluation de la DMLA, à partir des images d'OCT.

Après avoir vu les différentes notions anatomiques et physiologiques de cette pathologie, le chapitre suivant est consacré à la présentation des méthodes, offertes dans la littérature, pour la détection des drusen.

**CHAPITRE 2**  
**ÉTAT DE L'ART**



## 2 Etat de l'art

**A**ctuellement, la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), est considérée comme l'une des premières causes de cécité en monde (plus fréquente dans les pays industrialisés). En effet, le développement rapide et récent des outils d'imagerie rétinienne, a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs, dans le développement de systèmes d'analyse des images OCT, pour le dépistage automatique de cette pathologie.

Ce chapitre présente une revue des connaissances, relatives à notre sujet de recherche. Nous allons présenter les principales méthodes récentes, reportées dans la littérature, pour la détection de la DMLA, à partir d'images OCT.

### 2.1 Travaux antérieurs

Dans un contexte de dépistage précoce de la DMLA, beaucoup de travaux se sont focalisés sur la détection des drusens, pour l'évaluation de la DMLA. À partir de cette bibliographie, nous avons organisé notre travail, de la façon suivante :

1. Prétraitement d'images OCT;
2. Segmentation de la couche RPE;
3. Classification des images normales et pathologiques.

L'état de l'art que nous présentons englobe les différentes méthodes de segmentation et de classification, qui s'échelonne sur un intervalle de temps, allant de 2008 jusqu'à 2020.

**S. Farsiu et al (2008) [9]:** Les auteurs ont proposé une méthode de prétraitement en deux étapes. Un filtre passe bas, pour filtrer l'image, et un filtre passe haut, pour supprimer la couche RNFL. Ensuite les drusens sont détectés par des méthodes de seuillage adaptatif. Un polynôme du troisième degré a été utilisé pour classifier les images, en normales et pathologiques.

**A. Mishra et al. (2009) [10]:** La méthode proposée emploie une nouvelle approche, qui utilise une force externe, dérivée du gradient d'image, pour tenir compte de la présence du bruit speckle, de manière directe. Une nouvelle équation d'équilibre des forces, basée sur la programmation dynamique, est introduite, pour identifier les couches rétinienne, contenues dans les images OCT.

**J. Chiu et al. (2012) [11]:** Ils ont appliqué une interpolation bi-cubique, pour réduire le temps de calcul global, et un masque binaire, pour isoler le complexe (NFL-OPL et IS-OS). Ensuite, une combinaison entre le filtre gaussien et le filtre passe haut a été employée, pour lisser les images. Une fois le masque généré, la couche RPE a été segmentée, avec l'utilisation de la théorie des graphes et la programmation dynamique. La segmentation automatique prend 1,7 secondes, et 3,5 minutes pour la segmentation manuelle.

**N. Takeno et al. (2012) [12]:** Ils ont appliqué le filtre médian, pour lisser l'image et éliminer le bruit. Pour l'extraction de la couche RPE, ils ont utilisé la grille active tridimensionnelle, et un modèle de contour, en trois dimensions, qui est semblable à une grille.

**E. Bexten et al. (2013) [13]:** Les auteurs ont présenté une méthode pour le prétraitement, avec l'échantillonnage postérieur, et l'ajustement de contraste. La RPE est segmentée par la méthode active contour, où les drusens ont été détectés par un classificateur K-means. Les segmentations obtenues ont été classées avec une approche KNN, pour rejeter les faux positifs.

**P. Dufour et al. (2013) [14]** : Ils ont proposé un algorithme automatique de segmentation multi-surfaces, basée sur la minimisation de l'énergie d'image, pour résoudre le problème de segmentation, avec la méthode de contour actif. Alors qu'ils utilisent le classificateur SVM, pour la classification des images. Cette méthode améliore la précision de la segmentation, et augmente la robustesse au bruit. Les difficultés liées au paramétrage, repose sur l'interprétation de l'énergie, de plus, le contour initial doit être assez proche de drusen, pour éviter l'affaissement du contour sur lui-même.

**Q.Chen et al. (2013)[15]**: Les auteurs ont développé un algorithme, basé sur un filtre bilatéral, avec une fenêtre de filtre gaussien, pour filtrer les images OCT. Ils emploient le seuillage, pour éliminer la couche RNFL. La couche RPE a été segmentée par l'application de la fonction d'adaptation polynomiale de troisième ordre, à l'axe médian de la RPE.

**M.Esmaeili et al. (2014) [16]**: Ils ont développé une méthode de segmentation automatique, pour calculer la surface et le volume des drusens. Son principe est de créer un masque binaire, pour supprimer le bruit dans les images OCT. La couche RPE a été segmentée en utilisant la morphologie mathématique. Enfin, les régions drusnoïdes sont détectées, par la transformation en courbes de curvelet 3D.

**J.Sugmk et al. (2014) [17]** : Ils utilisent le filtre gaussien, pour réduire le bruit, et l'algorithme de seuillage, pour la suppression de la couche RNFL. L'algorithme de seuillage est aussi utilisé, pour l'extraction de la couche RPE. Enfin, cette méthode utilise une classification binaire, pour classer les deux maladies : la DMLA et la DME.

**M.Appaji et al. (2014)[18]** : Les auteurs proposent une méthode de prétraitement en deux étapes : d'abord, un filtre médian, réalisé pour réduire le bruit dans l'image, suivi par un filtre gaussien, pour lisser les images. Ils ont ensuite utilisé une combinaison entre la méthode de zéros croisé et les théories des graphes, pour la segmentation de la couche RPE.

**M.Salarian et al. (2015) [19]** : Ils utilisent un filtre médian pour le prétraitement. Ils proposent une approche, basée sur la morphologie mathématique (dilatation + érosion), afin de détecter la couche RPE, dans des images d'OCT.

**FG.Schlanitz et al (2015) [20]** : Ils proposent une méthode de classification, qui repose sur deux étapes : l'extraction des caractéristiques des drusens (la forme, réflectivité et l'homogénéité), et la dépolarisation spécifique des caractéristiques, pour classier les images.

**J.Oliveira et al. (2015) [21]** : Les auteurs ont présenté une méthode en deux étapes : un prétraitement, basé sur le filtre médian, pour supprimer le bruit dans les images OCT, et un algorithme de segmentation des couches RPE et ILM, à l'aide d'une méthode de SHOP (sparse higher order potentials).

**S.Naz et al. (2016) [22]** : Ils ont présenté un algorithme, permettant de détecter et de classier automatiquement la couche RPE, à l'aide des images OCT, pour la détection des drusens. Tout d'abord, ils ont utilisé un filtre bilatéral, pour réduire le bruit présent dans les images. Puis, une segmentation par seuillage, pour obtenir la couche RPE. Enfin, une classification avec un polynôme de deuxième ordre, est ajustée sur la couche RPE, pour déterminer si l'image est normale ou pathologique.

**S.Khalid et al. (2017) [23]**: Ils présentent un filtre wiener passe bas adaptatif, et l'algorithme de level set, pour la segmentation de la couche RPE. Ils utilisent ensuite l'extraction des caractéristiques, le classificateur supervisé (SVM), et une fonction de base radiale (RBF), pour classier les images.

**J.Oliveira et al. (2017) [24]** : Les auteurs proposent une méthode de débruitage d'images OCT, avec LMFB (Leung and Malik filter Bank). Ensuite, ils utilisent la transformée en

ondelettes, pour résoudre le problème de la distance, entre la couche RPE et MB, qui peut provoquer le risque de progression de la DMLA. Ils terminent par la méthode (Random forest), pour la classification d'images.

**R.Zhao et al. (2017) [25]:** Ils ont développé une méthode de détection automatique des drusens, à partir des images OCT. La combinaison de la transformation Top-Hat et du seuillage d'Otsu a été utilisée, pour la segmentation des drusens. Ensuite, ils ont appliqué la morphologie mathématique, pour lisser les images.

**A.Rashno et al. (2017) [26]:** Les auteurs ont proposé une méthode, basée sur l'algorithme de Graph Cut et de Neutrosophie, qui comprend 3 étapes principales : la séparation des couches RPE et ILM, une initialisation des points de départ des couches, et enfin, ils proposent la fonction de coût, qui est minimisée par les algorithmes (Max/Flow et Min/Cut), pour la segmentation binaire de RPE.

**D.Ravenscroft et al. (2017) [27]:** Les auteurs proposent une méthode, qui utilise la capacité d'apprentissage de fonctionnalité, avec les réseaux de neurones (CNN), pour extraire un ensemble de noyaux de filtre primitifs, pour la classification des différentes formes de DMLA.

**L.Sisternes et al.(2017) [28]:** Ils ont proposé un processus itératif, basé sur une fonction logarithmique, pour filtrer les moyens non locaux. L'approche de segmentation est basée sur l'adaptation itérative, d'un processus médian pondéré, dans lequel une fonction de pondération tridimensionnelle est définie, en fonction de l'intensité d'image et des propriétés du gradient.

**CA.Silva et al.(2017) [29] :** Les auteurs proposent une méthode pour la détection automatique des drusens, en se basant sur l'algorithme de SHOP (sparse high order potentials) ; puis, chaque frontière est lissée avec un filtre médian, pour approximer au lissage observé dans les segmentations manuelles. Enfin, le classifieur RF (Random Forest) a été

appliqué, pour classer les images, en normales et pathologiques..

**Golbaz et al. (2017) [30]:** Ils ont proposé le filtre gaussien, pour supprimer le bruit. Ils ont utilisé deux méthodes de segmentation : Un filtre simple de détection des contours, est utilisé pour segmenter la couche RPE (méthode du zéro croisé) ; la deuxième méthode est basée sur la théorie des graphes. Une méthode basée sur la comparaison entre les valeurs d'épaisseur des couches RPE, est employée pour la classification.

**J.novosel et al. (2017) [31] :** Ils ont présenté le filtre bilatéral, avec une fenêtre de filtre gaussien, pour filtrer l'image. Ils utilisent une approche pour segmenter conjointement les couches, et les lésions de la rétine par des maladies rétinienne, perturbant la topologie, par la méthode de level set.

**S.Azuma et al. (2018) [32]:** Ils ont proposé une méthode de segmentation, pixel par pixel, utilisant la capacité de mesure multi-contraste. Cette méthode est applicable, à la fois, aux cas normaux et pathologiques de la RPE.

**Z.Shah et al. (2018) [33]:** Ils proposent une méthode de segmentation, de la couche d'épithélium pigmentaire rétinien (RPE), qui se base sur l'apprentissage automatique, en utilisant les CNN profonds. Les résultats obtenus sont d'une grande précision, et avec un temps de calcul minime, par rapport à la méthode de segmentation OSC(Overlapping Spreading Centers), et la méthode UNET (U-Network).

**M. Usman et al. (2018) [34]:** Les auteurs utilisent le filtre de Wiener, pour réduire le bruit dans l'image, en faisant coopérer l'algorithme de seuillage d'Otsu, et les théories de graphes, pour réaliser la segmentation automatique de la couche RPE. Après cela, le classificateur SVM est utilisé pour classer les images, en normales et en non-affectées par la DMLA..

**L.Huang et al. (2019) [35]:**La méthode proposée effectue une segmentation de la couche RPE pour en extraire les informations permettant de localiser les lésions, et la

classification d'images par la méthode Relay-Net.

**A.González et al. (2019) [36]:** Les auteurs proposent une méthode de segmentation de la couche RPE, avec la méthode par contour actif. Ensuite, un processus de raffinement a été conçu, pour corriger les erreurs de segmentation, et améliorer la précision des résultats, ont utilisent un polynôme de 3ème degré, ajusté sur la limite de RPE.

**A.Serener et al. (2019) [37]:** Ils ont comparé entre deux méthodes de classification des différents types de DMLA (sèche et humide), l'une est AlexNet et l'autre ResNet. La conclusion de cette comparaison a été que la classification par ResNet est plus performante, du fait qu'elle a classifié tous les cas étudiés.

**Z.Chen et al (2020) [38]:** La méthode utilisée pour détecter les drusens est constituée de trois étapes: la première est une étape de prétraitement pour la suppression du bruit dans l'image qui est basée sur l'algorithme de Hence et BM3D. La seconde étape utilise un réseau de neurones convolutionnel U-Net pour segmenter les drusens. La troisième étape sert à classer les images en DLMA ou normales avec les forêts aléatoires.

Le tableau 2.1 résume les principales caractéristiques de quelques méthodes proposées dans la littérature.

TABLE 2.1: Récapitulation des travaux

Auteurs	Objectifs	Nombre d'images	performance
N.Takeno et al. [12]	segmentation	20 images OCT	Précision =97.54%
J.Sugmk et al. [17]	Segmentation + Classification	16 images OCT	Précision = 87.5%
S.Naz et al. [22]	Segmentation + Classification	50 images OCT	Précision-seg =96%  Précision-class =93.8%
S.Khalid et al. [23]	Segmentation + Classification	100 B-scan	Précision = 98% Sensibilité =100% Spécificité = 97.14%
A.Rashno et al. [26]	Segmentation	600 B-scans	Dice=90% Sensibilité =74% Précision =95%
D.Ravenscrof et al [27]	Classification	75 images OCT	Précision =83.3%
L.Sisternes et al [28]	Segmentation	369 B-scan	Précision = 98.15%
M. Usman et al. [32]	Segmentation+ Classification	950 B-scans	Précision = 94%
Z.Chen et al [38]	Segmentation + Classification	150 B-scans	Dice =94.21% Précision =94.46% Moyen = 94.64%



A.Serener et al. [37]	Classification	10 images	AlexNet: AUC=81% Précision =93.8% Sensibilité=80.4% Spécificité =98% ResNet : AUC=94% Précision =99.5% Sensibilité =98% Spécificité =100%
-----------------------	----------------	-----------	--

Pour récapituler l'ensemble des méthodes les plus utilisées pour le prétraitement dans la littérature, la Figure 2.1 résume les méthodes citées.

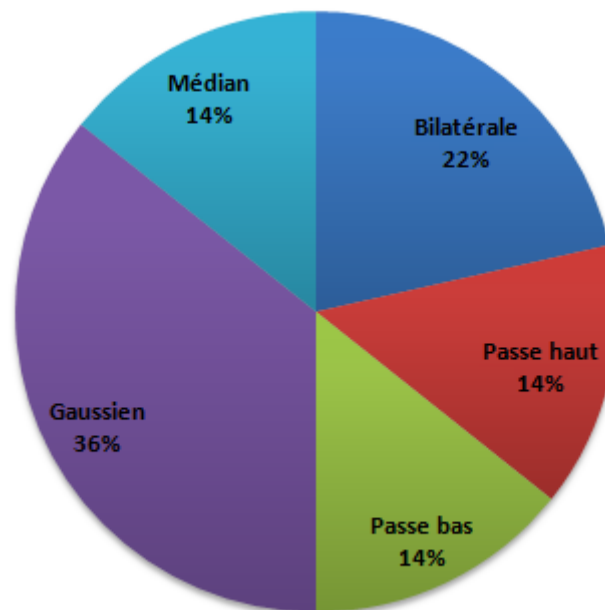


FIGURE 2.1: Graphique récapitulatif des méthodes de prétraitement

La Figure 2.2 montre les outils mathématiques utilisés pour la segmentation et la classification de la couche RPE et des drusens.

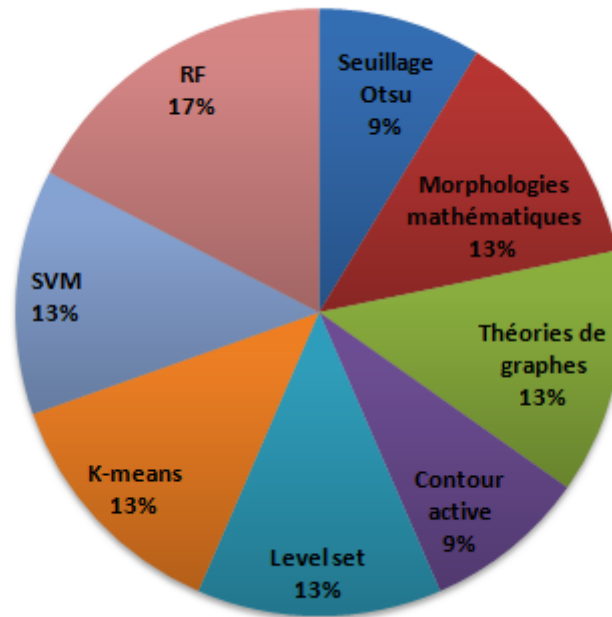


FIGURE 2.2: Graphique récapitulatif des méthodes de segmentation et classification

D'après notre recherche bibliographique, nous avons trouvé différentes méthodes de prétraitement, de segmentation et de classification. Les méthodes les plus utilisées, et les plus performantes sont : le filtre gaussien et le filtre bilatéral dans la phase de prétraitement, les algorithmes de seuillage, level-set pour la segmentation et finalement le RF pour la classification.

## 2.2 Discussion

Le passage en revue de la littérature présentée précédemment, a permis d'établir les limitations des méthodes actuelles pour l'évaluation de la DMLA. Nous avons trouvé plusieurs outils de traitements d'images, ou bien des algorithmes pour la segmentation et la classification des drusens.

Dans le chapitre qui suit, on va présenter les méthodes et les fonctions que l'on a utilisées pour chaque étape de notre algorithme.

## **CHAPITRE 3**

### **THÉORIE DES OUTILS MATHÉMATIQUE UTILISÉS**

# 3 Théorie des outils mathématique utilisés

**D**Dans les chapitres qui ont précédés, nous avons détaillé l’anatomie générale de l’œil, ainsi que les différentes méthodes et les différents outils qui ont été utilisés, pour la détection précoce de la dégénérescence maculaire, liée à l’âge, avec des images OCT.

Afin de mieux comprendre la méthode et l’algorithme que nous allons établir dans ce chapitre, nous expliquons la théorie des différents outils de prétraitement, segmentation et classification que nous utiliserons.

## 3.1 Outils de prétraitement

### 3.1.1 Filtre Gaussien[39]

Les filtres linéaires convertissent un ensemble de données d’entrée en un ensemble de données de sortie, suivant une opération mathématique, nommée convolution (la convolution de l’image avec un noyau ou masque).

Le filtre gaussien est un exemple de filtre linéaire (Figure 3.1). Dans l’approche gaussienne, on utilise des masques, réalisant la moyenne pondérée, dans le voisinage du pixel considéré. Cependant, les coefficients du filtre gaussien, sont calculés par l’équation 3.1 :

$$g(x, y, \delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\delta^2}} \quad (3.1)$$

Avec:

- $\delta$  : L'écart-type de filtre;
- $x$  et  $y$  : les coordonnées de chaque pixel.

Si par exemple  $\delta = 0.8$  on a le filtre 3x3 suivant:

$$\begin{bmatrix} g(-1, -1), & g(0, -1), & g(1, -1) \\ g(-1, 0), & g(0, 0), & g(1, 0) \\ g(-1, 1), & g(0, 1), & g(1, 1) \end{bmatrix} = \frac{1}{16} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

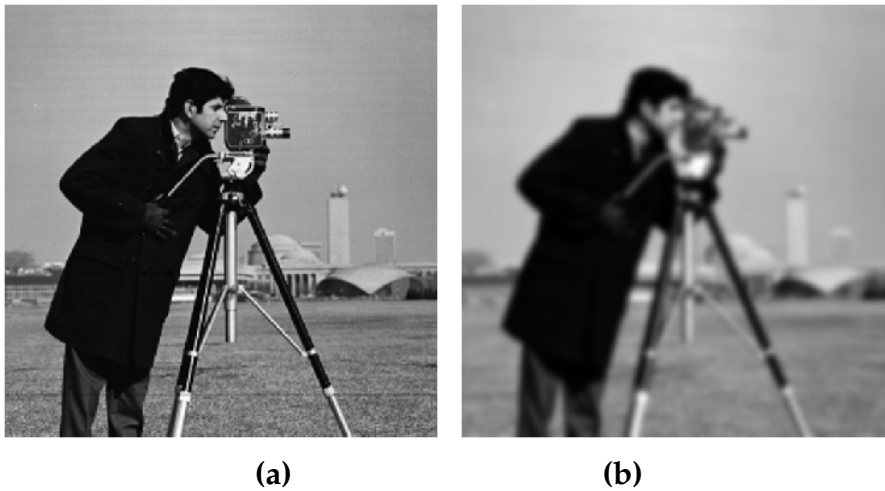


FIGURE 3.1: Représentation d'une image filtrée par le filtre gaussien. (a) Image originale, (b) Image filtrée par un filtre gaussien.

La taille du filtre gaussien est gouvernée par  $\delta$ . En général, un filtre gaussien avec  $\delta < 1$ , est utilisé pour réduire le bruit, alors que si  $\delta > 1$ , il est utilisé pour faire un masque flou personnalisé. Il faut noter que plus  $\delta$  est grand, plus le flou appliqué à l'image sera important.

### 3.1.2 Filtre bilatéral [40]

Le principe des filtres non-linéaires est le même que celui des filtres linéaires. Il s'agit de remplacer la valeur de chaque pixel, par la valeur donnée par une fonction, calculée dans son voisinage. La différence majeure est que cette fonction n'est plus linéaire (fonction quelconque).

Le filtre bilatéral est considéré comme l'un des plus importants filtres non-linéaires, permettant d'éliminer des détails inutiles, avec l'avantage de préserver les contours entre les régions de l'image (Figure 3.2). Le filtre bilatéral est défini par une moyenne pondérée des pixels voisins; il est similaire à un filtre gaussien, à la différence près que le filtre bilatéral prend en considération la différence des intensités des voisins, pour préserver les caractéristiques de l'image, pendant le lissage. Pour qu'un pixel puisse influencer un autre pixel, il faut qu'il soit proche, et qu'il ait une intensité similaire [41].

Le filtre bilatéral, appliqué à une image  $I(u)$ , avec la coordonnée  $u = (x, y)$ , est donné par l'équation 3.2 :

$$\beta(u) = \frac{\sum_{p \in N(u)} \omega_c(\|p - u\|) \omega_s(|I(u) - I(p)|) I(p)}{\sum_{p \in N(u)} \omega_c(\|p - u\|) \omega_s(|I(u) - I(p)|)} \quad (3.2)$$

Avec :

$\beta(u)$  : l'image filtré.

$N(u)$  : représente les voisins du pixel  $u$ .

$\omega_c$  : La fonction d'éloignement spatiale.

$\omega_s$  : La fonction d'éloignement en intensité.

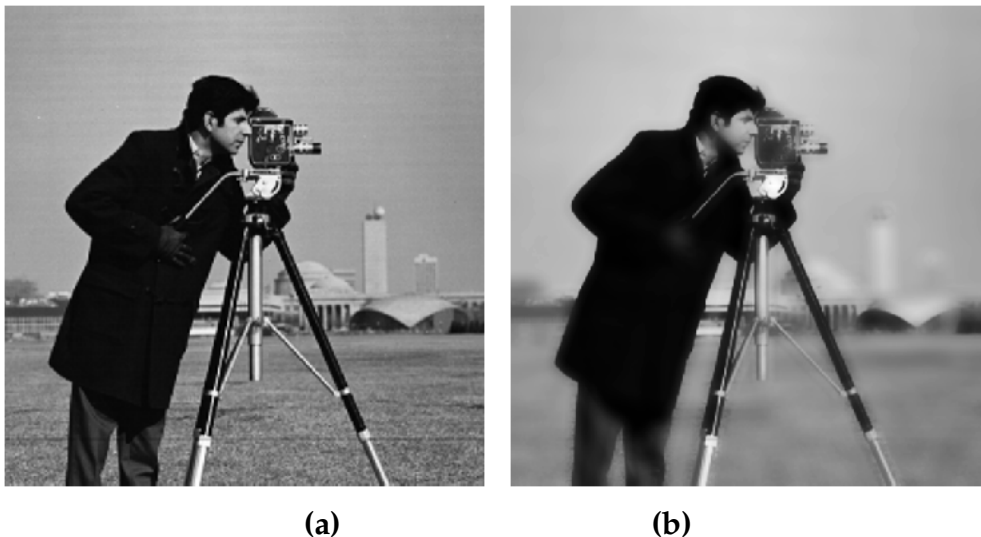


FIGURE 3.2: Représentation d'une image filtrée par le filtre bilatéral. (a) Image originel, (b) Filtre bilatéral.

**Eloignement spatial :**

La fonction d'éloignement spatial, permet de lisser les faibles discontinuités (si les pixels sont proches en intensité on peut les moyenner), elle est donnée par l'équation 3.3 :

$$\omega_c = e^{-\frac{x^2}{2\delta_c^2}} \quad (3.3)$$

Avec:

- $\delta_c$ : La variance de distance;
- $x$ : Le pixel le plus proche.

**Eloignement en intensité :**

La fonction d'éloignement en intensité, permet de lisser l'image, tout en gardant les fortes discontinuités, elle est donnée par l'équation l'équation 3.4 :

$$\omega_s = e^{-\frac{x^2}{2\delta_s^2}} \quad (3.4)$$

Avec:

- $\delta_s$ : La variance d'intensité;
- $x$ : Le pixel le plus similaire en intensité.

Le filtre bilatéral est contrôlé par les deux paramètres  $\delta_c$  et  $\delta_s$ .

- Plus les pixels sont distants, plus l'influence de  $\delta_c$  diminue;
- Plus les intensités des pixels sont semblables, plus l'influence de  $\delta_s$  augmente.

**3.1.3 Rehaussement de contraste**

Pour rehausser le contraste d'une image, il existe différentes méthodes qui manipulent la distribution des intensités des niveaux de gris en utilisant la transformation de loi de puissance (correction gamma).



La correction gamma permet d'augmenter ou de diminuer la luminosité d'une image, en fonction de l'image initiale (voir Figure 3.3). Elle est basée sur la fonction 3.5, [42] :

$$g(f) = A.f^\gamma \quad (3.5)$$

- $A$  : est une constante permettant de normaliser les intensités résultantes;
- $f$  : L'image d'entrée;
- $\gamma$  : la valeur de gamma.

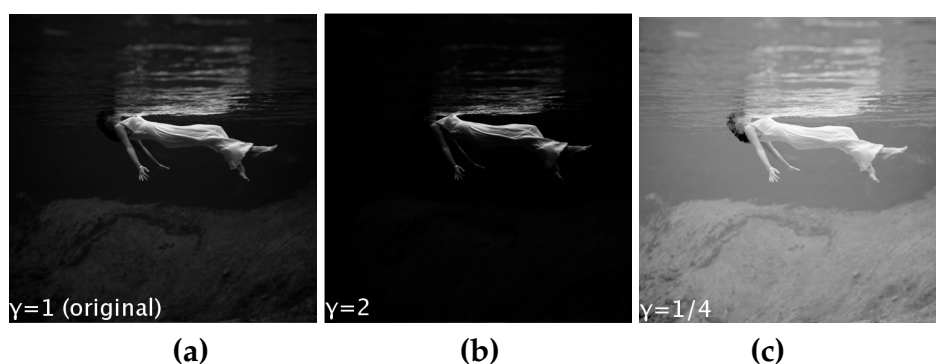


FIGURE 3.3: Correction gamma. (a) image originale; (b) : Image corrigée avec un gamma de 2; (c) Image corrigée avec un gamma de 0.25 respectivement.

si  $\gamma = 1$  : aucun effet sur l'image;

si  $\gamma > 1$  : augmenter les nuances dans le sombre;

si  $\gamma < 1$  : augmenter les nuances dans le claire.

## 3.2 Outils de segmentation

### 3.2.1 Seuillage automatique (Otsu)[43]

Le seuillage d'image est une technique de binarisation d'image, elle consiste à transformer une image en niveaux de gris en une image dont les pixels sont soit 1 soit 0. On parle alors d'une image binaire ou image en noir et blanc.

La méthode d'Otsu est une technique adaptative (globale), pour la binarisation automatique des images, en deux classes (l'objet et le fond). En parcourant toutes les valeurs de seuil possibles (de 0 à 255), le seuil optimal  $T$ , pour la séparation de ces deux classes, est choisi, de sorte que la variance de l'histogramme de l'image binarisée intra-classe soit minimale, et la variance inter-classes soit maximale.

L'équation 3.6 permet de faire le calcul de la variance intra-classe, qui se définit comme étant une somme pondérée des variances de deux classes.

$$\delta_{\omega}^2(T) = \omega_0(T)\delta_0^2(T) + \omega_1(T)\delta_1^2(T) \quad (3.6)$$

Ou :

$\omega_0$ : représente la probabilité d'appartenance à la classe 1;

$\omega_1$  : représente la probabilité d'appartenance à la classe 2;

$\delta_0$  : représente la variance de la classe 1;

$\delta_1$  : représente la variance de la classe 2.

Ainsi la variance d'inter-classe est définie par l'équation 3.7, comme suit:

$$\delta_y^2 = \delta^2 - \delta_w^2 \quad (3.7)$$

Avec :

$\delta$ : représente la variance de l'image;

$\delta_w$  : représente la variance intra-classe.

Pour calculer la probabilité d'appartenir à la classe 1 ou 2, en fonction du seuil  $T$ , il suffit de sommer les probabilités de chaque niveau de gris (équations 3.8 et 3.9).

$$\omega_0(T) = \sum_{k=1}^T p(k) \quad (3.8)$$

$$\omega_1(T) = \sum_{k=T}^L p(k) \quad (3.9)$$

Avec :

L: L'intensité de niveaux de gris;

$p(k)$  : La probabilité de chaque niveau de gris.

La probabilité de chaque niveau de gris est calculée, en divisant le nombre de pixels présents pour chaque niveau de gris, par le nombre total de pixels dans l'image, en utilisant l'équation 3.10, définie comme suit :

$$p(k) = \frac{Hist(k)}{\text{Nombre Totale de pixel dans l'image}} \quad (3.10)$$

Pour calculer l'histogramme, il faut donc parcourir l'image dans sa totalité, et compter, pour chaque niveau de gris, le nombre de pixels, ayant ce niveau de gris (équation 3.11)

$$Hist(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Images(i, j) == k) \quad (3.11)$$

Le calcul de la moyenne de chaque classe, par les relations 3.12 et 3.13, induit aux relations (3.8) et (3.9), qui permettent le calcul de la variance de chaque classe.

**La moyenne:**

$$\mu_1(T) = \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=1}^T N_1(i)P(i) \quad (3.12)$$

$$\mu_2(T) = \frac{1}{\omega_2} \sum_{i=T+1}^L N_2(i)P(i) \quad (3.13)$$

**La variance:**

$$\delta_1^2(T) = \frac{\sum(N_1(i) - \mu_1(T))^2 * p(i)}{\omega_1} \quad (3.14)$$

$$\delta_2^2(T) = \frac{\sum(N_2(i) - \mu_2(T))^2 * p(i)}{\omega_2} \quad (3.15)$$

Avec :

- $\mu_{1,2}$  :  $\mu_1$  et  $\mu_2$  représente la moyenne de la classe 1 et 2;

- $N_1$  : est un vecteur de 0 à T-1;
- $N_2$  : est un vecteur de T à 255;

La Figure 3.4 montre une comparaison, entre le seuillage d'Ostu et le seuillage manuel.

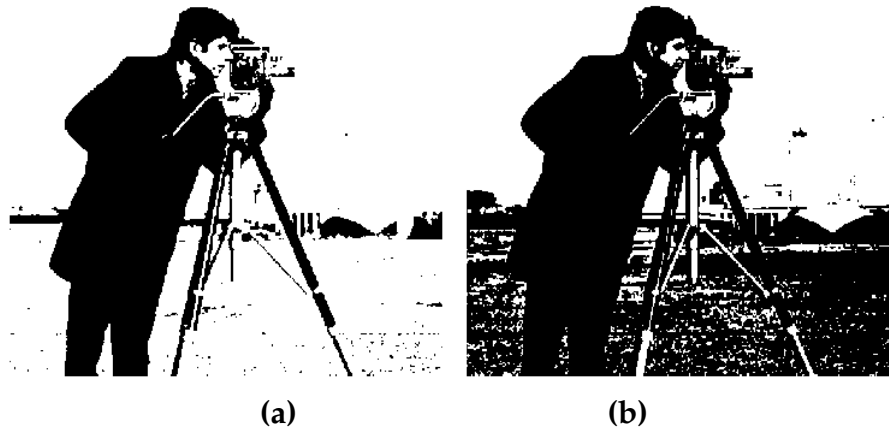


FIGURE 3.4: Comparaison entre le seuillage automatique et le seuillage manuel. (a) Seuillage automatique; (b) Seuillage manuelle.

### 3.2.2 Morphologie mathématique [44] [45]

La morphologie mathématique est une science de la forme et de la structure. Le principe de base de la morphologie mathématique est de comparer les objets que l'on veut analyser à un autre objet de référence, appelé élément structurant.

#### a Élément structurant

Un élément structurant est un ensemble de pixels, qui possèdent une taille et une forme géométrique connues. Il y a plusieurs formes d'élément structurant (carré, cercle, ellipse . . . etc.) (Figure 3.5).

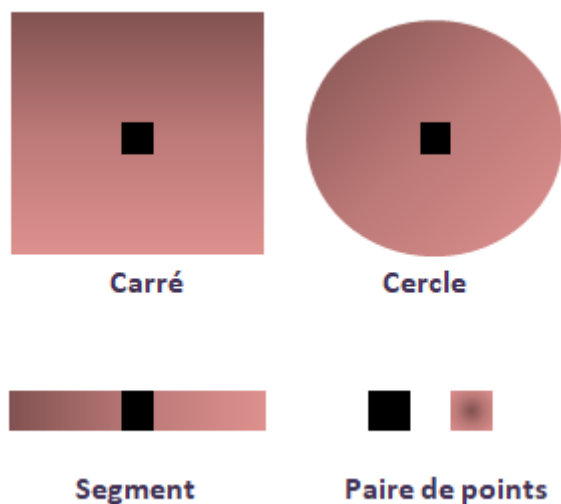


FIGURE 3.5: Formes géométriques d'un élément structurant.

## b Érosion

Soient  $I$  un ensemble de pixels (image binaire), et  $E$  l'élément structurant : L'érosion consiste à faire déplacer  $E$ , de telle sorte que son centre occupe toutes les positions  $x$  de  $I$ , c'est-à-dire que, pour chaque position,  $E$  est inclus complètement dans  $I$ .

Le résultat de l'érosion (Figure 3.6), est appelé (**ensemble érodé**), et notée  $(I \ominus E)$ , l'équation d'une opération d'érosion est comme suite (équation 3.16) :

$$I \ominus E = \{x | E_x \subseteq I\} \quad (3.16)$$

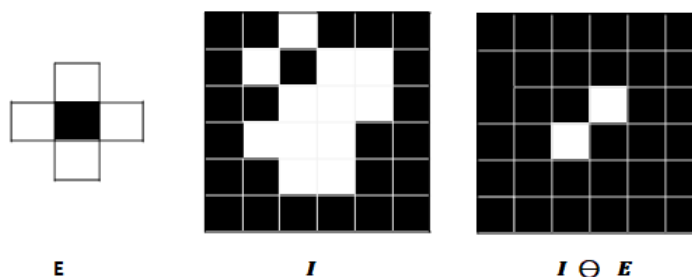


FIGURE 3.6: Exemple simple d'érosion.

### c Dilatation

Soient  $I$  un ensemble de pixels, et  $E$  un élément structurant : La dilatation consiste à déplacer  $E$ , sur l'ensemble  $I$ , de manière à ne conserver que les points  $x$ , de l'ensemble  $I$ , qui sont intersectés avec l'élément  $E$ .

Le résultat de la dilatation (Figure 3.7) est appelé (**ensemble dilaté**), et l'équation d'une opération de dilatation est comme suite équation 3.17) :

$$I \oplus E = \{E_x | x \in I\} \quad (3.17)$$

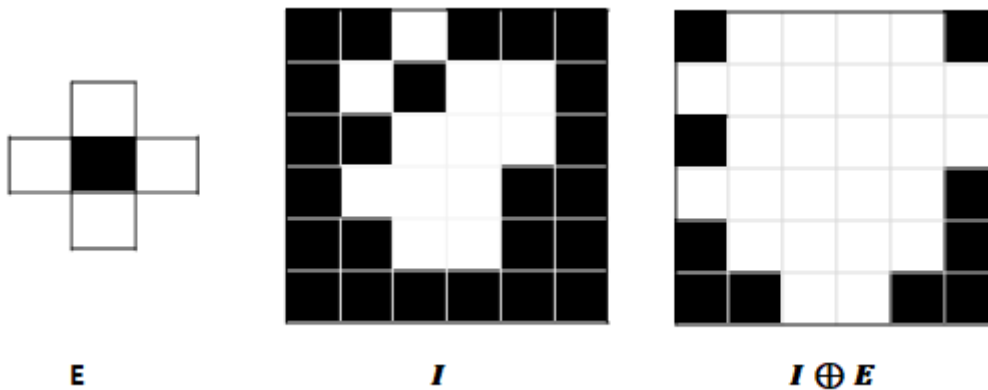


FIGURE 3.7: Exemple simple de dilataion.

D'après les exemples ci-dessus, on remarque que l'érosion et la dilatation (tableau 3.1) produisent plusieurs effets caractéristiques :

TABLE 3.1: Tableau de comparaison entre l'érosion et la dilatation.

Érosion	Dilatation
Les structures de taille inférieure à $E$ sont éliminées.	Les trous de taille inférieure à $E$ sont bouchés.
La surface des structures, de taille supérieure à $E$ , est réduite.	La surface des structures est augmentée.
Les structures ayant des étranglements de largeurs inférieures à $E$ sont séparées.	Les structures voisines, séparées d'une distance inférieure à $E$ sont fusionnées

#### d Reconstruction morphologique

La reconstruction morphologique est un des outils essentiels de la morphologie mathématique. Son principe est basé sur la dilatation géodésique. Cette dernière utilise deux images : une image marqueur ' $f$ ', qui est dilatée par un élément structurant élémentaire, et une image masque ' $g$ ', qui limite l'extension de la dilatation de la première (Figure 3.8).

La dilatation géodésique de ' $f$ ', par rapport à l'image masque ' $g$ ', est définie par l'équation 3.18:

$$f \oplus_g E = (f \oplus E)^g \quad (3.18)$$

La reconstruction de ' $f$ ', par rapport à ' $g$ ', est la dilatation géodésique de ' $f$ ', jusqu'à idempotence. Soit  $n$ , la valeur à partir de laquelle l'idempotence est acquise, la reconstruction de  $f$  est définie par l'équation 3.19:

$$R_g(f) = D^n g(f) \quad (3.19)$$

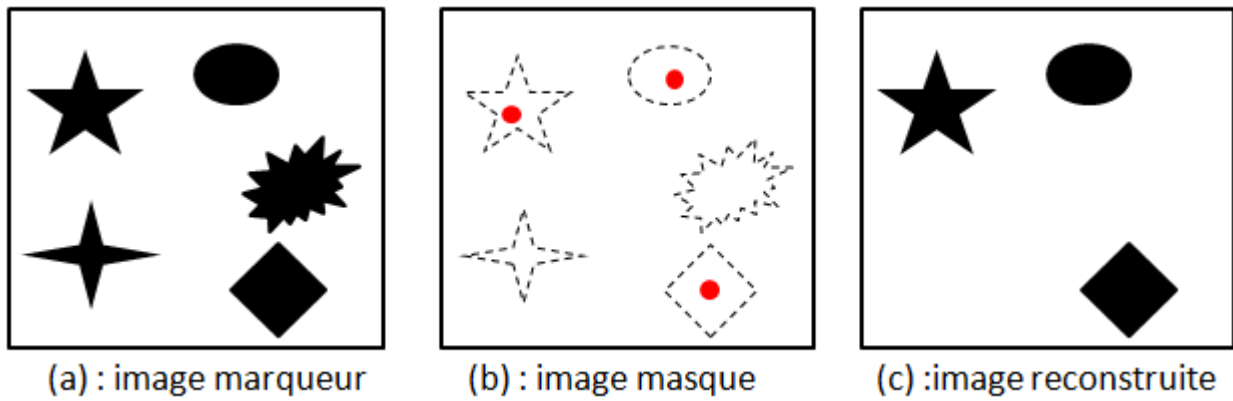


FIGURE 3.8: Exemple de l'application de la reconstruction morphologique.

### 3.2.3 Level set

La méthode des contours actifs est parmi les méthodes les plus efficaces pour la segmentation d'images. Elle peut être divisée en deux approches : approche "contours " et approche "régions" [46].

Parmi les méthodes basées région, on peut citer le modèle de Chan-Vese, utilisant les ensembles de niveaux ou "Level set". Cette approche permet souvent une segmentation performante, grâce à sa capacité à manier naturellement les changements topologiques.

La méthode level set, fut introduite par Osher et Sethian [46]. Elle consiste à propager une courbe, considérée comme l'ensemble de niveau zéro de la fonction level set, vers les frontières des objets, contenus dans l'image.

Le principe des level sets est de suivre l'évolution de la courbe, de niveau fermée  $\Phi(0)$ , située dans le plan  $\mathbb{R}^2$  et correspondant à la courbe de niveau  $\Phi(0) = 0$ , de la surface  $z = \Phi(x, y, t)$  à l'instant initial [47]:

$$C(t = 0) \equiv (X \mid \Phi(x, t = 0) = 0) \quad (3.20)$$

A l'instant initial, la fonction  $C(x, t = 0)$  est construite de la manière suivante :

$$\Phi(x, t = 0) = \pm \text{distance de } x \text{ a } C(0) \quad (3.21)$$



Le signe (moins plus) est choisi selon que,  $x$  est à l'intérieur ou à l'extérieur de  $C(t)$ .

Par convention, on a :

- $\Phi(x,y)$  est  $>0$ , si le point  $(x,y)$  est à l'extérieur de la courbe ;
- $\Phi(x,y)$  est  $<0$ , si le point  $(x,y)$  est à l'intérieur de la courbe ;
- $\Phi(x,y)$  est  $=$ , si le point  $(x,y)$  est sur la courbe.

La figure 3.9 présente la position des contours, à une distance  $d$ .

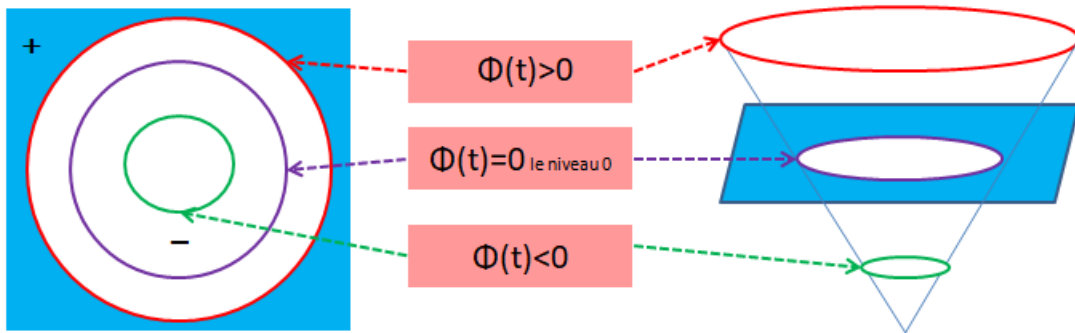


FIGURE 3.9: Exemple de représentation du contour par un ensemble des courbes de niveaux.

Le principe des ensembles de niveaux est inspiré de la théorie de la propagation des courbes, subissant une force normale, comme illustré par la figure 3.10 [47].

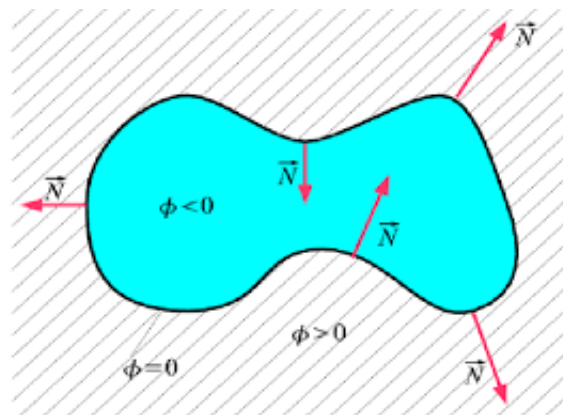


FIGURE 3.10: Courbe subissant une force normale.

L'équation d'évolution de la courbe  $C(t)$  est :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \vec{N} \quad (3.22)$$

### 3.2.4 Méthode de Chan-Vese[48]

Le principe de cette méthode est de partitionner une image en régions homogènes dont les frontières sont régulières.

Soit  $I$  notre image,  $u$  l'intensité d'un pixel de l'image,  $C$  la courbe qui va nous permettre de détecter l'objet. Notre image contient un objet et un fond. La courbe coupe l'image en 2 régions qui ont pour intensité d'un pixel les valeurs  $\mu_0^i$  et  $\mu_0^e$ ; on a alors  $\mu_0 = \mu_0^i$  à l'intérieur de la courbe et  $\mu_1 = \mu_0^e$  à l'extérieur. C'est le principe de la fonction Mumford-Shah utilisée pour la segmentation [49].

La fonctionnelle d'énergie est donné par :

$$E^{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{inside(c)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(c)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (3.23)$$

Où:

- Inside(c): représente la région se trouvant à l'intérieur de la courbe.
- Outside(c): représente la région se trouvant à l'extérieur de la courbe.
- $c_1$  et  $c_2$ : sont respectivement les moyennes des niveaux de gris à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe

**On peut dire que l'objet est détecté si :**

$$F_1(C) + F_2(C) \approx 0$$

- En effet, si la courbe est à l'intérieur de l'objet :  $F_1 \approx 0, F_2 > 0$ ;
- Si elle est à l'extérieur :  $F_1 > 0, F_2 \approx 0$ ;
- Si elle est sur le bord :  $F_1 \approx 0, F_2 \approx 0$ .

Voici une illustration qui permet de mieux comprendre (Figure 3.11) :

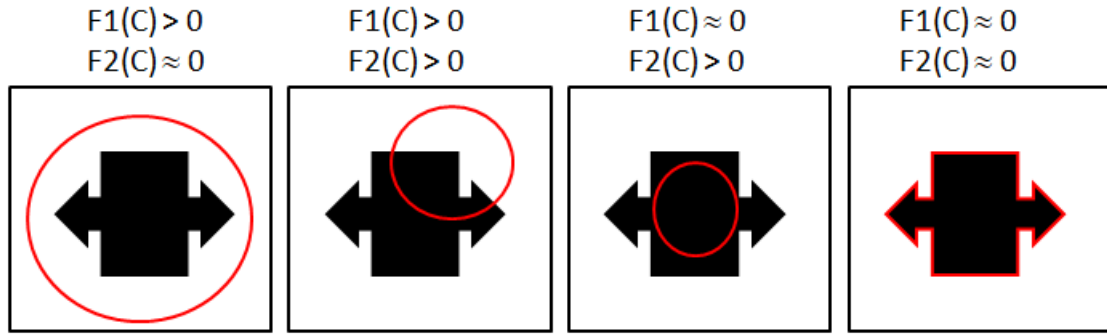


FIGURE 3.11: Segmentation par la méthode Chan-Vese , selon les cas possibles de la position de la courbe.

Dans ce modèle, Chan et Vese ont introduit deux termes de régularisation, pour minimiser la longueur de la courbe et la surface interne de la courbe  $C$ , ce qui introduit la fonctionnelle d'énergie  $E$  (équation 3.24). Donc, notre but est de minimiser l'énergie  $E$ . Ce problème de minimisation peut être formulé et résolu, en utilisant la méthode des Level-set.

$$E^{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{inside(c)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(c)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy + \alpha \text{Longueur}(C) + \beta \text{Aire}(inside(C)) \quad (3.24)$$

Avec ;  $\alpha \geq 0$ ,  $\beta \geq 0$  et  $\lambda_1, \lambda_2$  des paramètres pondérant des différents termes de la fonctionnelles d'énergie.

### Formulation du modèle avec les level sets

Pour gérer les changements de topologie automatiquement, on introduit la technique des ensembles de niveaux, ou level-sets (equation 3.21), qui a été définie précédemment.

$$\text{On définit la fonction Heaviside } H \text{ de } \Phi(x, y) : H(\Phi) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Et La fonction dirac de  $\Phi(x, y)$  est définie par :  $\delta(\Phi) = \frac{d}{dx} H(\Phi)$

On réécrit l'équation de l'énergie , en introduisant la fonction échelon de Heaviside  $H(\Phi)$ , et la fonction impulsion de dirac  $\delta(\Phi)$  3.25.

$$E(C_1, C_2, \Phi) = \int_{\Omega} H(\Phi(x, y))(C_1 - I)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y)))(C_2 - I)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} \delta(x, y) |\nabla H(\Phi(x, y))| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (3.25)$$

La minimisation de l'équation en utilisant la méthode level sets revient à résoudre l'équation aux dérivées partielles suivante (équation 3.26) :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left[ \alpha \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (3.26)$$

d'Où:

- $\delta(\Phi)$  Étant la fonction de Dirac régularisée;
- $\operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right)$  est la courbure qui permet de garder la courbe lisse;
- $\lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2$  est la vitesse d'évolution.

### 3.3 Outils de classification[50]

Il existe différentes techniques de classification dans la bibliographie. Dans notre cas, nous avons utilisé La forêt aléatoire

#### 3.3.1 Arbre de décision

Un arbre de décision est une structure, très utilisée en classification de formes. Son fonctionnement repose sur des données qualitatives, en se basant sur des techniques d'apprentissage supervisé. Il s'agit de partitionner un ensemble de données, en des groupes les plus homogènes possibles, du point de vue de la variable à prédire. On prend en entrée un ensemble de données classées, et on fournit en sortie un arbre, qui ressemble beaucoup à un diagramme d'orientation (Figure 3.12), tel que:

- Une racine qui est le point de départ de l'arbre ;

- Les nœuds de l'arbre testent les attributs;
- Des branches qui relient : la racine avec les nœuds, les nœuds entre eux et les nœuds avec les feuilles ;
- Les feuilles spécifient les catégories (une ou plus).

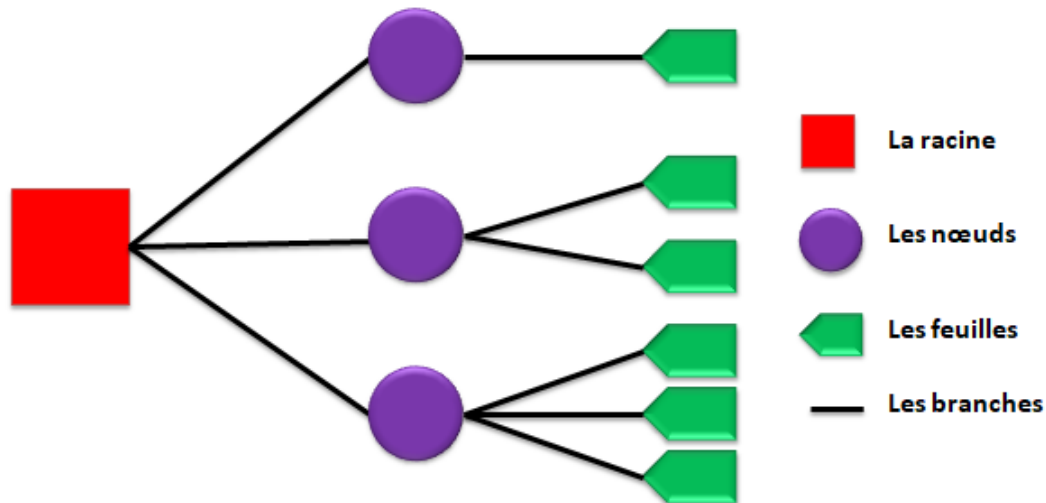


FIGURE 3.12: Exemple d'arbre de décision.

Pour construire un arbre de décision, nous devons définir un critère de division, tel que l'entropie, pour sélectionner le meilleur nœud possible, pour chaque étape. En définissant la feuille quand le découpage s'arrête. Puis, d'attribuer au nœud terminal la classe ou la valeur la plus probable Enfin, l'arbre doit être élagué, lorsque le nombre de nœuds devient important. L'entropie de la classification doit être calculer au préalable (équation 3.27), elle est définie par :

$$E(p) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i; \quad \text{Ou} \quad p_i = \frac{|k_n|}{k} \quad (3.27)$$

et  $n$  est le nombre d'éléments du noeud,  $k_n$  celui de la classe  $n$ .

### 3.3.2 La forêt aléatoire

La forêt aléatoire est un algorithme d'apprentissage supervisé, qui est utilisé pour la classification. Le principe de la forêt aléatoire est d'utiliser un grand nombre d'arbres de décision (Figure 3.13), construits chacun avec un sous-échantillon, différent de l'ensemble d'apprentissage. Pour chaque construction d'arbre, la décision à un nœud est faite en fonction d'un sous-ensemble de variables, triés au hasard. Puis, on utilise l'ensemble des arbres de décision produits, pour faire la prédiction, avec un vote à la majorité.

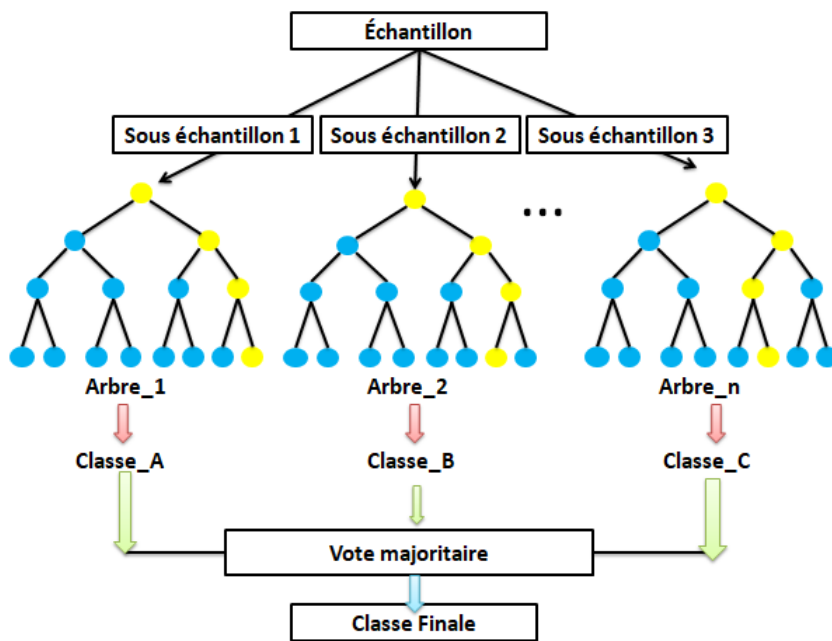


FIGURE 3.13: Structure d'une forêt aléatoire.

Nous avons utilisé l'Algorithme 1 de Breiman [50] qui appartient à la famille la plus large des forêts aléatoires. il est définis comme suit:

**Algorithm 1** L'algorithme des forêts aléatoires [50]

---

**ENTRÉES :** **L:** l'ensemble d'apprentissage; **N:** le nombre d'arbres dans la forêt;  
**K:** le nombre de caractéristiques à sélectionner aléatoirement à chaque nœud.  
**SORTIE :** **E:** l'ensemble des arbres qui composent la forêt construite.

**for**  $i = 1 \rightarrow N$  **do**  
 $T^i \leftarrow \text{BootstrapSample}(T)$  (les données sont tirées aléatoirement(avec remise)).  
 $C^i \leftarrow \text{ConstructTree}(T^i)$  où à chaque nœud :

1. Sélection aléatoire de  $K = \sqrt{M}$  Variables à partir de l'ensemble d'attributs  $M$
2. Sélection de la variable la plus informative  $K$  en utilisant la valeur de l'entropie.
3. Création d'un nœud fils en utilisant cette variable.

$E \leftarrow E \{C^i\}$   
**end for**  
 Retourner  $E$

---

## Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les outils essentiels de notre algorithme, pour l'extraction de la couche RPE, et la classification binaire des images OCT. Nous avons appliqué un prétraitement, en utilisant le filtre gaussien et le filtre bilatéral, afin de réduire le bruit, et d'améliorer la qualité des images acquises par l'OCT.

Nous avons appliqué la méthode de Chan-Vese, pour la phase de segmentation. Finalement un classificateur "Random Forest" est réalisé, pour classer chaque coupe d'OCT, en l'une des deux classes : image avec drusen ou sans drusen.

Dans le chapitre qui suit, nous présenterons l'algorithme général que nous avons adopté, basé sur ces outils.

**CHAPITRE 4**  
**IMPLÉMENTATION, RÉSULTATS ET**  
**INTERPRÉTATION**



# 4 Implémentation, résultats et interprétation

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes étapes de notre algorithme, les résultats obtenus à chaque étape et leur interprétation, ainsi que l'interface graphique qui regroupe les fonctions implémentées.

## 4.1 Description des bases de données utilisées

Les bases de données d'images sont une ressource essentielle, dans le développement des algorithmes d'analyse d'images. Dans cette section, nous présentons les deux bases de données utilisées pour notre travail (Tableau 4.1), pour la segmentation, la reconstruction 3D, l'apprentissage et la classification (Figure 4.1).

- La base d'images "Kermany2018", publiée par Kermany Danial et al[51]. Elle est organisée en trois dossiers (Train, Test, Val), et contient un sous-dossier, pour chaque catégorie d'images. Les images sont étiquetées comme suit : (Maladie)-(ID patient)-(Numéro d'image pour ce patient). Dans notre travail nous avons utilisé seulement le dossier "Drusen", issu du sous-dossier « Maladie ».
- La base de données publiée par Hossein Rabbani Khorasgani [52], qui contient des données OCT, et des images fond d'œil, couleur, des yeux gauche et droit, de 50 personnes saines.

TABLE 4.1: Caractéristiques de chaque base de données.

	Base 1	Base 2
Taille d'images	512x496	512x650
Format d'images	JPEG	JPG
Résolution	3.9 $\mu$ m	3.2 $\mu$ m
Nombre d'images	84 495	50
Catégories	Normal, Néovascularisation du corioïde, œdème maculaire diabétique, Drusen	Normal

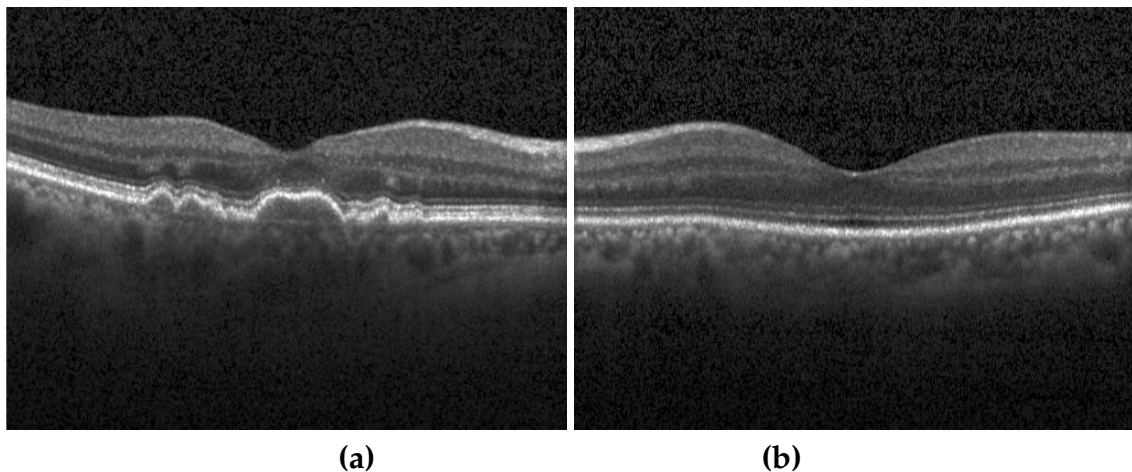


FIGURE 4.1: Exemples d'images des deux bases de données utilisées. (a) Première base; (b) Deuxième base.

## 4.2 Logiciel d'implémentation

Le langage de programmation avec lequel nous avons programmé notre algorithme, est le python, version 3, (Figure 4.2). Python est un langage "Open source", qui peut être utilisé dans de nombreux contextes, et qui s'adapte à tout type d'utilisation, grâce à des bibliothèques spécialisées.

Il favorise la programmation structurée, fonctionnelle et orientée objet. Il est particulièrement répandu dans le monde scientifique, et possède de nombreuses bibliothèques optimisées, destinées au calcul numérique, comme OpenCV, tflearn et scikit-image.

Les principales utilisations de python par les développeurs sont :

- La programmation d'application;
- la création des services web;
- Les jeux vidéo;
- Le domaine de traitement d'image.

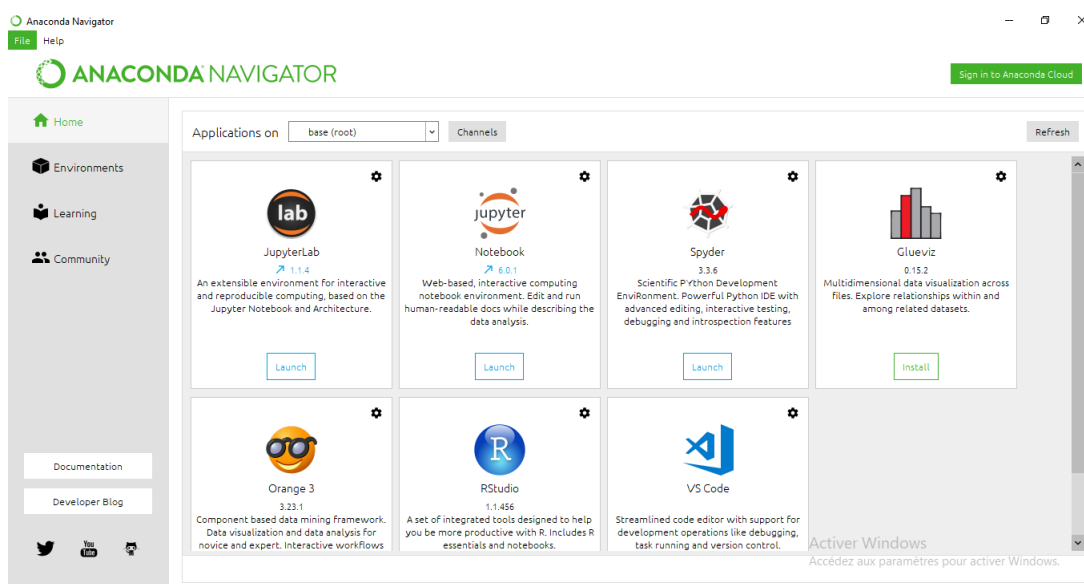


FIGURE 4.2: La distribution libre de langage de programmation python(Anaconda).

### 4.3 Organigramme général de système proposé

Nous présentons brièvement notre algorithme, avant de fournir une description détaillée de chaque étape du système proposé, dans les sous-sections suivantes. L'organigramme de notre algorithme est illustré en Figure 4.3. Il comprend les opérations essentielles, appliquées aux images OCT d'entrée pour implémentée notre algorithme.

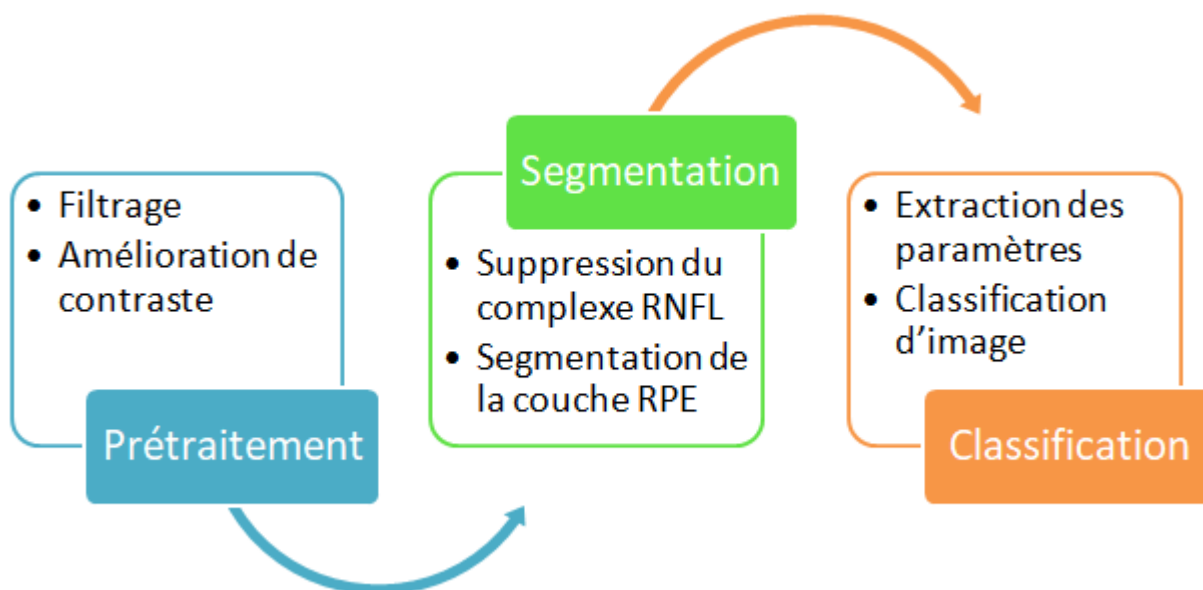


FIGURE 4.3: Schéma synoptique général de la méthode proposée.

- **Acquisition d'image:** nous avons utilisé les images OCT. Ces images sont prises par un appareil d'OCT, ou tomographie par cohérence optique
- **Prétraitement:** Cette étape permet de réduire le bruit présent dans les images OCT, appelé speckle, car celui-ci peut affecter les résultats de notre méthode de classification.
- **Segmentation :** le complexe RNFL, défini comme la région entre la membrane limitante interne et la couche plexiforme externe, est extrait, puis la segmentation de la couche RPE est réalisé par le modèle de Chan-Vese.
- **Classification :** après la segmentation de RPE, les paramètres de cette couche (maximum, moyenne, écart-type. . . etc.) sont extraits, pour réaliser la classification des images en deux classes : image saine ou image pathologique (présence des Drusens).

## 4.4 Prétraitement

Le prétraitement proposé comprend deux étapes : Le filtrage et l'amélioration du contraste (Figure 4.4).

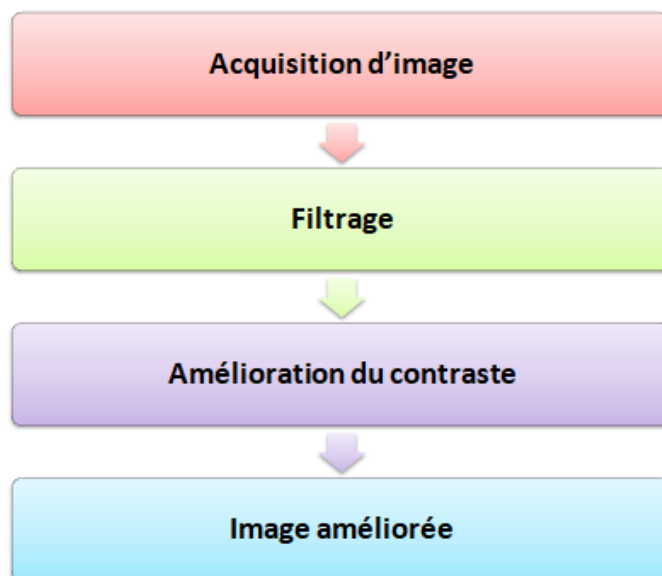


FIGURE 4.4: Organigramme du prétraitement.

### 4.4.1 Acquisition d'image

La lecture des images des bases de données est obtenue, grâce à la commande `'cv2.imread'`, de la bibliothèque OpenCV de python. Ensuite, l'opération de recadrage de l'image est nécessaire, pour unifier la taille des images d'entrée. Généralement, les images obtenues par l'appareil d'OCT sont en couleur (RVB), mais l'outil d'amélioration du contraste que nous utiliserons, ne s'applique qu'aux images en niveaux de gris. Pour cette raison nous avons donc ajouté une étape de conversion des images couleur en images en niveau de gris, avec la commande suivante :

$$gray = rgb2gray(I)$$

Avec  $I$  est l'image original.

## Résultats

La Figure 4.5 montre le résultat de cette conversion d'image en niveau de gris.

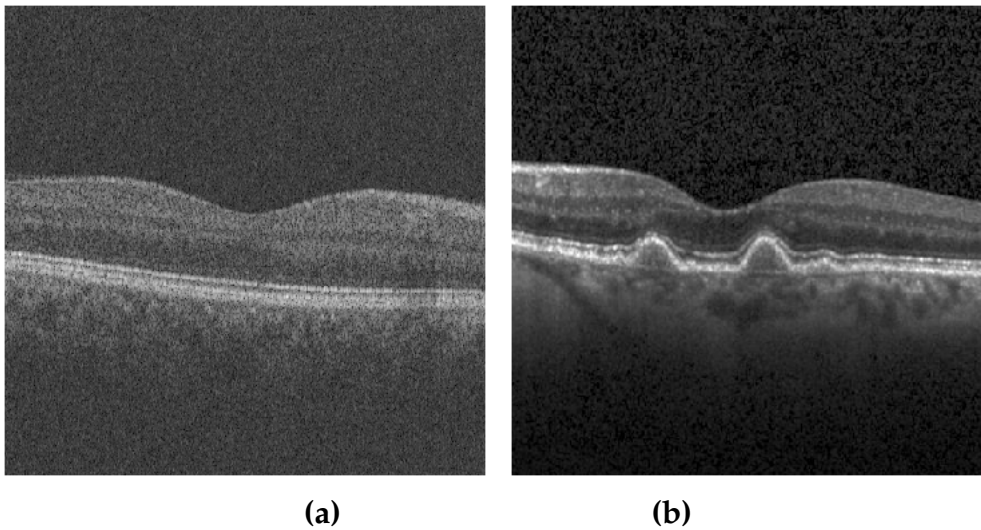


FIGURE 4.5: Exemple de représentation d'images couleur, converties en niveau de gris. (a) Image saine, (b) Image pathologique.

## Interprétation

Notre image est convertie en niveau de gris, pour travailler sur des intensités comprises entre  $[0,255]$ , avec une taille de  $(450 \times 450)$ , pour les deux bases de données.

### 4.4.2 Filtrage

L'objectif principal du filtrage est d'enlever le bruit contenu dans une image. Le filtrage proposé se divise en deux parties : le filtre bilatéral pour les images saines et le filtre gaussien pour les images pathologiques.

- **Filtre bilatéral** : nous avons utilisé le filtre bilatéral, du fait qu'il présente l'avantage de réduire le bruit, tout en préservant les contours. Sa formulation est simple, chaque pixel est remplacé par une moyenne pondérée de ses voisins, qui dépend de deux paramètres qui indiquent la taille et le contraste des caractéristiques à préserver.

$$Bilateral = cv2.bilateralFilter(gray, \omega_c, \omega_s)$$

Avec :

- $gray$ : L'image convertie en niveau de gris;
- $\omega_c$ : La distance entre chaque pixel;
- $\omega_s$ : L'intensité des pixels.

Sur la figure 4.6 nous reportons les résultats de débruitage par le filtre bilatéral pour différentes tailles du masque et des intensités différentes.

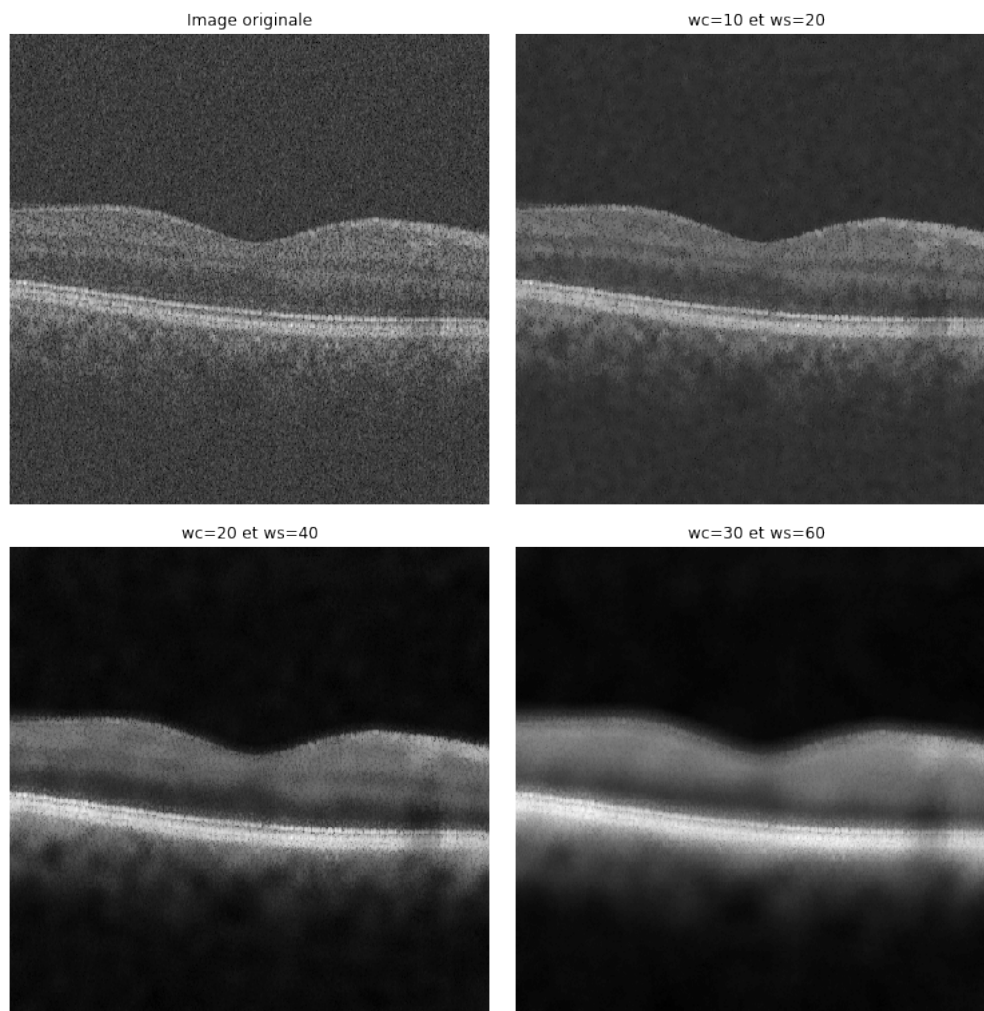


FIGURE 4.6: Application d'un filtre bilatéral avec différentes valeurs de  $\omega_c$  et  $\omega_s$

La figure 4.6 montre que le filtre bilatéral permet de réduire le bruit, et le choix de la taille

du masque influe sur les résultats obtenus ( une grande taille élimine bien le bruit sur les régions homogènes mais dégrade les contours).

- **Filtre gaussien:** Le filtre gaussien est excellent pour réduire le bruit dans une image. Toutefois, il a pour inconvénient de dénaturer les contours d'objets, et il dépend de la taille du filtre.

$$gaus = gaussian(gray, g)$$

avec :  $g$  est la taille du filtre.

La figure 4.7, montre les résultats de débruitage par le filtre gaussien, avec différentes tailles du masque sur une image en niveaux de gris.

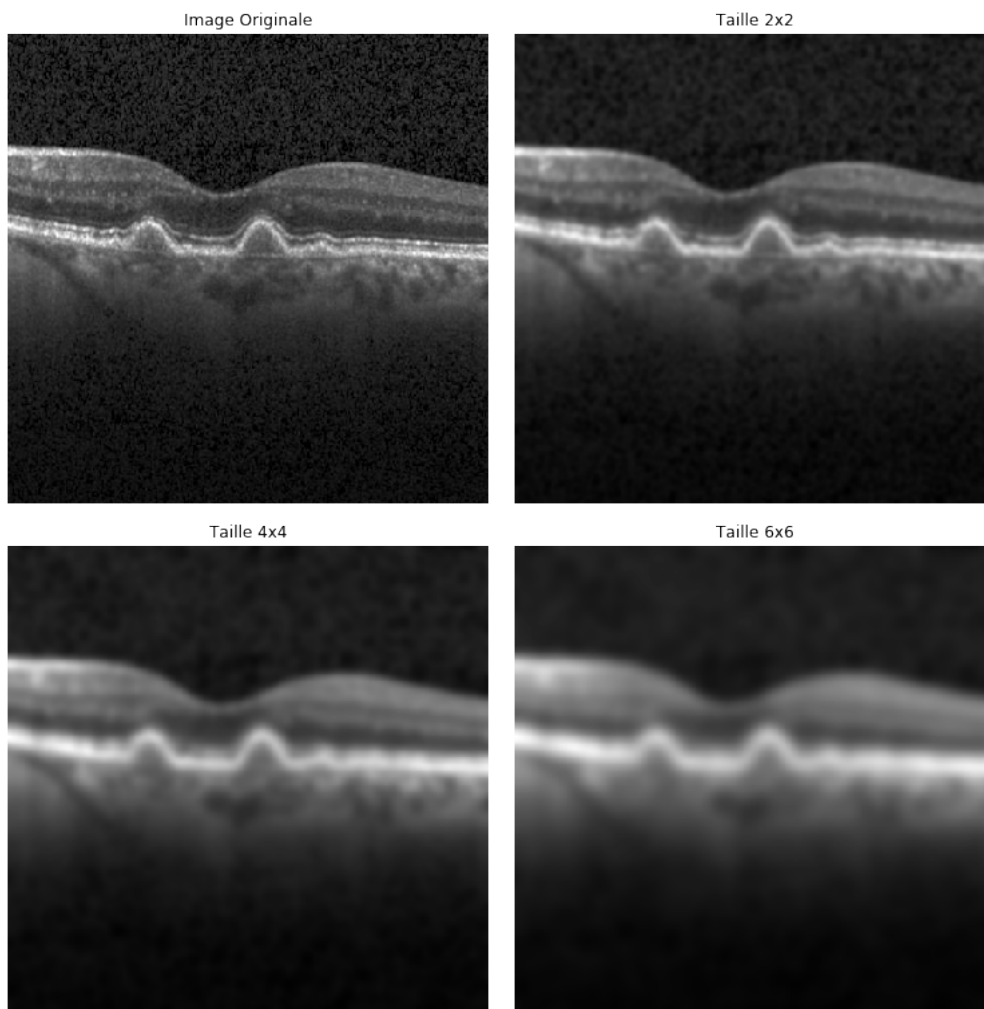


FIGURE 4.7: Application d'un filtre gaussien avec différentes tailles de masque



Le filtre gaussien de taille 4x4 donne un meilleur lissage et une meilleure réduction du bruit que avec les autres tailles de filtre. Néanmoins, les filtres linéaires suppriment beaucoup d'informations pertinentes telles que les contours des objets, en les déplaçant et les rendant flous.

## Résultats

La figure 4.8 montre le résultat du filtrage.

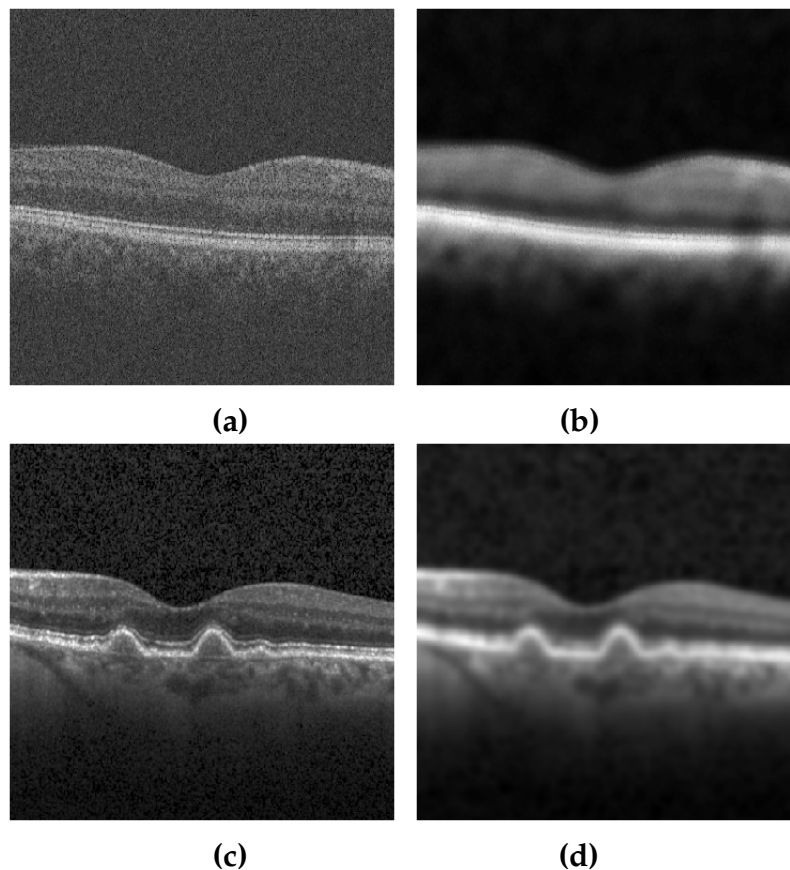


FIGURE 4.8: Résultat de filtrage. (a) : Image saine; (b) : Résultat de filtre gaussien sur l'image saine; (c) : Image pathologique, (d) : Résultat de filtre gaussien sur l'image pathologique.

## Interprétation

D'après les résultats obtenus , nous constatons que :

- Le filtre bilatéral (Figure 4.8(b)), a permis de bien réduire le bruit tout en préservant les contours, avec les paramètres suivants(  $\omega_c=20$  ,  $\omega_s=40$ ).
- Le filtre gaussien de taille 4x4 (figure 4.8(d)), a permis d'atténuer le bruit mais en même temps il a ajouté un effet de floue dans l'image.

### 4.4.3 Amélioration du contraste

Pour l'amélioration du contraste, nous avons choisi dans notre travail, une application de correction gamma sur l'image filtrée (Équation 4.1), qui doit être en niveau de gris. La correction gamma est utilisée pour changer la luminosité de l'image, afin d'améliorer la visualisation des couches rétinienne.

$$\text{Correct} - \text{gamma} = cv2.pow(\text{image} - \text{filtre}, s) \quad (4.1)$$

Avec : s la valeur de gamma.

La figure 4.9 présente l'effet de la correction gamma sur l'image filtrée.

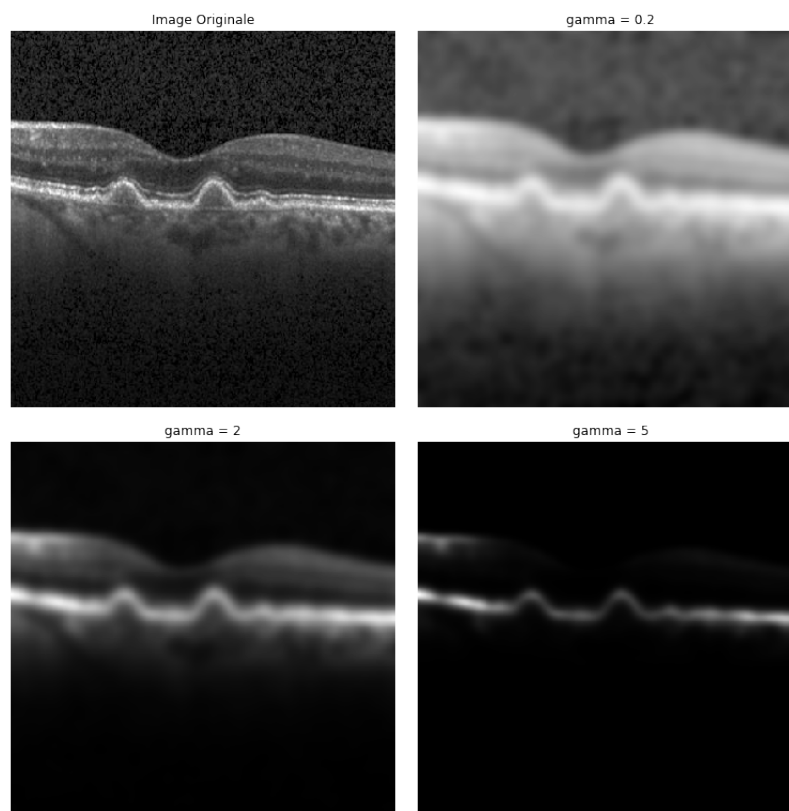


FIGURE 4.9: L'amélioration du contraste avec différentes valeur de gamma

L'image originale a été prise à des puissances différentes, montrant que les grandes puissances de 1 font l'ombre plus foncée, tandis que les puissances plus petites que 1 font les zones sombres plus claires.

## Résultats

La figure 4.10, montre le résultat d'amélioration du contraste, avec la correction gamma. C'est l'étape finale du prétraitement.

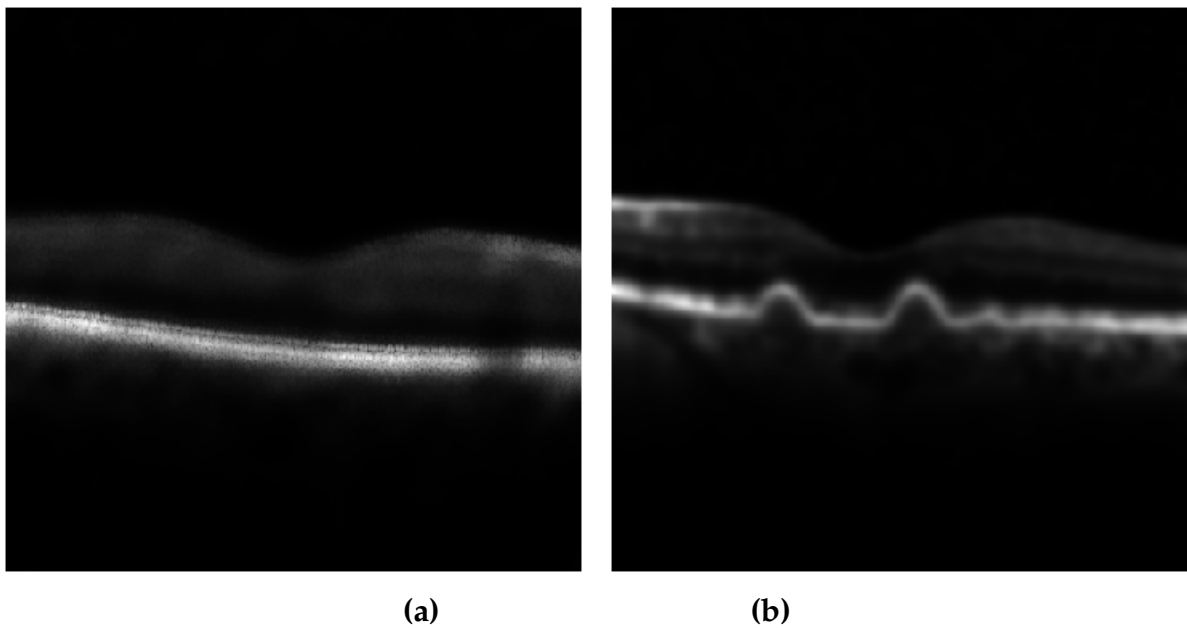


FIGURE 4.10: Résultats finaux du prétraitement. (a) Image saine, améliorée avec la correction gamma ; (b) Image pathologique, améliorée avec la correction gamma

## Interprétation

D'après la figure 4.10, nous constatons que avec  $s=4.5$ , le contraste des couches rétiniennes dans l'image est amélioré, ainsi que celui de la région, où se situe la couche RPE. Les drusens apparaissent mieux dans l'image améliorée, par la correction gamma.

## 4.5 Segmentation

Nous pouvons résumer les étapes que nous avons abordées, afin d'obtenir le résultat final de la segmentation, par l'organigramme suivant (Figure 4.11):

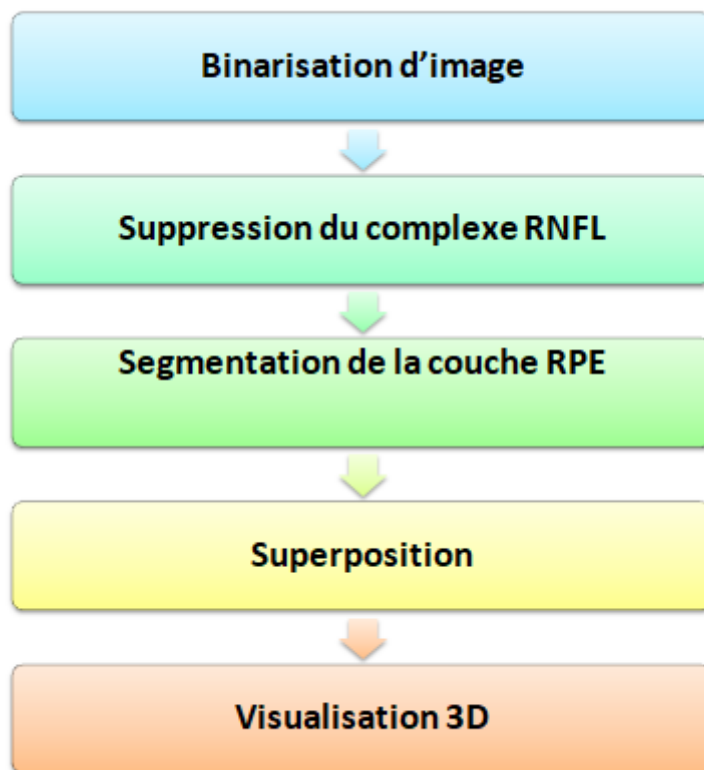


FIGURE 4.11: Organigramme du Segmentation.

### 4.5.1 Binarisation d'image

La méthode de binarisation proposée permet d'isoler les couches rétiniennes du fond, de l'image, ce qui permet d'éliminer les structures, qui ne nous apportent aucune information. Cette opération permet, en particulier, l'amélioration des résultats ultérieurs de la segmentation, et une réduction importante du temps de calcul.

La binarisation que nous avons utilisée se base sur la méthode d'Otsu (Equation 4.2), qui nous permet d'obtenir un seuil de binarisation, le plus optimal pour notre image( l'image ayant subi la correction gamma) , où les pixels qui sont supérieurs au seuil obtenu,

représentent l'objet, et les pixels qui sont inférieurs au seuil, représentent le fond, afin d'obtenir une image binaire.

$$thresh = threshold - otsu(correct - gamma) \quad (4.2)$$

## Résultats

L'application du seuillage d'Otsu donne le résultat présenté dans la Figure 4.12.

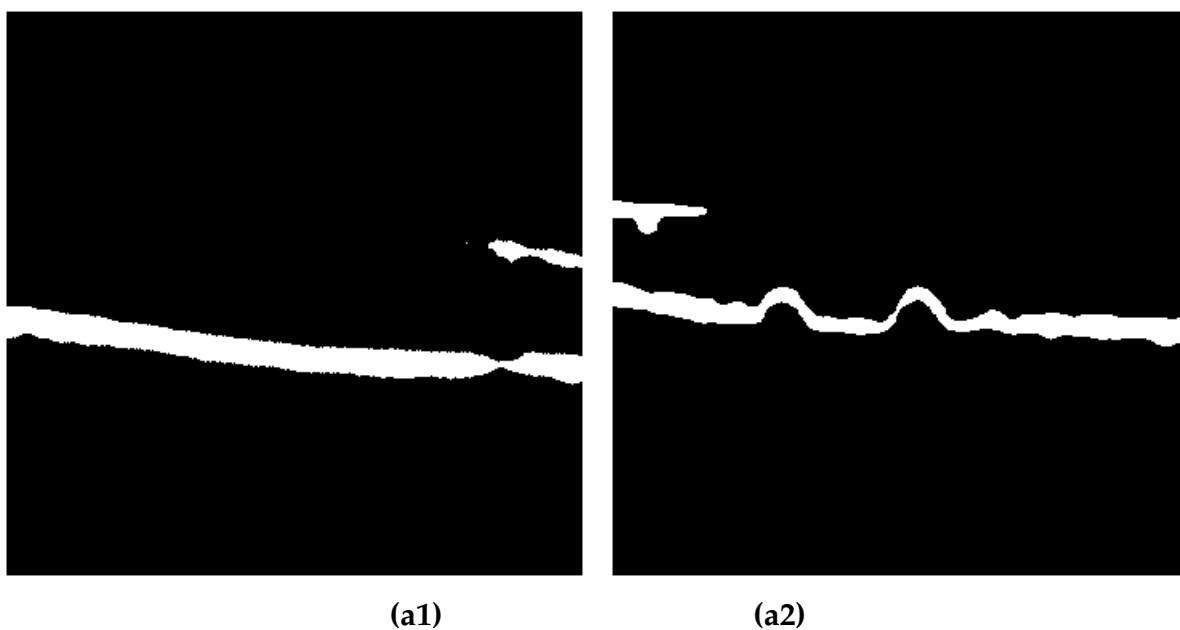


FIGURE 4.12: Résultat du seuillage automatique(Otsu). (a) Binarisation d'une image saine, (b) Binarisation d'une image pathologique.

## Interprétation

La binarisation nous a permis d'obtenir les couches rétiniennes et d'éliminer les informations superflues. Cependant, même si la méthode que nous avons appliquée présente l'avantage d'être automatique, le résultat n'est pas satisfaisant, parce qu'il ne permet pas de segmenter les limites de la couche RPE avec précision.

## 4.5.2 Suppression du complexe RNFL

Pour atteindre notre objectif de segmentation du RPE, il faut supprimer le complexe RNFL (Figure 4.13), qui est considéré comme l'un des plus importants obstacles, qui affectent les résultats de la segmentation. Nous présentons les étapes suivantes, qui détaillent les outils que l'on a utilisés :

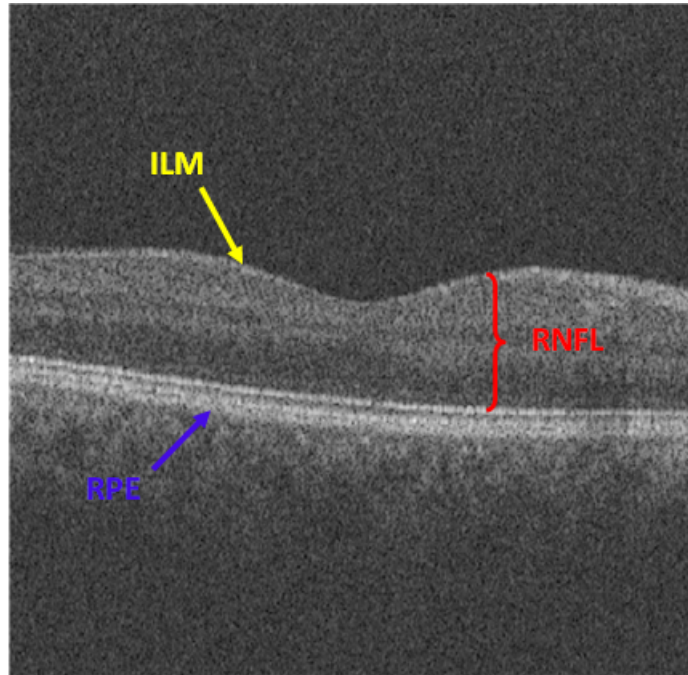


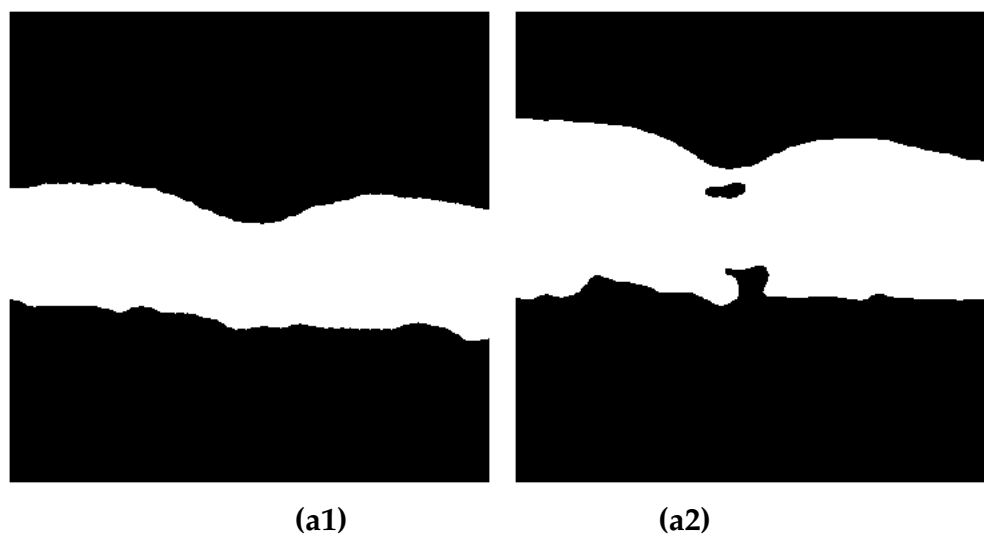
FIGURE 4.13: Représentation des couche RPE et ILM, et le complexe RNFL.

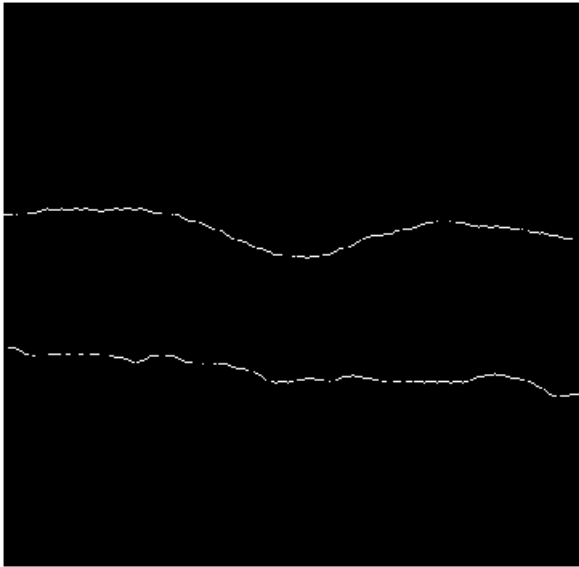
- Tout d'abord, la méthode de Chan-Vese, appliquée sur l'image prétraitée, utilise comme courbe initiale un rectangle, pour segmenter la rétine (Figure 4.14(a1) et (Figure 4.14(a2))). Cette méthode permet de minimiser la longueur et la surface de la courbe, jusqu'à ce qu'elles se superposent avec la rétine. La ligne supérieure de la rétine représente la couche (ILM), et la ligne inférieure représente la couche (RPE) (Figure 4.14(b1) et (Figure 4.14(b2))). Le but de cette segmentation est l'extraction de la ligne (ILM) (Figure 4.14(c1) et (Figure 4.14(c2) )), que l'on utilisera dans les prochaines étapes, et pour extraits ces contours nous avons appliqué une érosion sur l'image binaire de la rétine, puis une soustraction entre ces deux images (image binaire - image irodé).

- Le but de la segmentation de la couche ILM est de supprimer le complexe RNFL, présent dans l'image, résultat du seuillage d'Otsu. Pour cela, nous avons effectué un ensemble d'opérations. Tout d'abord nous avons appliqué sur l'image, contenant le contour de la couche ILM, une opération morphologique, qui est la dilatation, afin d'élargir la couche, pour qu'elle ait presque la même largeur que celle du complexe RNFL). Puis, on effectue une reconstruction morphologique, pour obtenir une image, contenant seulement le complexe RNFL, apparu après la binarisation de l'image.
- Après avoir obtenu une image qui ne contient que le complexe RNFL, et étant donné que nous disposons déjà d'une image contenant la RPE et le RNFL, nous pouvons supprimer aisément le complexe RNFL, en utilisant des fonctions logiques. La première est la fonction NOT, appliquée sur l'image binarisée (Figure 4.14), ce qui permet d'inverser les pixels d'image (le 0 devient 1 et vice versa). La deuxième est la fonction AND, qui fait une multiplication logique entre les deux images, pour obtenir un complexe contenant la couche RPE, et ainsi, atteindre notre objectif.

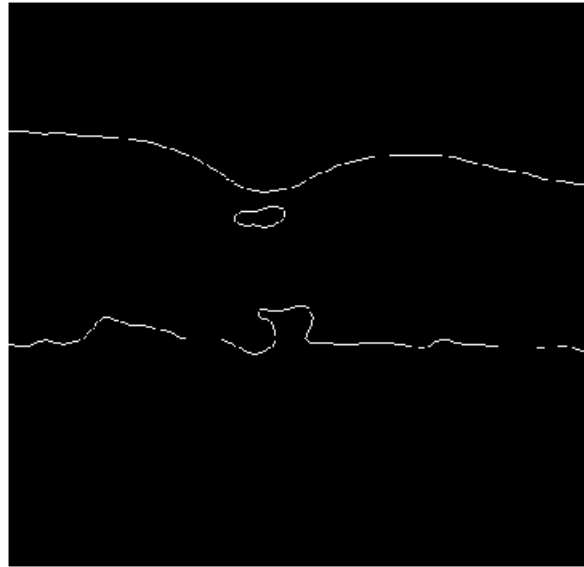
## Résultats

La Figure 4.14 La Figure 4.10 présente les résultats de chaque étape utilisée, pour supprimer le complexe RNFL sur deux images (saine et pathologique).

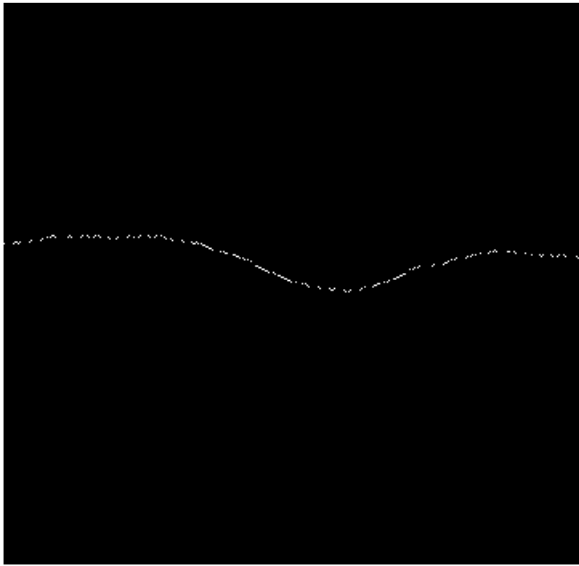




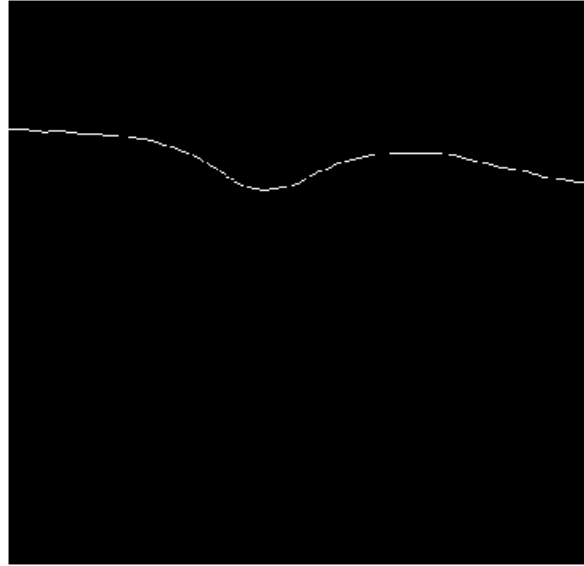
(b1)



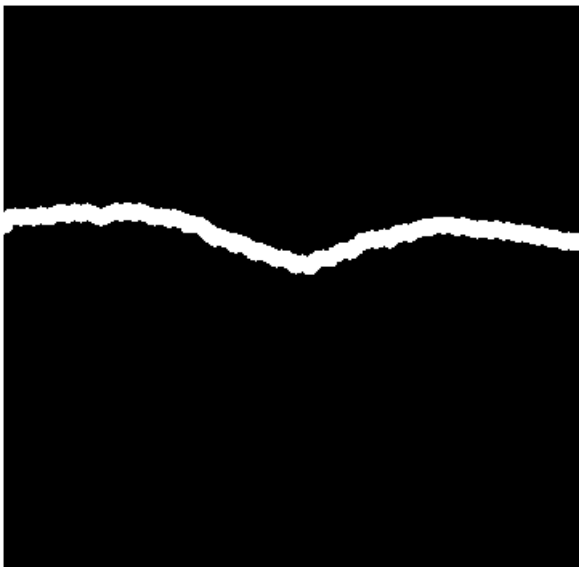
(b2)



(c1)



(c2)



(d1)



(d2)



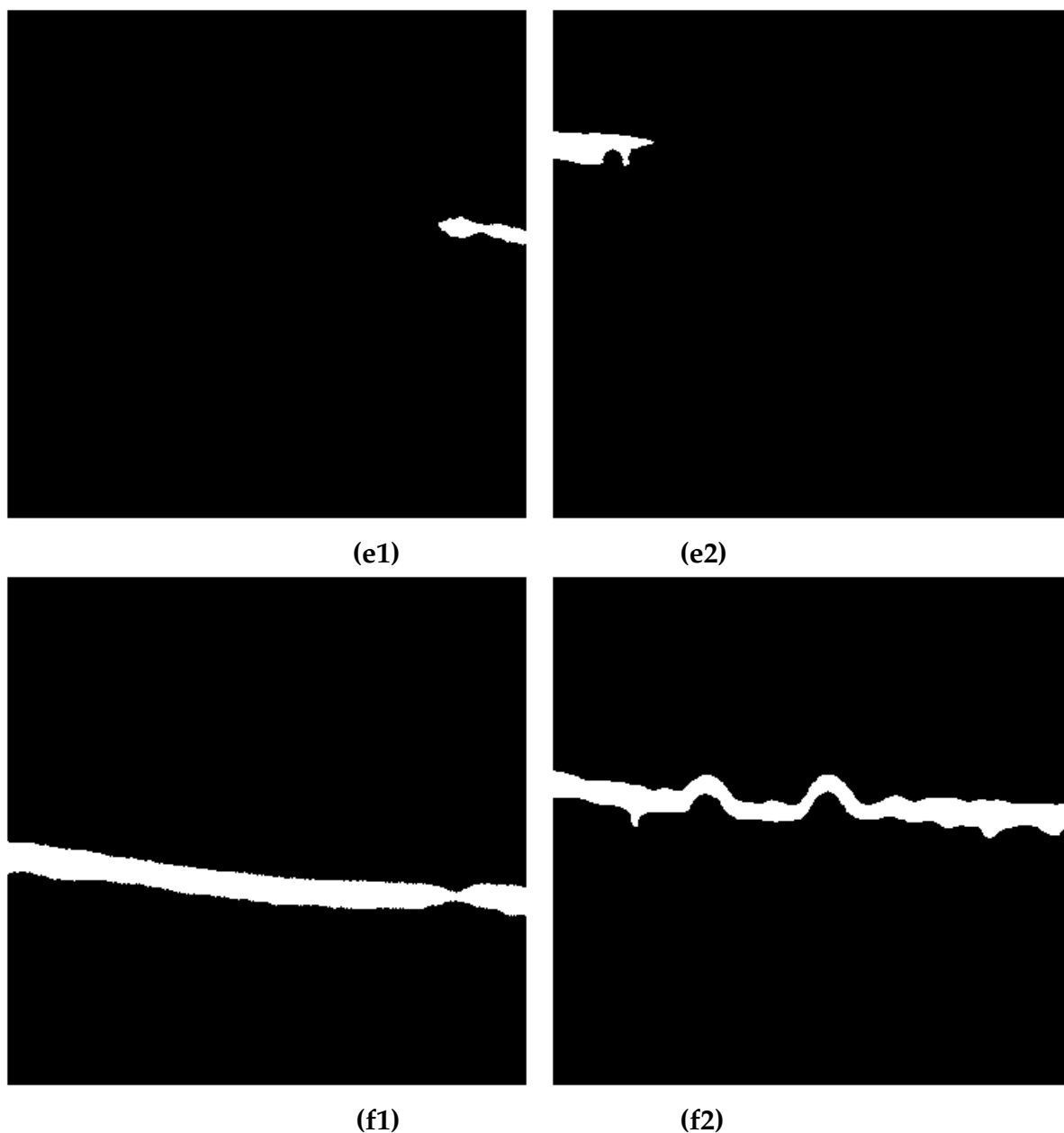


FIGURE 4.14: Résultat de la Suppression du complexe RNFL. (a1) et (a2) Segmentation de la rétine, (b1) et (b2) ) Extraction des contours, (c1) et (c2) la couche ILM, (d1) et (d2) : Dilatation d'ILM, (e1) et (e2) : Reconstruction de RNFL, (f1) et (f2): Suppression de RNFL.

## Interprétation

La méthode de Chan-Vese donne des résultats très satisfaisants, pour la segmentation d'ILM, mais elle ne peut pas segmenter la couche RPE, à cause de la présence de la choroïde, qui est considérée comme du bruit.

Les résultats de la méthode de Chan-Vese, nécessitent un nombre d'itérations importants

(52 itérations), et un temps d'exécution plus long (1min). L'opération d'érosion, nous avons utilisé un élément structurant, sous forme d'ellipse, de taille 3x3, et un disque de rayon 6, pour la dilatation.

### 4.5.3 Segmentation de RPE

Pour segmenter la couche RPE, nous avons appliqué a nos images OCT, l'algorithme des contours actifs de Chan-Vese. Cet algorithme est basé sur les techniques d'évolution de courbes, de la fonction de Mumford- shah, et des 'Level Sets'. L'algorithme est initialisé par le résultat final de la section précédente (Figure 4.14). Il permet une extraction précise de la couche RPE, et la détection des drusens. Durant les tests de notre méthode, on a fixé le nombre d'itération de notre programme a 10 itérations.

### Résultat

La figure 4.15 représente les résultats, après un certains nombre d'itérations.

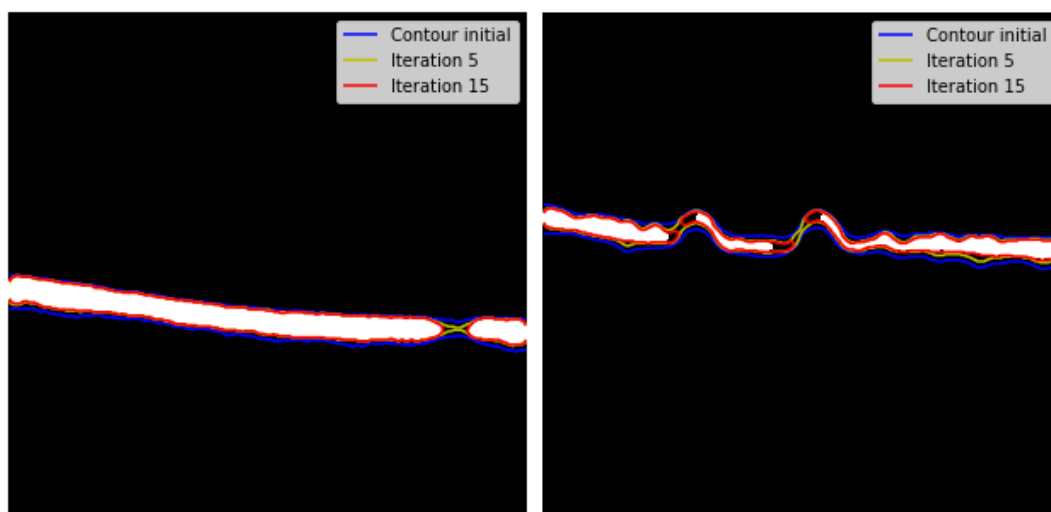


FIGURE 4.15: Résultats de la segmentation en fonction du nombre d'itérations.

La figure 4.16, présente le résultat final avant la superposition de la couche RPE, avec 10 itérations.

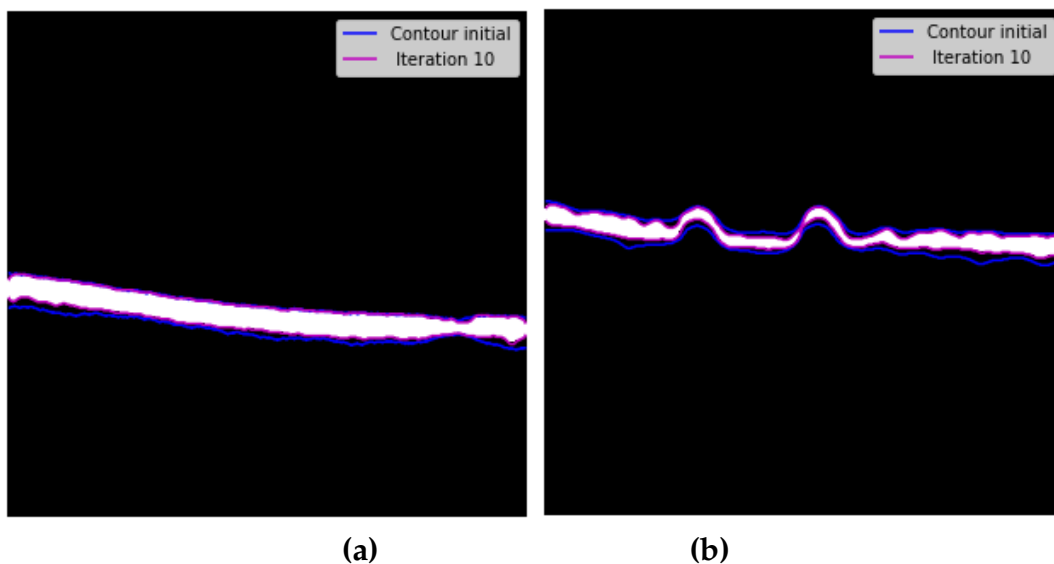


FIGURE 4.16: Résultat Final de segmentation. (a) Images saine, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta), (b) Images pathologique, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta)

## Interprétation

Dans cette application on s'intéresse à la détection de la couche RPE de la rétine c'est la région blanche dans la figure 4.16.

Pour détecter cette couche nous sommes passés par une opération de seuillage otsu. Le résultat obtenu après la suppression de complexe RNFL est utilisé comme un contour initial pour segmenter la couche RPE (le contour bleu).

La figure 4.15 donne les résultats de l'évolution du contour initial après 5 et 15 itérations. Le contour évolue de l'extérieur vers l'intérieur. Nous pouvons voir qu'après 15 itérations, la segmentation par level set permet de donner un mauvais résultat de localisation.

Concernant le nombre d'itération, ce paramètre change suivant la distance entre le contour initial et le contour de la partie à détecter, ces résultats nécessitent un nombre d'itération et un temps de calcul court (10 itérations, 3 secondes).

### 4.5.4 Superposition

La superposition des résultats de la segmentation avec les images originales a permis de déterminer la forme exacte de la couche RPE, en particulier les drusens pour le cas pathologique.

Pour superposer le contour de la ligne RPE sur l'image originale, il ne faut extraire que le contour inférieur du complexe segmenté précédemment (Figure 4.16). Une fois le résultat de la segmentation obtenu sur une image, nous pouvons appliquer notre algorithme sur plusieurs autres images.

### Résultat

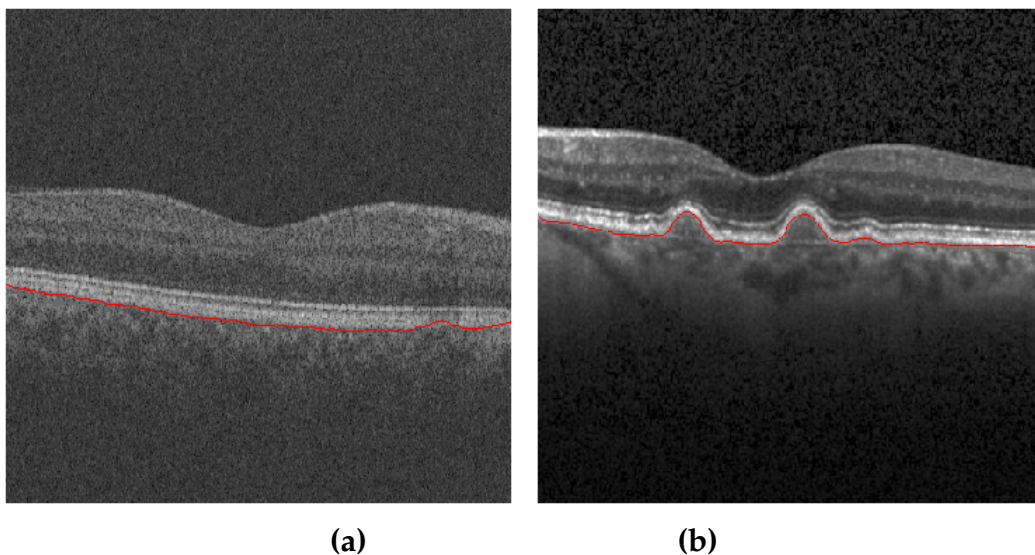


FIGURE 4.17: La superposition de la ligne RPE segmentée sur l'image originale. (a) Superposition sur une image saine, (b) Superposition sur une image pathologique.

### Interprétation

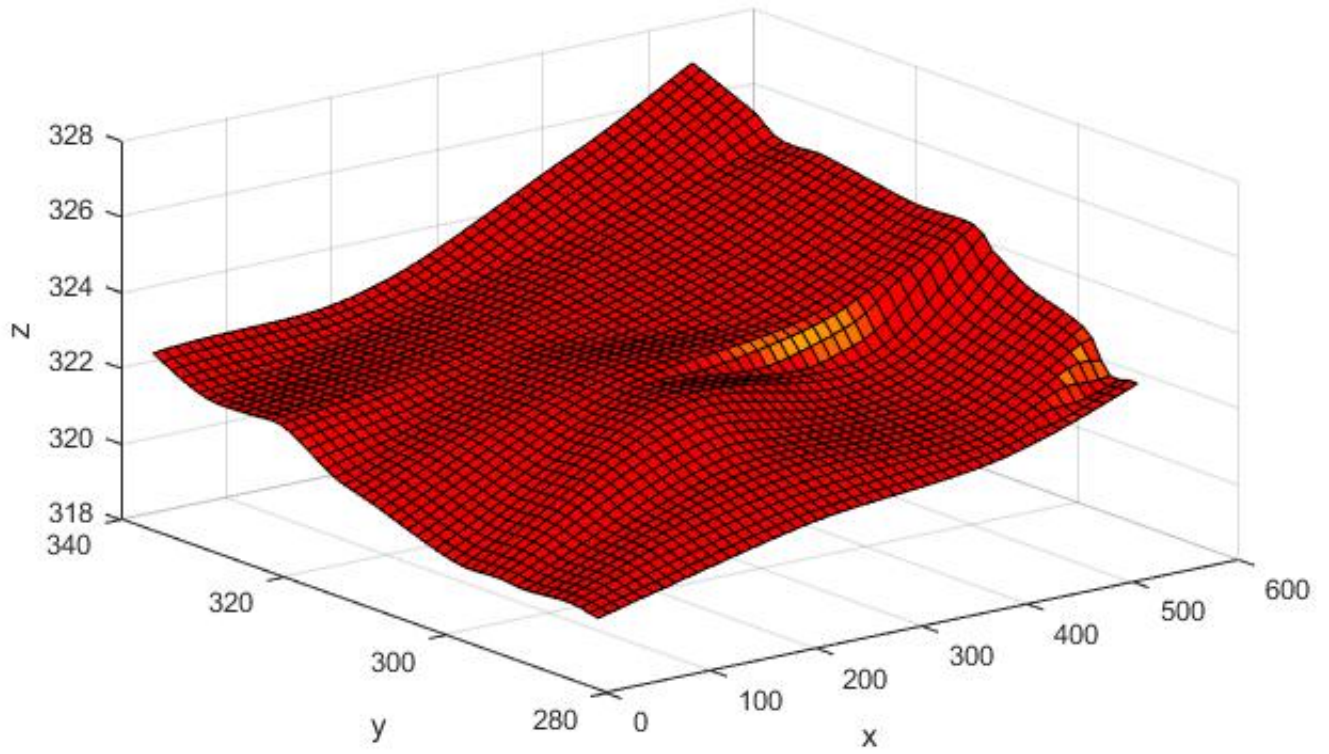
Le résultat de la superposition est indiqué par le contour rouge sur l'image originale. Nous pouvons remarquer que cette superposition permet au praticien d'apprécier convenablement l'état de la rétine, et le degré d'évolution de la maladie.

### 4.5.5 Visualisation 3D

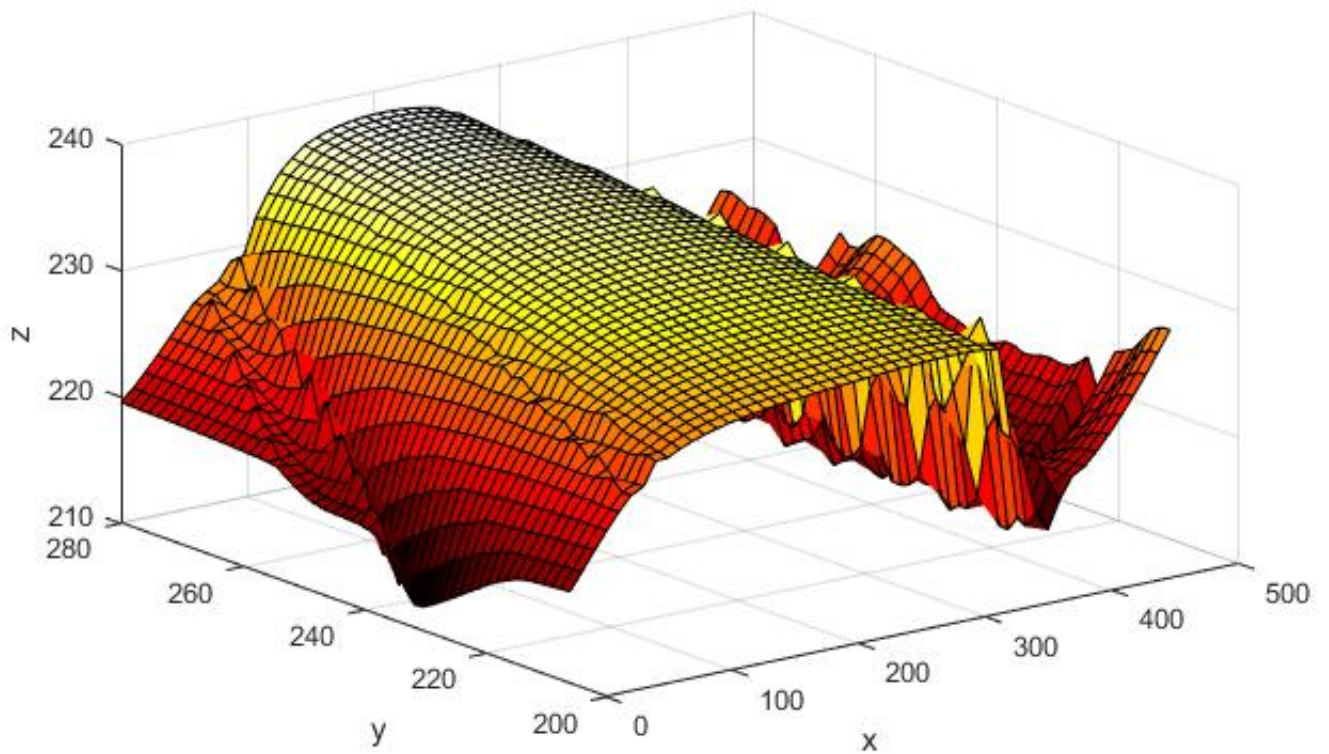
La visualisation tridimensionnelle des scans OCT a beaucoup d'importance clinique dans la détection des premiers signes, car elle donne la visualisation objective des variations pathologiques précoces de la DMLA. Les ophtalmologistes s'appuient également sur des surfaces 3D, au lieu de plusieurs scans, sélectionnés pour diagnostiquer les syndromes réiniens.

Le processus d'extraction de la couche RPE, comme expliqué précédemment, est répété pour tous les B-Scans d'un sujet. Toutes les couches RPE extraites sont ensuite utilisées, pour reconstruire une surface rétinienne 3D,  $R(x,y,z)$  ( Figure 4.18). Afin d'afficher ces résultats, nous avons utilisés le logiciel "Matlab 9.0.1-2016".

D'après les résultats obtenus, nous remarquons une différence entre la surface d'un patient sain, et celle d'un patient pathologique. Cette différence réside dans le fait que la surface jaune, représentant les drusens, dans la ligne RPE, n'apparaît que chez le patient affectée par la dégénérescence maculaire liée à l'âge (pathologique).



(a)



(b)

FIGURE 4.18: Visualisation tridimensionnelle de la couche RPE. (a) Coupes OCT sain, (b) Coupes OCT pathologique.

## 4.6 Classification

La classification d'images est une application de la reconnaissance de formes, consistant à attribuer automatiquement une classe à une image à l'aide d'un système de classification. La figure 4.19, présente le synoptique de la classification par l'algorithme de la forêt aléatoire.

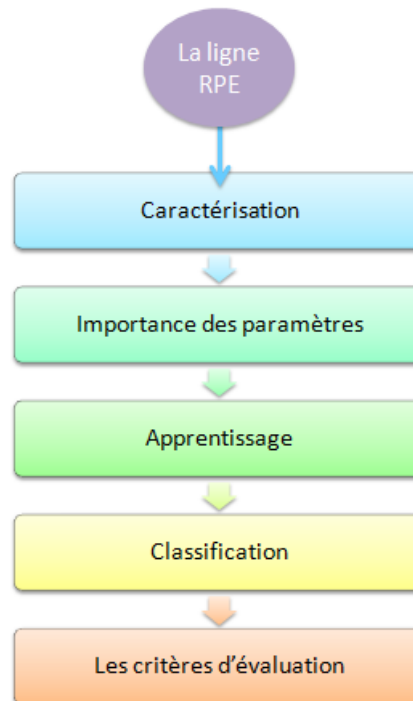


FIGURE 4.19: Schéma synoptique général de la classification proposée des images OCT.

### 4.6.1 Extraction des paramètres

L'extraction des paramètres a pour objectif de présenter chaque ligne RPE, sous forme d'un vecteur de descripteurs. Le succès de l'apprentissage dépend essentiellement de la qualité de la base de caractérisation, Un bon choix de paramètres permet d'aboutir à une bonne classification. D'après l'état de l'art étudié, nous avons choisi cinq paramètres, qui sont utilisés pour l'apprentissage de la classification des sujets atteints de DMLA, ou non.

La description détaillée de chaque paramètre est donnée ci-dessous :

- **Maximum de RPE** : Cette caractéristique représente la valeur crête maximale, dans la couche RPE, exprimée en équation 4.3.

$$F_1 = \text{Max} \left[ R(x, y) \right] \quad (4.3)$$

- **Minimum de RPE** : Elle représente la valeur minimale de la couche RPE, exprimée en équation 4.4.

$$F_2 = \text{Min} \left[ R(x, y) \right] \quad (4.4)$$

- **La moyenne de RPE** : C'est un outil de calcul, permettant de calculer la moyenne des coordonnées des points de la ligne RPE ; elle est donnée par l'équation 4.5.

$$F_3 = \text{Moy} \left[ R(x, y) \right] \quad (4.5)$$

- **La variance de RPE** : Elle exprime la différence entre, la moyenne des carrés des valeurs de chaque point de la ligne RPE, et le carré de la moyenne du RPE, donnée par l'équation 4.6:

$$F_4 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (4.6)$$

Avec :

$x_i$  : la valeur d'un échantillon;

$\bar{x}$  : la valeur moyenne de toutes les échantillons;

$n$  : le nombre d'échantillons.

- **L'écart type de RPE** : Il est défini, comme la racine carré de la variance, ou comme la moyenne quadratique des points de la RPE, par rapport à la moyenne de la RPE, représenté par l'équation 4.7 :

$$F_5 = \sqrt{F_4} \quad (4.7)$$

Le tableau 4.2. représente notre base d'apprentissage.



TABLE 4.2: Exemple des cas utilisés pour l'apprentissage, avec les cas 0 sont sains et les cas 1 sont pathologiques.

Images	Paramètres					
	Max	Min	Moy	Variance	Écart type	Cas
Image01	577.20	521.04	558.11	69.69	14.74	0
Image02	631.80	487.50	578.00	413.50	40.15	1
Image03	709.80	475.80	642.98	1245.46	69.69	1
Image04	511.68	424.32	478.16	170.08	23.03	0
Image05	455.52	390.00	431.97	114.79	18.92	0
Image06	682.50	503.10	607.47	694.80	52.05	1
Image07	612.30	401.70	525.13	771.65	54.85	1
Image08	558.48	471.12	522.36	170.83	23.08	0
Image09	1314.30	1244.10	1294.33	78.96	17.54	1
Image10	686.40	347.10	540.06	2085.13	90.17	1
Image11	555.36	517.92	544.37	27.48	9.26	0
Image12	439.92	361.92	417.45	156.03	22.06	0
Image13	630.24	592.80	619.06	31.78	9.95	0
Image14	780.00	600.60	718.98	593.05	48.09	1
Image15	489.84	436.80	475.97	56.93	0 13.32	0
Image16	780.00	596.70	712.92	673.50	51.25	1
Image17	893.10	791.70	862.88	250.00	31.22	1
Image18	439.92	408.72	428.76	17.21	7.32	0
Image19	713.70	468.00	639.14	1140.21	66.68	1
Image20	655.20	503.10	598.52	425.21	40.72	1
Image21	745.68	639.60	706.07	307.63	30.98	0
Image22	652.08	599.04	639.78	58.53	13.51	0

Image23	449.28	380.64	426.54	139.69	20.87	0
Image24	480.48	399.36	456.00	175.96	23.43	0
Image25	686.40	620.88	657.16	108.05	18.36	0
Image26	483.60	443.04	472.76	29.89	9.65	0
Image27	799.50	682.50	750.75	295.42	33.94	1
Image28	951.60	834.60	891.58	276.46	32.83	1
Image29	819.00	647.40	753.38	621.41	49.22	1
Image30	624.00	542.10	601.50	80.64	17.73	1

La boîte à moustaches, une traduction de Box Whiskers Plot, est une invention de TUKEY(1977), pour représenter schématiquement la distribution des variables. Cette représentation graphique peut être un moyen, pour approcher les concepts abstraits de la statique [53].

La figure 4.20, montre la distribution complète des cinq paramètres, extraits de l'ensemble de données, pour les cas sains et pathologiques, sous forme de boxplot, où la ligne centrale représente la médiane (50 % des données). Les lignes représentant la frontière basse et la frontière haute sont des quartiles, indiquant respectivement, 25% et 75% données à représenter. Les extensions de moustaches sont des points de données, les plus extrêmes, et les points "o" représentent les points aberrants.

A partir des boîtes à moustaches, à travers les différences remarquables entre les boîtes, on peut conclure que les paramètres sont indépendants, les uns des autres. Nous pouvons voir que les valeurs médianes ne sont pas égales dans tous les boîtes, et elles sont de taille différente. Le seul facteur commun pour les différents paramètres, sont les points aberrants aux extrémités maximales.

Pour mieux comprendre, nous décrivons la boîte à moustache du paramètre « Maximum » de la base d'apprentissage. La médiane de cette boîte est exactement égale à 641.94, et chacun des 25% des données sont inférieurs à 713.70, et supérieur à 511.68. Ce

sont exactement les dimensions de la boîte, qui contiennent 50 %des valeurs mesurées. Par conséquent, l'intervalle interquartile, qui correspond à la longueur de la boîte est exactement de 202.02. Ainsi, la moustache supérieure , jusqu'à 951.60, et la moustache inférieure, jusqu'à 439.92, car il n'y a pas de valeur plus petite dans les données. La valeur 1314.30, est marquée comme valeur aberrante dans le diagramme à boîtes, parce qu'elle n'est pas à l'intérieur de la boîte ou des moustaches.

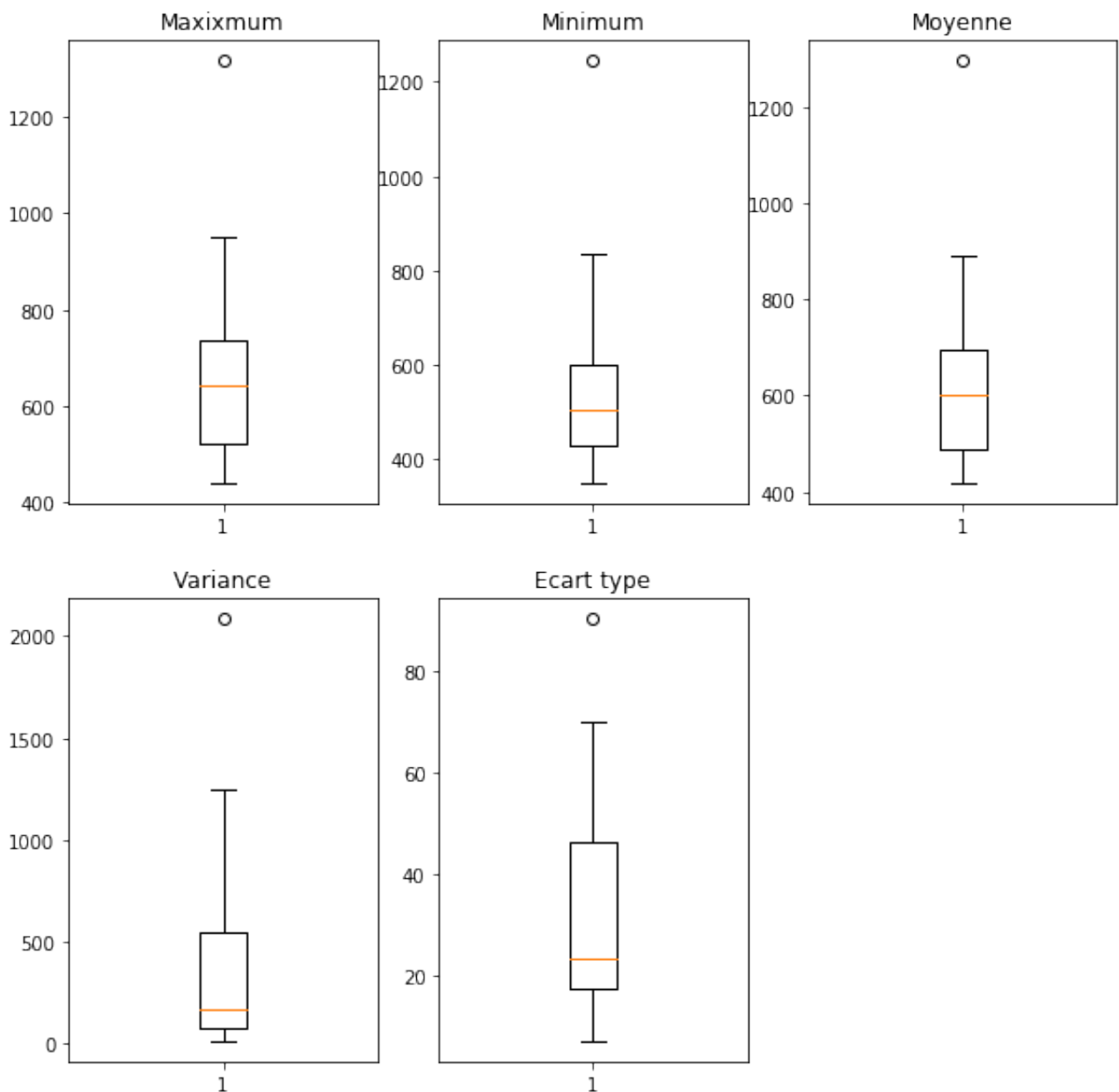


FIGURE 4.20: Les boîtes à moustaches de chaque paramètres.

## 4.6.2 Importance des paramètres

"Gretl" est un logiciel de traitement de données "open source" essentiellement dédié à l'économétrie, parmi les plus populaires qui effectuent la régression.

La régression logistique est une approche statique, qui peut être employée pour évaluer et caractériser les relations, entre une variable réponse de type binaire, et une ou plusieurs variables explicatives, qui peuvent être de type catégorique ou numérique.

Pour notre cas, les variables explicatives sont de type numérique. La régression linéaire est caractérisée par la fonction affine (équation 4.8) suivante:

$$y = b_0 + b_1 * x \quad (4.8)$$

L'idée principale de la régression logistique est de se servir de la fonction sigmoïde (équation 4.9), pour transformer le nombre que donne la droite de l'équation 4.8 (Figure 4.21(a)), en une probabilité bornée par 0 et 1 (Figure 4.21(b)). Ainsi, si cette probabilité d'appartenance est supérieure à 0.5, on classe le patient dans la catégorie "Pathologique" sinon il est dans la catégorie "Normal".

$$p = \frac{1}{1 + e^{-y}} \quad (4.9)$$

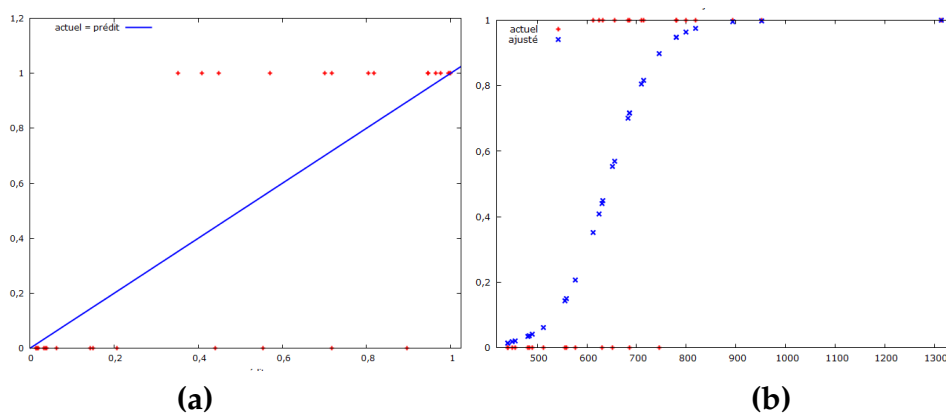


FIGURE 4.21: Résultat de la régression logistique. (a) la fonction affine, (b) la courbe de la fonction sigmoïde.

## Résultats

Le tableau 4.3 représente le taux de prédiction de chaque paramètre, utilisé pour l'apprentissage, à l'aide du logiciel "Gretl".

TABLE 4.3: Taux de prédiction des paramètres.

Le paramètre	Max	Min	Moy	Variance	Écart type
La prédiction	80%	63%	76%	90%	90%

La figure 4.22 représente le résultat de la régression logistique, sur les cinq paramètres calculés.

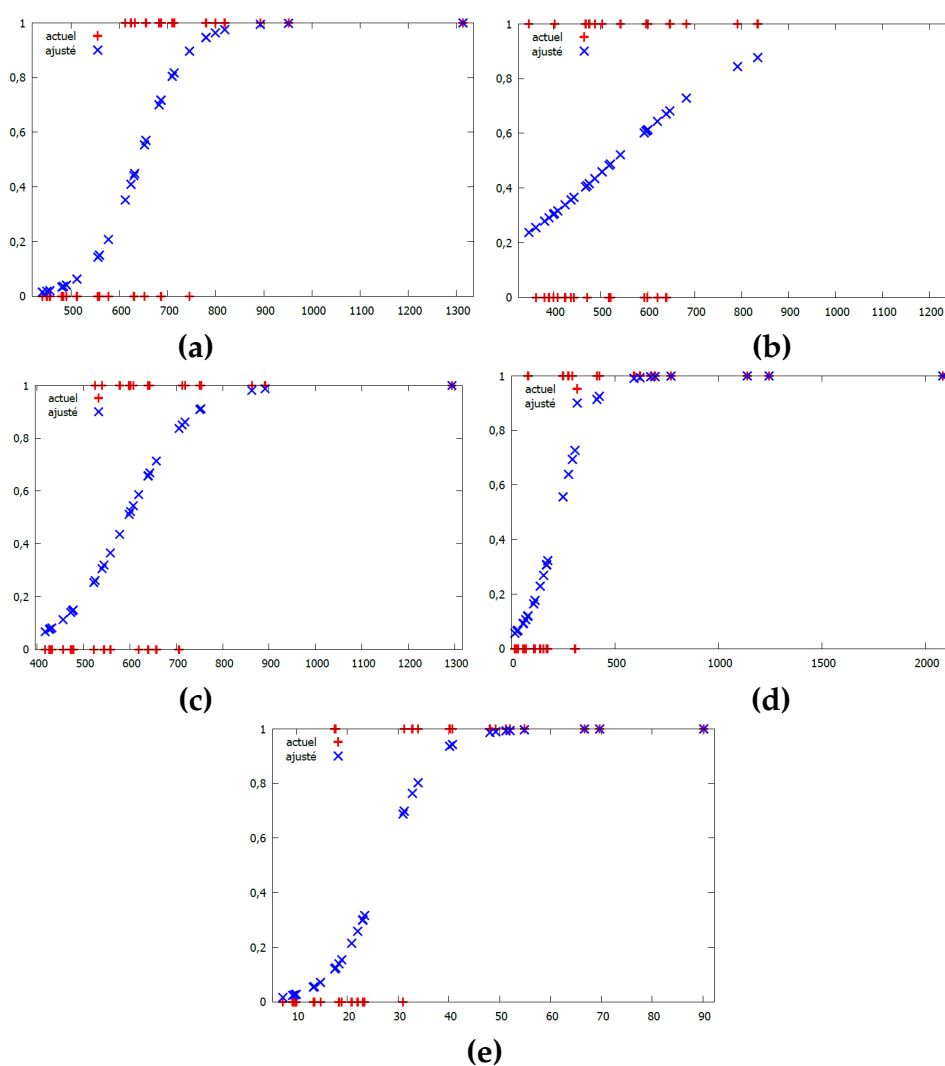


FIGURE 4.22: La courbe de la fonction sigmoïde de la régression logistique. (a) Le maximum, (b) Le minimum (c) La moyenne, (d) La variance, (e) cart type.

## Interprétation

La qualité de l'ajustement est très bonne pour la courbe de "Max", "Ecart-type" et "Variance". Cela indique que ce sont parmi les paramètres les plus importants, que nous avons extraits, et les taux de prédiction (90% pour la variance et l'écart type et 80% pour le Maximum) confirment que ces résultats sont corrects.

En ce qui concerne les paramètres restants, "Moyenne" et " Minimum", ils ont une plus faible influence sur la classification, par rapport aux autres paramètres, avec un taux de prédiction un peu plus faible (76% pour la moyenne et 63% pour le minimum), mais nous ne pouvons pas les négliger.

### 4.6.3 Apprentissage et classification

Un algorithme d'apprentissage peut être défini comme suit : c'est un algorithme qui prend en entrée un ensemble de données, contenant les informations nécessaires, pour caractériser un problème donné, et renvoi un modèle, qui représente les concepts, caractérisant ces données, et qui doit être capable de prédire l'étiquette de nouveaux objets, en fonction de leurs valeurs d'entrée.

Donc, pour avoir un modèle, nous devons passer par une phase d'apprentissage, et pour le valider, une phase de test.

Dans notre travail, nous avons développé un système d'aide au diagnostic, pour classer les sujets normaux et les sujets pathologiques. Pour cela nous avons utilisé une base d'apprentissage, et une base de test, composée respectivement de 30 images, (15 Normales, 15 pathologiques) et 80 images (44 Normales, 36 Pathologiques).

#### 4.6.4 Evaluation des résultats

Les performances de la classification des données ont été évaluées par la matrice de confusion. C'est un outil pour mesurer la qualité d'un système de classification, comme le montre la figure 4.23. Sur la diagonale de la matrice, nous trouvons les exemples bien classés, les autres sont mal classés.

	Pathologique	Sain
Pathologique	VP	FP
Sain	FN	VN

FIGURE 4.23: Matrice de confusion.

Sachant que:

- **VP:** représente le nombre d'individus malades, classifiés malades ;
- **FP:** représente le nombre d'individus sains, classés comme malades ;
- **FN:** représente le nombre d'individus malades classés, comme patients sains ;
- **VN:** représente le nombre d'individus sains, classés sains.

Les matrices de confusion sont conçues pour donner plus de détails, sur la classification des échantillons, d'une classe donnée. A partir d'une matrice de confusion, nous pouvons calculer des mesures statistiques, telles que la précision (P), la spécificité (S) et la sensibilité (Se).

- **La précision:** C'est le pourcentage des sujets correctement classés, calculée par équation 4.10 :

$$P = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN} * 100 \quad (4.10)$$

- **La spécificité:** C'est la capacité d'obtenir un résultat négatif, alors que la maladie est absente ; elle est calculée par l'équation 4.11 :

$$S = \frac{VN}{VN + FP} * 100 \quad (4.11)$$

- **La sensibilité :** C'est la capacité d'obtenir un résultat positif alors que la maladie est présente, elle est calculée par l'équation 4.12 :

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} * 100 \quad (4.12)$$

## Résultats

Selon la base de test utilisée, nous avons obtenu la matrice de confusion suivante :

$$\begin{bmatrix} VP = 32 & FP = 4 \\ FN = 4 & VN = 40 \end{bmatrix}$$

Pour mieux évaluer la fiabilité de l'approche proposée, nous comparons nos résultats, par rapport aux méthodes existantes dans la littérature (Tableau 4.4).

TABLE 4.4: Performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes existantes.

Auteurs	Précision	Spécificité	Sensibilité
J.Sugmk et al [17]	87.5%	—	—
S.Naz et al [22]	93.8%	—	—
S.Khalid et al [23]	91%	90.14%	100%
D.Ravenscrof et al [27]	83.3%	—	—
Notre méthode	90%	90.90%	88.88%

La sensibilité présente un taux de 88.88% ce qui correspond à la capacité de classer un sujet malade, lorsque la maladie est présente, tandis que la spécificité présente un taux



élevé de 90.90 %. Enfin la précision ou le taux des sujets correctement classés est de 90%.

La méthode de classification proposée, basée sur l'algorithme des forêts aléatoires, a donnée des résultats satisfaisants par rapport aux méthodes existantes dans la littérature (Tableau. 4.3). Pour avoir un résultat plus significatif, il faut utiliser plus d'images.

## 4.7 Présentation de l'interface

Dans cette partie, nous présenterons notre logiciel, et nous exposerons le contenu du menu réalisé. Ce logiciel est constitué d'une interface principale, avec un menu déroulant, et six fenêtres, permettant l'affichage de l'image à traiter, et les résultats de la segmentation et de la classification.

Nous présentons dans (Figure 4.24) les différents aspects (éléments) de notre application.

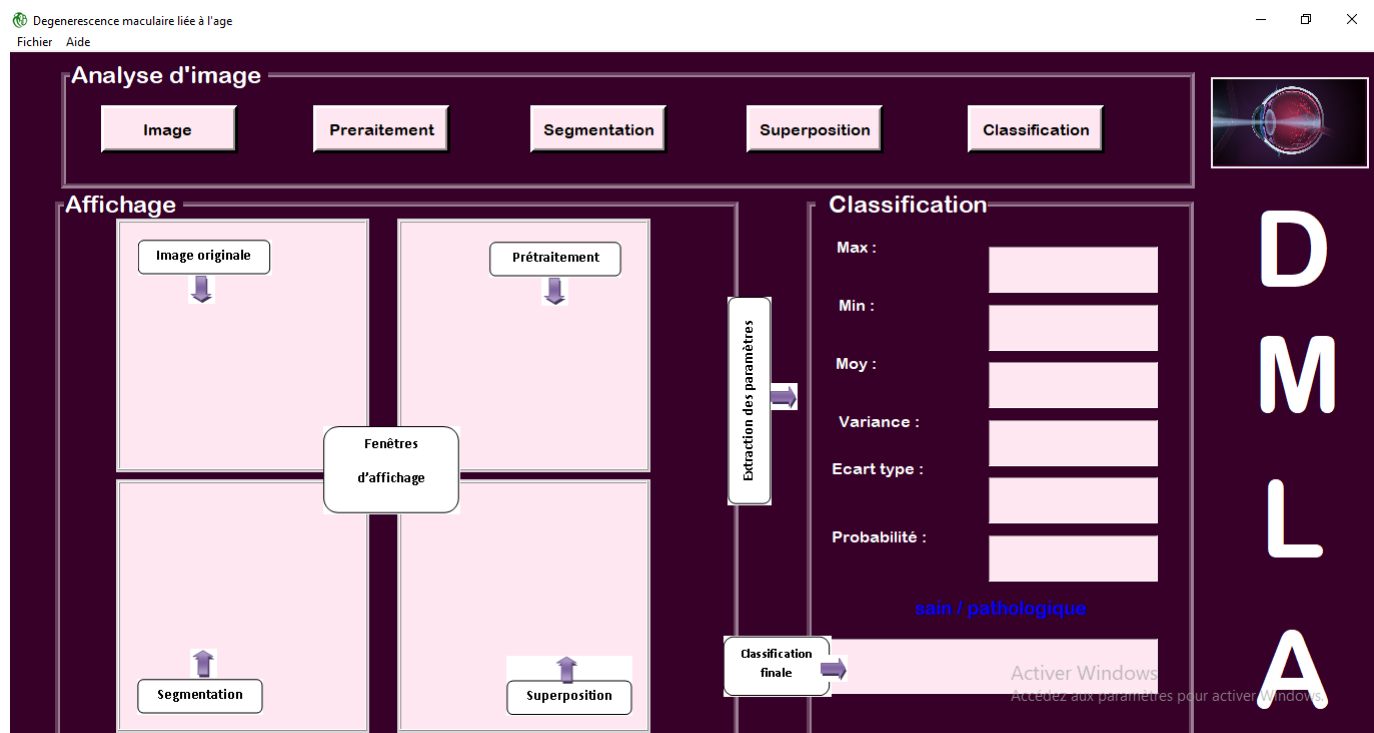


FIGURE 4.24: Fenêtre principale.

### Composition de la fenêtre

L'interface est composé de :

### 1. Deux Menus (Barre d'outils) :

- **Fichier** : Permet d'accéder aux fonctions de gestion de fichier. Il contient deux sous menus, l'un pour fermer l'image, et l'autre pour quitter la fenêtre.
- **Aide** : Pour l'obtention de l'aide, sur le fonctionnement des différents boutons, et paramètres de l'interface (Figure 4.25)

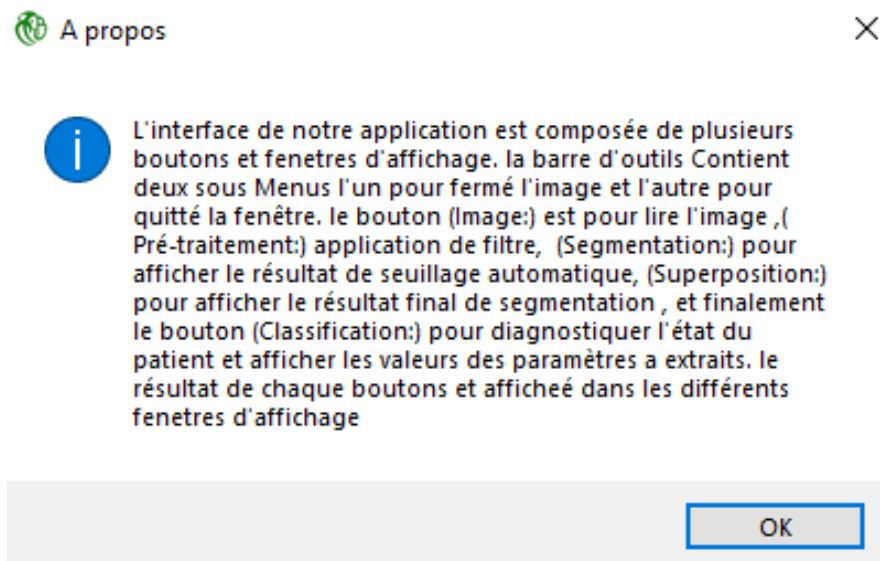


FIGURE 4.25: A propos d'interface.

### 2. Cinq boutons:

- **Image**: pour lire l'image à traiter ;
- **Pré-traitement**: application du filtre gaussien ou bilatéral ;
- **Segmentation**: pour afficher le résultat du seuillage automatique(Otsu);
- **Superposition**: pour afficher le résultat final de la segmentation ;
- **Classification**: pour diagnostiquer l'état du patient et afficher les valeurs des paramètres à extraire.

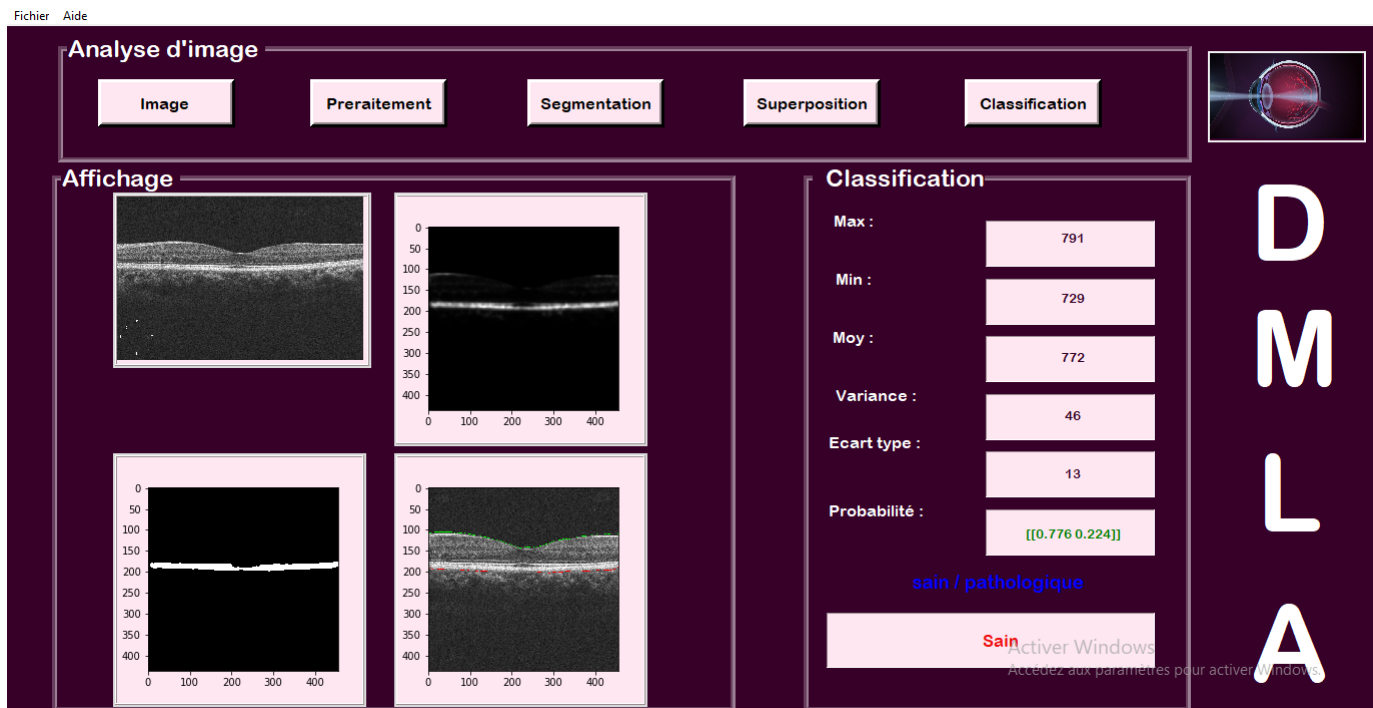
### 3. Six fenêtres d'affichage:

- Image originale;
- Image prétraitée;
- Image segmentée avec la méthode d'Otsu;
- La superposition finale;
- Eextraction des paramètres;
- Classification finale.

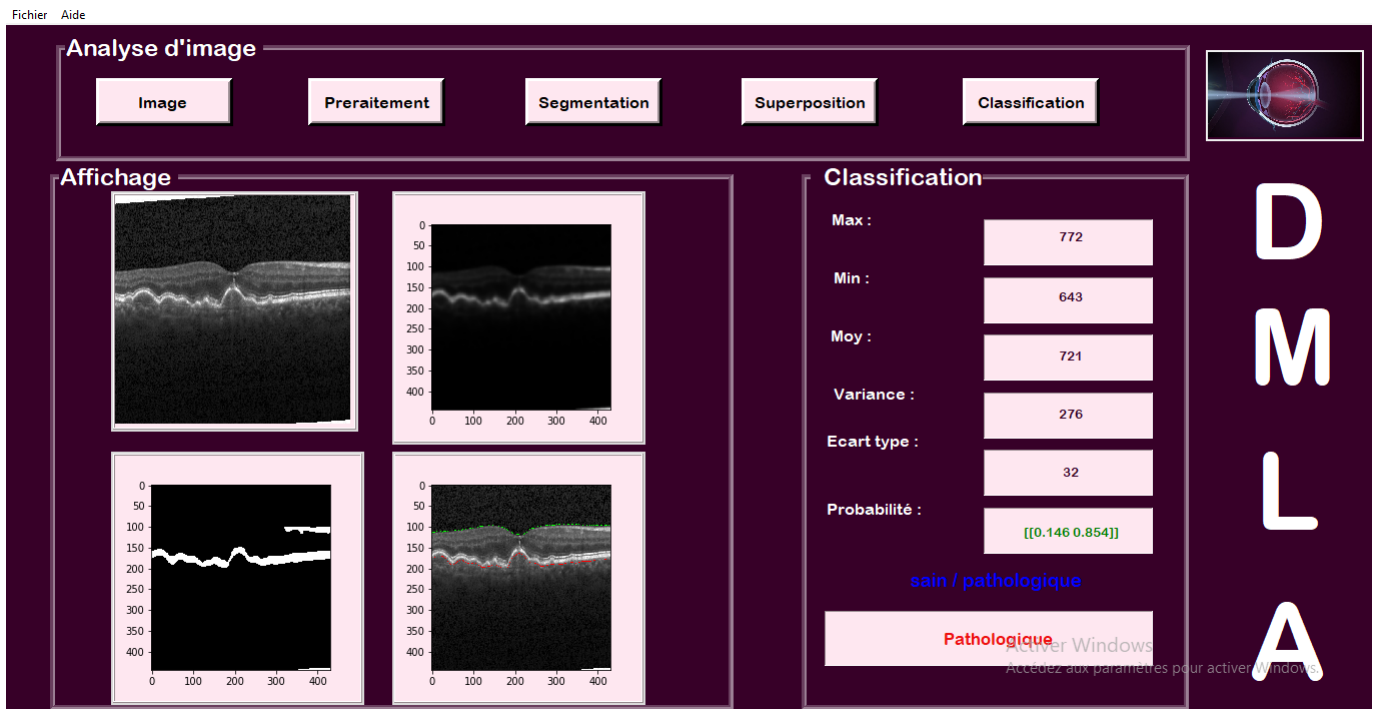
## Aperçu des résultats dans l'interface

Les figures 4.26(a) et 4.26(b) donnent respectivement, la représentation des résultats obtenus, pour le patient1 et le patient2.

## Résultats



(a)



(b)

FIGURE 4.26: Représentation des résultats dans l'interface. (a) Patient 1 (sain), (b) Patient 2 (Pathologique)

## Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'algorithme de notre méthode. Nous avons expliqué chaque étape de cet algorithme. Nous avons donné et interprété les résultats obtenus, à chacune de ces étapes, sur 2 images, l'une d'un patient sain, et l'autre celle d'un patient pathologique. Nous avons fait une étape de classification, pour différencier entre les sujets sains, et ceux pathologiques. Nous avons évalué quantitativement cette classification, et l'avons comparé aux méthodes existantes dans la bibliographie. Nous avons terminé notre travail par la présentation de l'interface graphique, que l'on a réalisée.

# Conclusion générale

L'objectif de ce mémoire était la conception et le développement d'un algorithme d'analyse d'images rétiniennes, afin de faciliter et d'améliorer le diagnostic de la dégénérescence maculaire, liée à l'âge.

Nous avons présenté des algorithmes, que nous avons développés, dans le but de détecter des drusens, qui se trouvent au niveau de la ligne RPE de la rétine, et de classifier les patients automatiquement en deux catégories : sains ou pathologiques.

Les méthodes de détection des drusens et de classification des images OCT peuvent être utilisées, pour mettre en place un système de dépistage semi-automatique.

L'analyse d'images peut fournir des outils pour un meilleur suivi de la maladie. Différents algorithmes ont été présentés, en tenant compte de différentes techniques, comme le filtrage, le seuillage, l'apprentissage pour réaliser notre algorithme.

Nous avons développé deux algorithmes :

- Un premier algorithme de détection des drusens, à l'aide du seuillage automatique (Otsu), et du modèle de « Chan-Vese ».
- Le deuxième algorithme a pour but la classification binaire des images OCT, basée sur l'utilisation d'un algorithme de classification supervisée « Random Forest ».

Bien que les méthodes présentées, concernant la segmentation, fonctionnent correctement sur la plupart des images d'OCT, il reste cependant toujours des cas très difficiles

à traiter. Néanmoins, il y a toujours des images qui représentent des cas difficiles à segmenter, même si les algorithmes sont puissants : des images qui sont floues et très mal contrastées, et surtout les images pathologiques (dans le cas minime de la DMLA).

Comme le système proposé permet une bonne détection automatique des drusens, et une bonne prédiction de la maladie, il peut être utilisé par des médecins ophtalmologues pour l'aide au diagnostic, afin de leur fournir un second avis.

En perspectives, nous recommandons comme travaux de recherche futurs, de réaliser des algorithmes automatiques pour la détection de la ligne RPE, et réaliser un système de classification des différents stades de la dégénérescence maculaire, liée à l'âge (Humide, Sèche).

# A Annexe

Dans cette annexe nous présentons les résultats de notre segmentation sur différents patients et la segmentation des coupes OCT des deux patients (sain et pathologique) qu'on a utilisés pour la visualisation de la ligne RPE en 3D.

- Cas sains

La figure A.1 présente les résultats de segmentation de plusieurs lignes RPE pour des images saines, et la figure A.2 présente la superposition des lignes RPE sur les images originales.

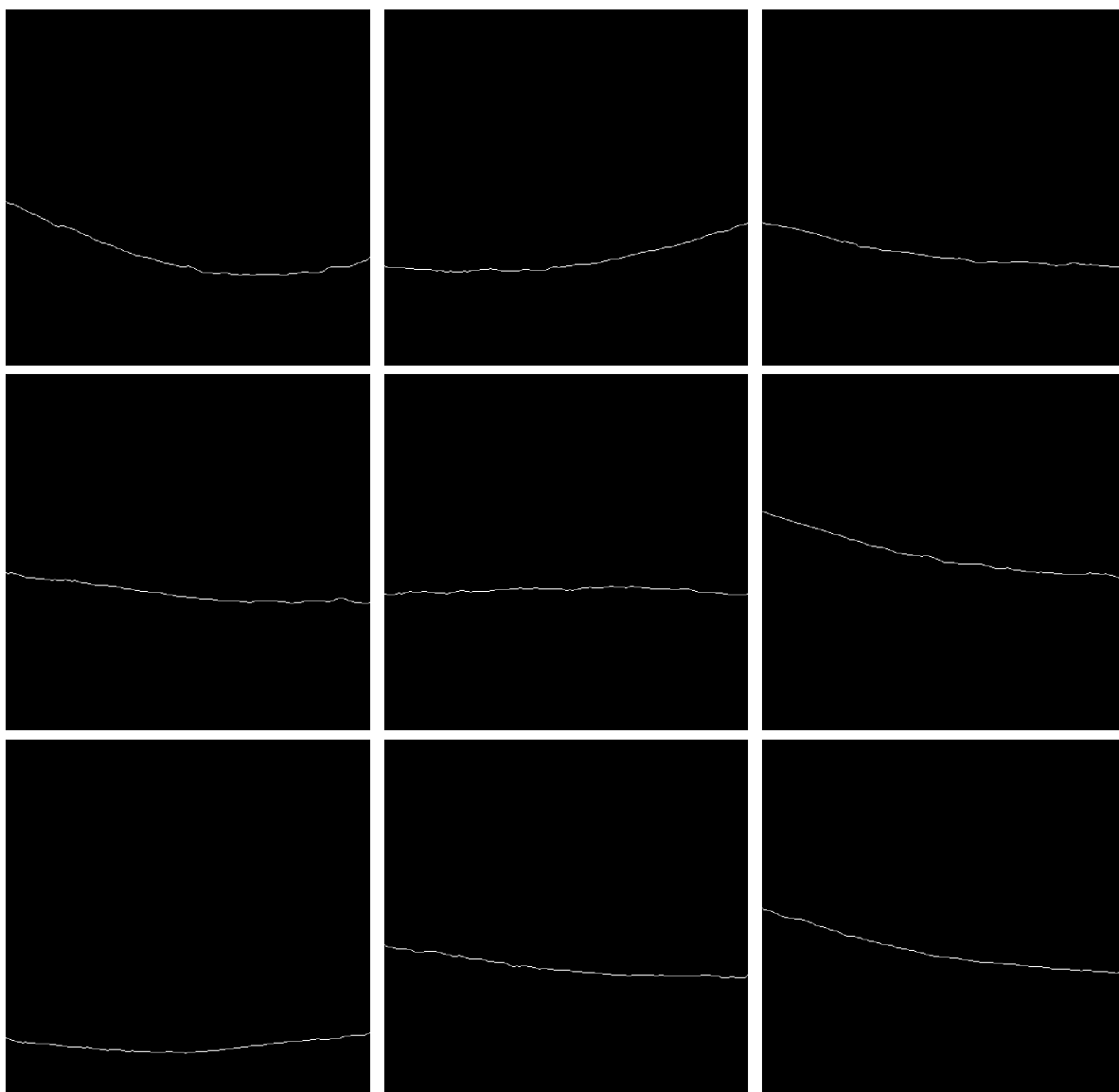


FIGURE A.1: Résultats de segmentation des 9 images OCT saines.

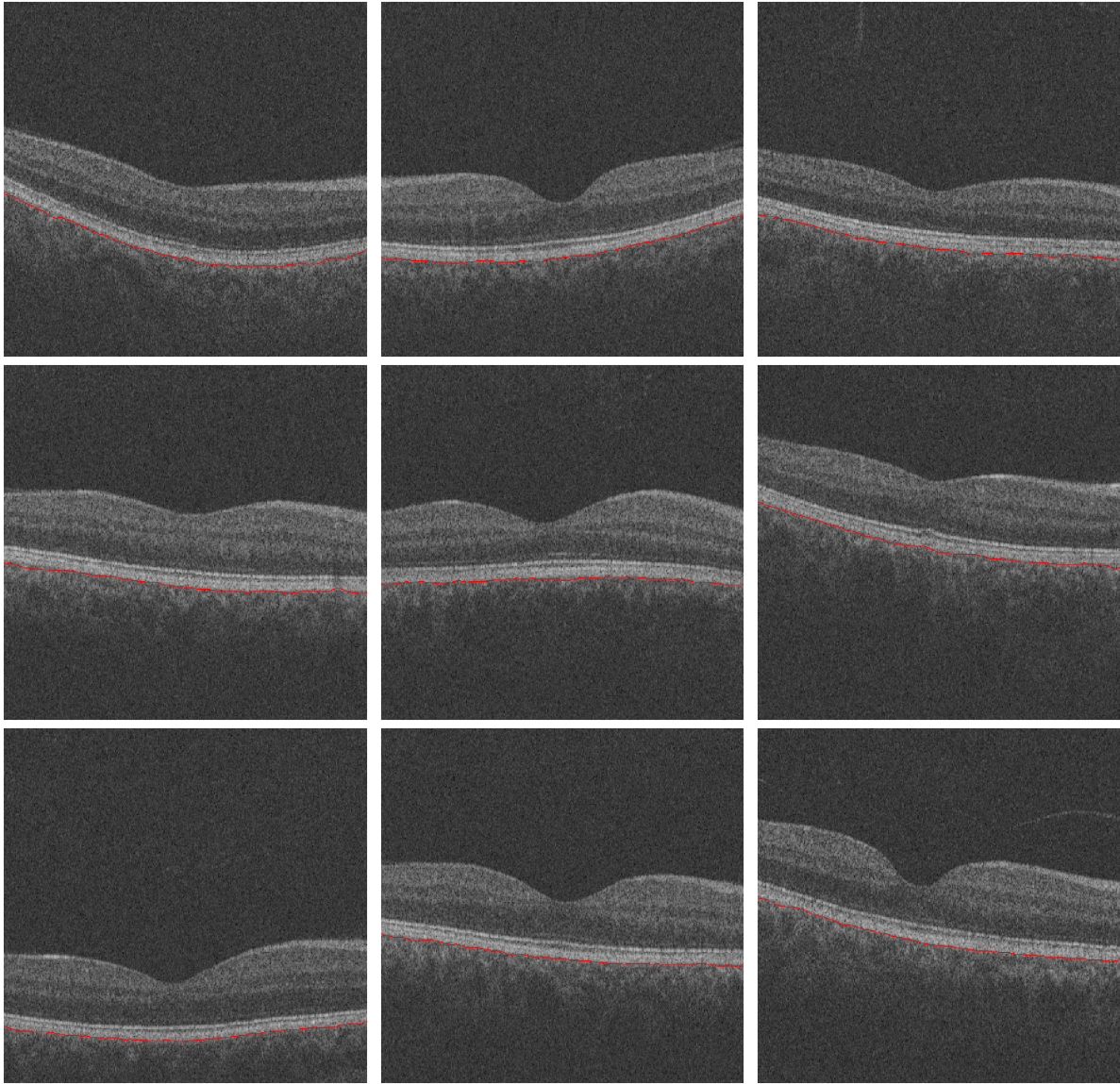


FIGURE A.2: Résultats de superposition des 9 images OCT saines



- Cas pathologiques

La figure A.3 présente les résultats de segmentation de plusieurs lignes RPE pour des images saines, et la figure A.4 présente la superposition des lignes RPE sur les images originales.

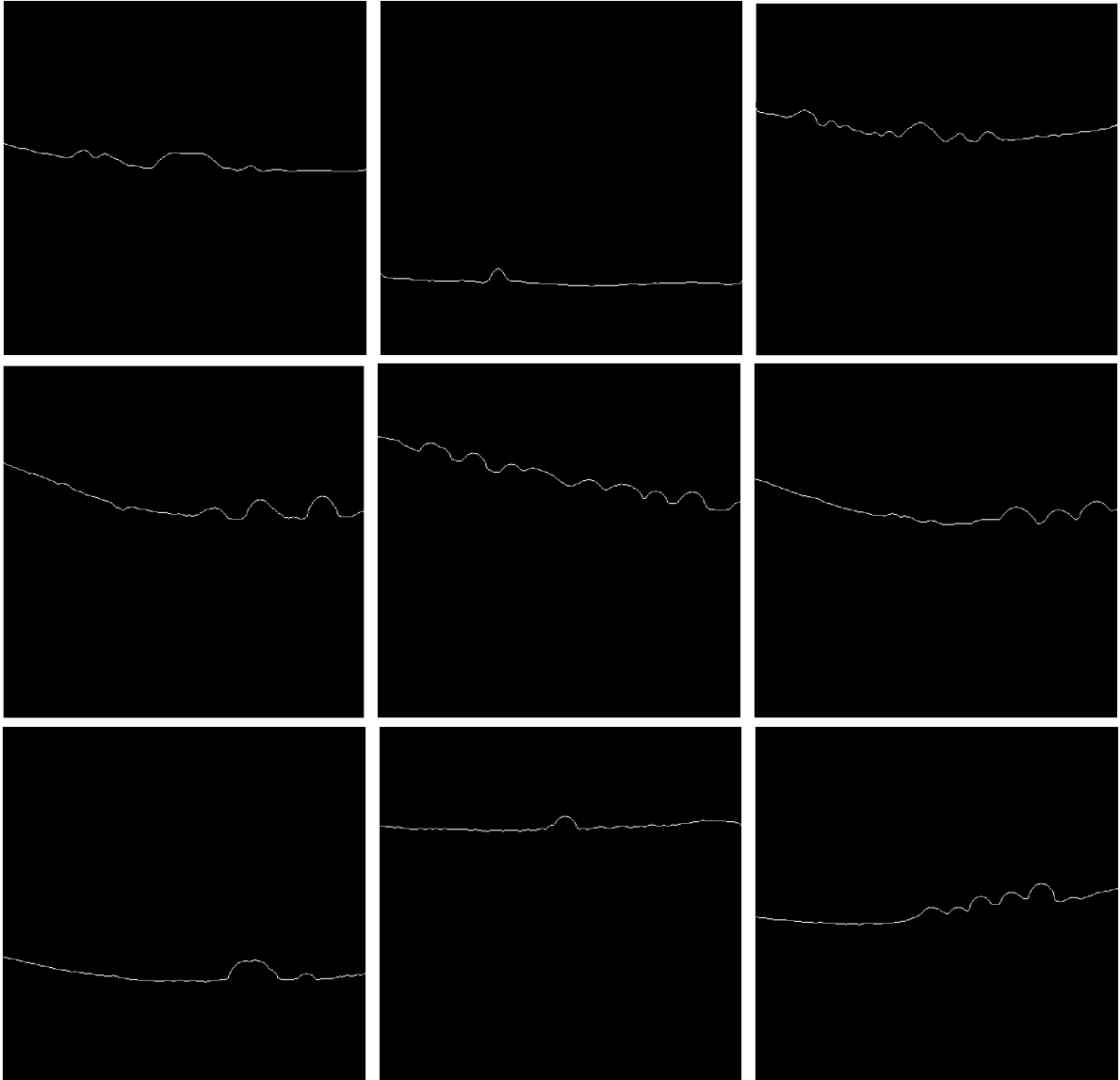


FIGURE A.3: Résultats de segmentation de 9 images OCT pathologiques

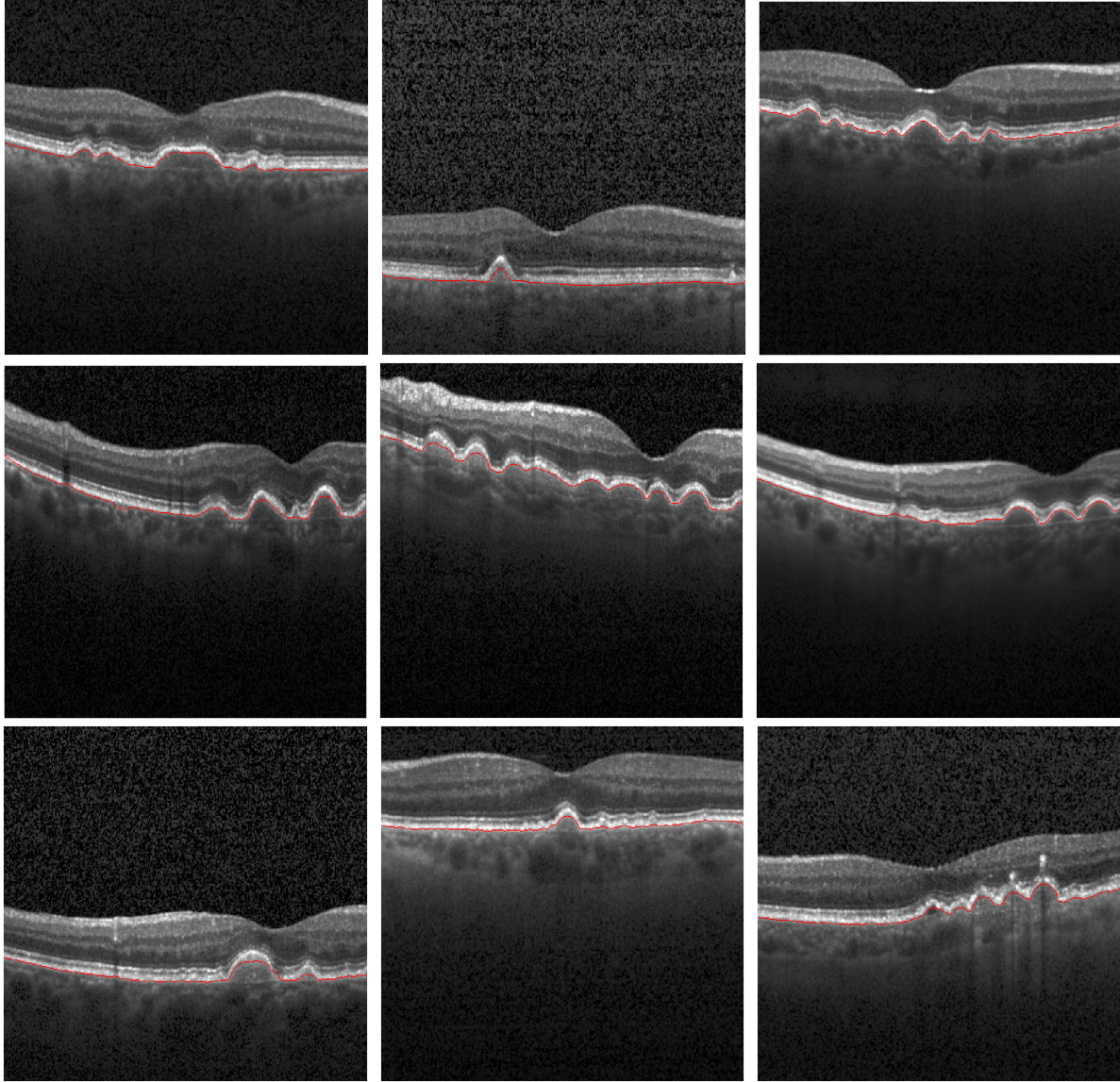


FIGURE A.4: Résultats de superposition des 9 images OCT pathologiques

- Coupes saine

La figure A.5 présente les résultats de segmentation de plusieurs coupes OCT pour une image saines, et la figure A.6 présente la superposition des lignes RPE sur les coupes originales.

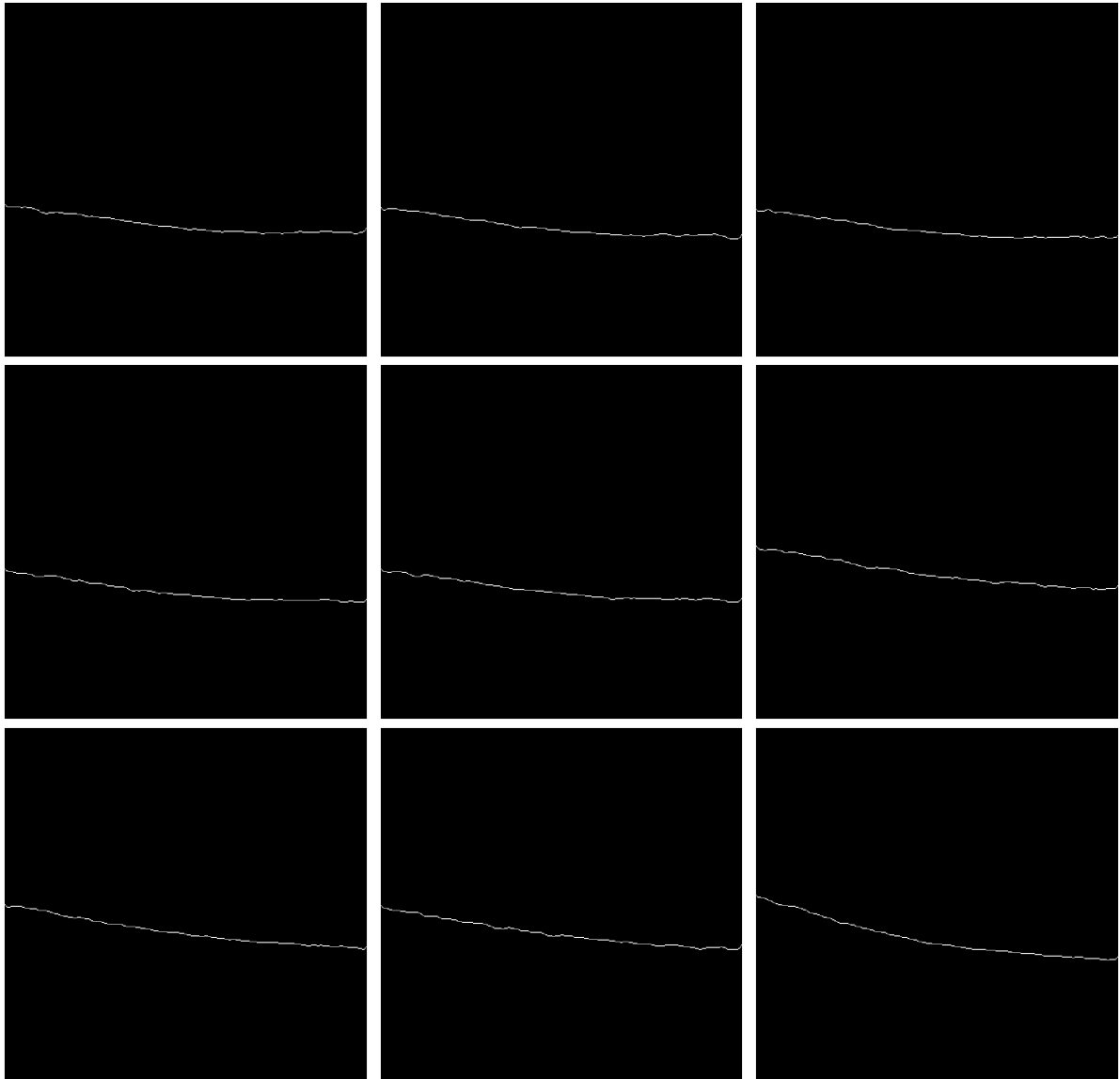


FIGURE A.5: Résultats de segmentation de 9 coupes OCT saines

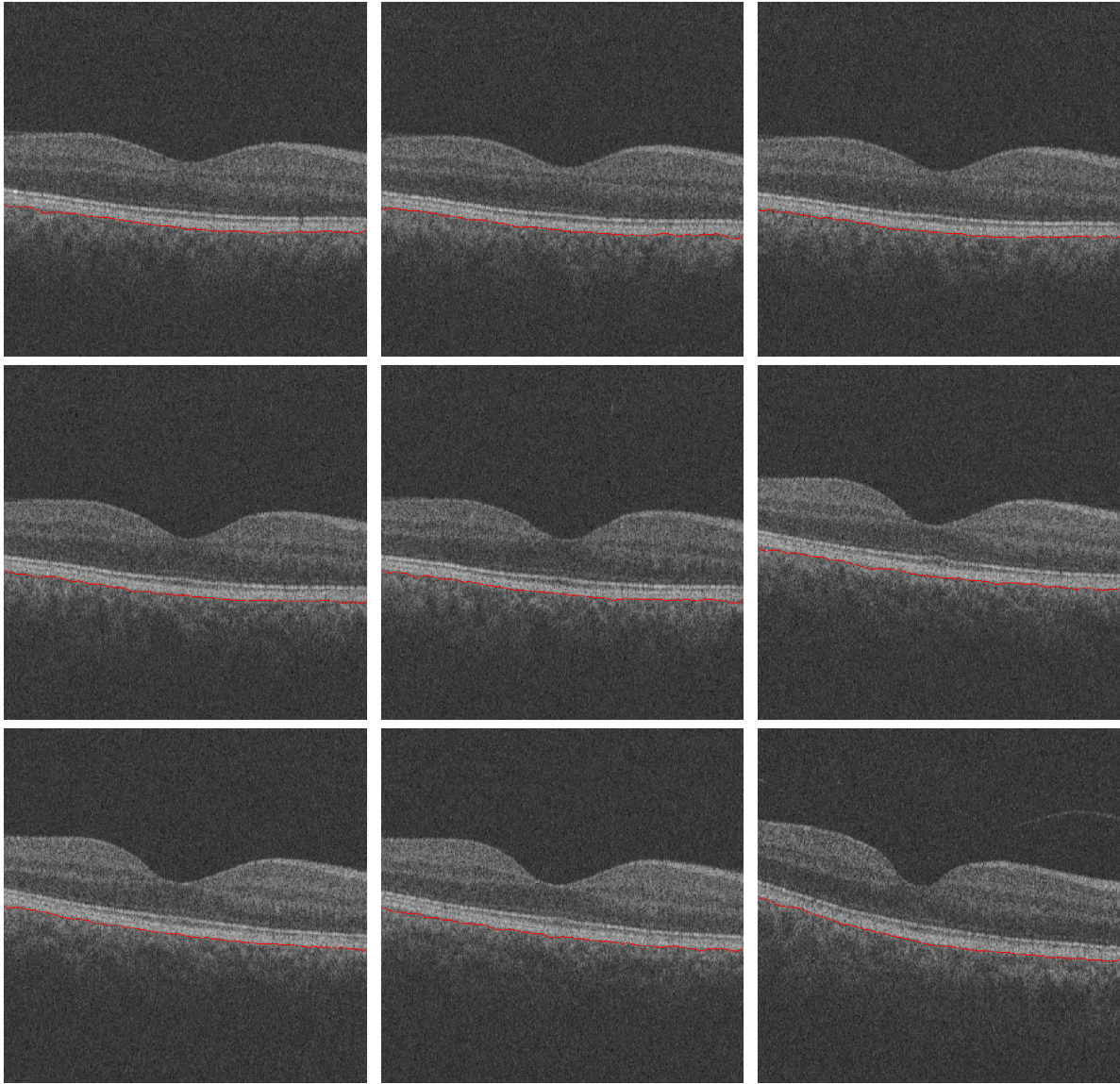


FIGURE A.6: Résultats de superposition de 9 coupes OCT saines

- **Coupes pathologiques**

La figure A.7 présente les résultats de segmentation de plusieurs coupes OCT pour une image saines, et la figure A.8 présente la superposition des lignes RPE sur les coupes originales.

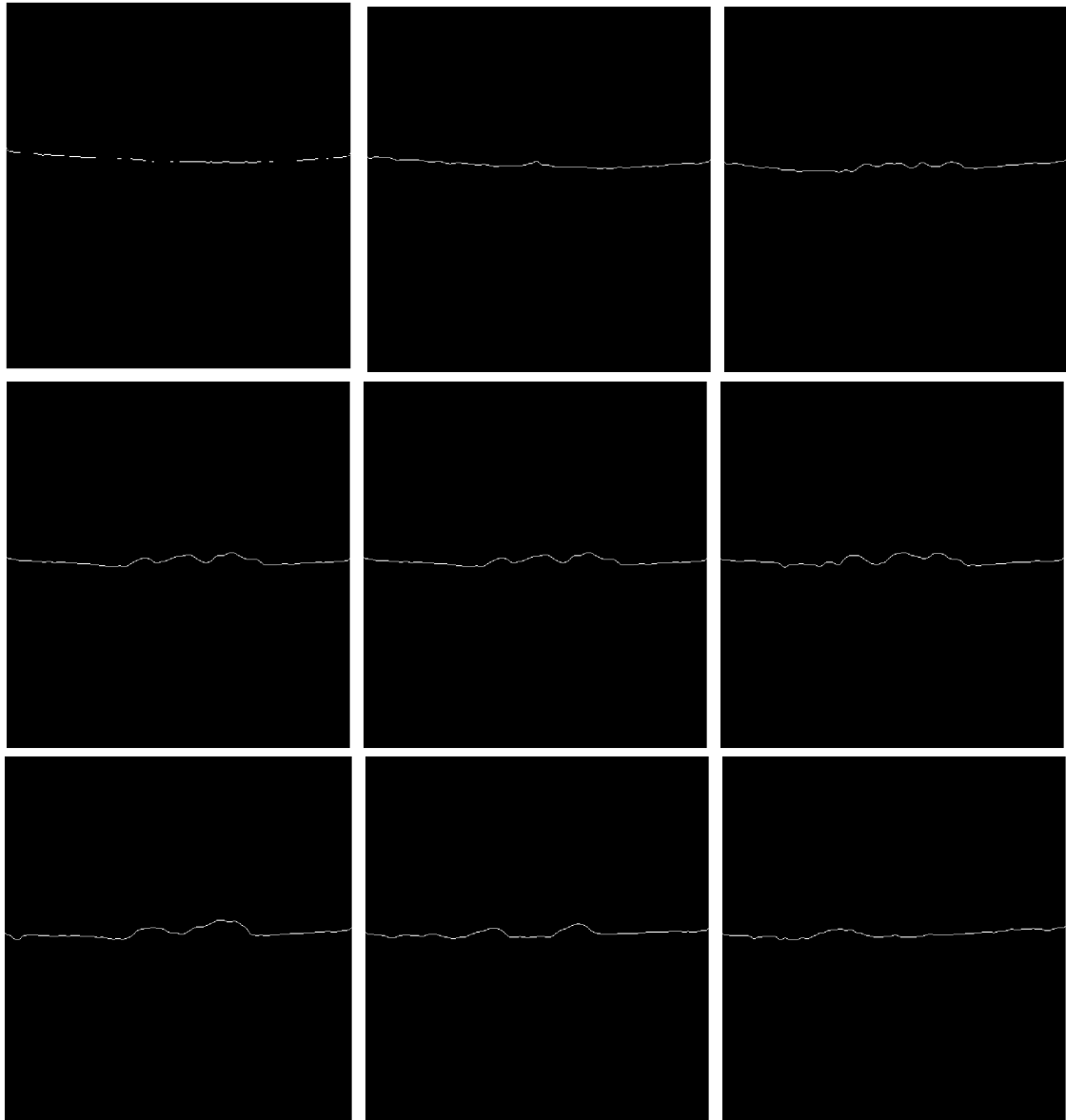


FIGURE A.7: Résultats de segmentation de 9 coupes OCT pathologiques

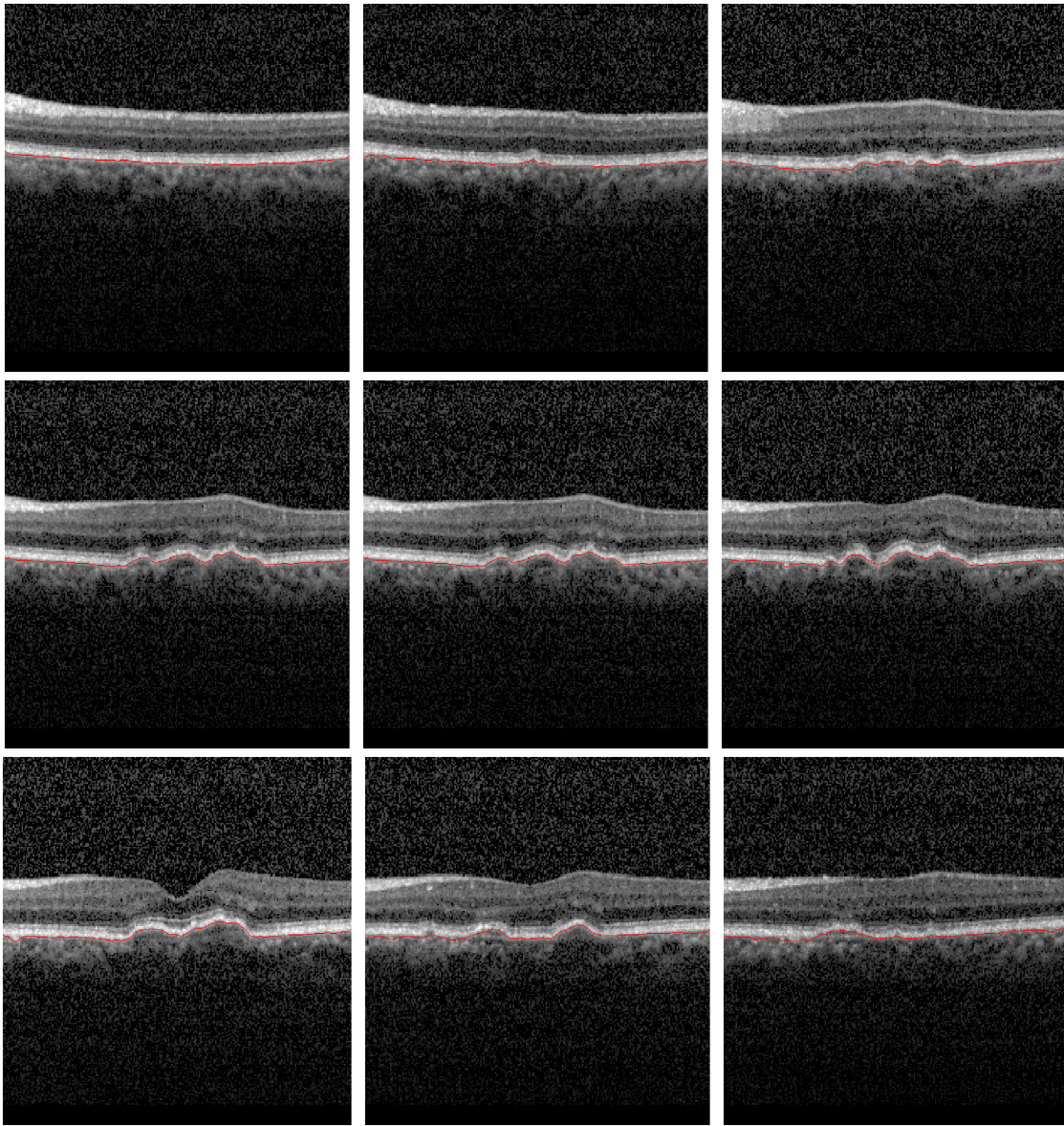


FIGURE A.8: Résultats de superposition de 9 coupes OCT pathologiques

# Bibliography

- [1] E Bonneau. "Dépistage visuel précoce chez l'enfant de moins de 3 ans: Impact d'une Formation Médicale Continue sur la pratique et la faisabilité des tests de dépistage visuel en médecine générale". In: *Th D Med, Paris 7* (2010).
- [2] Naïma Chalour. "La réponse des cellules gliales de Müller à l'amyloïde- $\beta$  et au stress oxydant dans la dégénérescence rétinienne". PhD thesis. Paris 5, 2012.
- [3] Caroline Crotti. "Chirurgie du segment antérieur de l'oeil et traitement du glaucome assistés par laser femtoseconde et imagerie de tomographie par cohérence optique". PhD thesis. 2011.
- [4] Feroui Amel and Bessaid Abdelhafid. "Analyse des images couleur du fond d'œil pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie: application à la détection des pathologies rétiniennes". PhD thesis. These de doctorat, université de Tlemcen-faculté de la technologie . . . , 2014.
- [5] Brahim El Mathari. "Rôle de la protéine dystrophine Dp71 dans l'inflammation vasculaire rétinienne". PhD thesis. 2014.
- [6] Aude Massé. "Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age". In: (2015).
- [7] Thanh Vân Phan. "Développement et validation d'un système automatique de classification de la dégénérescence maculaire liée à l'âge". PhD thesis. École Polytechnique de Montréal, 2015.
- [8] *DEGENERESCENCE MACULAIRE LIEE A L'AGE (DMLA)*. <http://www.medecine.upstlse.fr/dcem3/module05/60-poly-dmla.pdf>. 2006.
- [9] Sina Farsiu et al. "Fast detection and segmentation of drusen in retinal optical coherence tomography images". In: *Ophthalmic Technologies XVIII*. Vol. 6844. International Society for Optics and Photonics. 2008, p. 68440D.
- [10] Akshaya Mishra et al. "Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography images". In: *Optics express* 17.26 (2009), pp. 23719–23728.
- [11] Stephanie J Chiu et al. "Validated automatic segmentation of AMD pathology including drusen and geographic atrophy in SD-OCT images". In: *Investigative ophthalmology & visual science* 53.1 (2012), pp. 53–61.
- [12] Naoki Takeno et al. "A proposal of extracting retinal boundaries for optical coherence tomography using three dimensional active grid". In: *The 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems, and The 13th International Symposium on Advanced Intelligence Systems*. IEEE. 2012, pp. 799–802.
- [13] Matthäus Pilch et al. "Automated segmentation of pathological cavities in optical coherence tomography scans". In: *Investigative ophthalmology & visual science* 54.6 (2013), pp. 4385–4393.
- [14] Pascal A Dufour et al. "Graph-based multi-surface segmentation of OCT data using trained hard and soft constraints". In: *IEEE transactions on medical imaging* 32.3 (2012), pp. 531–543.

- [15] Qiang Chen et al. "Automated drusen segmentation and quantification in SD-OCT images". In: *Medical image analysis* 17.8 (2013), pp. 1058–1072.
- [16] Mahdad Esmaeili, Alireza Mehri Dehnavi, and Hossein Rabbani. "3D curvelet-based segmentation and quantification of drusen in optical coherence tomography images". In: *Journal of Electrical and Computer Engineering* 2017 (2017).
- [17] Jathurong Sugmk, Supapom Kiattisin, and Adisom Leelasantitham. "Automated classification between age-related macular degeneration and diabetic macular edema in OCT image using image segmentation". In: *The 7th 2014 biomedical engineering international conference*. IEEE. 2014, pp. 1–4.
- [18] Appaji M Abhishek et al. "Segmentation and analysis of retinal layers (ILM & RPE) in optical coherence tomography images with edema". In: *2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)*. IEEE. 2014, pp. 204–209.
- [19] Mahdi Salarian et al. "Accurate segmentation of retina nerve fiber layer in OCT images". In: *2015 IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT)*. IEEE. 2015, pp. 653–656.
- [20] Ferdinand G Schlanitz et al. "Identification of drusen characteristics in age-related macular degeneration by polarization-sensitive optical coherence tomography". In: *American journal of ophthalmology* 160.2 (2015), pp. 335–344.
- [21] Jorge Oliveira et al. "Sparse high order potentials for extending multi-surface segmentation of OCT images with drusen". In: *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE. 2015, pp. 2952–2955.
- [22] Samra Naz et al. "Automated segmentation of RPE layer for the detection of age macular degeneration using OCT images". In: *2016 Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*. IEEE. 2016, pp. 1–4.
- [23] Samina Khalid et al. "Automated segmentation and quantification of Drusen in Fundus and optical coherence tomography images for detection of ARMD". In: *Journal of digital imaging* 31.4 (2018), pp. 464–476.
- [24] Jorge Oliveira et al. "Drusen detection in OCT images with AMD using random forests". In: *2017 IEEE 5th Portuguese Meeting on Bioengineering (ENBENG)*. IEEE. 2017, pp. 1–4.
- [25] Rui Zhao et al. "Automated drusen detection in dry age-related macular degeneration by multiple-depth, en face optical coherence tomography". In: *Biomedical optics express* 8.11 (2017), pp. 5049–5064.
- [26] Abdolreza Rashno et al. "Automated intra-retinal, sub-retinal and sub-rpe cyst regions segmentation in age-related macular degeneration (amd) subjects". In: *Investigative Ophthalmology & Visual Science* 58.8 (2017), pp. 397–397.
- [27] Dafydd Ravenscroft et al. "Learning feature extractors for AMD classification in OCT using convolutional neural networks". In: *2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. IEEE. 2017, pp. 51–55.
- [28] Luis de Sisternes et al. "Automated intraretinal segmentation of SD-OCT images in normal and age-related macular degeneration eyes". In: *Biomedical optics express* 8.3 (2017), pp. 1926–1949.
- [29] Jorge Oliveira et al. "Multi-surface segmentation of OCT images with AMD using sparse high order potentials". In: *Biomedical optics express* 8.1 (2017), pp. 281–297.



- [30] Erich Götzinger et al. "Retinal pigment epithelium segmentation by polarization sensitive optical coherence tomography". In: *Optics express* 16.21 (2008), pp. 16410–16422.
- [31] Jelena Novosel et al. "Joint segmentation of retinal layers and focal lesions in 3-D OCT data of topologically disrupted retinas". In: *IEEE transactions on medical imaging* 36.6 (2017), pp. 1276–1286.
- [32] Shinnosuke Azuma et al. "Pixel-wise segmentation of severely pathologic retinal pigment epithelium and choroidal stroma using multi-contrast Jones matrix optical coherence tomography". In: *Biomedical optics express* 9.7 (2018), pp. 2955–2973.
- [33] Abhay Shah et al. "Multiple surface segmentation using convolution neural nets: application to retinal layer segmentation in OCT images". In: *Biomedical optics express* 9.9 (2018), pp. 4509–4526.
- [34] Muhammad Majid Sharif, Muhammad Usman Akram, and Asad Waqar Malik. "Extraction and Analysis of RPE layer from OCT Images for Detection of Age Related Macular Degeneration". In: *2018 IEEE 20th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*. IEEE. 2018, pp. 1–6.
- [35] Laifeng Huang et al. "Automatic classification of retinal optical coherence tomography images with layer guided convolutional neural network". In: *IEEE Signal Processing Letters* 26.7 (2019), pp. 1026–1030.
- [36] A González-López et al. "Robust segmentation of retinal layers in optical coherence tomography images based on a multistage active contour model". In: *Heliyon* 5.2 (2019), e01271.
- [37] Ali Serener and Sertan Serte. "Dry and wet age-related macular degeneration classification using oct images and deep learning". In: *2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT)*. IEEE. 2019, pp. 1–4.
- [38] Zailiang Chen et al. "Automated segmentation of fluid regions in optical coherence tomography B-scan images of age-related macular degeneration". In: *Optics & Laser Technology* 122 (2020), p. 105830.
- [39] Mourad Guemmini. "Filtrage bilatérale appliqué sur des images bruitées". In: (2013).
- [40] Wiem Fourati and Mohamed Salim Bouhlel. "Techniques de Débruitage d'Images". In: *5th Int. Conf. Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications*. 2009, pp. 22–26.
- [41] Nawel Saâdi. "Etude comparative entre le débruitage d'images par des méthodes classiques et par le filtre bilatéral". In: (2015).
- [42] Rabeb Ben Kahla, Abdelwahed Barkaoui, and Tarek Merzouki. *Méthode des éléments finis et techniques d'imagerie médicale en biomécanique osseuse*. ISTE Group, 2020.
- [43] Abderrahim Aggoun and Soumia Oubadi. "Etude comparative entre les méthodes de Binarisation des images". In: (2019).
- [44] Mohamed Amine Guerroudji. "Segmentation des clichés mammographiques en vue de la détection des foyers de micro-calcifications mammaires: application à la base de données CHU de Tizi-Ouzou". PhD thesis. Université Mouloud Mammeri, 2017.

- [45] Fernand Meyer. “Adjonctions : érosion et dilatation géodésique”. Lecture. Centre de Morphologie, Mines-ParisTech, France, May 2016. URL: <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/cel-01534189>.
- [46] DIB Riad, Karim MOKRANI, and Abdenour MEKHMOUKH. “Modèle de Chan&Vese avec terme de lissage: application en imagerie médicale”. In: ().
- [47] Lamine Zina. “L’Extraction D’Objets Basés Sur Les Contours Actifs: Application Sur Les Images Mammographiques”. PhD thesis. Université Mouloud Mammeri, 2017.
- [48] Tony F Chan and Luminita A Vese. “Active contours without edges”. In: *IEEE Transactions on image processing* 10.2 (2001), pp. 266–277.
- [49] Ahmed Dirami. “Segmentation d’images bruitées utilisant la dérivée topologique”. PhD thesis. Université Mouloud Mammeri, 2013.
- [50] Settouti Nesma and Bechar Mohammed El Amine. “Les Forêts Aléatoires en Apprentissage Semi-Supervisé (Co-forest) pour la segmentation des images rétiniennes”. In: (2015).
- [51] Daniel S Kermany et al. “Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning”. In: *Cell* 172.5 (2018), pp. 1122–1131.
- [52] Rahele et Rabbani Hossein et Akhlagi Mohammadreza et autres Mahmudi Tahereh et Kafieh. “Comparaison des OCT maculaires dans les yeux droit et gauche de personnes normales”. In: *Imagerie médicale 2014: Applications biomédicales en imagerie moléculaire, structurelle et fonctionnelle*. Vol. 9038, 90381W.
- [53] Monique Le Guen. “La boîte à moustaches de TUKEY, un outil pour initier à la statistique”. In: (2001).

# *Remerciements*

Avant tout, je remercie Dieu tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour terminer ce modeste travail.

Mes sincères remerciements à Mr Y.CHERFFA et Mme A.CHERFA, pour tous leurs précieux conseils et les orientations donnés lors de la réalisation de ce travail.

Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements à Mr BOUACHERIA pour son aide et ses encouragements.

Je remercie aussi les membres du jury pour avoir accepté d'examiner ce mémoire.

Mes plus chaleureux remerciements vont à mes parents, pour le soutien que je trouve toujours auprès de vous ainsi que pour votre aide et vos conseils tout au long de mes études. A ma soeur, pour être toujours présente à mes côtés, et à mon petit frère.

Je renouvelle mes vifs remerciements à tous mes amis, pour tous les bons moments passés ensemble pendant nos études.

# Resume

ملخص: الضمور البقعي المرتبط بالعمر (DMLA) هو سبب رئيسي للعمى وضعف البصر لدى كبار السن. نقترح في عملنا نظام معالجة الصور الذي يهدف إلى تحليل صور التصوير المقطعي بالتماسك البصري (OCT) لاستخراج الآفات المرتبطة بال (DMLA)، وتصنيف الصور إلى فئتين: صور صحية أو صور مرضية. يعتمد النظام المقترح على نموذج Chan – Vese لتجزئة الحدود الداخلية لمركب ظهارة صبغة الشبكية (RPE) ومصنف RandomForest لتحقيق التصنيف الموصى به. يتم اختبار الخوارزميات المطورة على مجموعة من الصور لقواعد البيانات المستخدمة ويتم تقييم النتائج التي حصلنا عليها من خلال مقارنة النتائج مع الأبحاث الموجودة في هذا المجال.

الكلمات المفتاحية: الضمور البقعي المرتبط بالعمر، التصوير المقطعي للتماسك البصري، البراريق،

*RandomForest ، Chan – Vese*

**Résumé:** La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA) est une des principales causes de cécité, et de déficience visuelle chez les personnes âgées. Nous proposons dans notre travail un système de traitement d'images, dont le but est l'analyse des images de la Tomographie par Cohérence Optique (OCT), pour extraire les lésions, liées à la DMLA (Drusens), et pour classifier les images en deux catégories : des images saines et des images pathologiques. Le système proposé est basé sur le modèle de « Chan-Vese », pour la segmentation de la limite interne du complexe d'Epithélium Pigmentaire Rétinien (RPE), et un classificateur « Random forest », pour réaliser la classification recommandée. Les algorithmes développés sont testés sur un ensemble d'images, issues de bases de données, et l'évaluation des résultats que nous avons obtenus est effectuée, en faisant une comparaison des résultats, avec ceux obtenus à partir de travaux de recherche, existants dans ce domaine.

**Mot clés:** Dégénérescence maculaire liée à l'âge, Tomographie par cohérence optique, Drusens, Chan-Vese, Random forest.

**Abstract :** Age-related Macular Degeneration (AMD) is one of the leading causes of blindness and visual impairment in older population, we propose in our work an image processing system whose aim is to analyze Optical Coherence Tomography (OCT) images to extract lesions related to AMD (Drusens), and classify the images into two categories: healthy or pathological images. The proposed system is based on the «Chan-Vese» model for segmentation of the internal boundary of the Retinal Pigment Epithelium (RPE) complex, and a «Random forest» classifier to achieve the recommended classification. The developed algorithms are tested on a set of image databases, and their evaluation is obtained by comparing the results with existing research in this field.

**Keywords:** Age-related macular degeneration, optical coherence tomography, Drusens, Chan-Vese, Random forest.

# Sommaire

Remerciements

Résumé

Introduction générale

1

## 1 Aspet Médical

3

1.1	Anatomie de l'oeil[1]	3
1.2	Anatomie du globe oculaire	4
1.2.1	Le segment antérieur [2]	5
a	La cornée	5
b	L'iris	5
c	Le cristallin	5
d	L'humeur aqueuse	5
1.2.2	Le segment postérieur [3] [4] [5]	6
a	La rétine	6
b	La choroïde	7
c	La sclère	7
d	L'humeur vitrée	7
1.3	L'organisation cellulaire de la rétine[5]	7
1.3.1	La neurorétine	8
1.3.2	Les cellules gliales	9
1.3.3	Le système vasculaire	9
1.4	Les pathologies rétiniennes	10
1.5	La dégénérescence maculaire liée à l'age[6]	10
1.5.1	Les différentes formes cliniques	11
a	La Maculopathie Liée à l'Age (MLA)	11
b	La DMLA atrophique	11
c	La DMLA exsudative [7]	12
1.5.2	Les lésions histologiques de la DMLA[7]	13
a	Drusen miliaires	13
b	Drusen séreux	13
c	Drusen cuticulaire	14
1.6	Les signes cliniques [6]	14
1.7	Examen clinique [8] [6]	15
1.7.1	Examen de l'acuité visuelle	15
1.7.2	La grille d'Amsler	15
1.7.3	Examen de fond d'œil	16
1.8	Examen complémentaire [3]	17
1.8.1	La tomographie par cohérence optique	17
1.8.2	Le déroulement de l'examen	18
1.9	Traitements clinique de la DMLA [8]	18

1.9.1	Forme précoce . . . . .	18
1.9.2	Forme atrophique . . . . .	19
1.9.3	Forme exsudative . . . . .	19
<b>2</b>	<b>Etat de l'art</b>	<b>21</b>
2.1	Travaux antérieurs . . . . .	21
2.2	Discussion . . . . .	30
<b>3</b>	<b>Théorie des outils mathématique utilisés</b>	<b>33</b>
3.1	Outils de prétraitement . . . . .	33
3.1.1	Filtre Gaussien[39] . . . . .	33
3.1.2	Filtre bilatéral [40] . . . . .	34
3.1.3	Rehaussement de contraste . . . . .	36
3.2	Outils de segmentation . . . . .	37
3.2.1	Seuillage automatique (Otsu)[43] . . . . .	37
3.2.2	Morphologie mathématique [44] [45] . . . . .	40
	a Élément structurant . . . . .	40
	b Érosion . . . . .	41
	c Dilatation . . . . .	42
	d Reconstruction morphologique . . . . .	43
3.2.3	Level set . . . . .	44
3.2.4	Méthode de Chan-Vese[48] . . . . .	46
3.3	Outils de classification[50] . . . . .	48
3.3.1	Arbre de décision . . . . .	48
3.3.2	La forêt aléatoire . . . . .	50
<b>4</b>	<b>Implémentation, résultats et interprétation</b>	<b>53</b>
4.1	Description des bases de données utilisées . . . . .	53
4.2	Logiciel d'implémentation . . . . .	54
4.3	Organigramme général de système proposé . . . . .	55
4.4	Prétraitement . . . . .	57
4.4.1	Acquisition d'image . . . . .	57
4.4.2	Filtrage . . . . .	58
4.4.3	Amélioration du contraste . . . . .	62
4.5	Segmentation . . . . .	64
4.5.1	Binarisation d'image . . . . .	64
4.5.2	Suppression du complexe RNFL . . . . .	66
4.5.3	Segmentation de RPE . . . . .	70
4.5.4	Superposition . . . . .	72
4.5.5	Visualisation 3D . . . . .	73
4.6	Classification . . . . .	75
4.6.1	Extraction des paramètres . . . . .	75
4.6.2	Importance des paramètres . . . . .	80
4.6.3	Apprentissage et classification . . . . .	82
4.6.4	Evaluation des résultats . . . . .	83
4.7	Présentation de l'interface . . . . .	85
	<b>Conclusion générale</b>	<b>89</b>
<b>A</b>	<b>Annexe</b>	<b>91</b>



# Liste des figures

Figure 1.1	Représentation schématique de l'anatomie de l'œil . . . . .	4
Figure 1.2	Représentation schématique de La rétine . . . . .	6
Figure 1.3	L'organisation cellulaire de la rétine . . . . .	8
Figure 1.4	Représentation des couches de la rétine . . . . .	9
Figure 1.5	Représentation schématique de l'architecture vasculaire et de la circulation du sang de la rétine. A: artériole , V: veinule; flèches: inqiquent le sens de la circulation du sang. . . . .	10
Figure 1.6	Schéma discriptif de la Maculopathie Liée à l'Age . (a) Oeil sain, (b) Oeil avec MLA. . . . .	11
Figure 1.7	la DMLA atrophique. . . . .	12
Figure 1.8	Formation de la néovascularisation. (a) Réaction inflammatoire produisant les VEGF, (b) traversée des néovaissaux à travers la membrane de Bruch. . . . .	12
Figure 1.9	La présence des druses maculaires dans l'image rétinienne. . . . .	13
Figure 1.10	Types de drusen. (a) Drusen miliaires, (b) drusen séreux, (c) drusen cuticulaire. . . . .	14
Figure 1.11	Les signes cliniques de la DMLA. (a) Dimnution de l'acuité visuelle, (b) dimunition du contraste, (c) Déformation des lignes, (d) Apparition de tâches sombres centrales. . . . .	15
Figure 1.12	Examen de l'acuité visuelle. . . . .	16
Figure 1.13	La grille d'Amsler. (a) un patient normal,(b )un patient qui présente des signes de DMLA . . . . .	16
Figure 1.14	L'examen de fond d'œil .(a) L'appareil d'acquisition,(b) l'image de l'examen de fond d'œil . . . . .	17
Figure 1.15	L'apareil d'OCT. . . . .	17
Figure 2.1	Graphique récapitulatif des méthodes de prétraitement . . . . .	29
Figure 2.2	Graphique récapitulatif des méthodes de segmentation et classification . . . . .	30
Figure 3.1	Représentation d'une image filtrée par le filtre gaussien. (a) Image originale , (b) Image filtrée par un filtre gaussien. . . . .	34
Figure 3.2	Représentation d'une image filtrée par le filtre bilatéral. (a) Image originel, (b) Filtre bilatéral. . . . .	35
Figure 3.3	Correction gamma. (a) image originale; (b) : Image corrigée avec un gamma de 2; (c) Image corrigée avec un gamma de 0.25 respectivement. . . . .	37
Figure 3.4	Comparaison entre le seuillage automatique et le seuillage manulle. (a) Seuillage automatique; (b) Seuillage manuelle. . . . .	40
Figure 3.5	Formes géométriques d'un élément structurant. . . . .	41
Figure 3.6	Exemple simple d'érosion. . . . .	41
Figure 3.7	Exemple simple de dilataion. . . . .	42
Figure 3.8	Exemple de l'application de la reconstruction morphologique. . . . .	44



Figure 3.9	Exemple de représentation du contour par un ensemble des courbes de niveaux. . . . .	45
Figure 3.10	Courbe subissant une force normale. . . . .	45
Figure 3.11	Segmentation par la méthode Chan-Vese , selon les cas possibles de la position de la courbe. . . . .	47
Figure 3.12	Exemple d'arbre de décision. . . . .	49
Figure 3.13	Structure d'une forêt aléatoire. . . . .	50
Figure 4.1	Exemples d'images des deux bases de données utilisées. (a) Première base; (b) Deuxième base. . . . .	54
Figure 4.2	La distribution libre de langage de programmation python(Anaconda). . . . .	55
Figure 4.3	Schéma synoptique général de la méthode proposée. . . . .	56
Figure 4.4	Organigramme du prétraitement. . . . .	57
Figure 4.5	Exemple de représentation d'images couleur, converties en niveau de gris. (a) Image saine, (b) Image pathologique. . . . .	58
Figure 4.6	Application d'un filtre bilatéral avec différentes valeur de $\omega_c$ et $\omega_s$ . . . . .	59
Figure 4.7	Application d'un filtre gaussien avec différentes tailles de masque . . . . .	60
Figure 4.8	Résultat de filtrage. (a) : Image saine; (b) : Résultat de filtre gaussien sur l'image saine; (c) : Image pathologique, (d) : Résultat de filtre gaussien sur l'image pathologique. . . . .	61
Figure 4.9	L'amélioration du contraste avec différentes valeur de gamma . . . . .	62
Figure 4.10	Résultats finaux du prétraitement. (a) Image saine, améliorée avec la correction gamma ; (b) Image pathologique, améliorée avec la correction gamma . . . . .	63
Figure 4.11	Organigramme du Segmentation. . . . .	64
Figure 4.12	Résultat du seuillage automatique(Otsu). (a) Binarisation d'une image saine, (b) Binarisation d'une image pathologique. . . . .	65
Figure 4.13	Représentation des couche RPE et ILM, et le complexe RNFL. . . . .	66
Figure 4.14	Résultat de la Suppression du complexe RNFL. (a1) et (a2) Segmentation de la rétine, (b1) et (b2) ) Extraction des contours, (c1) et (c2) la couche ILM, (d1) et (d2) : Dilatation d'ILM, (e1) et (e2) : Reconstruction de RNFL, (f1) et (f2): Suppression de RNFL. . . . .	69
Figure 4.15	Résultats de la segmentation en fonction du nombre d'itérations. . . . .	70
Figure 4.16	Résultat Finale de segmentation. (a) Images saine, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta), (b) Images pathologique, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta) . . . . .	71
Figure 4.17	La superposition de la ligne RPE segmentée sur l'image originale. (a) Superposition sur une image saine, (b) Superposition sur une image pathologique. . . . .	72
Figure 4.18	Visualisation tridimensionnelle de la couche RPE. (a) Coupes OCT sain, (b) Coupes OCT pathologique. . . . .	74
Figure 4.19	Schéma synoptique général de la classification proposée des images OCT. . . . .	75
Figure 4.20	Les boîtes à moustaches de chaque paramètres. . . . .	79
Figure 4.21	Résultat de la régression logistique. (a) la fonction affine, (b) la courbe de la fonction sigmoïde. . . . .	80
Figure 4.22	La courbe de la fonction sigmoïde de la régression logistique. (a) Le maximum, (b) Le minimum (c) La moyenne, (d) La variance, (e) cart type. . . . .	81
Figure 4.23	Matrice de confusion. . . . .	83

Figure 4.24	Fenêtre principale. . . . .	85
Figure 4.25	A propos d'interface. . . . .	86
Figure 4.26	Représentation des résultats dans l'interface. (a) Patient 1 (sain), (b) Patient 2 (Pathologique) . . . . .	88
Figure A.1	Résultats de segmentation des 9 images OCT saines. . . . .	91
Figure A.2	Résultats de superposition des 9 images OCT saines . . . . .	92
Figure A.3	Résultats de segmentation de 9 images OCT pathologiques . . . . .	93
Figure A.4	Résultats de superposition des 9 images OCT pathologiques . . . . .	94
Figure A.5	Résultats de segmentation de 9 coupes OCT saines . . . . .	95
Figure A.6	Résultats de superposition de 9 coupes OCT saines . . . . .	96
Figure A.7	Résultats de segmentation de 9 coupes OCT pathologiques . . . . .	97
Figure A.8	Résultats de superposition de 9 coupes OCT pathologiques . . . . .	98

# Liste des tableaux

- Table 2.1 Récapitulation des travaux . . . . . 28
- Table 3.1 Tableau de comparaison entre l'érosion et la dilatation. . . . . 43
- Table 4.1 Caractéristiques de chaque base de données. . . . . 54
- Table 4.2 Exemple des cas utilisés pour l'apprentissage, avec les cas 0 sont sains  
et les cas 1 sont pathologiques. . . . . 77
- Table 4.3 Taux de prédiction des paramètres. . . . . 81
- Table 4.4 Performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes ex-  
istantes. . . . . 84

# Liste des abreviations

<b>DMLA</b>	<b>D</b> égénérescence <b>M</b> aculaire <b>L</b> iée à <b>A</b> ge
<b>AMD</b>	<b>A</b> ge related <b>M</b> acular <b>D</b> egeneration
<b>TCO</b>	<b>T</b> omographie par <b>C</b> ohérence <b>O</b> ptique
<b>OCT</b>	<b>O</b> ptical <b>C</b> oherence <b>T</b> omography
<b>EPR</b>	<b>E</b> pithélium <b>P</b> igmentaire <b>R</b> étinien
<b>MLE</b>	<b>M</b> embrane <b>L</b> imitante <b>E</b> xterne
<b>CPE</b>	<b>C</b> ouche <b>P</b> lexiforme <b>E</b> xterne
<b>CNI</b>	<b>C</b> ouche <b>N</b> ucléaire <b>I</b> nterne
<b>CPI</b>	<b>C</b> ouche <b>P</b> lexiforme <b>I</b> nterne
<b>CCG</b>	<b>C</b> ouche des <b>C</b> ellules <b>G</b> anglionnaires
<b>CFN</b>	<b>C</b> ouche des <b>F</b> ibres <b>N</b> erveuses
<b>MLI</b>	<b>M</b> embrane <b>L</b> imitante <b>I</b> nterne
<b>MLA</b>	<b>M</b> aculopathie <b>L</b> iée à l' <b>A</b> ge
<b>VEGF</b>	<b>V</b> ascular <b>E</b> ndothelia <b>G</b> rowth <b>F</b> actor
<b>AREDS</b>	<b>A</b> ge <b>R</b> elated <b>E</b> ye <b>D</b> isease <b>S</b> tudy
<b>RNFL</b>	<b>R</b> etinal <b>N</b> erve <b>F</b> iber <b>L</b> ayer
<b>OPL</b>	<b>O</b> uter <b>P</b> lexiform <b>L</b> ayer
<b>IS</b>	<b>I</b> nter <b>S</b> egment
<b>OS</b>	<b>O</b> uter <b>S</b> egment
<b>KNN</b>	<b>K</b> - <b>N</b> earest <b>N</b> eighbours
<b>SVM</b>	<b>S</b> upport <b>V</b> ector <b>M</b> achines
<b>3D</b>	<b>T</b> rois <b>D</b> imension
<b>OMD</b>	<b>O</b> edème <b>M</b> aculaire <b>D</b> iabétique
<b>SHOP</b>	<b>S</b> hop <b>H</b> igher <b>O</b> rders <b>P</b> otentials
<b>RBF</b>	<b>R</b> adial <b>B</b> asis <b>F</b> unction
<b>LMFB</b>	<b>L</b> eung and <b>M</b> alik <b>F</b> ilter <b>B</b> ank
<b>MB</b>	<b>M</b> embrane de <b>B</b> ruce
<b>CNN</b>	<b>C</b> onvolutional <b>N</b> eural <b>N</b> etworks
<b>RF</b>	<b>R</b> andom <b>F</b> orest
<b>OSC</b>	<b>O</b> verlapping <b>S</b> preading <b>C</b> enters
<b>U-Net</b>	<b>U</b> - <b>N</b> etwork
<b>BM3D</b>	<b>B</b> lock <b>M</b> atching <b>3</b> <b>D</b> imension
<b>AUC</b>	<b>A</b> rea <b>U</b> nder the <b>C</b> urve
<b>CV</b>	<b>C</b> han- <b>V</b> ese
<b>Open-CV</b>	<b>O</b> pen <b>C</b> omputer <b>V</b> ision
<b>RVB</b>	<b>R</b> ouge <b>V</b> ert <b>B</b> leu
<b>GRETLM</b>	<b>G</b> nu <b>R</b> egression <b>E</b> conometrics and <b>T</b> ime series <b>L</b> ibrary
<b>VP</b>	<b>V</b> rai <b>P</b> ositif
<b>VN</b>	<b>V</b> rai <b>N</b> égatif
<b>FP</b>	<b>F</b> aux <b>P</b> ositif
<b>FN</b>	<b>F</b> aux <b>N</b> égatif

# Introduction générale

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humains, à partir des différents phénomènes physiques, tels que la réfraction des rayons laser, l'absorption des rayons X, la radioactivité pour la scintigraphie, ... etc.

La tomographie par cohérence optique est une technique d'imagerie médicale, qui utilise une onde lumineuse, pour capturer des images tridimensionnelles, afin de visualiser les structures anatomiques de l'œil (la rétine, les couches rétinienne, la choroïde ... etc.). En fonction des changements qui se produisent au niveau de la rétine, les médecins peuvent diagnostiquer les maladies, qui affectent la vision (la dégénérescence maculaire liée à l'âge, l'œdème maculaire, la néovascularisation de la choroïde ... etc.).

La dégénérescence maculaire liée à l'âge est une maladie de la rétine, provoquée par une dégénérescence progressive de la macula (partie centrale de la rétine), qui peut apparaître à partir de l'âge de 50 ans, provoquant un affaiblissement important des capacités visuelles.

L'objectif principal de ce travail de recherche est de développer un système d'analyse des images numériques d'OCT, capable de détecter les premiers signes cliniques, produits par la dégénérescence maculaire liée à l'âge, et de classifier ces images en deux catégories (saines, pathologiques). Cette classification aide à déterminer le traitement optimal. La détection de la dégénérescence maculaire, liée à l'âge, est basée essentiellement sur la segmentation de la couche RPE de la rétine, qui est déformée à cause de la formation des drusens, si la DMLA est présente.

Ce document est divisé en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous présentons l'aspect médical de base, nécessaire pour la compréhension de la problématique proposée. L'anatomie générale de l'œil est décrite, puis une description de la DMLA, suivie par les examens cliniques, pour le diagnostic, ainsi que les examens complémentaires, les signes et les stades de DMLA. Enfin, les traitements de la DMLA sont décrits à la fin du chapitre.

Le deuxième chapitre sera consacré à l'étude bibliographique des différentes techniques, proposées pour la segmentation de la ligne RPE de la rétine, ainsi qu'à un aperçu général sur les différentes travaux de recherche de la classification de la DMLA (Normal, Pathologique, Sèche, Humide), étudiés dans l'état de l'art.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons les outils mathématiques utilisés dans le système d'analyse d'images proposé, avec une explication détaillée de chaque outil utilisé, à savoir, le filtre gaussien et le filtre bilatéral pour le prétraitement, le modèle de « Chan-Vese » pour la segmentation et le classificateur « Random Forest ».

Dans le quatrième chapitre, nous exposeront les différents résultats obtenus par les techniques de segmentation et de classification choisies, sur certaines images d'OCT, ainsi que leur interprétation. Différents outils d'évaluation des résultats sont également présentés dans cette partie, ainsi qu'une brève présentation de l'interface réalisée.

En conclusion générale, nous présenterons un récapitulatif des étapes de notre travail, les difficultés rencontrés lors de l'implémentation de l'algorithme, et finalement, les perspectives que nous souhaitons réaliser dans le futur.

**CHAPITRE 1**  
**ASPET MÉDICAL**

# 1 Aspet Médical

**L**a dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) est une maladie qui détériore progressivement la macula. Cette maladie est une des principales causes de déficience visuelle et de cécité irréversible, chez les personnes âgées, dans les pays industrialisés (État-Unis, France, Italie). En Algérie, le nombre de personnes atteintes de DMLA est estimé entre 160 000 et 200 000, ce qui la classe en quatrième place, parmi les maladies oculaires cécitantes avec une prévalence de 2.1%.

Une des méthodes couramment utilisées pour l'examen de la rétine est la tomographie par cohérence optique (OCT). Cette modalité permet de visualiser, de manière rapide et non-invasive, les structures importantes de la rétine. À partir de ces images, il est déjà possible de détecter la DMLA. En fonction de cette dernière, un traitement spécifique est alors proposé.

## 1.1 Anatomie de l'œil[1]

L'œil est l'organe de la vision, sens dédié à la perception visuelle du monde qui nous entoure. Il correspond à une sphère d'environ 23 mm de diamètre transversal, constituée d'une enveloppe, formée de trois membranes:

**La sclère :** correspond à la paroi fibreuse externe du globe, percée en avant par la cornée;

**La choroïde :** tunique vasculaire, tapissant la paroi interne du globe. Elle s'épaissit et forme le corps ciliaire, servant à l'accommodation, et se prolonge ensuite par l'iris. Il



règle l'entrée de la lumière dans l'œil. Son centre est percé par la pupille;

**La rétine :** membrane nerveuse tapissant également la paroi interne du globe.

L'espace situé entre la cornée et l'iris est la chambre antérieure, remplie de l'humeur aqueuse, sécrétée par les vaisseaux de l'iris, et des procès ciliaires. En arrière de l'iris, se trouve le cristallin, lentille biconvexe, transparente et élastique, qui est maintenue en place par la zonule ciliaire. En arrière du cristallin, on trouve le corps vitré, liquide visqueux qui remplit la chambre postérieure de l'œil (Figure 1.1).

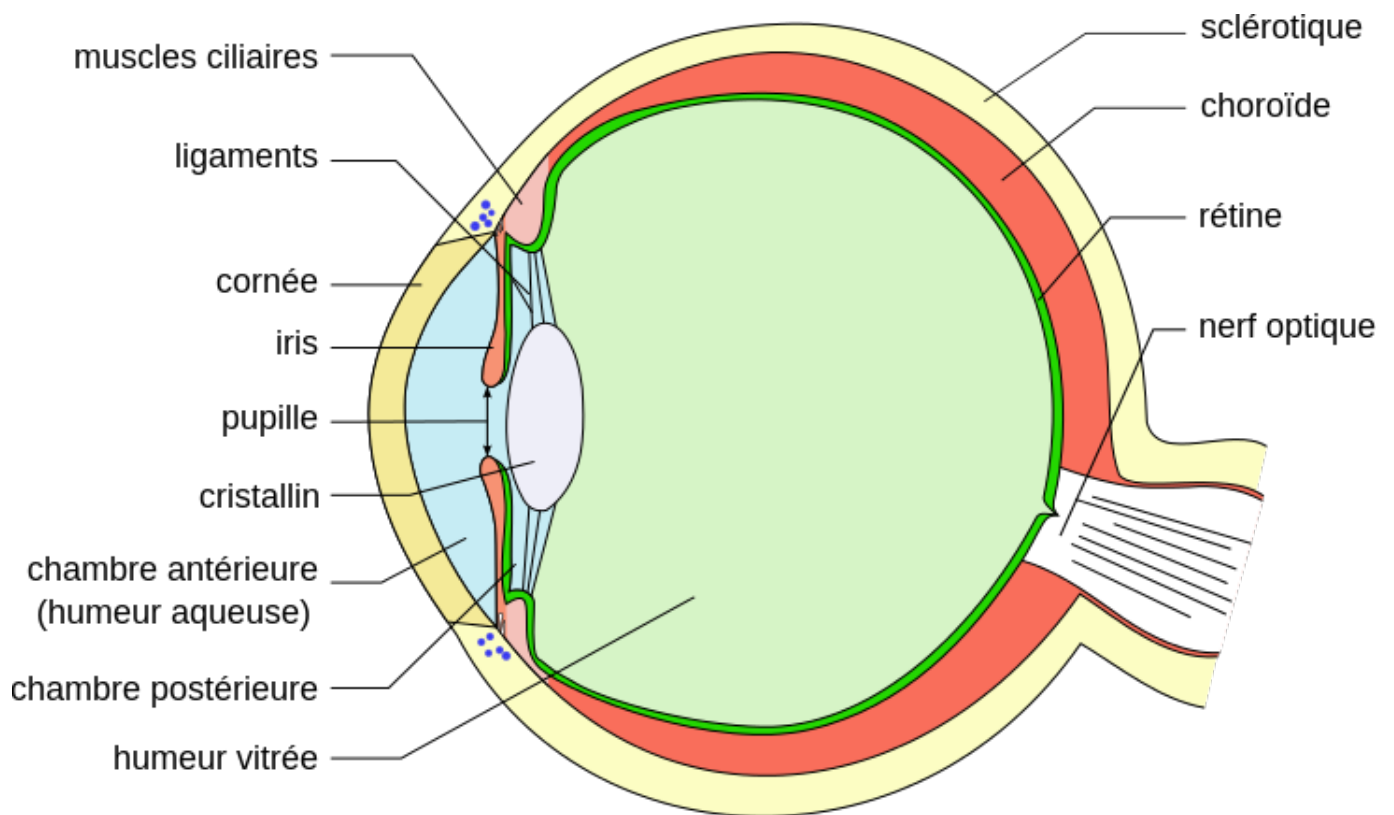


FIGURE 1.1: Représentation schématique de l'anatomie de l'œil

## 1.2 Anatomie du globe oculaire

Le globe oculaire est classiquement subdivisé en deux régions : le segment postérieur, comprenant la rétine, la choroïde, la sclère et le corps vitré, et le segment antérieur, comprenant la cornée, l'iris, le cristallin et le corps ciliaire.

## 1.2.1 Le segment antérieur [2]

Le segment antérieur de l'œil est composé de la cornée, de l'humeur aqueuse, de l'iris et du cristallin. On peut également considérer que la partie antérieure de la sclère fait partie de ce segment.

### a La cornée

C'est la première structure traversée par la lumière. Elle constitue la barrière entre, l'environnement extérieur et l'intérieur de l'œil, et concentre les rayons lumineux au niveau de la rétine.

### b L'iris

C'est une surface colorée (donne la couleur des yeux), qui délimite un orifice, par lequel passe la lumière, et dont le diamètre varie, de manière à réguler l'intensité de la lumière entrante.

### c Le cristallin

C'est la structure, responsable de la projection fine de l'image sur la rétine. Il baigne dans l'humeur aqueuse et l'humeur vitrée. L'humeur aqueuse est un liquide transparent, contenu entre la cornée et le cristallin (chambre antérieure de l'œil), et secrété par le corps et les procès ciliaires.

### d L'humeur aqueuse

Il est sous forme de gel, et est entourée d'une enveloppe transparente, constituée d'eau, de collagène et de glycosaminoglycanes, et située à l'arrière du cristallin (chambre postérieure), au contact direct avec la rétine.

## 1.2.2 Le segment postérieur [3] [4] [5]

### a La rétine

C'est le tissu nerveux, tapissant la partie interne de l'œil. Elle intègre le signal lumineux, et le transforme en signal électrique nerveux (Figure 1.2). La rétine des primates

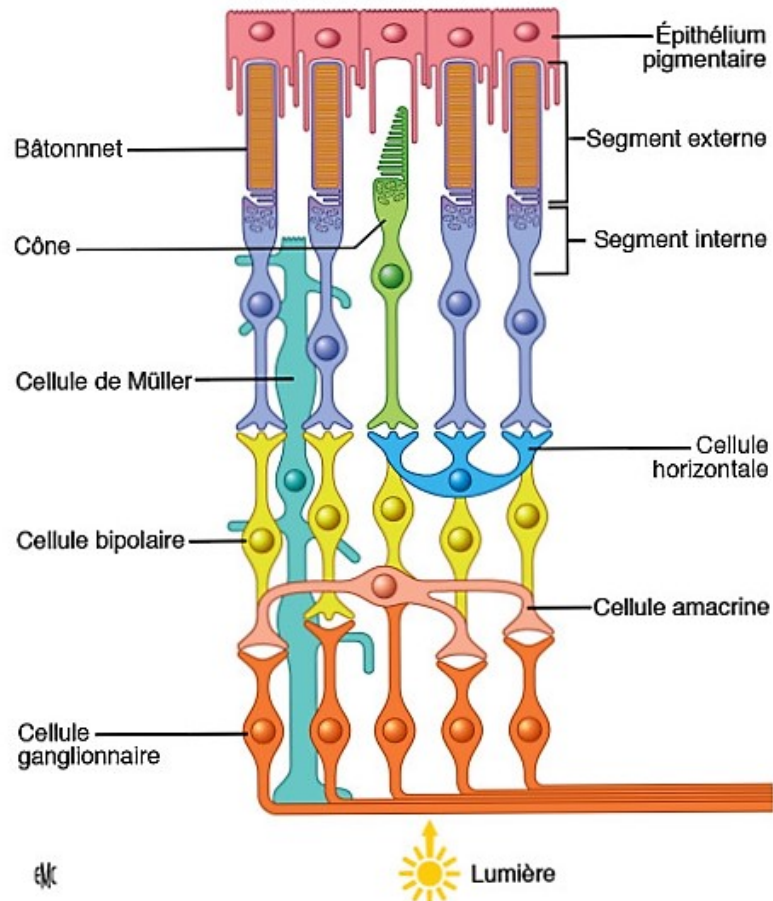


FIGURE 1.2: Représentation schématique de La rétine

possède une macula, une zone de la rétine, située à côté du nerf optique, et qui est responsable de la vision centrale et de l'acuité visuelle. Elle est caractérisée par la présence d'une petite dépression, où se situe le point focal postérieur du système optique, la fovéa, qui centralise une zone enrichie en photorécepteurs, de type cônes, responsables de la vision diurne.

**b La choroïde**

Elle appartient à la tunique intermédiaire de l'œil, l'uvée. Pigmentée par des mélanocytes, cette membrane est fortement vascularisée, permettant ainsi l'apport de nutriments et d'oxygène aux photorécepteurs de la rétine. Elle s'épaissit dans le segment antérieur, pour former l'iris et les corps ciliaires.

**c La sclère**

Egalement appelée sclérotique est une membrane rigide qui donne sa forme à l'œil. Cette membrane est fibreuse, résistante. Elle entoure et protège l'œil à l'extérieur tout en maintenant sa forme. La sclérotique forme le blanc de l'œil. Elle est traversée par un grand nombre de petits canaux (artères, nerfs, veines), et à l'arrière, par une ouverture où passent les fibres du nerf optique.

**d L'humeur vitrée**

C'est une substance gélatineuse, transparente, composée principalement d'eau, qui occupe les deux tiers du volume de l'œil.

### 1.3 L'organisation cellulaire de la rétine[5]

Les principaux éléments constituant la rétine sont (Figure 1.3) :

- La neurorétine, qui comprend l'ensemble des cellules nerveuses;
- Les cellules gliales;
- Le système vasculaire.

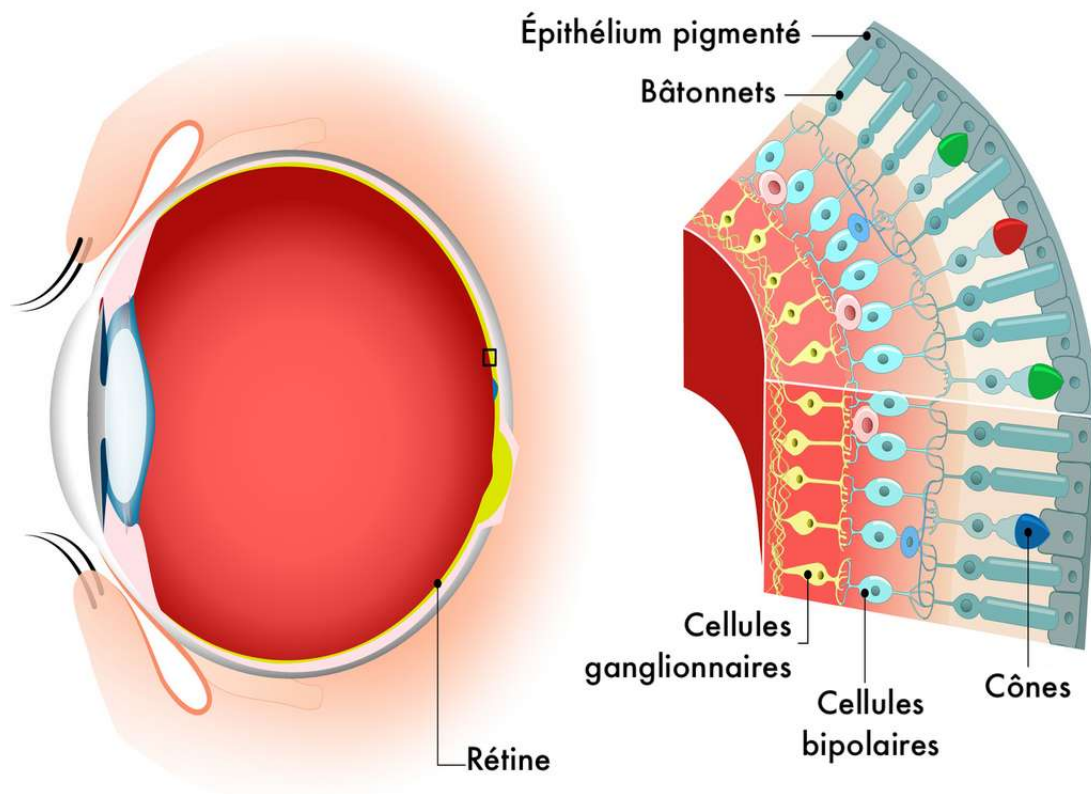


FIGURE 1.3: L'organisation cellulaire de la rétine

### 1.3.1 La neurorétine

La rétine est une structure organisée en dix couches alternées (Figure 1.4):

- **L'épithélium pigmentaire rétinien (EPR)**, qui consiste en une monocouche de cellules qui repose sur la membrane de Bruch;
- **La couche des photorécepteurs**, subdivisée en segments interne et externe ;
- **La membrane limitante externe (MLE)**, qui sépare l'EPR de la choriocapillaire ;
- **La couche nucléaire externe (CNE)**, formée par les corps cellulaires des photorécepteurs ;
- **La couche plexiforme externe (CPE)**, qui comprend les synapses formées entre les photorécepteurs et les cellules horizontales ;
- **La couche nucléaire interne (CNI)**, composée par les corps cellulaires des cellules bipolaires, horizontales, amacrines et gliales de Müller ;

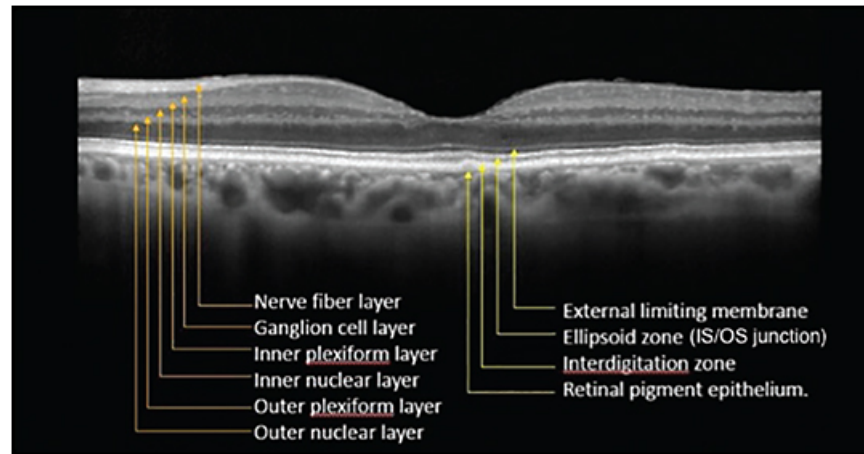


FIGURE 1.4: Représentation des couches de la rétine

- **La couche plexiforme interne (CPI)**, qui comprend les synapses formées entre les cellules bipolaires, amacrines et ganglionnaires;
- **La couche des cellules ganglionnaires (CCG)**, qui vont former la couche de fibres nerveuses avec leurs axones ;
- **La couche des fibres nerveuses (CFN)**, qui vont former le nerf optique ;
- **La membrane limitante interne (MLI)**, contient les pieds des cellules gliales de Müller.

### 1.3.2 Les cellules gliales

Les cellules gliales exercent de nombreuses fonctions physiologiques essentielles, et sont impliquées dans la réponse aux lésions et dans plusieurs pathologies rétiniennes.

### 1.3.3 Le système vasculaire

La rétine est alimentée en oxygène et nutriments, par deux systèmes vasculaires distincts, qui sont les réseaux, choroïdien et rétinien (Figure 1.5). Ces deux réseaux sont issus de l'artère ophtalmique, une des branches de l'artère carotide interne.

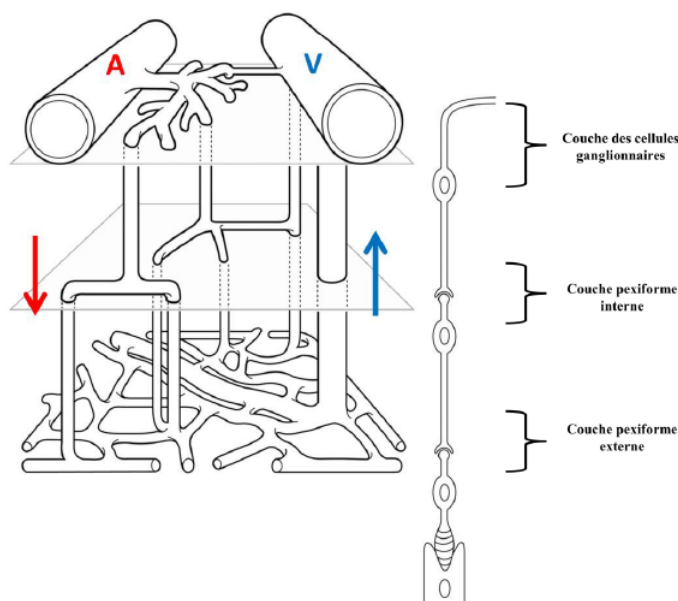


FIGURE 1.5: Représentation schématique de l'architecture vasculaire et de la circulation du sang de la rétine. A: artériole, V: veinule; flèches: indiquent le sens de la circulation du sang.

## 1.4 Les pathologies rétinienne

Les maladies de la rétine constituent une cause majeure de malvoyance. Leurs origines sont variées : elles peuvent être liées au vieillissement, comme la dégénérescence maculaire liée à l'âge, être héréditaires, comme la rétinite pigmentaire, ou dériver d'une autre pathologie, comme des complications du diabète.

## 1.5 La dégénérescence maculaire liée à l'âge[6]

La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Âge (DMLA) est une maladie dégénérative de la partie centrale de la rétine (la macula), d'évolution chronique, qui débute après l'âge de 50 ans. Elle correspond à un vieillissement de la macula, et son origine est multifactorielle. Elle conduit à la destruction des cellules neurosensorielles, et peut aboutir à la perte de la vision centrale. Cependant, la partie périphérique de la rétine reste intacte, et la vision périphérique n'est donc pas touchée. La DMLA représente la principale cause de malvoyance des personnes âgées. Les causes de la maladie sont diverses : génétiques et environnementales.

## 1.5.1 Les différentes formes cliniques

### a La Maculopathie Liée à l'Age (MLA)

A son stade précoce, la maladie est appelée Maculopathie Liée à l'Age (MLA) ou phase (sèche précoce). A ce stade, elle n'est pas invalidante, puisque la fonction visuelle n'est que très peu modifiée. On observe alors un épithélium pigmentaire altéré, avec des accumulations de lipofuscine, des dépigmentations ou hyperpigmentations, et la formation de drusen (Figure 1.6). Les drusen sont des dépôts lipido-protéiques sous l'épithélium, qui entraînent l'apparition de tâches blanches, au niveau de la macula, visibles lors d'un examen du fond d'œil.

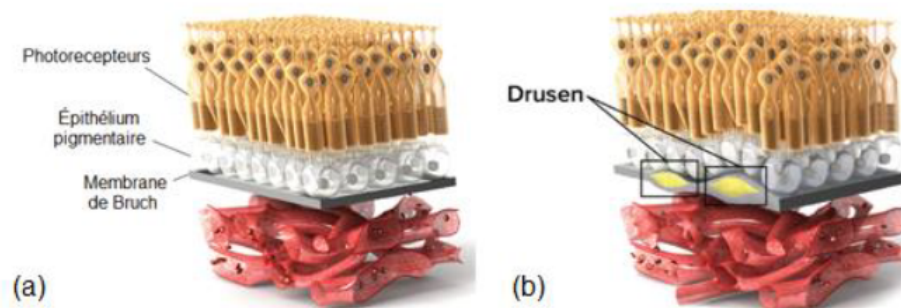


FIGURE 1.6: Schéma descriptif de la Maculopathie Liée à l'Age . (a) Oeil sain, (b) Oeil avec MLA.

### b La DMLA atrophique

La forme atrophique, ou forme (sèche avancée), est une forme tardive de DMLA, à évolution lente, c'est-à-dire que la perte de la vision centrale se fera en général, entre 5 à 10 ans. Il n'existe actuellement pas de traitement médicamenteux contre ce type de DMLA, mais une prévention nutritionnelle, par la prise de compléments alimentaires, peut tout de même être initiée.

On observe, dans cette forme sèche de la maladie, une disparition progressive des cellules de l'épithélium pigmentaire rétinien, puis des photorécepteurs de la macula, ce qui engendre des (trous) dans la macula, visibles lors d'un examen du fond d'œil, (Figure 1.7).



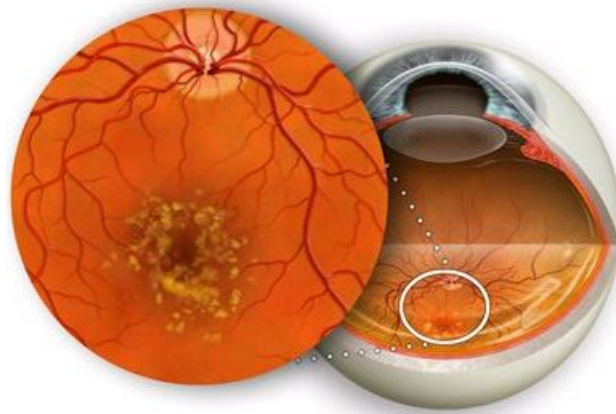


FIGURE 1.7: la DMLA atrophique.

### c La DMLA exsudative [7]

Ou humide, est la forme avancée, caractérisée par la prolifération de néovaisseaux anormaux, d'origine choroïdienne. Cette néovascularisation est causée par des produits dérivés, de réactions inflammatoires, tels que des facteurs de croissance vasculaire (VEGF) (Figure 1.8). La DMLA exsudative se présente, suite à une traversée de ces néovaisseaux, à travers la membrane de Bruch, ce qui entraîne alors un décollement maculaire exsudatif, une accumulation de fluide dans l'espace sous-rétinien, et des hémorragies, à l'intérieur de l'œil. Cette forme est responsable d'une perte rapide de la vision, de manière définitive.

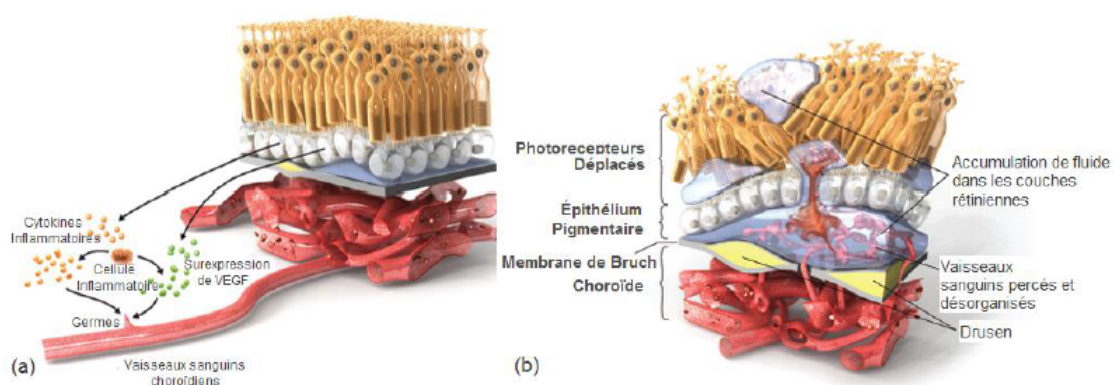


FIGURE 1.8: Formation de la néovascularisation. (a) Réaction inflammatoire produisant les VEGF, (b) traversée des néovaisseaux à travers la membrane de Bruch.

## 1.5.2 Les lésions histologiques de la DMLA[7]

Les druses sont les précurseurs de la maladie. Il s'agit de dépôts, entre (EPR) et la membrane de Bruch (Figure 1.9). Sur les images de fond d'œil, les drusen apparaissent dans la zone maculaire, comme de petites taches, blanchâtres ou jaunâtres, de forme et de taille variables. Il existe différents types de drusen.

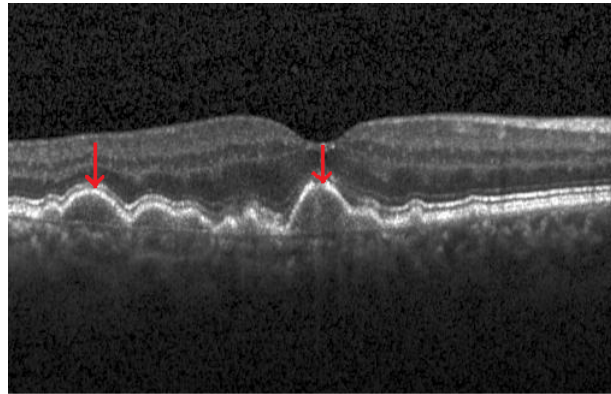


FIGURE 1.9: La présence des druses maculaires dans l'image rétinienne.

### a Drusen miliaires

ou hard drusen (Figure 1.10 a). Ce sont de petites taches jaunes, rondes, et bien définies, de diamètre inférieur à 50 micromètres. Ils sont asymptomatiques, et peuvent se présenter chez de jeunes personnes (moins de 50 ans), ne conduisant pas forcément vers une forme avancée.

### b Drusen séreux

ou soft drusen (Figure 1.10 b). Ce sont des drusen de forme plus diffuse, dont la taille est supérieure à 125 micromètre. Ils sont souvent asymptomatiques, mais peuvent s'accompagner d'une diminution des capacités visuelles, à l'obscurité. Ces drusen conduisent à un épaissement de la membrane de Bruch, et par conséquent, le risque de progresser vers un stade avancé est grand. Ce phénomène abîme les photorécepteurs, qui se dégradent, et cela prédispose à la néovascularisation.

### c Drusen cuticulaire

Ce sont des drusen, qui sont identiques aux drusen séreux (Figure 1.10 c), du point de vue histologique et anatomique, sauf qu'on en trouve chez les jeunes personnes, et qu'ils ne prédisposent pas à la DMLA.

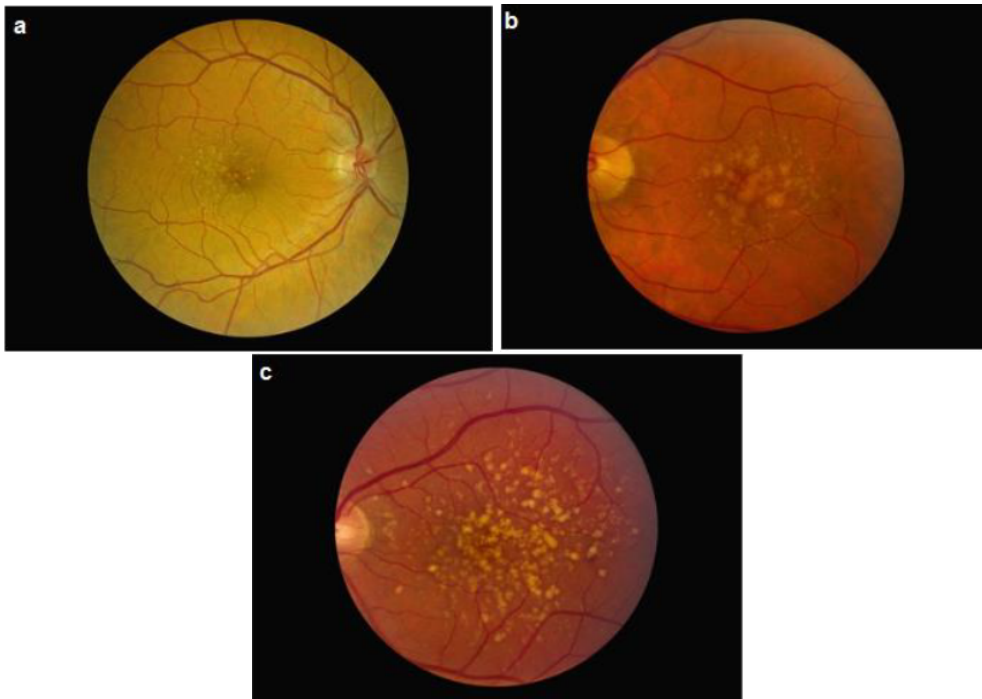


FIGURE 1.10: Types de drusen. (a) Drusen miliaires, (b) drusen séreux, (c) drusen cuticulaire.

## 1.6 Les signes cliniques [6]

Les symptômes de la maladie se manifestent (Figure 1.11) par :

- La diminution de l'acuité visuelle;
- La moindre perception des contrastes;
- La déformation des lignes;
- L'apparition d'une tache sombre centrale.

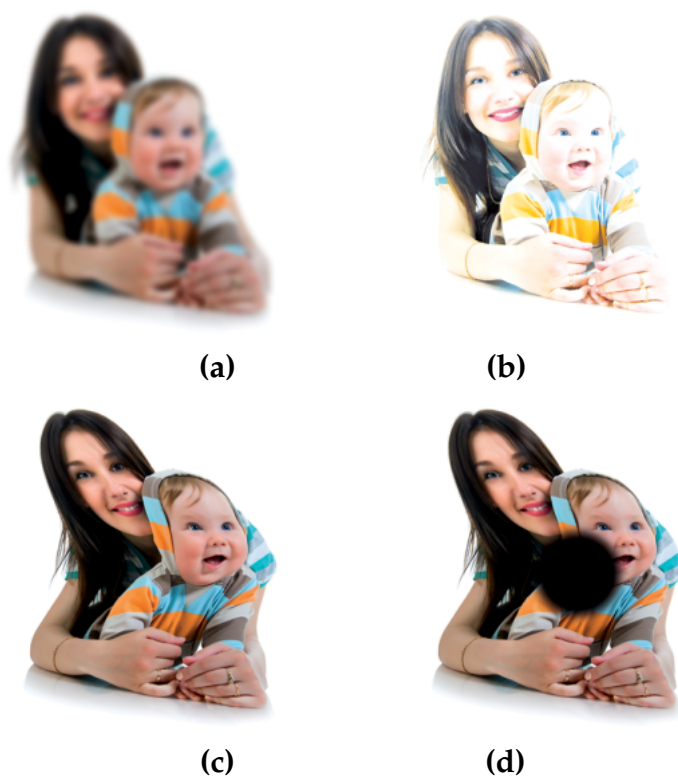


FIGURE 1.11: Les signes cliniques de la DMLA. (a) Diminution de l'acuité visuelle, (b) diminution du contraste, (c) Déformation des lignes, (d) Apparition de tâches sombres centrales.

## 1.7 Examen clinique [8] [6]

Le diagnostic est posé par l'ophtalmologue sur la base de différents examens.

### 1.7.1 Examen de l'acuité visuelle

Elle est mesurée, séparément, à chaque œil, avec correction optique, si nécessaire, de loin et de près (Figure 1.12). Il existe souvent, de façon précoce, une baisse de l'acuité visuelle de près, ce qui oriente vers une affection maculaire.

### 1.7.2 La grille d'Amsler

La grille d'Amsler (Figure 1.13) est également utilisée pour déceler d'éventuels métamorphopsies, ou scotomes.



FIGURE 1.12: Examen de l'acuité visuelle.

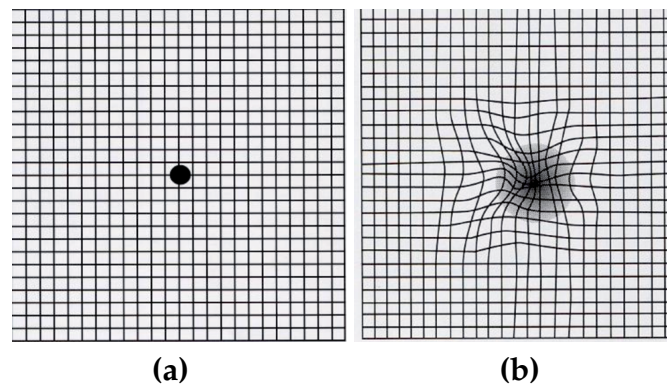


FIGURE 1.13: La grille d'Amsler. (a) un patient normal, (b) un patient qui présente des signes de DMLA

Elle peut aussi servir au patient dans le cadre d'une auto surveillance. Chaque oeil doit être testé séparément, en tenant la grille d'Amsler à une distance habituelle de lecture et en fixant le point central. Chez les patients atteints de DMLA, les lignes apparaissent déformées, floues, interrompues ou invisibles.

Ce test est tout particulièrement important, puisqu'il teste la vision monoculaire et permet donc de détecter les symptômes même si un seul oeil est atteint.

### 1.7.3 Examen de fond d'œil

Cette modalité permet de visualiser, de manière rapide et non-invasive, les structures importantes de la rétine (Figure 1.14), comme le disque optique, les vaisseaux sanguins et la macula.

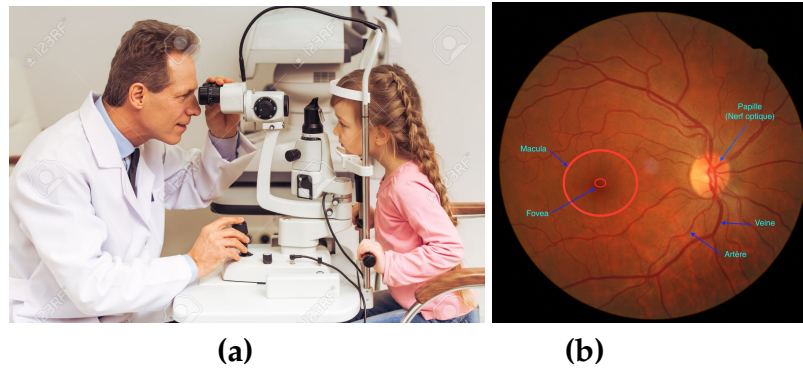


FIGURE 1.14: L'examen de fond d'œil .(a) L'appareil d'acquisition,(b) l'image de l'examen de fond d'œil

## 1.8 Examen complémentaire [3]

### 1.8.1 La tomographie par cohérence optique

La tomographie par cohérence optique est une technique d'imagerie, non invasive et sans contact. (Figure 1.15). Elle utilise la réfraction de rayons lasers, et permet de visualiser des structures anatomiques en coupe, avec une précision de l'ordre de 5 à 10 micromètre, proche de celle de l'histologie.



FIGURE 1.15: L'appareil d'OCT.

L'OCT est utilisée principalement en ophtalmologie, afin de visualiser l'épaisseur de la rétine, au niveau de la macula, et de la papille optique. L'OCT est également utilisée dans l'exploration du segment antérieur de l'œil. Elle permet de reconstruire le volume d'un objet, en 2 et 3 dimensions, à l'aide de coupes en tranches de celui-ci. Les coupes de l'œil sont effectuées à l'aide de la lumière photonique. La technique n'a aucun caractère irradiant pour le patient.

### **1.8.2 Le déroulement de l'examen**

Cet acte d'imagerie est non invasif, sans contact direct, et ne pose aucun problème de sécurité (pas de contamination). Une fois l'appareil ajusté à la hauteur du patient, il s'effectue le plus souvent lumière éteinte, en position assise, menton et front appuyés sur une mentonnière et un bandeau. Les deux yeux sont successivement examinés, le patient ayant à fixer un repère lumineux, pendant l'acquisition des images. Une fois l'acquisition des images effectuée, s'ensuit l'analyse des coupes, puis l'interprétation des résultats.

## **1.9 Traitements clinique de la DMLA [8]**

### **1.9.1 Forme précoce**

Aux stades précoces (présence des drusens), une étude randomisée, menée sur un grand nombre de patients, l'étude AREDS (Age Related Eye Disease Study), a montré l'effet bénéfique, sur l'évolution d'un traitement associant, anti-oxydants et suppléments vitaminiques (association de vitamine E, vitamine C, zinc et bêta-carotène), commercialisé en France, sous différentes préparations. Sont également proposés en association à ce traitement, des Oméga-3, des pigments maculaires et du sélénium.

## 1.9.2 Forme atrophique

Il n'existe actuellement aucun traitement médical ayant démontré son efficacité dans la forme atrophique de la DMLA, dont l'évolution se fait inexorablement, vers la constitution d'un scotome central. Lorsque la baisse de l'acuité visuelle est sévère, il doit être proposé au patient une rééducation basse vision.

## 1.9.3 Forme exsudative

Le traitement, de la forme exsudative de la DMLA, a pour but la destruction de la membrane néovasculaire choroïdienne. Les possibilités thérapeutiques dépendent de la localisation des néovaisseaux choroïdiens.

## Discussion

La détection précoce des drusens, et de leurs signes cliniques, grâce à l'analyse des images de l'OCT, peut limiter la progression de la maladie. L'objectif de ce projet est de développer et de valider un système automatique, qui permet l'évaluation de la DMLA, à partir des images d'OCT.

Après avoir vu les différentes notions anatomiques et physiologiques de cette pathologie, le chapitre suivant est consacré à la présentation des méthodes, offertes dans la littérature, pour la détection des drusen.



**CHAPITRE 2**  
**ÉTAT DE L'ART**

## 2 Etat de l'art

**A**ctuellement, la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA), est considérée comme l'une des premières causes de cécité en monde (plus fréquente dans les pays industrialisés). En effet, le développement rapide et récent des outils d'imagerie rétinienne, a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs, dans le développement de systèmes d'analyse des images OCT, pour le dépistage automatique de cette pathologie.

Ce chapitre présente une revue des connaissances, relatives à notre sujet de recherche. Nous allons présenter les principales méthodes récentes, reportées dans la littérature, pour la détection de la DMLA, à partir d'images OCT.

### 2.1 Travaux antérieurs

Dans un contexte de dépistage précoce de la DMLA, beaucoup de travaux se sont focalisés sur la détection des drusens, pour l'évaluation de la DMLA. À partir de cette bibliographie, nous avons organisé notre travail, de la façon suivante :

1. Prétraitement d'images OCT;
2. Segmentation de la couche RPE;
3. Classification des images normales et pathologiques.

L'état de l'art que nous présentons englobe les différentes méthodes de segmentation et de classification, qui s'échelonne sur un intervalle de temps, allant de 2008 jusqu'à 2020.

**S. Farsiu et al (2008) [9]:** Les auteurs ont proposé une méthode de prétraitement en deux étapes. Un filtre passe bas, pour filtrer l'image, et un filtre passe haut, pour supprimer la couche RNFL. Ensuite les drusens sont détectés par des méthodes de seuillage adaptatif. Un polynôme du troisième degré a été utilisé pour classifier les images, en normales et pathologiques.

**A. Mishra et al. (2009) [10]:** La méthode proposée emploie une nouvelle approche, qui utilise une force externe, dérivée du gradient d'image, pour tenir compte de la présence du bruit speckle, de manière directe. Une nouvelle équation d'équilibre des forces, basée sur la programmation dynamique, est introduite, pour identifier les couches rétinienne, contenues dans les images OCT.

**J. Chiu et al. (2012) [11]:** Ils ont appliqué une interpolation bi-cubique, pour réduire le temps de calcul global, et un masque binaire, pour isoler le complexe (NFL-OPL et IS-OS). Ensuite, une combinaison entre le filtre gaussien et le filtre passe haut a été employée, pour lisser les images. Une fois le masque généré, la couche RPE a été segmentée, avec l'utilisation de la théorie des graphes et la programmation dynamique. La segmentation automatique prend 1,7 secondes, et 3,5 minutes pour la segmentation manuelle.

**N. Takeno et al. (2012) [12]:** Ils ont appliqué le filtre médian, pour lisser l'image et éliminer le bruit. Pour l'extraction de la couche RPE, ils ont utilisé la grille active tridimensionnelle, et un modèle de contour, en trois dimensions, qui est semblable à une grille.

**E. Bexten et al. (2013) [13]:** Les auteurs ont présenté une méthode pour le prétraitement, avec l'échantillonnage postérieur, et l'ajustement de contraste. La RPE est segmentée par la méthode active contour, où les drusens ont été détectés par un classificateur K-means. Les segmentations obtenues ont été classées avec une approche KNN, pour rejeter les faux positifs.

**P. Dufour et al. (2013) [14]** : Ils ont proposé un algorithme automatique de segmentation multi-surfaces, basée sur la minimisation de l'énergie d'image, pour résoudre le problème de segmentation, avec la méthode de contour actif. Alors qu'ils utilisent le classificateur SVM, pour la classification des images. Cette méthode améliore la précision de la segmentation, et augmente la robustesse au bruit. Les difficultés liées au paramétrage, repose sur l'interprétation de l'énergie, de plus, le contour initial doit être assez proche de drusen, pour éviter l'affaissement du contour sur lui-même.

**Q.Chen et al. (2013)[15]**: Les auteurs ont développé un algorithme, basé sur un filtre bilatéral, avec une fenêtre de filtre gaussien, pour filtrer les images OCT. Ils emploient le seuillage, pour éliminer la couche RNFL. La couche RPE a été segmentée par l'application de la fonction d'adaptation polynomiale de troisième ordre, à l'axe médian de la RPE.

**M.Esmaeili et al. (2014) [16]**: Ils ont développé une méthode de segmentation automatique, pour calculer la surface et le volume des drusens. Son principe est de créer un masque binaire, pour supprimer le bruit dans les images OCT. La couche RPE a été segmentée en utilisant la morphologie mathématique. Enfin, les régions drusnoïdes sont détectées, par la transformation en courbes de curvelet 3D.

**J.Sugmk et al. (2014) [17]** : Ils utilisent le filtre gaussien, pour réduire le bruit, et l'algorithme de seuillage, pour la suppression de la couche RNFL. L'algorithme de seuillage est aussi utilisé, pour l'extraction de la couche RPE. Enfin, cette méthode utilise une classification binaire, pour classer les deux maladies : la DMLA et la DME.

**M.Appaji et al. (2014)[18]** : Les auteurs proposent une méthode de prétraitement en deux étapes : d'abord, un filtre médian, réalisé pour réduire le bruit dans l'image, suivi par un filtre gaussien, pour lisser les images. Ils ont ensuite utilisé une combinaison entre la méthode de zéros croisé et les théories des graphes, pour la segmentation de la couche RPE.

**M.Salarian et al. (2015) [19]** : Ils utilisent un filtre médian pour le prétraitement. Ils proposent une approche, basée sur la morphologie mathématique (dilatation + érosion), afin de détecter la couche RPE, dans des images d'OCT.

**FG.Schlanitz et al (2015) [20]** : Ils proposent une méthode de classification, qui repose sur deux étapes : l'extraction des caractéristiques des drusens (la forme, réflectivité et l'homogénéité), et la dépolarisation spécifique des caractéristiques, pour classifier les images.

**J.Oliveira et al. (2015) [21]** : Les auteurs ont présenté une méthode en deux étapes : un prétraitement, basé sur le filtre médian, pour supprimer le bruit dans les images OCT, et un algorithme de segmentation des couches RPE et ILM, à l'aide d'une méthode de SHOP (sparse higher order potentials).

**S.Naz et al. (2016) [22]** : Ils ont présenté un algorithme, permettant de détecter et de classifier automatiquement la couche RPE, à l'aide des images OCT, pour la détection des drusens. Tout d'abord, ils ont utilisé un filtre bilatéral, pour réduire le bruit présent dans les images. Puis, une segmentation par seuillage, pour obtenir la couche RPE. Enfin, une classification avec un polynôme de deuxième ordre, est ajustée sur la couche RPE, pour déterminer si l'image est normale ou pathologique.

**S.Khalid et al. (2017) [23]**: Ils présentent un filtre wiener passe bas adaptatif, et l'algorithme de level set, pour la segmentation de la couche RPE. Ils utilisent ensuite l'extraction des caractéristiques, le classificateur supervisé (SVM), et une fonction de base radiale (RBF), pour classifier les images.

**J.Oliveira et al. (2017) [24]** : Les auteurs proposent une méthode de débruitage d'images OCT, avec LMFB (Leung and Malik filter Bank). Ensuite, ils utilisent la transformée en

ondelettes, pour résoudre le problème de la distance, entre la couche RPE et MB, qui peut provoquer le risque de progression de la DMLA. Ils terminent par la méthode (Random forest), pour la classification d'images.

**R.Zhao et al. (2017) [25]:** Ils ont développé une méthode de détection automatique des drusens, à partir des images OCT. La combinaison de la transformation Top-Hat et du seuillage d'Otsu a été utilisée, pour la segmentation des drusens. Ensuite, ils ont appliqué la morphologie mathématique, pour lisser les images.

**A.Rashno et al. (2017) [26]:** Les auteurs ont proposé une méthode, basée sur l'algorithme de Graph Cut et de Neutrosophie, qui comprend 3 étapes principales : la séparation des couches RPE et ILM, une initialisation des points de départ des couches, et enfin, ils proposent la fonction de coût, qui est minimisée par les algorithmes (Max/Flow et Min/Cut), pour la segmentation binaire de RPE.

**D.Ravenscroft et al. (2017) [27]:** Les auteurs proposent une méthode, qui utilise la capacité d'apprentissage de fonctionnalité, avec les réseaux de neurones (CNN), pour extraire un ensemble de noyaux de filtre primitifs, pour la classification des différentes formes de DMLA.

**L.Sisternes et al.(2017) [28]:** Ils ont proposé un processus itératif, basé sur une fonction logarithmique, pour filtrer les moyens non locaux. L'approche de segmentation est basée sur l'adaptation itérative, d'un processus médian pondéré, dans lequel une fonction de pondération tridimensionnelle est définie, en fonction de l'intensité d'image et des propriétés du gradient.

**CA.Silva et al.(2017) [29] :** Les auteurs proposent une méthode pour la détection automatique des drusens, en se basant sur l'algorithme de SHOP (sparse high order potentials) ; puis, chaque frontière est lissée avec un filtre médian, pour approximer au lissage observé dans les segmentations manuelles. Enfin, le classifieur RF (Random Forest) a été

appliqué, pour classer les images, en normales et pathologiques..

**Golbaz et al. (2017) [30]:** Ils ont proposé le filtre gaussien, pour supprimer le bruit. Ils ont utilisé deux méthodes de segmentation : Un filtre simple de détection des contours, est utilisé pour segmenter la couche RPE (méthode du zéro croisé) ; la deuxième méthode est basée sur la théorie des graphes. Une méthode basée sur la comparaison entre les valeurs d'épaisseur des couches RPE, est employée pour la classification.

**J.novosel et al. (2017) [31] :** Ils ont présenté le filtre bilatéral, avec une fenêtre de filtre gaussien, pour filtrer l'image. Ils utilisent une approche pour segmenter conjointement les couches, et les lésions de la rétine par des maladies rétinienne, perturbant la topologie, par la méthode de level set.

**S.Azuma et al. (2018) [32]:** Ils ont proposé une méthode de segmentation, pixel par pixel, utilisant la capacité de mesure multi-contraste. Cette méthode est applicable, à la fois, aux cas normaux et pathologiques de la RPE.

**Z.Shah et al. (2018) [33]:** Ils proposent une méthode de segmentation, de la couche d'épithélium pigmentaire rétinien (RPE), qui se base sur l'apprentissage automatique, en utilisant les CNN profonds. Les résultats obtenus sont d'une grande précision, et avec un temps de calcul minime, par rapport à la méthode de segmentation OSC(Overlapping Spreading Centers), et la méthode UNET (U-Network).

**M. Usman et al. (2018) [34]:** Les auteurs utilisent le filtre de Wiener, pour réduire le bruit dans l'image, en faisant coopérer l'algorithme de seuillage d'Otsu, et les théories de graphes, pour réaliser la segmentation automatique de la couche RPE. Après cela, le classificateur SVM est utilisé pour classer les images, en normales et en non-affectées par la DMLA..

**L.Huang et al. (2019) [35]:**La méthode proposée effectue une segmentation de la couche RPE pour en extraire les informations permettant de localiser les lésions, et la

classification d'images par la méthode Relay-Net.

**A.González et al. (2019) [36]:** Les auteurs proposent une méthode de segmentation de la couche RPE, avec la méthode par contour actif. Ensuite, un processus de raffinement a été conçu, pour corriger les erreurs de segmentation, et améliorer la précision des résultats, ont utilisent un polynôme de 3ème degré, ajusté sur la limite de RPE.

**A.Serener et al. (2019) [37]:** Ils ont comparé entre deux méthodes de classification des différents types de DMLA (sèche et humide), l'une est AlexNet et l'autre ResNet. La conclusion de cette comparaison a été que la classification par ResNet est plus performante, du fait qu'elle a classifié tous les cas étudiés.

**Z.Chen et al (2020) [38]:** La méthode utilisée pour détecter les drusens est constituée de trois étapes: la première est une étape de prétraitement pour la suppression du bruit dans l'image qui est basée sur l'algorithme de Hence et BM3D. La seconde étape utilise un réseau de neurones convolutionnel U-Net pour segmenter les drusens. La troisième étape sert à classer les images en DLMA ou normales avec les forêts aléatoires.



Le tableau 2.1 résume les principales caractéristiques de quelques méthodes proposées dans la littérature.

TABLE 2.1: Récapitulation des travaux

Auteurs	Objectifs	Nombre d'images	performance
N.Takeno et al. [12]	segmentation	20 images OCT	Précision =97.54%
J.Sugmk et al. [17]	Segmentation + Classification	16 images OCT	Précision = 87.5%
S.Naz et al. [22]	Segmentation + Classification	50 images OCT	Précision-seg =96%  Précision-class =93.8%
S.Khalid et al. [23]	Segmentation + Classification	100 B-scan	Précision = 98% Sensibilité =100% Spécificité = 97.14%
A.Rashno et al. [26]	Segmentation	600 B-scans	Dice=90% Sensibilité =74% Précision =95%
D.Ravenscrof et al [27]	Classification	75 images OCT	Précision =83.3%
L.Sisternes et al [28]	Segmentation	369 B-scan	Précision = 98.15%
M. Usman et al. [32]	Segmentation+ Classification	950 B-scans	Précision = 94%
Z.Chen et al [38]	Segmentation + Classification	150 B-scans	Dice =94.21% Précision =94.46% Moyen = 94.64%

A.Serener et al. [37]	Classification	10 images	AlexNet: AUC=81% Précision =93.8% Sensibilité=80.4% Spécificité =98% ResNet : AUC=94% Précision =99.5% Sensibilité =98% Spécificité =100%
-----------------------	----------------	-----------	--

Pour récapituler l'ensemble des méthodes les plus utilisées pour le prétraitement dans la littérature, la Figure 2.1 résume les méthodes citées.

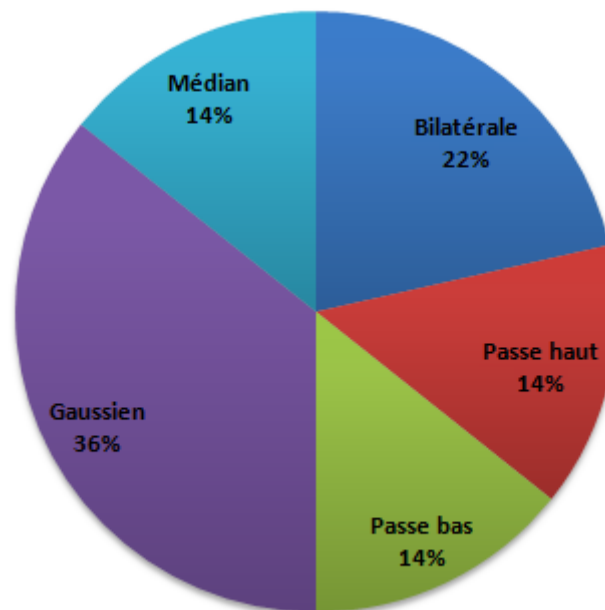


FIGURE 2.1: Graphique récapitulatif des méthodes de prétraitement

La Figure 2.2 montre les outils mathématiques utilisés pour la segmentation et la classification de la couche RPE et des drusens.

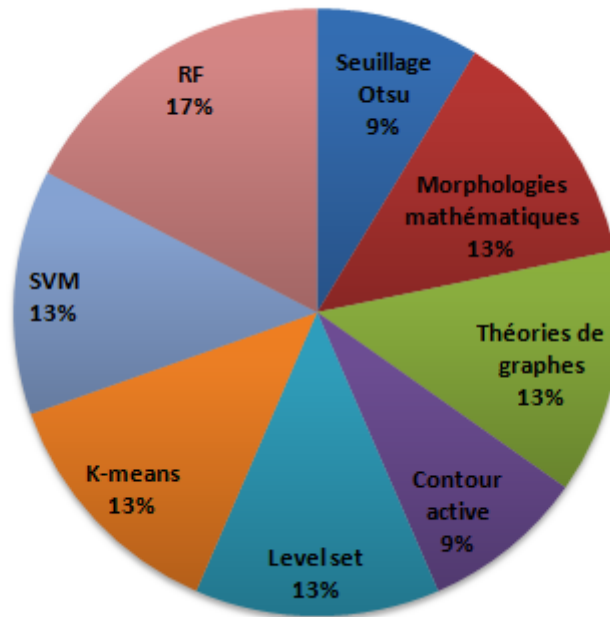


FIGURE 2.2: Graphique récapitulatif des méthodes de segmentation et classification

D'après notre recherche bibliographique, nous avons trouvé différentes méthodes de prétraitement, de segmentation et de classification. Les méthodes les plus utilisées, et les plus performantes sont : le filtre gaussien et le filtre bilatéral dans la phase de prétraitement, les algorithmes de seuillage, level-set pour la segmentation et finalement le RF pour la classification.

## 2.2 Discussion

Le passage en revue de la littérature présentée précédemment, a permis d'établir les limitations des méthodes actuelles pour l'évaluation de la DMLA. Nous avons trouvé plusieurs outils de traitements d'images, ou bien des algorithmes pour la segmentation et la classification des drusens.

Dans le chapitre qui suit, on va présenter les méthodes et les fonctions que l'on a utilisées pour chaque étape de notre algorithme.

## **CHAPITRE 3**

### **THÉORIE DES OUTILS MATHÉMATIQUE UTILISÉS**

# 3 Théorie des outils mathématique utilisés

**D**Dans les chapitres qui ont précédés, nous avons détaillé l’anatomie générale de l’œil, ainsi que les différentes méthodes et les différents outils qui ont été utilisés, pour la détection précoce de la dégénérescence maculaire, liée à l’âge, avec des images OCT.

Afin de mieux comprendre la méthode et l’algorithme que nous allons établir dans ce chapitre, nous expliquons la théorie des différents outils de prétraitement, segmentation et classification que nous utiliserons.

## 3.1 Outils de prétraitement

### 3.1.1 Filtre Gaussien[39]

Les filtres linéaires convertissent un ensemble de données d’entrée en un ensemble de données de sortie, suivant une opération mathématique, nommée convolution (la convolution de l’image avec un noyau ou masque).

Le filtre gaussien est un exemple de filtre linéaire (Figure 3.1). Dans l’approche gaussienne, on utilise des masques, réalisant la moyenne pondérée, dans le voisinage du pixel considéré. Cependant, les coefficients du filtre gaussien, sont calculés par l’équation 3.1 :

$$g(x, y, \delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\delta^2}} \quad (3.1)$$

Avec:

- $\delta$  : L'écart-type de filtre;
- $x$  et  $y$  : les coordonnées de chaque pixel.

Si par exemple  $\delta = 0.8$  on a le filtre 3x3 suivant:

$$\begin{bmatrix} g(-1, -1), & g(0, -1), & g(1, -1) \\ g(-1, 0), & g(0, 0), & g(1, 0) \\ g(-1, 1), & g(0, 1), & g(1, 1) \end{bmatrix} = \frac{1}{16} * \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

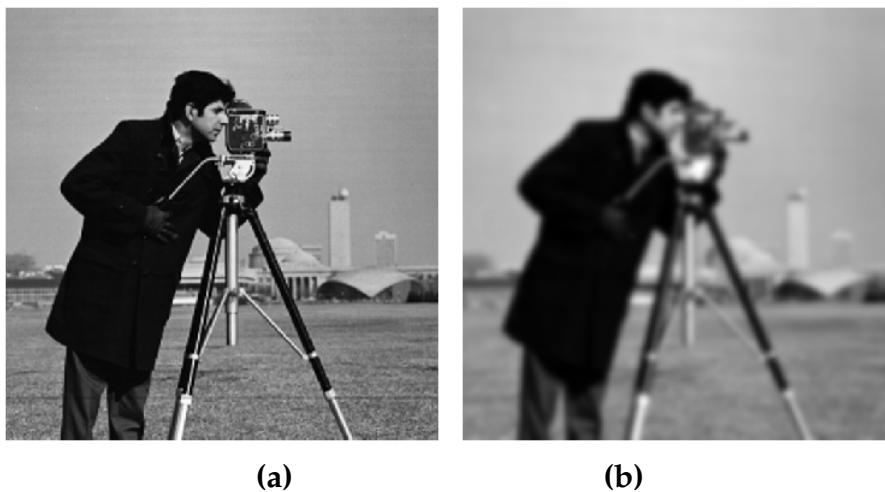


FIGURE 3.1: Représentation d'une image filtrée par le filtre gaussien. (a) Image originale, (b) Image filtrée par un filtre gaussien.

La taille du filtre gaussien est gouvernée par  $\delta$ . En général, un filtre gaussien avec  $\delta < 1$ , est utilisé pour réduire le bruit, alors que si  $\delta > 1$ , il est utilisé pour faire un masque flou personnalisé. Il faut noter que plus  $\delta$  est grand, plus le flou appliqué à l'image sera important.

### 3.1.2 Filtre bilatéral [40]

Le principe des filtres non-linéaires est le même que celui des filtres linéaires. Il s'agit de remplacer la valeur de chaque pixel, par la valeur donnée par une fonction, calculée dans son voisinage. La différence majeure est que cette fonction n'est plus linéaire (fonction quelconque).

Le filtre bilatéral est considéré comme l'un des plus importants filtres non-linéaires, permettant d'éliminer des détails inutiles, avec l'avantage de préserver les contours entre les régions de l'image (Figure 3.2). Le filtre bilatéral est défini par une moyenne pondérée des pixels voisins; il est similaire à un filtre gaussien, à la différence près que le filtre bilatéral prend en considération la différence des intensités des voisins, pour préserver les caractéristiques de l'image, pendant le lissage. Pour qu'un pixel puisse influencer un autre pixel, il faut qu'il soit proche, et qu'il ait une intensité similaire [41].

Le filtre bilatéral, appliqué à une image  $I(u)$ , avec la coordonnée  $u = (x, y)$ , est donné par l'équation 3.2 :

$$\beta(u) = \frac{\sum_{p \in N(u)} \omega_c(\|p - u\|) \omega_s(|I(u) - I(p)|) I(p)}{\sum_{p \in N(u)} \omega_c(\|p - u\|) \omega_s(|I(u) - I(p)|)} \quad (3.2)$$

Avec :

$\beta(u)$  : l'image filtré.

$N(u)$  : représente les voisins du pixel  $u$ .

$\omega_c$  : La fonction d'éloignement spatiale.

$\omega_s$  : La fonction d'éloignement en intensité.

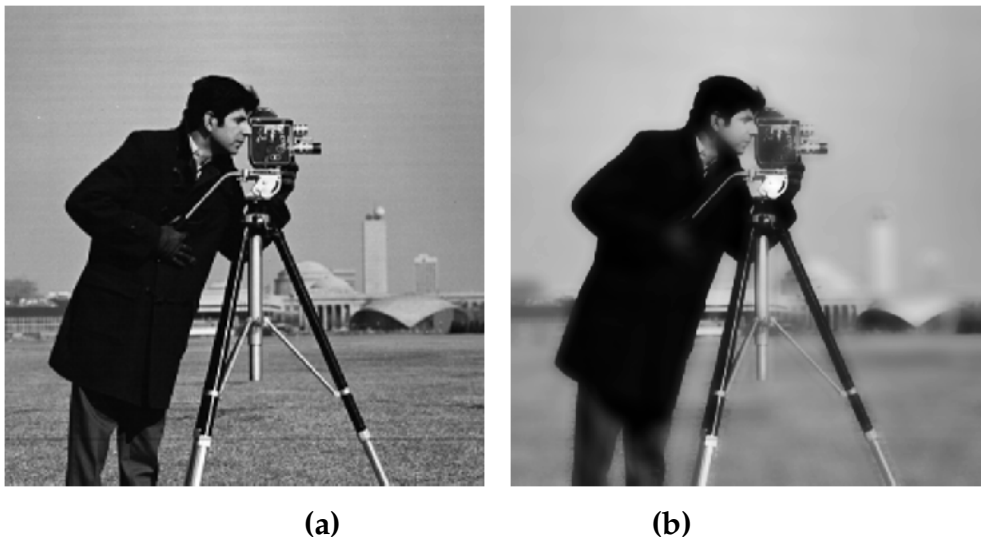


FIGURE 3.2: Représentation d'une image filtrée par le filtre bilatéral. (a) Image originel, (b) Filtre bilatéral.



**Eloignement spatial :**

La fonction d'éloignement spatial, permet de lisser les faibles discontinuités (si les pixels sont proches en intensité on peut les moyenner), elle est donnée par l'équation 3.3 :

$$\omega_c = e^{-\frac{x^2}{2\delta_c^2}} \quad (3.3)$$

Avec:

- $\delta_c$ : La variance de distance;
- $x$ : Le pixel le plus proche.

**Eloignement en intensité :**

La fonction d'éloignement en intensité, permet de lisser l'image, tout en gardant les fortes discontinuités, elle est donnée par l'équation l'équation 3.4 :

$$\omega_s = e^{-\frac{x^2}{2\delta_s^2}} \quad (3.4)$$

Avec:

- $\delta_s$ : La variance d'intensité;
- $x$ : Le pixel le plus similaire en intensité.

Le filtre bilatéral est contrôlé par les deux paramètres  $\delta_c$  et  $\delta_s$ .

- Plus les pixels sont distants, plus l'influence de  $\delta_c$  diminue;
- Plus les intensités des pixels sont semblables, plus l'influence de  $\delta_s$  augmente.

**3.1.3 Rehaussement de contraste**

Pour rehausser le contraste d'une image, il existe différentes méthodes qui manipulent la distribution des intensités des niveaux de gris en utilisant la transformation de loi de puissance (correction gamma).

La correction gamma permet d'augmenter ou de diminuer la luminosité d'une image, en fonction de l'image initiale (voir Figure 3.3). Elle est basée sur la fonction 3.5, [42] :

$$g(f) = A.f^\gamma \quad (3.5)$$

- $A$  : est une constante permettant de normaliser les intensités résultantes;
- $f$  : L'image d'entrée;
- $\gamma$  : la valeur de gamma.

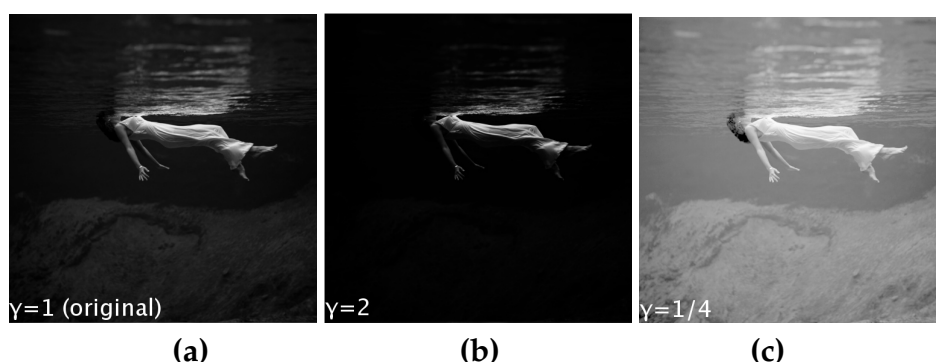


FIGURE 3.3: Correction gamma. (a) image originale; (b) : Image corrigée avec un gamma de 2; (c) Image corrigée avec un gamma de 0.25 respectivement.

si  $\gamma = 1$  : aucun effet sur l'image;

si  $\gamma > 1$  : augmenter les nuances dans le sombre;

si  $\gamma < 1$  : augmenter les nuances dans le claire.

## 3.2 Outils de segmentation

### 3.2.1 Seuillage automatique (Otsu)[43]

Le seuillage d'image est une technique de binarisation d'image, elle consiste à transformer une image en niveaux de gris en une image dont les pixels sont soit 1 soit 0. On parle alors d'une image binaire ou image en noir et blanc.

La méthode d'Otsu est une technique adaptative (globale), pour la binarisation automatique des images, en deux classes (l'objet et le fond). En parcourant toutes les valeurs de seuil possibles (de 0 à 255), le seuil optimal  $T$ , pour la séparation de ces deux classes, est choisi, de sorte que la variance de l'histogramme de l'image binarisée intra-classe soit minimale, et la variance inter-classes soit maximale.

L'équation 3.6 permet de faire le calcul de la variance intra-classe, qui se définit comme étant une somme pondérée des variances de deux classes.

$$\delta_{\omega}^2(T) = \omega_0(T)\delta_0^2(T) + \omega_1(T)\delta_1^2(T) \quad (3.6)$$

Ou :

$\omega_0$ : représente la probabilité d'appartenance à la classe 1;

$\omega_1$  : représente la probabilité d'appartenance à la classe 2;

$\delta_0$  : représente la variance de la classe 1;

$\delta_1$  : représente la variance de la classe 2.

Ainsi la variance d'inter-classe est définie par l'équation 3.7, comme suit:

$$\delta_y^2 = \delta^2 - \delta_w^2 \quad (3.7)$$

Avec :

$\delta$ : représente la variance de l'image;

$\delta_w$  : représente la variance intra-classe.

Pour calculer la probabilité d'appartenir à la classe 1 ou 2, en fonction du seuil  $T$ , il suffit de sommer les probabilités de chaque niveau de gris (équations 3.8 et 3.9).

$$\omega_0(T) = \sum_{k=1}^T p(k) \quad (3.8)$$

$$\omega_1(T) = \sum_{k=T}^L p(k) \quad (3.9)$$

Avec :

L: L'intensité de niveaux de gris;

$p(k)$  : La probabilité de chaque niveau de gris.

La probabilité de chaque niveau de gris est calculée, en divisant le nombre de pixels présents pour chaque niveau de gris, par le nombre total de pixels dans l'image, en utilisant l'équation 3.10, définie comme suit :

$$p(k) = \frac{Hist(k)}{\text{Nombre Totale de pixel dans l'image}} \quad (3.10)$$

Pour calculer l'histogramme, il faut donc parcourir l'image dans sa totalité, et compter, pour chaque niveau de gris, le nombre de pixels, ayant ce niveau de gris (équation 3.11)

$$Hist(k) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (Images(i, j) == k) \quad (3.11)$$

Le calcul de la moyenne de chaque classe, par les relations 3.12 et 3.13, induit aux relations (3.8) et (3.9), qui permettent le calcul de la variance de chaque classe.

**La moyenne:**

$$\mu_1(T) = \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=1}^T N_1(i)P(i) \quad (3.12)$$

$$\mu_2(T) = \frac{1}{\omega_2} \sum_{i=T+1}^L N_2(i)P(i) \quad (3.13)$$

**La variance:**

$$\delta_1^2(T) = \frac{\sum(N_1(i) - \mu_1(T))^2 * p(i)}{\omega_1} \quad (3.14)$$

$$\delta_2^2(T) = \frac{\sum(N_2(i) - \mu_2(T))^2 * p(i)}{\omega_2} \quad (3.15)$$

Avec :

- $\mu_{1,2}$  :  $\mu_1$  et  $\mu_2$  représente la moyenne de la classe 1 et 2;

- $N_1$  : est un vecteur de 0 à T-1;
- $N_2$  : est un vecteur de T à 255;

La Figure 3.4 montre une comparaison, entre le seuillage d'Ostu et le seuillage manuel.

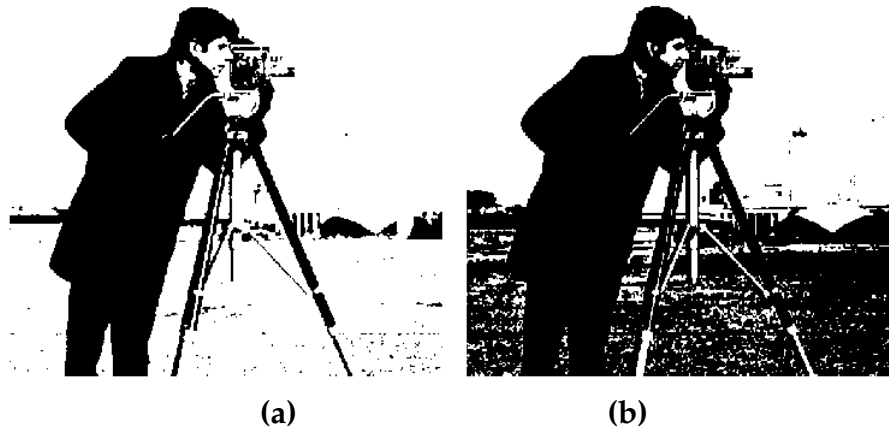


FIGURE 3.4: Comparaison entre le seuillage automatique et le seuillage manuel. (a) Seuillage automatique; (b) Seuillage manuelle.

### 3.2.2 Morphologie mathématique [44] [45]

La morphologie mathématique est une science de la forme et de la structure. Le principe de base de la morphologie mathématique est de comparer les objets que l'on veut analyser à un autre objet de référence, appelé élément structurant.

#### a Élément structurant

Un élément structurant est un ensemble de pixels, qui possèdent une taille et une forme géométrique connues. Il y a plusieurs formes d'élément structurant (carré, cercle, ellipse . . . etc.) (Figure 3.5).

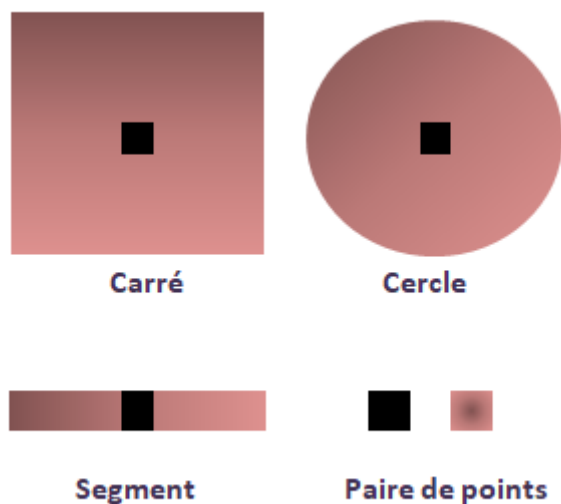


FIGURE 3.5: Formes géométriques d'un élément structurant.

## b Érosion

Soient  $I$  un ensemble de pixels (image binaire), et  $E$  l'élément structurant : L'érosion consiste à faire déplacer  $E$ , de telle sorte que son centre occupe toutes les positions  $x$  de  $I$ , c'est-à-dire que, pour chaque position,  $E$  est inclus complètement dans  $I$ .

Le résultat de l'érosion (Figure 3.6), est appelé (**ensemble érodé**), et notée  $(I \ominus E)$ , l'équation d'une opération d'érosion est comme suite (équation 3.16) :

$$I \ominus E = \{x | E_x \subseteq I\} \quad (3.16)$$

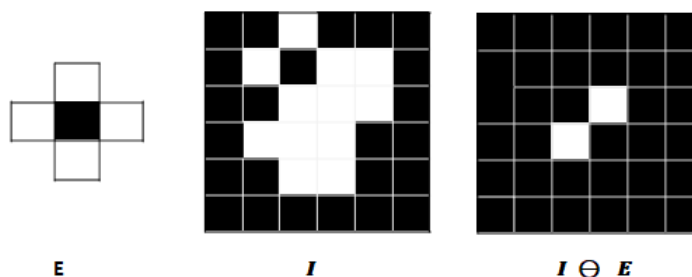


FIGURE 3.6: Exemple simple d'érosion.

### c Dilatation

Soient  $I$  un ensemble de pixels, et  $E$  un élément structurant : La dilatation consiste à déplacer  $E$ , sur l'ensemble  $I$ , de manière à ne conserver que les points  $x$ , de l'ensemble  $I$ , qui sont intersectés avec l'élément  $E$ .

Le résultat de la dilatation (Figure 3.7) est appelé (**ensemble dilaté**), et l'équation d'une opération de dilatation est comme suite équation 3.17) :

$$I \oplus E = \{E_x | x \in I\} \quad (3.17)$$

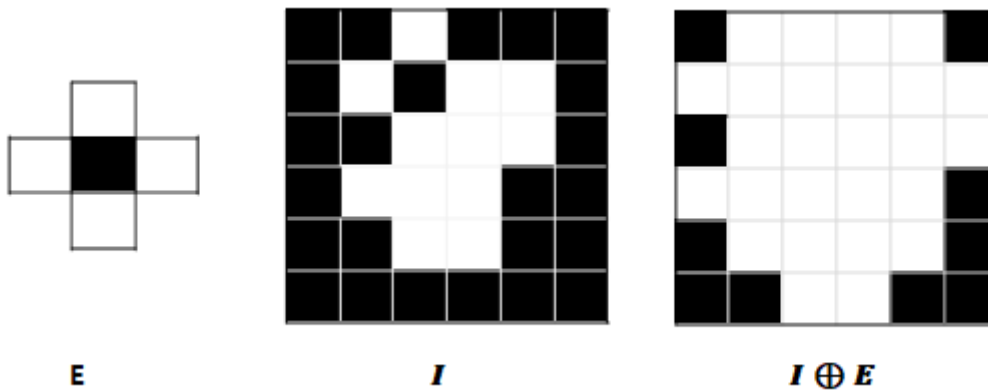


FIGURE 3.7: Exemple simple de dilataion.

D'après les exemples ci-dessus, on remarque que l'érosion et la dilatation (tableau 3.1) produisent plusieurs effets caractéristiques :

TABLE 3.1: Tableau de comparaison entre l'érosion et la dilatation.

Érosion	Dilatation
Les structures de taille inférieure à $E$ sont éliminées.	Les trous de taille inférieure à $E$ sont bouchés.
La surface des structures, de taille supérieure à $E$ , est réduite.	La surface des structures est augmentée.
Les structures ayant des étranglements de largeurs inférieures à $E$ sont séparées.	Les structures voisines, séparées d'une distance inférieure à $E$ sont fusionnées

#### d Reconstruction morphologique

La reconstruction morphologique est un des outils essentiels de la morphologie mathématique. Son principe est basé sur la dilatation géodésique. Cette dernière utilise deux images : une image marqueur ' $f$ ', qui est dilatée par un élément structurant élémentaire, et une image masque ' $g$ ', qui limite l'extension de la dilatation de la première (Figure 3.8).

La dilatation géodésique de ' $f$ ', par rapport à l'image masque ' $g$ ', est définie par l'équation 3.18:

$$f \oplus_g E = (f \oplus E)^g \quad (3.18)$$

La reconstruction de ' $f$ ', par rapport à ' $g$ ', est la dilatation géodésique de ' $f$ ', jusqu'à idempotence. Soit  $n$ , la valeur à partir de laquelle l'idempotence est acquise, la reconstruction de  $f$  est définie par l'équation 3.19:

$$R_g(f) = D^n g(f) \quad (3.19)$$



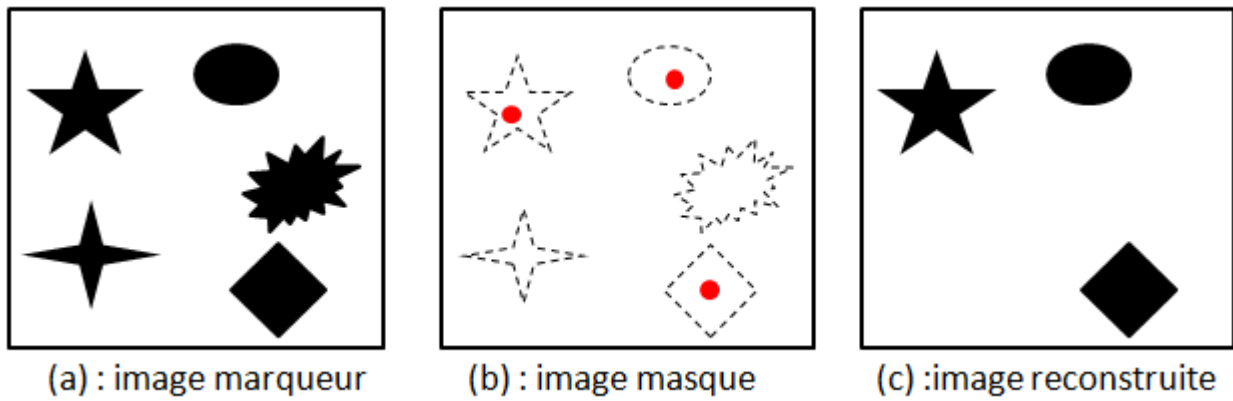


FIGURE 3.8: Exemple de l'application de la reconstruction morphologique.

### 3.2.3 Level set

La méthode des contours actifs est parmi les méthodes les plus efficaces pour la segmentation d'images. Elle peut être divisée en deux approches : approche "contours " et approche "régions" [46].

Parmi les méthodes basées région, on peut citer le modèle de Chan-Vese, utilisant les ensembles de niveaux ou "Level set". Cette approche permet souvent une segmentation performante, grâce à sa capacité à manier naturellement les changements topologiques.

La méthode level set, fut introduite par Osher et Sethian [46]. Elle consiste à propager une courbe, considérée comme l'ensemble de niveau zéro de la fonction level set, vers les frontières des objets, contenus dans l'image.

Le principe des level sets est de suivre l'évolution de la courbe, de niveau fermée  $\Phi(0)$ , située dans le plan  $\mathbb{R}^2$  et correspondant à la courbe de niveau  $\Phi(0) = 0$ , de la surface  $z = \Phi(x, y, t)$  à l'instant initial [47]:

$$C(t = 0) \equiv (X \mid \Phi(x, t = 0) = 0) \quad (3.20)$$

A l'instant initial, la fonction  $C(x, t = 0)$  est construite de la manière suivante :

$$\Phi(x, t = 0) = \pm \text{distance de } x \text{ a } C(0) \quad (3.21)$$

Le signe (moins plus) est choisi selon que,  $x$  est à l'intérieur ou à l'extérieur de  $C(t)$ .

Par convention, on a :

- $\Phi(x,y)$  est  $>0$ , si le point  $(x,y)$  est à l'extérieur de la courbe ;
- $\Phi(x,y)$  est  $<0$ , si le point  $(x,y)$  est à l'intérieur de la courbe ;
- $\Phi(x,y)$  est  $=$ , si le point  $(x,y)$  est sur la courbe.

La figure 3.9 présente la position des contours, à une distance  $d$ .

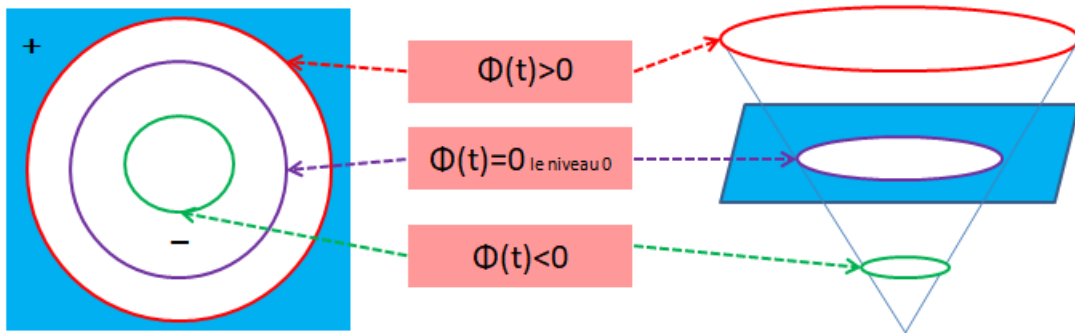


FIGURE 3.9: Exemple de représentation du contour par un ensemble des courbes de niveaux.

Le principe des ensembles de niveaux est inspiré de la théorie de la propagation des courbes, subissant une force normale, comme illustré par la figure 3.10 [47].

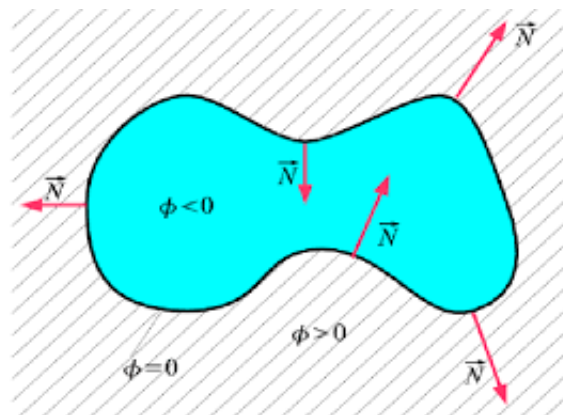


FIGURE 3.10: Courbe subissant une force normale.

L'équation d'évolution de la courbe  $C(t)$  est :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \vec{N} \quad (3.22)$$

### 3.2.4 Méthode de Chan-Vese[48]

Le principe de cette méthode est de partitionner une image en régions homogènes dont les frontières sont régulières.

Soit  $I$  notre image,  $u$  l'intensité d'un pixel de l'image,  $C$  la courbe qui va nous permettre de détecter l'objet. Notre image contient un objet et un fond. La courbe coupe l'image en 2 régions qui ont pour intensité d'un pixel les valeurs  $\mu_0^i$  et  $\mu_0^e$ ; on a alors  $\mu_0 = \mu_0^i$  à l'intérieur de la courbe et  $\mu_1 = \mu_0^e$  à l'extérieur. C'est le principe de la fonction Mumford-Shah utilisée pour la segmentation [49].

La fonctionnelle d'énergie est donné par :

$$E^{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{inside(c)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(c)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (3.23)$$

Où:

- Inside(c): représente la région se trouvant à l'intérieur de la courbe.
- Outside(c): représente la région se trouvant à l'extérieur de la courbe.
- $c_1$  et  $c_2$ : sont respectivement les moyennes des niveaux de gris à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe

**On peut dire que l'objet est détecté si :**

$$F_1(C) + F_2(C) \approx 0$$

- En effet, si la courbe est à l'intérieur de l'objet :  $F_1 \approx 0, F_2 > 0$ ;
- Si elle est à l'extérieur :  $F_1 > 0, F_2 \approx 0$ ;
- Si elle est sur le bord :  $F_1 \approx 0, F_2 \approx 0$ .

Voici une illustration qui permet de mieux comprendre (Figure 3.11) :

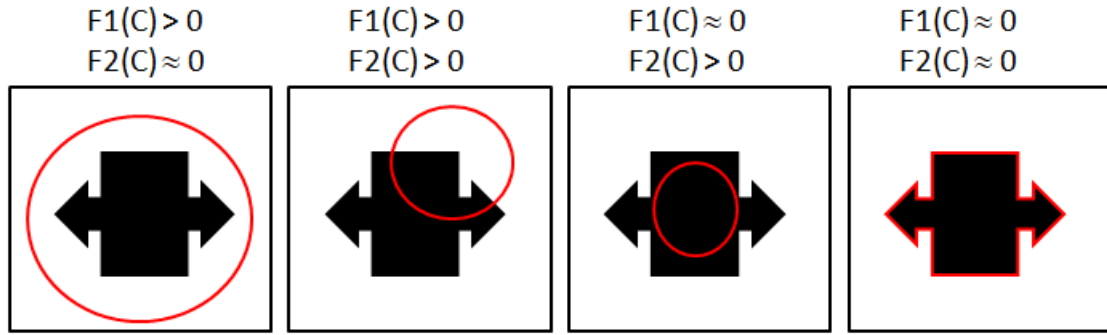


FIGURE 3.11: Segmentation par la méthode Chan-Vese , selon les cas possibles de la position de la courbe.

Dans ce modèle, Chan et Vese ont introduit deux termes de régularisation, pour minimiser la longueur de la courbe et la surface interne de la courbe  $C$ , ce qui introduit la fonctionnelle d'énergie  $E$  (équation 3.24). Donc, notre but est de minimiser l'énergie  $E$ . Ce problème de minimisation peut être formulé et résolu, en utilisant la méthode des Level-set.

$$E^{CV}(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{inside(c)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(c)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy + \alpha Longueur(C) + \beta Aire(inside(C)) \quad (3.24)$$

Avec ;  $\alpha \geq 0, \beta \geq 0$  et  $\lambda_1, \lambda_2$  des paramètres pondérant des différents termes de la fonctionnelles d'énergie.

### Formulation du modèle avec les level sets

Pour gérer les changements de topologie automatiquement, on introduit la technique des ensembles de niveaux, ou level-sets (equation 3.21), qui a été définie précédemment.

$$\text{On définit la fonction Heaviside } H \text{ de } \Phi(x, y) : H(\Phi) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$

Et La fonction dirac de  $\Phi(x, y)$  est définie par :  $\delta(\Phi) = \frac{d}{dx} H(\Phi)$

On réécrit l'équation de l'énergie , en introduisant la fonction échelon de Heaviside  $H(\Phi)$ , et la fonction impulsion de dirac  $\delta(\Phi)$  3.25.

$$E(C_1, C_2, \Phi) = \int_{\Omega} H(\Phi(x, y))(C_1 - I)^2 dx dy + \int_{\Omega} (1 - H(\Phi(x, y)))(C_2 - I)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} \delta(x, y) |\nabla H(\Phi(x, y))| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (3.25)$$

La minimisation de l'équation en utilisant la méthode level sets revient à résoudre l'équation aux dérivées partielles suivante (équation 3.26) :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \delta(\Phi) \left[ \alpha \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) - \lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2 \right] \quad (3.26)$$

d'Où:

- $\delta(\Phi)$  Étant la fonction de Dirac régularisée;
- $\operatorname{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right)$  est la courbure qui permet de garder la courbe lisse;
- $\lambda_1 (I - c_1)^2 + \lambda_2 (I - c_2)^2$  est la vitesse d'évolution.

### 3.3 Outils de classification[50]

Il existe différentes techniques de classification dans la bibliographie. Dans notre cas, nous avons utilisé La forêt aléatoire

#### 3.3.1 Arbre de décision

Un arbre de décision est une structure, très utilisée en classification de formes. Son fonctionnement repose sur des données qualitatives, en se basant sur des techniques d'apprentissage supervisé. Il s'agit de partitionner un ensemble de données, en des groupes les plus homogènes possibles, du point de vue de la variable à prédire. On prend en entrée un ensemble de données classées, et on fournit en sortie un arbre, qui ressemble beaucoup à un diagramme d'orientation (Figure 3.12), tel que:

- Une racine qui est le point de départ de l'arbre ;

- Les nœuds de l'arbre testent les attributs;
- Des branches qui relient : la racine avec les nœuds, les nœuds entre eux et les nœuds avec les feuilles ;
- Les feuilles spécifient les catégories (une ou plus).

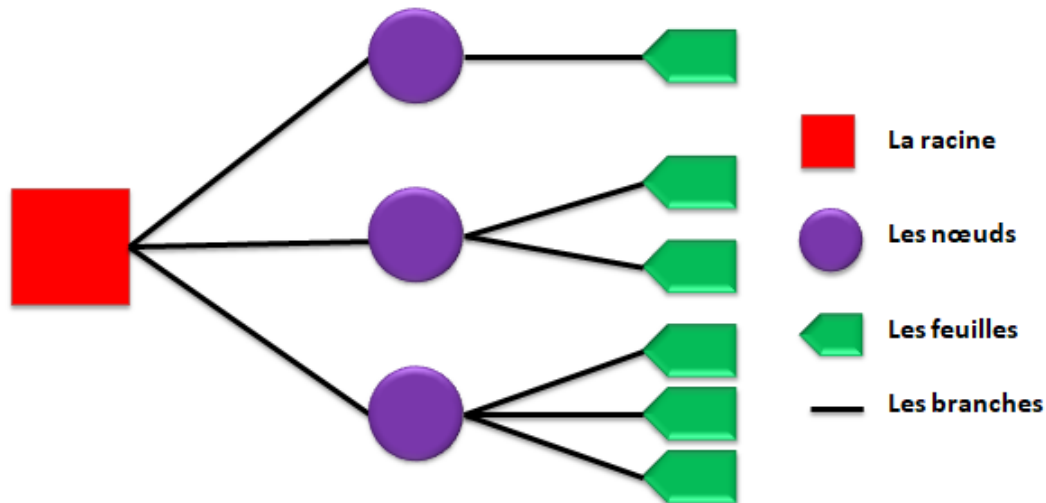


FIGURE 3.12: Exemple d'arbre de décision.

Pour construire un arbre de décision, nous devons définir un critère de division, tel que l'entropie, pour sélectionner le meilleur nœud possible, pour chaque étape. En définissant la feuille quand le découpage s'arrête. Puis, d'attribuer au nœud terminal la classe ou la valeur la plus probable Enfin, l'arbre doit être élagué, lorsque le nombre de nœuds devient important. L'entropie de la classification doit être calculer au préalable (équation 3.27), elle est définie par :

$$E(p) = - \sum_{i=1}^n p_i \log p_i; \quad \text{Ou} \quad p_i = \frac{|k_n|}{k} \quad (3.27)$$

et  $n$  est le nombre d'éléments du noeud,  $k_n$  celui de la classe  $n$ .

### 3.3.2 La forêt aléatoire

La forêt aléatoire est un algorithme d'apprentissage supervisé, qui est utilisé pour la classification. Le principe de la forêt aléatoire est d'utiliser un grand nombre d'arbres de décision (Figure 3.13), construits chacun avec un sous-échantillon, différent de l'ensemble d'apprentissage. Pour chaque construction d'arbre, la décision à un nœud est faite en fonction d'un sous-ensemble de variables, triés au hasard. Puis, on utilise l'ensemble des arbres de décision produits, pour faire la prédiction, avec un vote à la majorité.

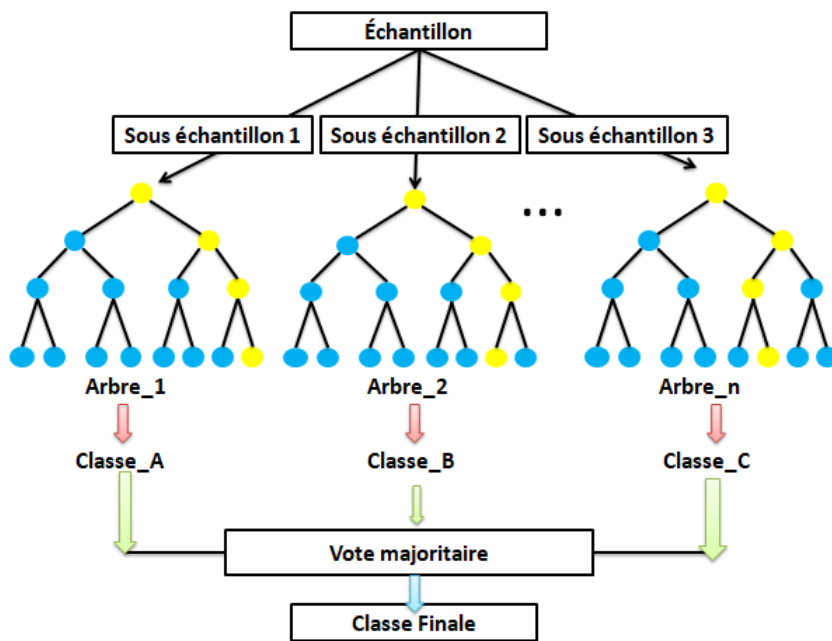


FIGURE 3.13: Structure d'une forêt aléatoire.

Nous avons utilisé l'Algorithme 1 de Breiman [50] qui appartient à la famille la plus large des forêts aléatoires. il est définis comme suit:

**Algorithm 1** L'algorithme des forêts aléatoires [50]

---

**ENTRÉES :** **L:** l'ensemble d'apprentissage; **N:** le nombre d'arbres dans la forêt;  
**K:** le nombre de caractéristiques à sélectionner aléatoirement à chaque nœud.  
**SORTIE :** **E:** l'ensemble des arbres qui composent la forêt construite.

**for**  $i = 1 \rightarrow N$  **do**  
 $T^i \leftarrow \text{BootstrapSample}(T)$  (les données sont tirées aléatoirement(avec remise)).  
 $C^i \leftarrow \text{ConstructTree}(T^i)$  où à chaque nœud :

1. Sélection aléatoire de  $K = \sqrt{M}$  Variables à partir de l'ensemble d'attributs  $M$
2. Sélection de la variable la plus informative  $K$  en utilisant la valeur de l'entropie.
3. Création d'un nœud fils en utilisant cette variable.

$E \leftarrow E \{C^i\}$   
**end for**  
 Retourner  $E$

---

## Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les outils essentiels de notre algorithme, pour l'extraction de la couche RPE, et la classification binaire des images OCT. Nous avons appliqué un prétraitement, en utilisant le filtre gaussien et le filtre bilatéral, afin de réduire le bruit, et d'améliorer la qualité des images acquises par l'OCT.

Nous avons appliqué la méthode de Chan-Vese, pour la phase de segmentation. Finalement un classificateur "Random Forest" est réalisé, pour classer chaque coupe d'OCT, en l'une des deux classes : image avec drusen ou sans drusen.

Dans le chapitre qui suit, nous présenterons l'algorithme général que nous avons adopté, basé sur ces outils.



**CHAPITRE 4**  
**IMPLÉMENTATION, RÉSULTATS ET**  
**INTERPRÉTATION**

# 4 Implémentation, résultats et interprétation

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes étapes de notre algorithme, les résultats obtenus à chaque étape et leur interprétation, ainsi que l'interface graphique qui regroupe les fonctions implémentées.

## 4.1 Description des bases de données utilisées

Les bases de données d'images sont une ressource essentielle, dans le développement des algorithmes d'analyse d'images. Dans cette section, nous présentons les deux bases de données utilisées pour notre travail (Tableau 4.1), pour la segmentation, la reconstruction 3D, l'apprentissage et la classification (Figure 4.1).

- La base d'images "Kermany2018", publiée par Kermany Danial et al[51]. Elle est organisée en trois dossiers (Train, Test, Val), et contient un sous-dossier, pour chaque catégorie d'images. Les images sont étiquetées comme suit : (Maladie)-(ID patient)-(Numéro d'image pour ce patient). Dans notre travail nous avons utilisé seulement le dossier "Drusen", issu du sous-dossier « Maladie ».
- La base de données publiée par Hossein Rabbani Khorasgani [52], qui contient des données OCT, et des images fond d'œil, couleur, des yeux gauche et droit, de 50 personnes saines.

TABLE 4.1: Caractéristiques de chaque base de données.

	Base 1	Base 2
Taille d'images	512x496	512x650
Format d'images	JPEG	JPG
Résolution	3.9 $\mu$ m	3.2 $\mu$ m
Nombre d'images	84 495	50
Catégories	Normal, Néovascularisation du corioïde, œdème maculaire diabétique, Drusen	Normal

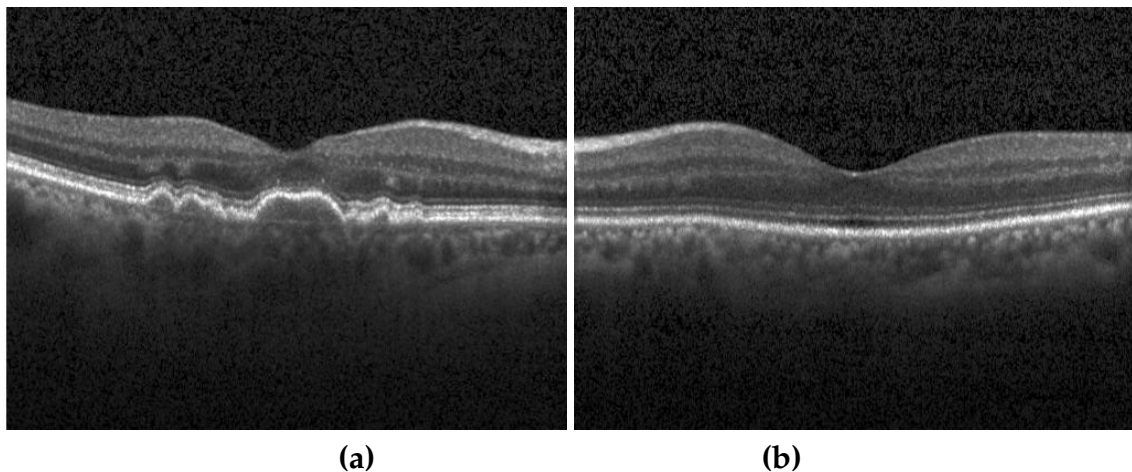


FIGURE 4.1: Exemples d'images des deux bases de données utilisées. (a) Première base; (b) Deuxième base.

## 4.2 Logiciel d'implémentation

Le langage de programmation avec lequel nous avons programmé notre algorithme, est le python, version 3, (Figure 4.2). Python est un langage "Open source", qui peut être utilisé dans de nombreux contextes, et qui s'adapte à tout type d'utilisation, grâce à des bibliothèques spécialisées.

Il favorise la programmation structurée, fonctionnelle et orientée objet. Il est particulièrement répandu dans le monde scientifique, et possède de nombreuses bibliothèques optimisées, destinées au calcul numérique, comme OpenCV, tflearn et scikit-image.

Les principales utilisations de python par les développeurs sont :

- La programmation d'application;
- la création des services web;
- Les jeux vidéo;
- Le domaine de traitement d'image.

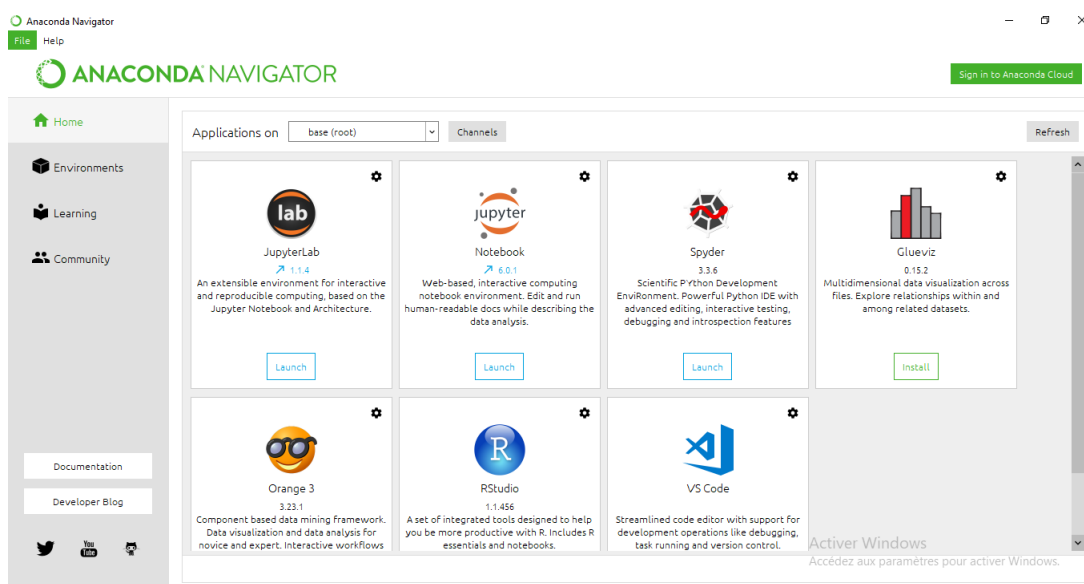


FIGURE 4.2: La distribution libre de langage de programmation python(Anaconda).

### 4.3 Organigramme général de système proposé

Nous présentons brièvement notre algorithme, avant de fournir une description détaillée de chaque étape du système proposé, dans les sous-sections suivantes. L'organigramme de notre algorithme est illustré en Figure 4.3. Il comprend les opérations essentielles, appliquées aux images OCT d'entrée pour implémentée notre algorithme.

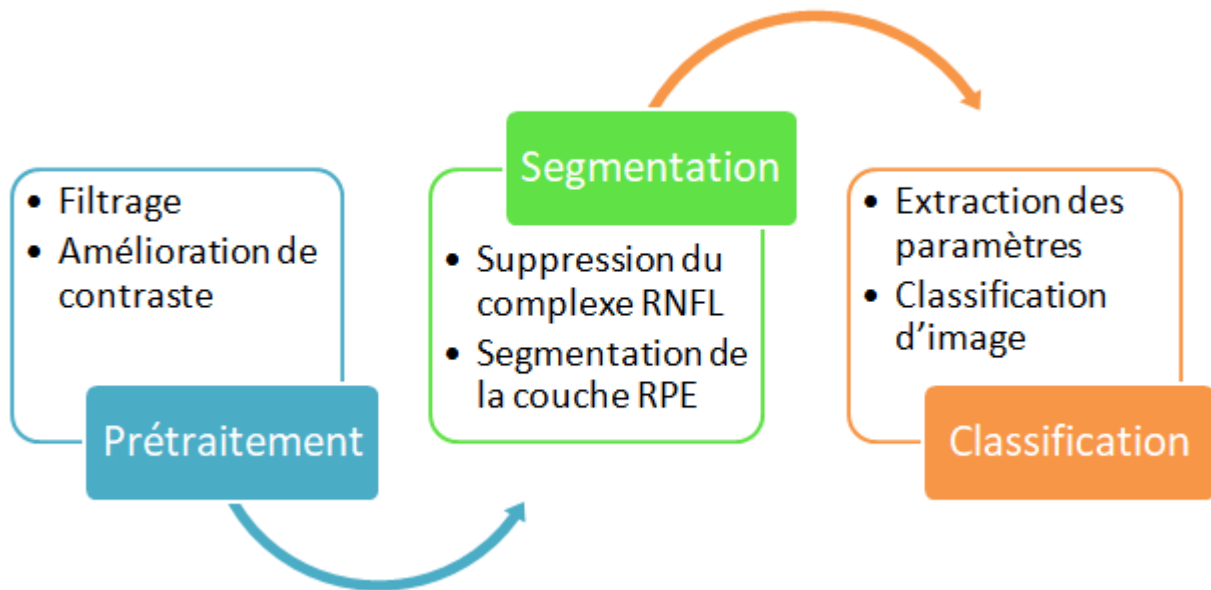


FIGURE 4.3: Schéma synoptique général de la méthode proposée.

- **Acquisition d'image:** nous avons utilisé les images OCT. Ces images sont prises par un appareil d'OCT, ou tomographie par cohérence optique
- **Prétraitement:** Cette étape permet de réduire le bruit présent dans les images OCT, appelé speckle, car celui-ci peut affecter les résultats de notre méthode de classification.
- **Segmentation :** le complexe RNFL, défini comme la région entre la membrane limitante interne et la couche plexiforme externe, est extrait, puis la segmentation de la couche RPE est réalisé par le modèle de Chan-Vese.
- **Classification :** après la segmentation de RPE, les paramètres de cette couche (maximum, moyenne, écart-type. . . etc.) sont extraits, pour réaliser la classification des images en deux classes : image saine ou image pathologique (présence des Drusens).

## 4.4 Prétraitement

Le prétraitement proposé comprend deux étapes : Le filtrage et l'amélioration du contraste (Figure 4.4).

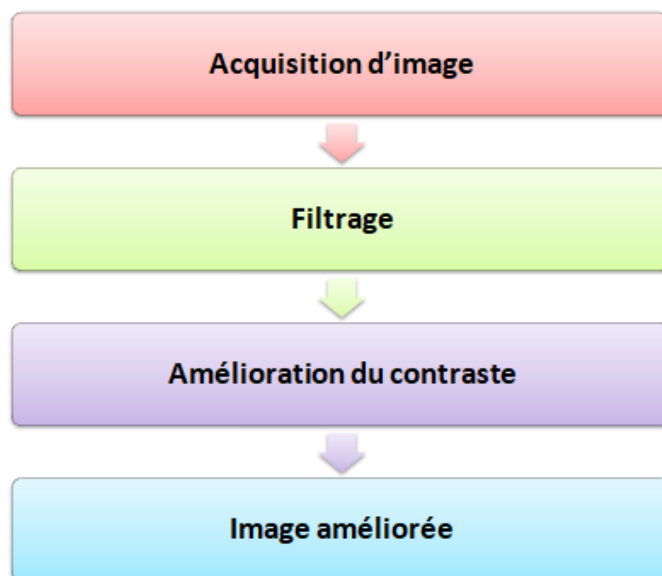


FIGURE 4.4: Organigramme du prétraitement.

### 4.4.1 Acquisition d'image

La lecture des images des bases de données est obtenue, grâce à la commande 'cv2.imread', de la bibliothèque OpenCV de python. Ensuite, l'opération de recadrage de l'image est nécessaire, pour unifier la taille des images d'entrée. Généralement, les images obtenues par l'appareil d'OCT sont en couleur (RVB), mais l'outil d'amélioration du contraste que nous utiliserons, ne s'applique qu'aux images en niveaux de gris. Pour cette raison nous avons donc ajouté une étape de conversion des images couleur en images en niveau de gris, avec la commande suivante :

$$gray = rgb2gray(I)$$

Avec I est l'image original.

## Résultats

La Figure 4.5 montre le résultat de cette conversion d'image en niveau de gris.

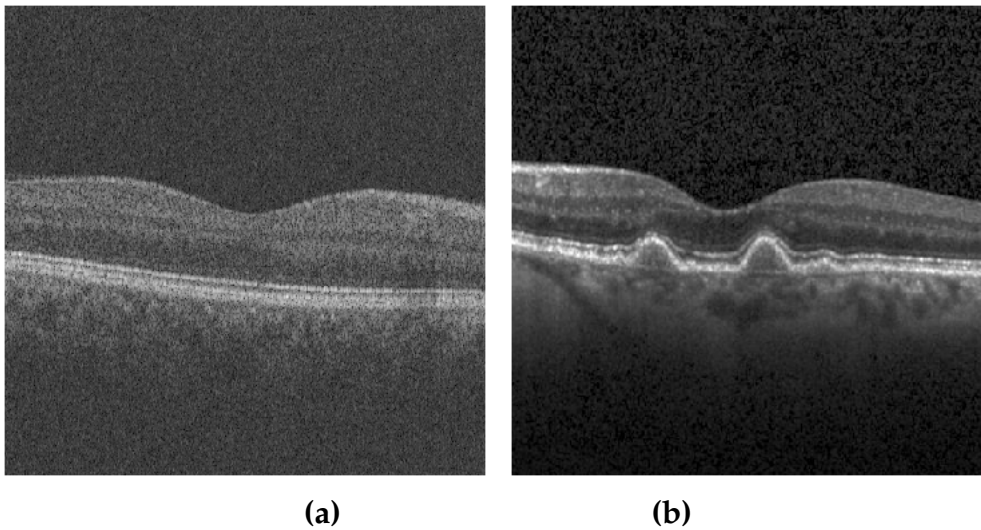


FIGURE 4.5: Exemple de représentation d'images couleur, converties en niveau de gris. (a) Image saine, (b) Image pathologique.

## Interprétation

Notre image est convertie en niveau de gris, pour travailler sur des intensités comprises entre  $[0,255]$ , avec une taille de  $(450 \times 450)$ , pour les deux bases de données.

### 4.4.2 Filtrage

L'objectif principal du filtrage est d'enlever le bruit contenu dans une image. Le filtrage proposé se divise en deux parties : le filtre bilatéral pour les images saines et le filtre gaussien pour les images pathologiques.

- **Filtre bilatéral** : nous avons utilisé le filtre bilatéral, du fait qu'il présente l'avantage de réduire le bruit, tout en préservant les contours. Sa formulation est simple, chaque pixel est remplacé par une moyenne pondérée de ses voisins, qui dépend de deux paramètres qui indiquent la taille et le contraste des caractéristiques à préserver.

$$Bilateral = cv2.bilateralFilter(gray, \omega_c, \omega_s)$$

Avec :

- $gray$ : L'image convertie en niveau de gris;
- $\omega_c$ : La distance entre chaque pixel;
- $\omega_s$ : L'intensité des pixels.

Sur la figure 4.6 nous reportons les résultats de débruitage par le filtre bilatéral pour différentes tailles du masque et des intensités différentes.

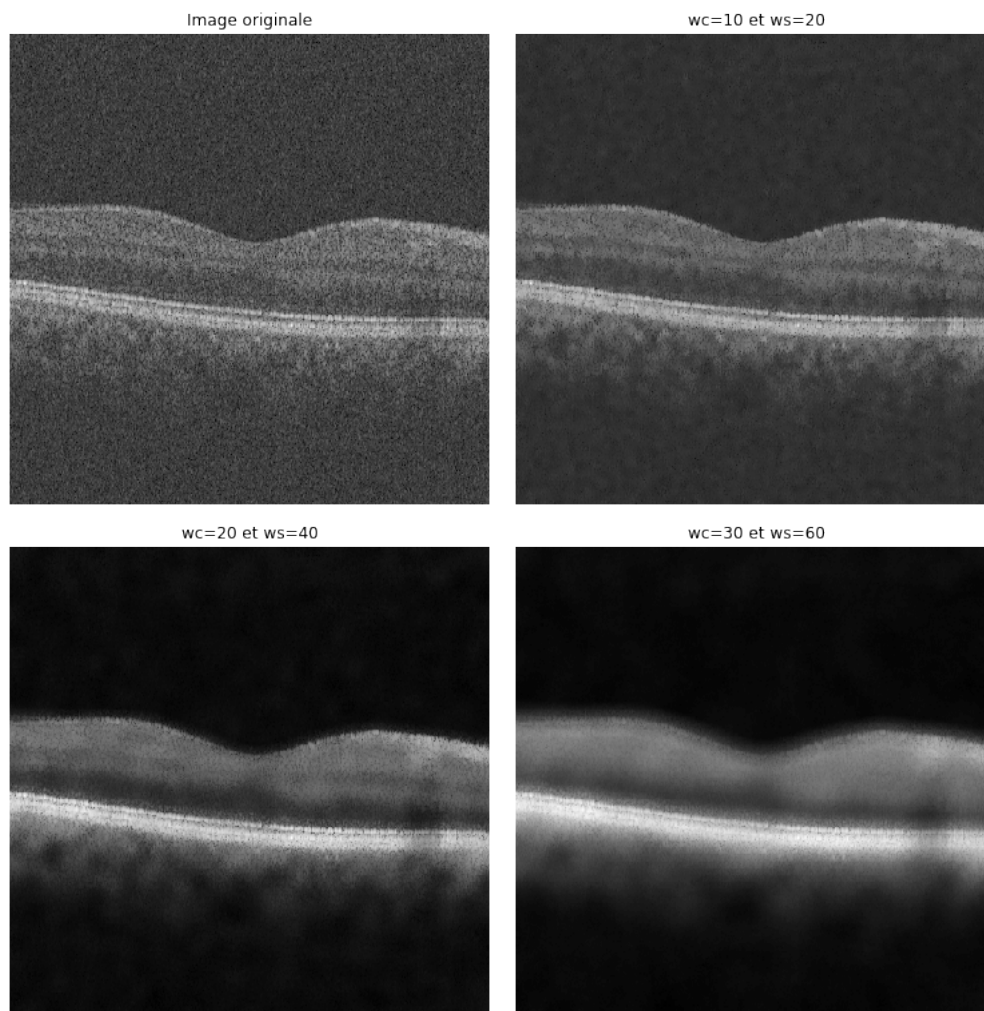


FIGURE 4.6: Application d'un filtre bilatéral avec différentes valeur de  $\omega_c$  et  $\omega_s$

La figure 4.6 montre que le filtre bilatéral permet de réduire le bruit, et le choix de la taille



du masque influe sur les résultats obtenus ( une grande taille élimine bien le bruit sur les régions homogènes mais dégrade les contours).

- **Filtre gaussien:** Le filtre gaussien est excellent pour réduire le bruit dans une image. Toutefois, il a pour inconvénient de dénaturer les contours d'objets, et il dépend de la taille du filtre.

$$gaus = gaussian(gray, g)$$

avec :  $g$  est la taille du filtre.

La figure 4.7, montre les résultats de débruitage par le filtre gaussien, avec différentes tailles du masque sur une image en niveaux de gris.

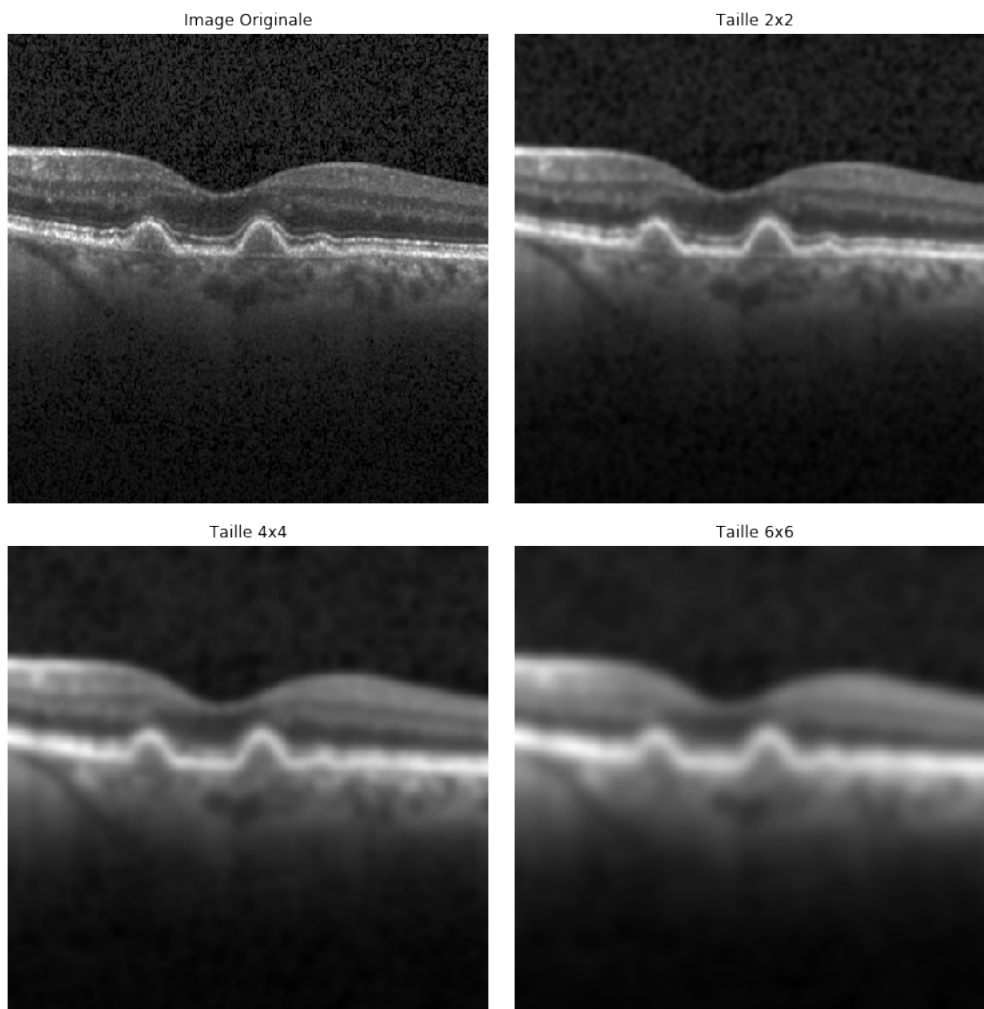


FIGURE 4.7: Application d'un filtre gaussien avec différentes tailles de masque

Le filtre gaussien de taille 4x4 donne un meilleur lissage et une meilleure réduction du bruit que avec les autres tailles de filtre. Néanmoins, les filtres linéaires suppriment beaucoup d'informations pertinentes telles que les contours des objets, en les déplaçant et les rendant flous.

## Résultats

La figure 4.8 montre le résultat du filtrage.

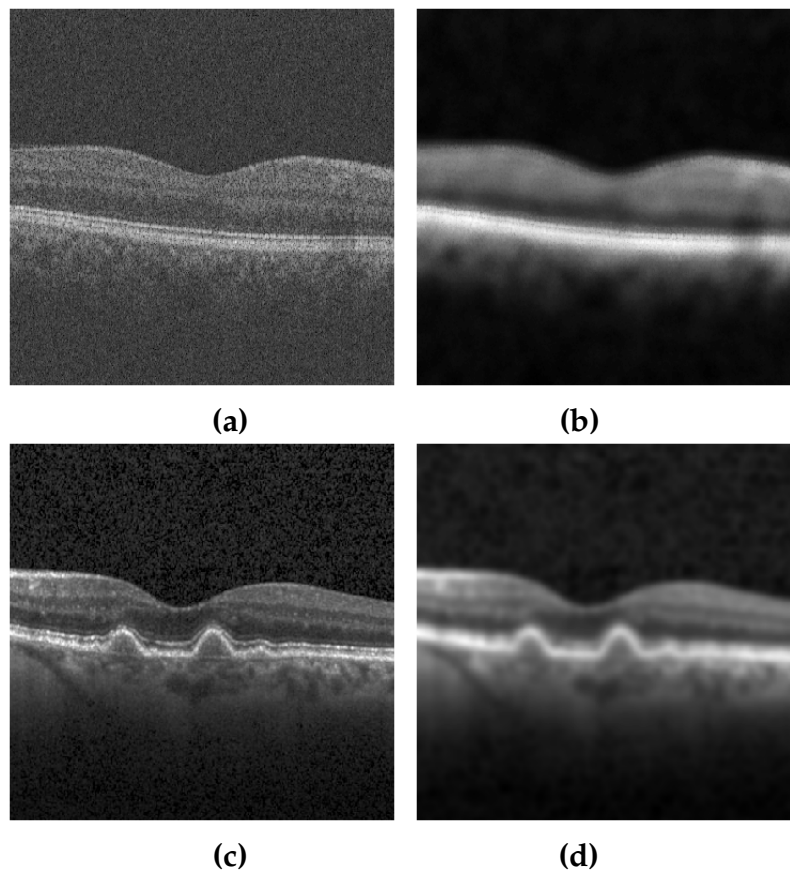


FIGURE 4.8: Résultat de filtrage. (a) : Image saine; (b) : Résultat de filtre gaussien sur l'image saine; (c) : Image pathologique, (d) : Résultat de filtre gaussien sur l'image pathologique.

## Interprétation

D'après les résultats obtenus , nous constatons que :

- Le filtre bilatéral (Figure 4.8(b)), a permis de bien réduire le bruit tout en préservant les contours, avec les paramètres suivants(  $\omega_c=20$  ,  $\omega_s=40$ ).
- Le filtre gaussien de taille 4x4 (figure 4.8(d)), a permis d'atténuer le bruit mais en même temps il a ajouté un effet de floue dans l'image.

### 4.4.3 Amélioration du contraste

Pour l'amélioration du contraste, nous avons choisi dans notre travail, une application de correction gamma sur l'image filtrée (Équation 4.1), qui doit être en niveau de gris. La correction gamma est utilisée pour changer la luminosité de l'image, afin d'améliorer la visualisation des couches rétiniennes.

$$\text{Correct} - \text{gamma} = cv2.pow(\text{image} - \text{filtre}, s) \quad (4.1)$$

Avec : s la valeur de gamma.

La figure 4.9 présente l'effet de la correction gamma sur l'image filtrée.

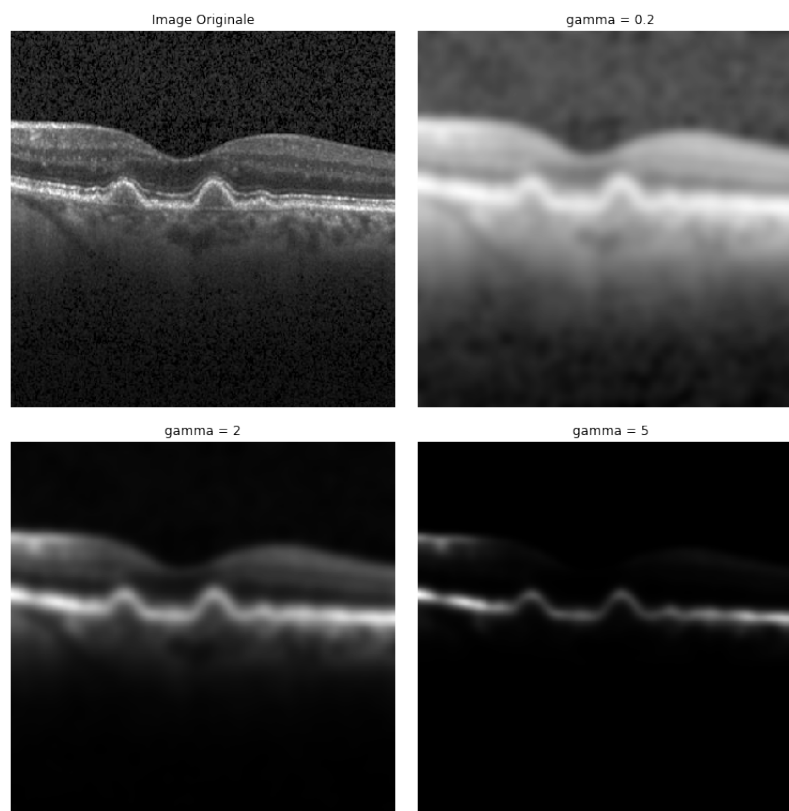


FIGURE 4.9: L'amélioration du contraste avec différentes valeur de gamma

L'image originale a été prise à des puissances différentes, montrant que les grandes puissances de 1 font l'ombre plus foncée, tandis que les puissances plus petites que 1 font les zones sombres plus claires.

## Résultats

La figure 4.10, montre le résultat d'amélioration du contraste, avec la correction gamma. C'est l'étape finale du prétraitement.

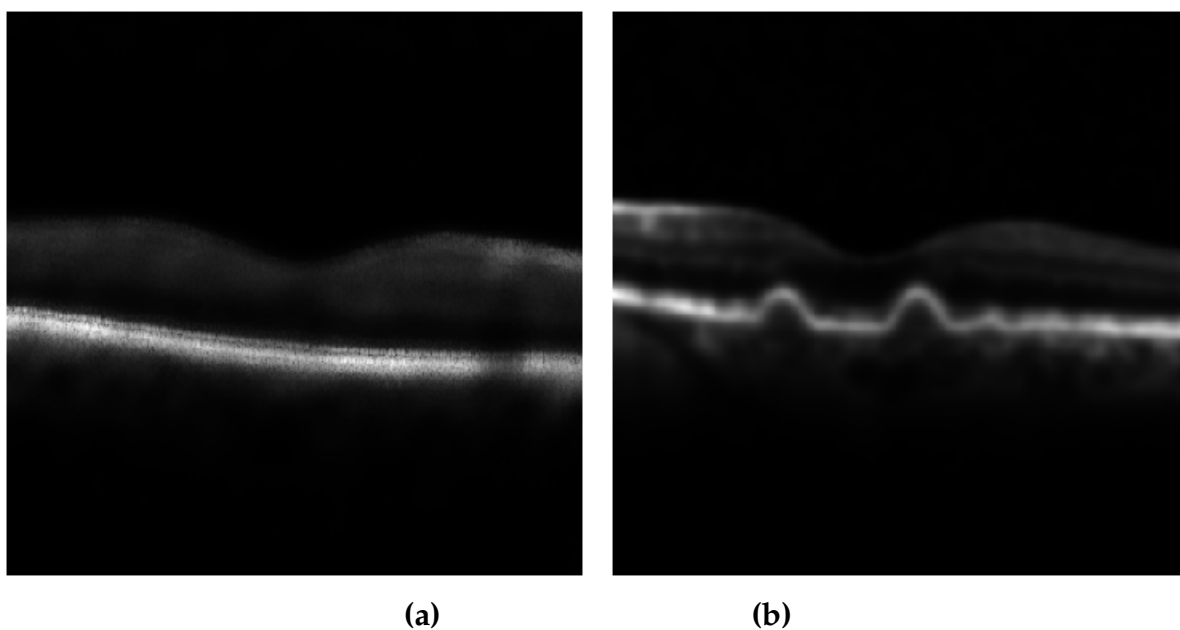


FIGURE 4.10: Résultats finaux du prétraitement. (a) Image saine, améliorée avec la correction gamma ; (b) Image pathologique, améliorée avec la correction gamma

## Interprétation

D'après la figure 4.10, nous constatons que avec  $s=4.5$ , le contraste des couches rétiniennes dans l'image est amélioré, ainsi que celui de la région, où se situe la couche RPE. Les drusens apparaissent mieux dans l'image améliorée, par la correction gamma.

## 4.5 Segmentation

Nous pouvons résumer les étapes que nous avons abordées, afin d'obtenir le résultat final de la segmentation, par l'organigramme suivant (Figure 4.11):

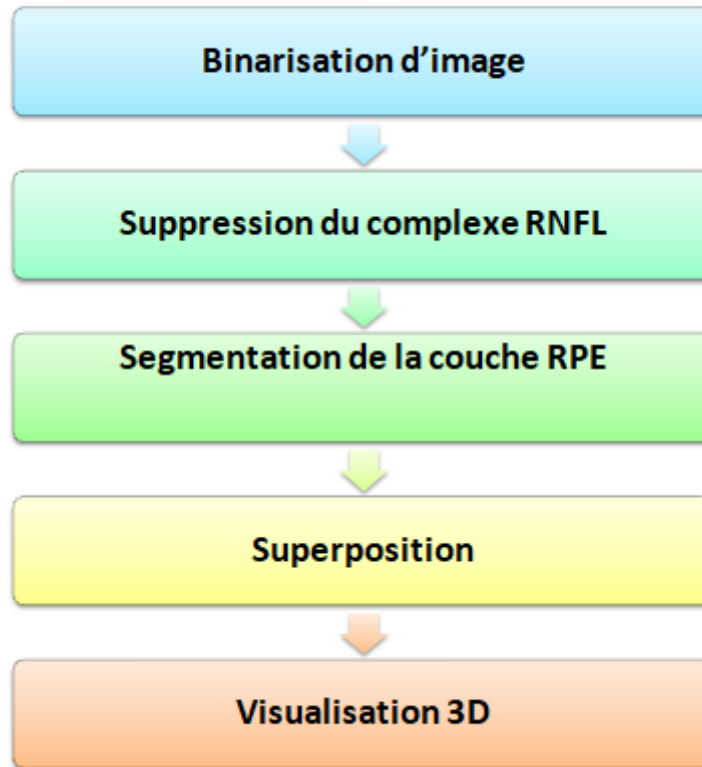


FIGURE 4.11: Organigramme du Segmentation.

### 4.5.1 Binarisation d'image

La méthode de binarisation proposée permet d'isoler les couches rétiniennes du fond, de l'image, ce qui permet d'éliminer les structures, qui ne nous apportent aucune information. Cette opération permet, en particulier, l'amélioration des résultats ultérieurs de la segmentation, et une réduction importante du temps de calcul.

La binarisation que nous avons utilisée se base sur la méthode d'Otsu (Equation 4.2), qui nous permet d'obtenir un seuil de binarisation, le plus optimal pour notre image (l'image ayant subi la correction gamma), où les pixels qui sont supérieurs au seuil obtenu,

représentent l'objet, et les pixels qui sont inférieurs au seuil, représentent le fond, afin d'obtenir une image binaire.

$$thresh = threshold - otsu(correct - gamma) \quad (4.2)$$

## Résultats

L'application du seuillage d'Otsu donne le résultat présenté dans la Figure 4.12.

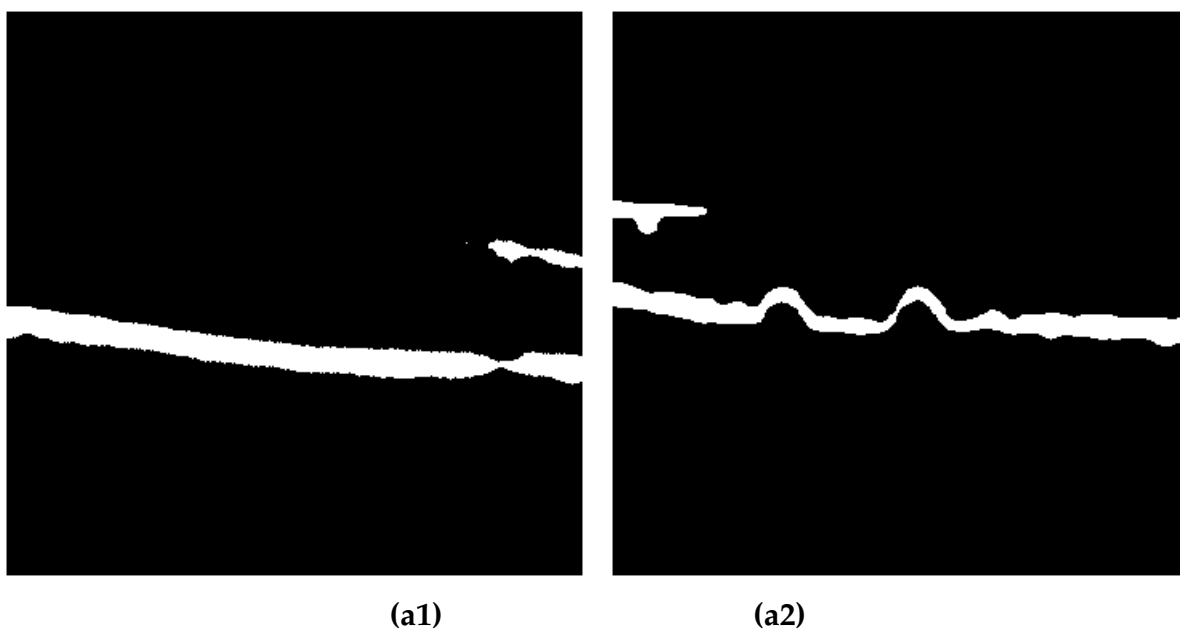


FIGURE 4.12: Résultat du seuillage automatique(Otsu). (a) Binarisation d'une image saine, (b) Binarisation d'une image pathologique.

## Interprétation

La binarisation nous a permis d'obtenir les couches rétinienne et d'éliminer les informations superflues. Cependant, même si la méthode que nous avons appliquée présente l'avantage d'être automatique, le résultat n'est pas satisfaisant, parce qu'il ne permet pas de segmenter les limites de la couche RPE avec précision.

## 4.5.2 Suppression du complexe RNFL

Pour atteindre notre objectif de segmentation du RPE, il faut supprimer le complexe RNFL (Figure 4.13), qui est considéré comme l'un des plus importants obstacles, qui affectent les résultats de la segmentation. Nous présentons les étapes suivantes, qui détaillent les outils que l'on a utilisés :

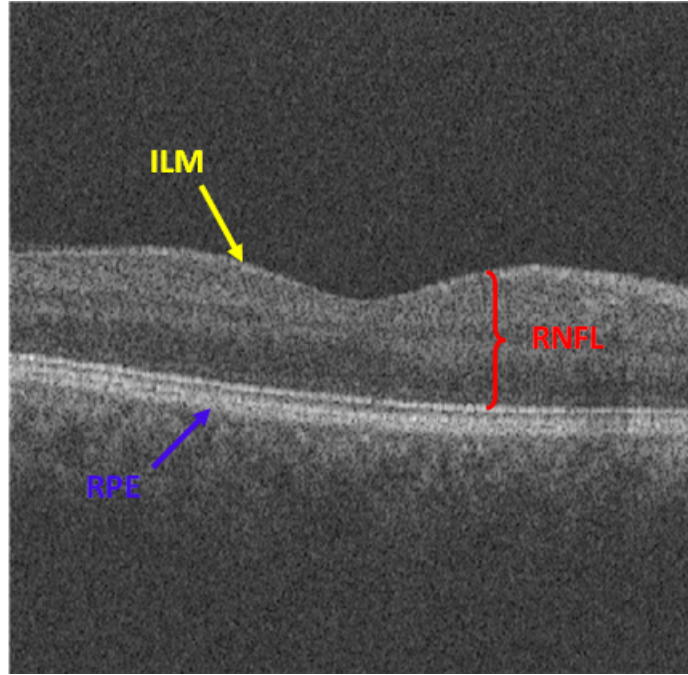


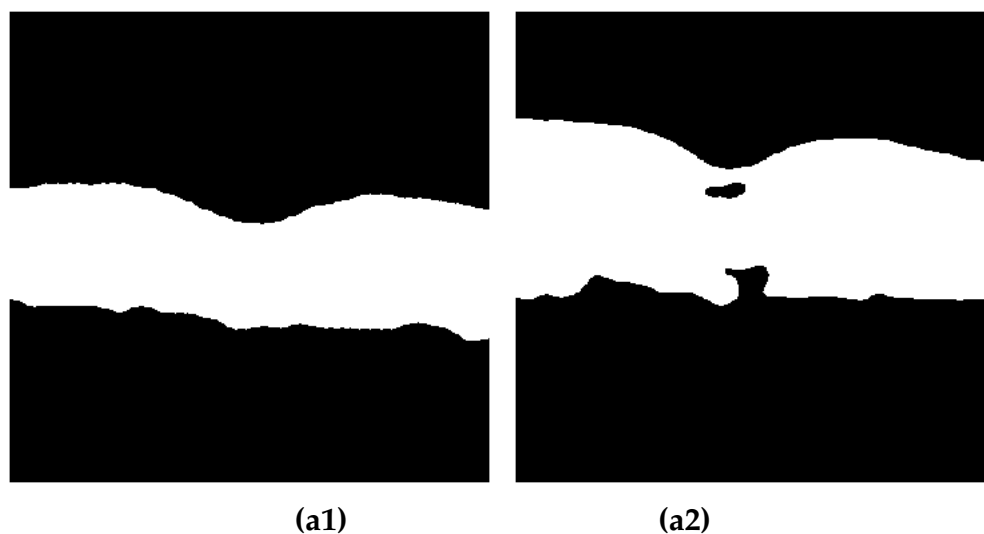
FIGURE 4.13: Représentation des couche RPE et ILM, et le complexe RNFL.

- Tout d'abord, la méthode de Chan-Vese, appliquée sur l'image prétraitée, utilise comme courbe initiale un rectangle, pour segmenter la rétine (Figure 4.14(a1) et (Figure 4.14(a2))). Cette méthode permet de minimiser la longueur et la surface de la courbe, jusqu'à ce qu'elles se superposent avec la rétine. La ligne supérieure de la rétine représente la couche (ILM), et la ligne inférieure représente la couche (RPE) (Figure 4.14(b1) et (Figure 4.14(b2))). Le but de cette segmentation est l'extraction de la ligne (ILM) (Figure 4.14(c1) et (Figure 4.14(c2) )), que l'on utilisera dans les prochaines étapes, et pour extraits ces contours nous avons appliqué une érosion sur l'image binaire de la rétine, puis une soustraction entre ces deux images (image binaire - image irodé).

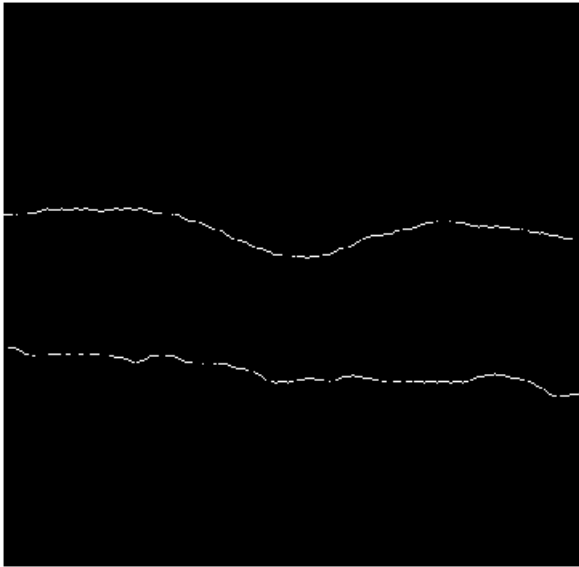
- Le but de la segmentation de la couche ILM est de supprimer le complexe RNFL, présent dans l'image, résultat du seuillage d'Otsu. Pour cela, nous avons effectué un ensemble d'opérations. Tout d'abord nous avons appliqué sur l'image, contenant le contour de la couche ILM, une opération morphologique, qui est la dilatation, afin d'élargir la couche, pour qu'elle ait presque la même largeur que celle du complexe RNFL). Puis, on effectue une reconstruction morphologique, pour obtenir une image, contenant seulement le complexe RNFL, apparu après la binarisation de l'image.
- Après avoir obtenu une image qui ne contient que le complexe RNFL, et étant donné que nous disposons déjà d'une image contenant la RPE et le RNFL, nous pouvons supprimer aisément le complexe RNFL, en utilisant des fonctions logiques. La première est la fonction NOT, appliquée sur l'image binarisée (Figure 4.14), ce qui permet d'inverser les pixels d'image (le 0 devient 1 et vice versa). La deuxième est la fonction AND, qui fait une multiplication logique entre les deux images, pour obtenir un complexe contenant la couche RPE, et ainsi, atteindre notre objectif.

## Résultats

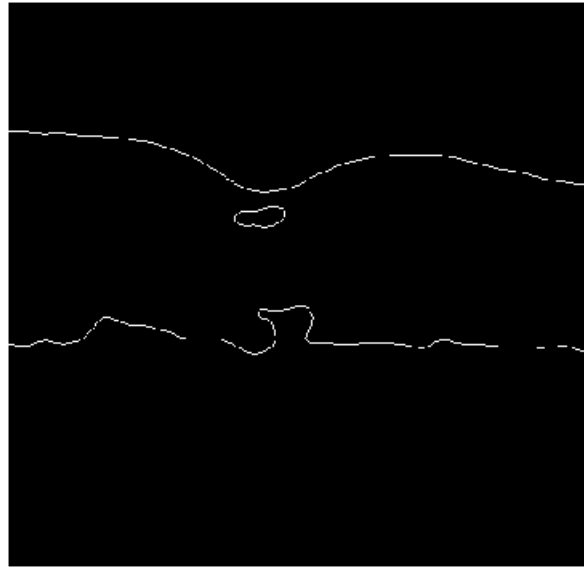
La Figure 4.14 La Figure 4.10 présente les résultats de chaque étape utilisée, pour supprimer le complexe RNFL sur deux images (saine et pathologique).



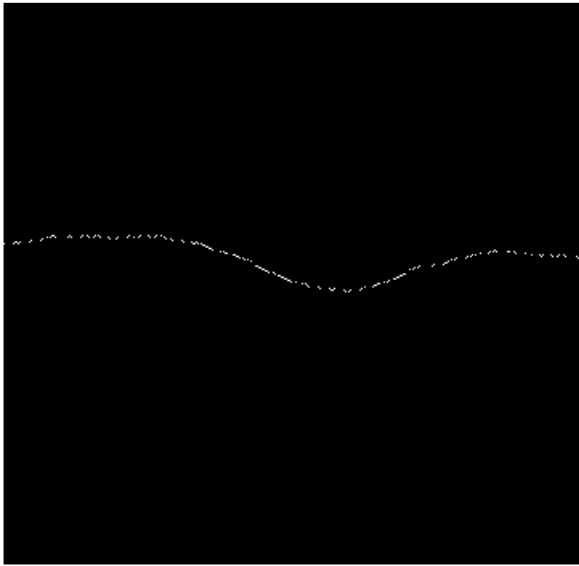




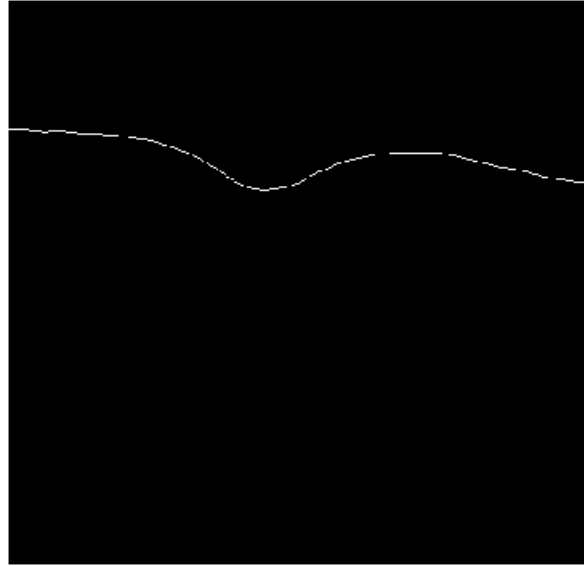
(b1)



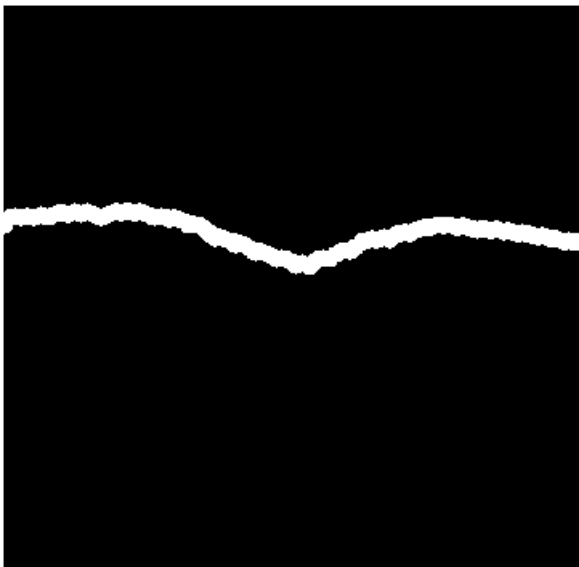
(b2)



(c1)



(c2)



(d1)



(d2)

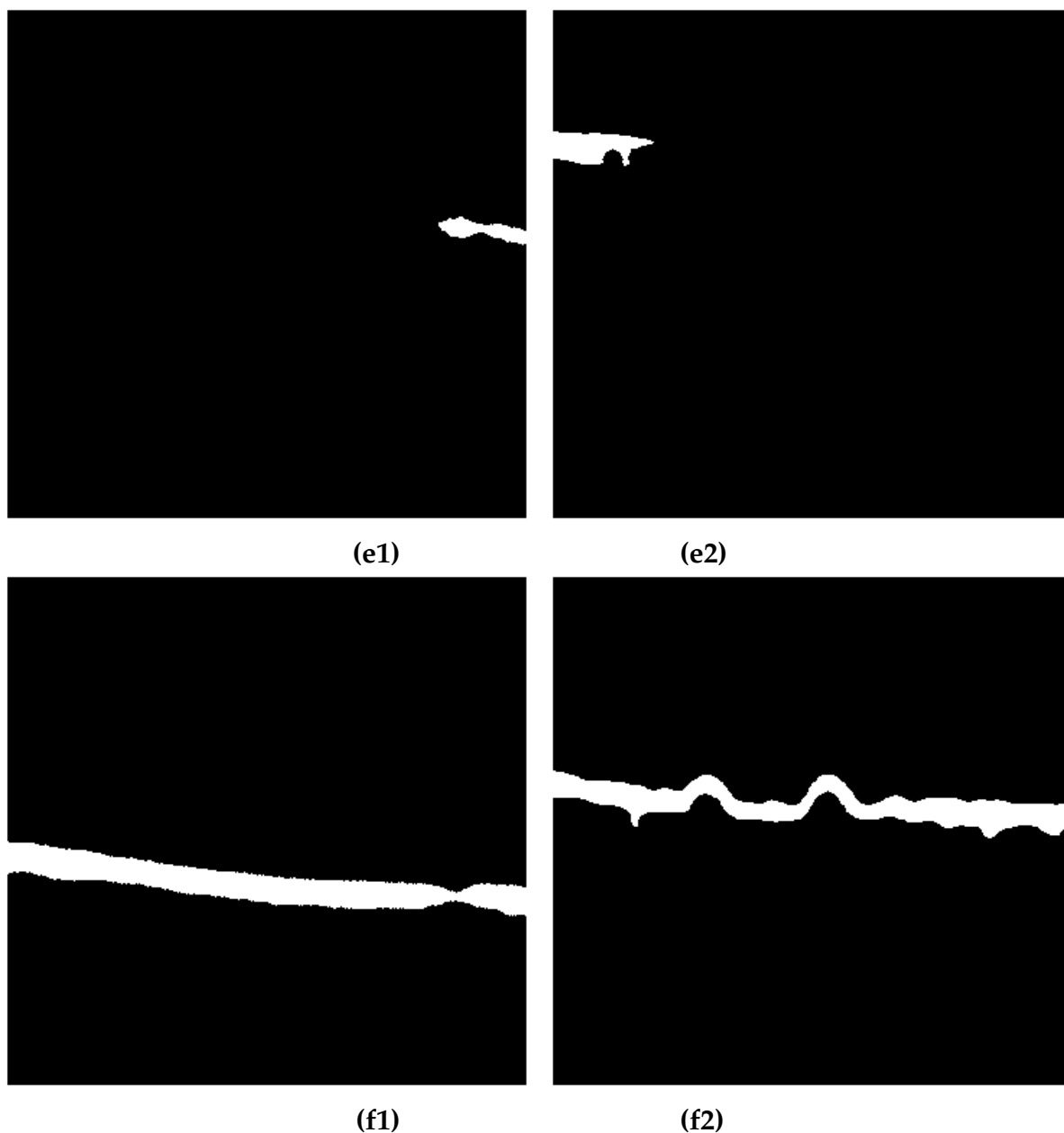


FIGURE 4.14: Résultat de la Suppression du complexe RNFL. (a1) et (a2) Segmentation de la rétine, (b1) et (b2) ) Extraction des contours, (c1) et (c2) la couche ILM, (d1) et (d2) : Dilatation d'ILM, (e1) et (e2) : Reconstruction de RNFL, (f1) et (f2): Suppression de RNFL.

## Interprétation

La méthode de Chan-Vese donne des résultats très satisfaisants, pour la segmentation d'ILM, mais elle ne peut pas segmenter la couche RPE, à cause de la présence de la choroïde, qui est considérée comme du bruit.

Les résultats de la méthode de Chan-Vese, nécessitent un nombre d'itérations importants

(52 itérations), et un temps d'exécution plus long (1min). L'opération d'érosion, nous avons utilisé un élément structurant, sous forme d'ellipse, de taille 3x3, et un disque de rayon 6, pour la dilatation.

### 4.5.3 Segmentation de RPE

Pour segmenter la couche RPE, nous avons appliqué a nos images OCT, l'algorithme des contours actifs de Chan-Vese. Cet algorithme est basé sur les techniques d'évolution de courbes, de la fonction de Mumford- shah, et des 'Level Sets'. L'algorithme est initialisé par le résultat final de la section précédente (Figure 4.14). Il permet une extraction précise de la couche RPE, et la détection des drusens. Durant les tests de notre méthode, on a fixé le nombre d'itération de notre programme a 10 itérations.

### Résultat

La figure 4.15 représente les résultats, après un certains nombre d'itérations.

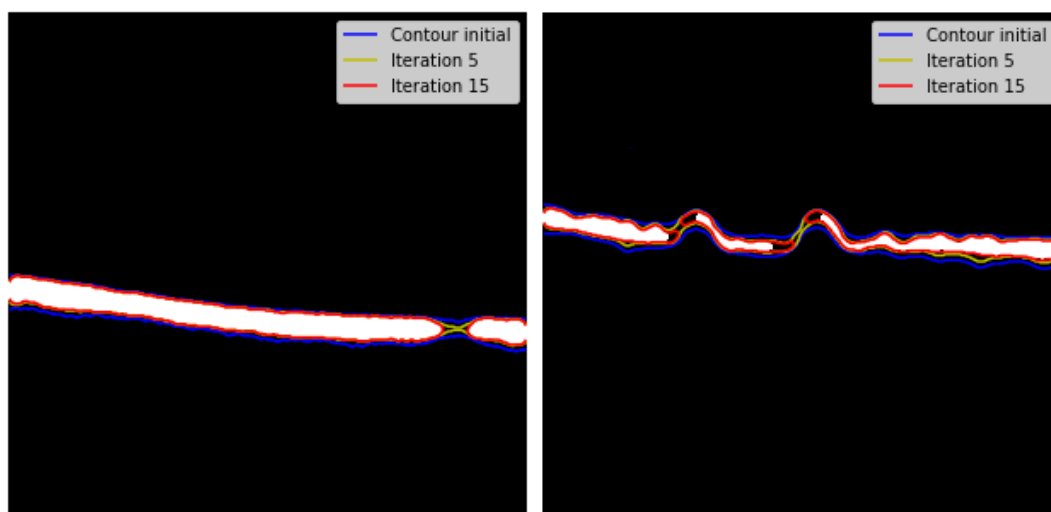


FIGURE 4.15: Résultats de la segmentation en fonction du nombre d'itérations.

La figure 4.16, présente le résultat final avant la superposition de la couche RPE, avec 10 itérations.

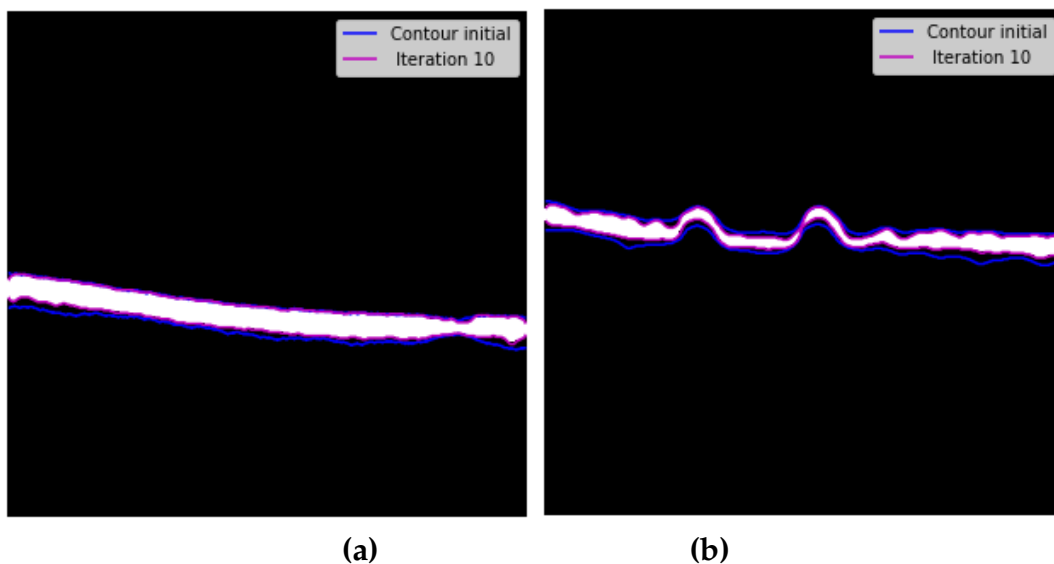


FIGURE 4.16: Résultat Final de segmentation. (a) Images saine, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta), (b) Images pathologique, avec le contour initial avant la segmentation et le contour finale de segmentation(en magenta)

## Interprétation

Dans cette application on s'intéresse à la détection de la couche RPE de la rétine c'est la région blanche dans la figure 4.16.

Pour détecter cette couche nous sommes passés par une opération de seuillage otsu. Le résultat obtenu après la suppression de complexe RNFL est utilisé comme un contour initial pour segmenter la couche RPE (le contour bleu).

La figure 4.15 donne les résultats de l'évolution du contour initial après 5 et 15 itérations. Le contour évolue de l'extérieur vers l'intérieur. Nous pouvons voir qu'après 15 itérations, la segmentation par level set permet de donner un mauvais résultat de localisation.

Concernant le nombre d'itération, ce paramètre change suivant la distance entre le contour initial et le contour de la partie à détecter, ces résultats nécessitent un nombre d'itération et un temps de calcul court (10 itérations, 3 secondes).

### 4.5.4 Superposition

La superposition des résultats de la segmentation avec les images originales a permis de déterminer la forme exacte de la couche RPE, en particulier les drusens pour le cas pathologique.

Pour superposer le contour de la ligne RPE sur l'image originale, il ne faut extraire que le contour inférieur du complexe segmenté précédemment (Figure 4.16). Une fois le résultat de la segmentation obtenu sur une image, nous pouvons appliquer notre algorithme sur plusieurs autres images.

### Résultat

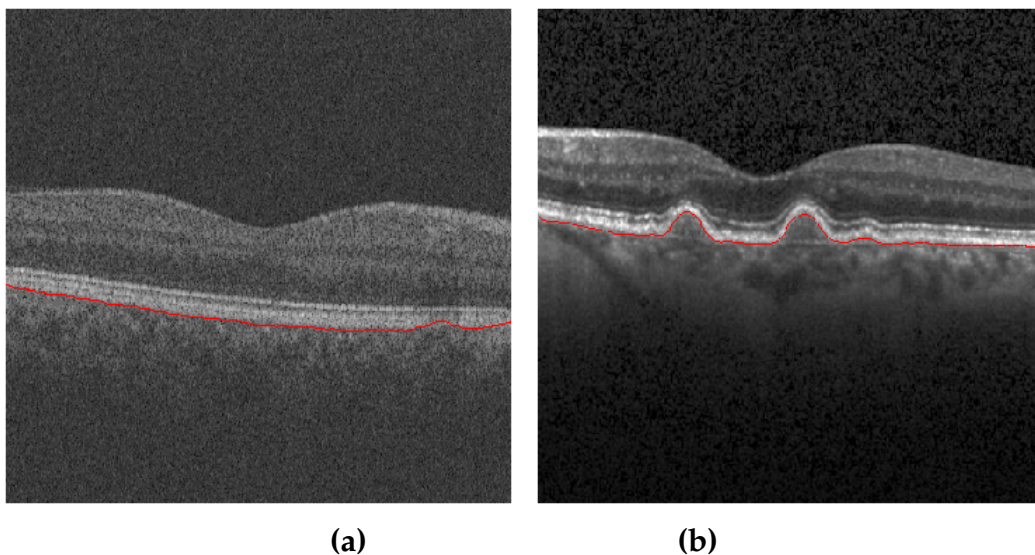


FIGURE 4.17: La superposition de la ligne RPE segmentée sur l'image originale. (a) Superposition sur une image saine, (b) Superposition sur une image pathologique.

### Interprétation

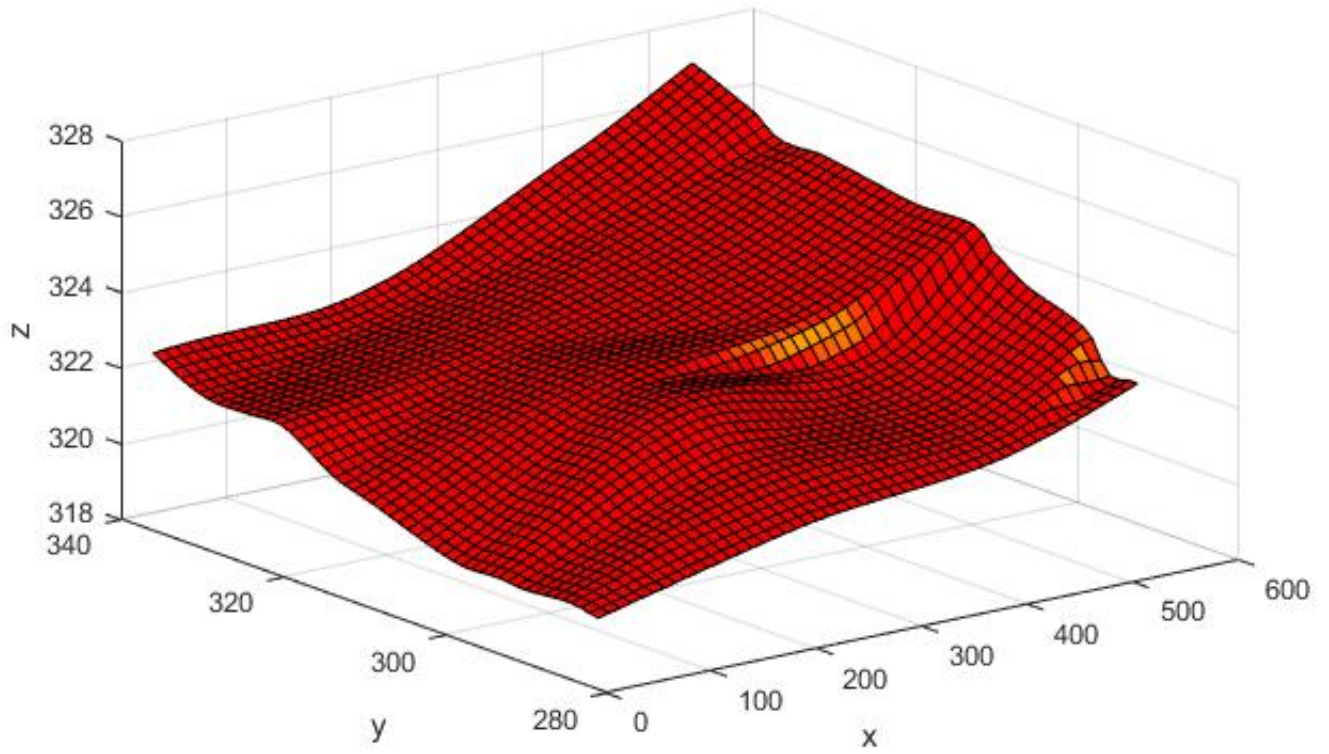
Le résultat de la superposition est indiqué par le contour rouge sur l'image originale. Nous pouvons remarquer que cette superposition permet au praticien d'apprécier convenablement l'état de la rétine, et le degré d'évolution de la maladie.

### 4.5.5 Visualisation 3D

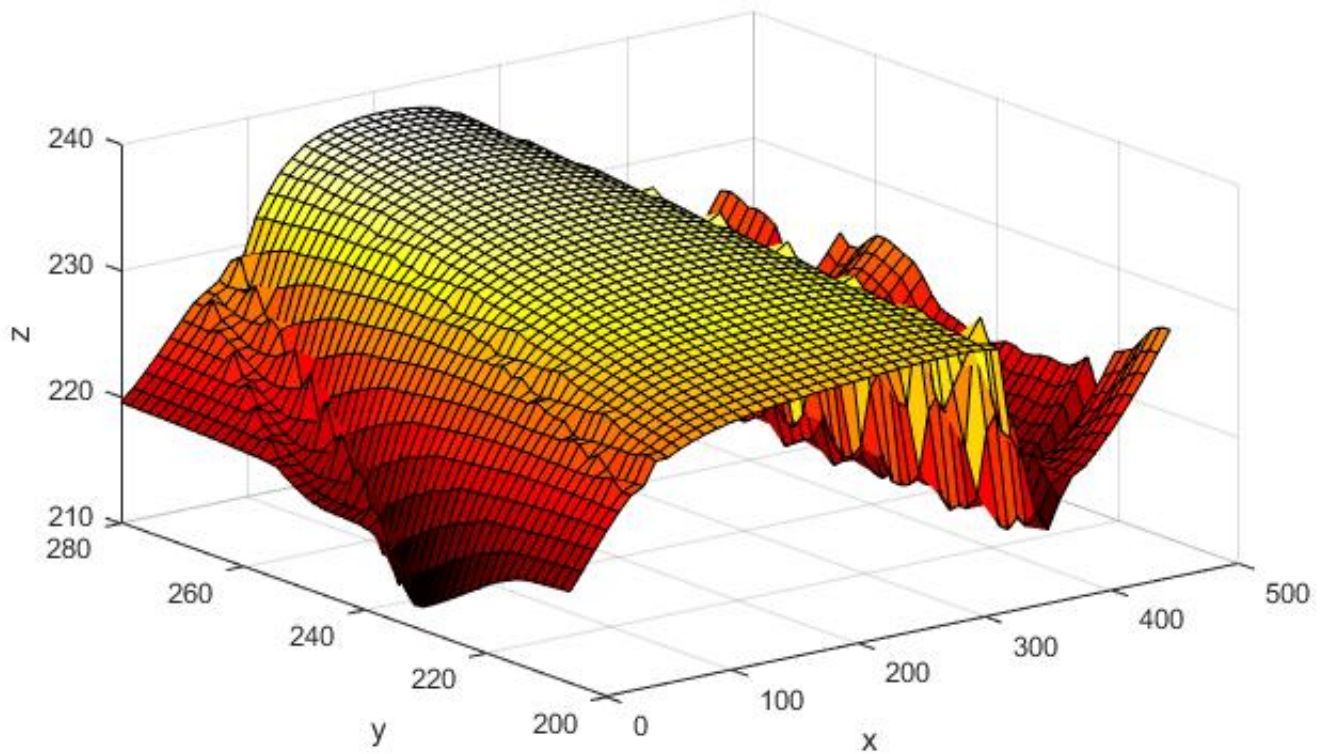
La visualisation tridimensionnelle des scans OCT a beaucoup d'importance clinique dans la détection des premiers signes, car elle donne la visualisation objective des variations pathologiques précoces de la DMLA. Les ophtalmologistes s'appuient également sur des surfaces 3D, au lieu de plusieurs scans, sélectionnés pour diagnostiquer les syndromes réiniens.

Le processus d'extraction de la couche RPE, comme expliqué précédemment, est répété pour tous les B-Scans d'un sujet. Toutes les couches RPE extraites sont ensuite utilisées, pour reconstruire une surface rétinienne 3D,  $R(x,y,z)$  ( Figure 4.18). Afin d'afficher ces résultats, nous avons utilisés le logiciel "Matlab 9.0.1-2016".

D'après les résultats obtenus, nous remarquons une différence entre la surface d'un patient sain, et celle d'un patient pathologique. Cette différence réside dans le fait que la surface jaune, représentant les drusens, dans la ligne RPE, n'apparaît que chez le patient affectée par la dégénérescence maculaire liée à l'âge (pathologique).



(a)



(b)

FIGURE 4.18: Visualisation tridimensionnelle de la couche RPE. (a) Coupes OCT sain, (b) Coupes OCT pathologique.

## 4.6 Classification

La classification d'images est une application de la reconnaissance de formes, consistant à attribuer automatiquement une classe à une image à l'aide d'un système de classification. La figure 4.19, présente le synoptique de la classification par l'algorithme de la forêt aléatoire.

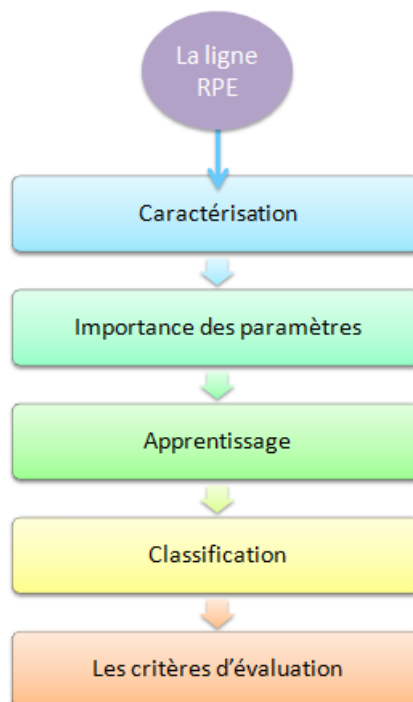


FIGURE 4.19: Schéma synoptique général de la classification proposée des images OCT.

### 4.6.1 Extraction des paramètres

L'extraction des paramètres a pour objectif de présenter chaque ligne RPE, sous forme d'un vecteur de descripteurs. Le succès de l'apprentissage dépend essentiellement de la qualité de la base de caractérisation, Un bon choix de paramètres permet d'aboutir à une bonne classification. D'après l'état de l'art étudié, nous avons choisi cinq paramètres, qui sont utilisés pour l'apprentissage de la classification des sujets atteints de DMLA, ou non.

La description détaillée de chaque paramètre est donnée ci-dessous :



- **Maximum de RPE** : Cette caractéristique représente la valeur crête maximale, dans la couche RPE, exprimée en équation 4.3.

$$F_1 = \text{Max} \left[ R(x, y) \right] \quad (4.3)$$

- **Minimum de RPE** : Elle représente la valeur minimale de la couche RPE, exprimée en équation 4.4.

$$F_2 = \text{Min} \left[ R(x, y) \right] \quad (4.4)$$

- **La moyenne de RPE** : C'est un outil de calcul, permettant de calculer la moyenne des coordonnées des points de la ligne RPE ; elle est donnée par l'équation 4.5.

$$F_3 = \text{Moy} \left[ R(x, y) \right] \quad (4.5)$$

- **La variance de RPE** : Elle exprime la différence entre, la moyenne des carrés des valeurs de chaque point de la ligne RPE, et le carré de la moyenne du RPE, donnée par l'équation 4.6:

$$F_4 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n - 1} \quad (4.6)$$

Avec :

$x_i$  : la valeur d'un échantillon;

$\bar{x}$  : la valeur moyenne de toutes les échantillons;

$n$  : le nombre d'échantillons.

- **L'écart type de RPE** : Il est défini, comme la racine carré de la variance, ou comme la moyenne quadratique des points de la RPE, par rapport à la moyenne de la RPE, représenté par l'équation 4.7 :

$$F_5 = \sqrt{F_4} \quad (4.7)$$

Le tableau 4.2. représente notre base d'apprentissage.

TABLE 4.2: Exemple des cas utilisés pour l'apprentissage, avec les cas 0 sont sains et les cas 1 sont pathologiques.

Images	Paramètres					
	Max	Min	Moy	Variance	Écart type	Cas
Image01	577.20	521.04	558.11	69.69	14.74	0
Image02	631.80	487.50	578.00	413.50	40.15	1
Image03	709.80	475.80	642.98	1245.46	69.69	1
Image04	511.68	424.32	478.16	170.08	23.03	0
Image05	455.52	390.00	431.97	114.79	18.92	0
Image06	682.50	503.10	607.47	694.80	52.05	1
Image07	612.30	401.70	525.13	771.65	54.85	1
Image08	558.48	471.12	522.36	170.83	23.08	0
Image09	1314.30	1244.10	1294.33	78.96	17.54	1
Image10	686.40	347.10	540.06	2085.13	90.17	1
Image11	555.36	517.92	544.37	27.48	9.26	0
Image12	439.92	361.92	417.45	156.03	22.06	0
Image13	630.24	592.80	619.06	31.78	9.95	0
Image14	780.00	600.60	718.98	593.05	48.09	1
Image15	489.84	436.80	475.97	56.93	0 13.32	0
Image16	780.00	596.70	712.92	673.50	51.25	1
Image17	893.10	791.70	862.88	250.00	31.22	1
Image18	439.92	408.72	428.76	17.21	7.32	0
Image19	713.70	468.00	639.14	1140.21	66.68	1
Image20	655.20	503.10	598.52	425.21	40.72	1
Image21	745.68	639.60	706.07	307.63	30.98	0
Image22	652.08	599.04	639.78	58.53	13.51	0

Image23	449.28	380.64	426.54	139.69	20.87	0
Image24	480.48	399.36	456.00	175.96	23.43	0
Image25	686.40	620.88	657.16	108.05	18.36	0
Image26	483.60	443.04	472.76	29.89	9.65	0
Image27	799.50	682.50	750.75	295.42	33.94	1
Image28	951.60	834.60	891.58	276.46	32.83	1
Image29	819.00	647.40	753.38	621.41	49.22	1
Image30	624.00	542.10	601.50	80.64	17.73	1

La boîte à moustaches, une traduction de Box Whiskers Plot, est une invention de TUKEY(1977), pour représenter schématiquement la distribution des variables. Cette représentation graphique peut être un moyen, pour approcher les concepts abstraits de la statique [53].

La figure 4.20, montre la distribution complète des cinq paramètres, extraits de l'ensemble de données, pour les cas sains et pathologiques, sous forme de boxplot, où la ligne centrale représente la médiane (50 % des données). Les lignes représentant la frontière basse et la frontière haute sont des quartiles, indiquant respectivement, 25% et 75% données à représenter. Les extensions de moustaches sont des points de données, les plus extrêmes, et les points "o" représentent les points aberrants.

A partir des boîtes à moustaches, à travers les différences remarquables entre les boîtes, on peut conclure que les paramètres sont indépendants, les uns des autres. Nous pouvons voir que les valeurs médianes ne sont pas égales dans tous les boîtes, et elles sont de taille différente. Le seul facteur commun pour les différents paramètres, sont les points aberrants aux extrémités maximales.

Pour mieux comprendre, nous décrivons la boîte à moustache du paramètre « Maximum » de la base d'apprentissage. La médiane de cette boîte est exactement égale à 641.94, et chacun des 25% des données sont inférieurs à 713.70, et supérieur à 511.68. Ce

sont exactement les dimensions de la boîte, qui contiennent 50 % des valeurs mesurées. Par conséquent, l'intervalle interquartile, qui correspond à la longueur de la boîte est exactement de 202.02. Ainsi, la moustache supérieure, jusqu'à 951.60, et la moustache inférieure, jusqu'à 439.92, car il n'y a pas de valeur plus petite dans les données. La valeur 1314.30, est marquée comme valeur aberrante dans le diagramme à boîtes, parce qu'elle n'est pas à l'intérieur de la boîte ou des moustaches.

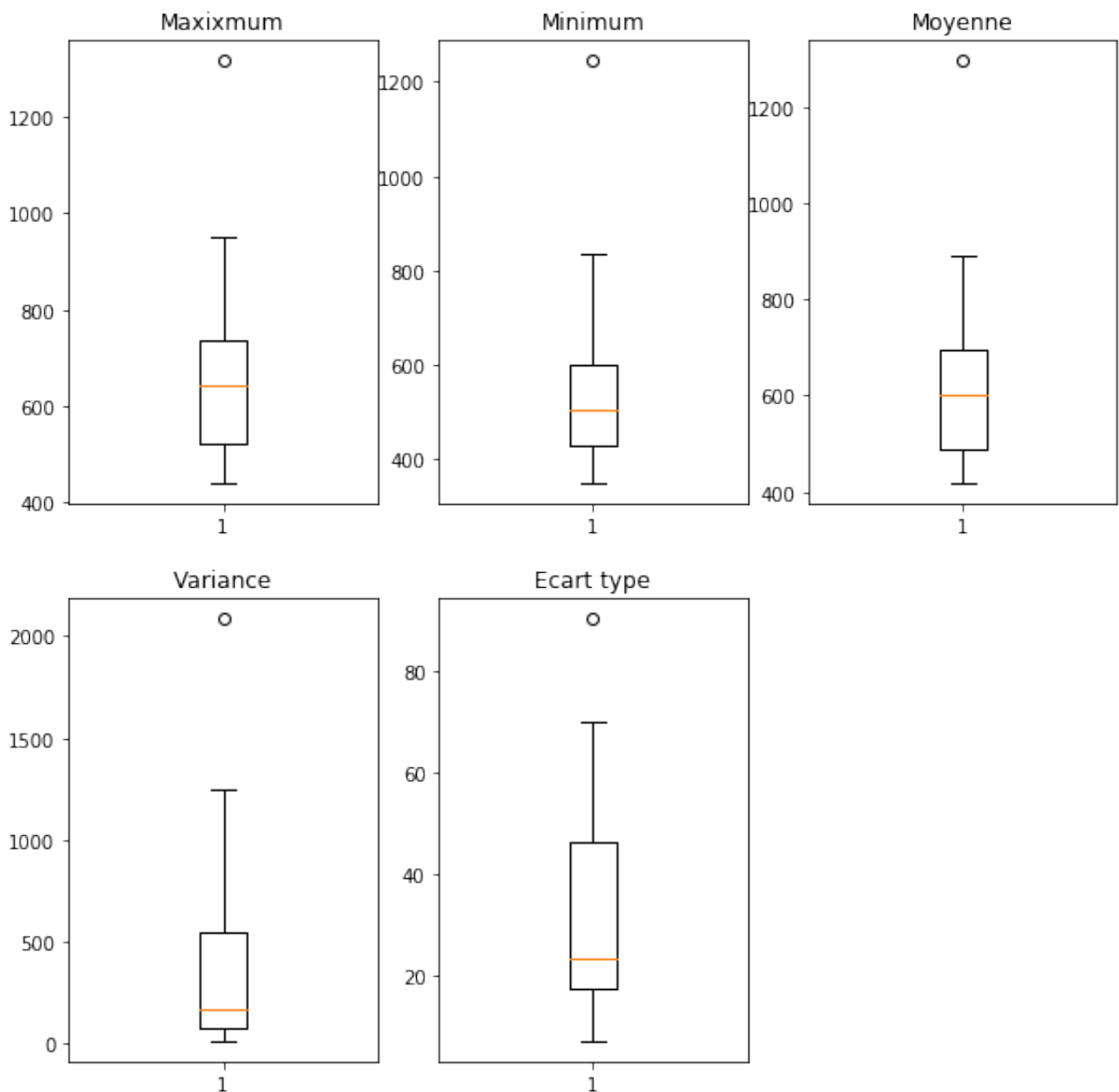


FIGURE 4.20: Les boîtes à moustaches de chaque paramètres.

## 4.6.2 Importance des paramètres

"Gretl" est un logiciel de traitement de données "open source" essentiellement dédié à l'économétrie, parmi les plus populaires qui effectuent la régression.

La régression logistique est une approche statique, qui peut être employée pour évaluer et caractériser les relations, entre une variable réponse de type binaire, et une ou plusieurs variables explicatives, qui peuvent être de type catégorique ou numérique.

Pour notre cas, les variables explicatives sont de type numérique. La régression linéaire est caractérisée par la fonction affine (équation 4.8) suivante:

$$y = b_0 + b_1 * x \quad (4.8)$$

L'idée principale de la régression logistique est de se servir de la fonction sigmoïde (équation 4.9), pour transformer le nombre que donne la droite de l'équation 4.8 (Figure 4.21(a)), en une probabilité bornée par 0 et 1 (Figure 4.21(b)). Ainsi, si cette probabilité d'appartenance est supérieure à 0.5, on classe le patient dans la catégorie "Pathologique" sinon il est dans la catégorie "Normal".

$$p = \frac{1}{1 + e^{-y}} \quad (4.9)$$

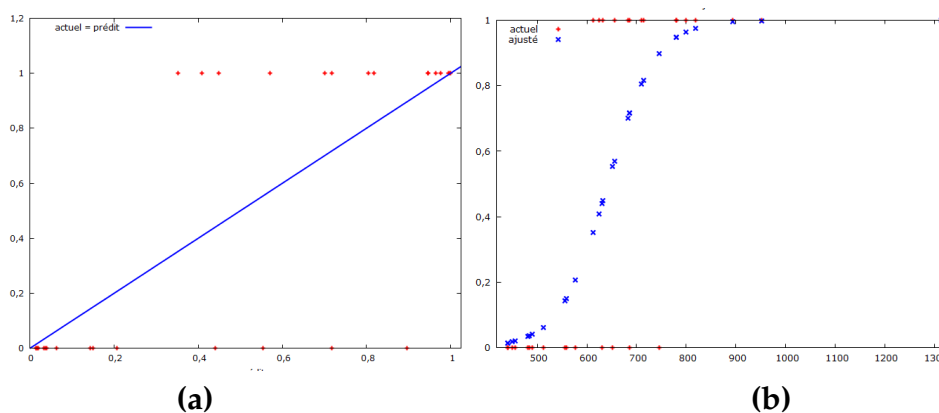


FIGURE 4.21: Résultat de la régression logistique. (a) la fonction affine, (b) la courbe de la fonction sigmoïde.

## Résultats

Le tableau 4.3 représente le taux de prédiction de chaque paramètre, utilisé pour l'apprentissage, à l'aide du logiciel "Gretl".

TABLE 4.3: Taux de prédiction des paramètres.

Le paramètre	Max	Min	Moy	Variance	Écart type
La prédiction	80%	63%	76%	90%	90%

La figure 4.22 représente le résultat de la régression logistique, sur les cinq paramètres calculés.

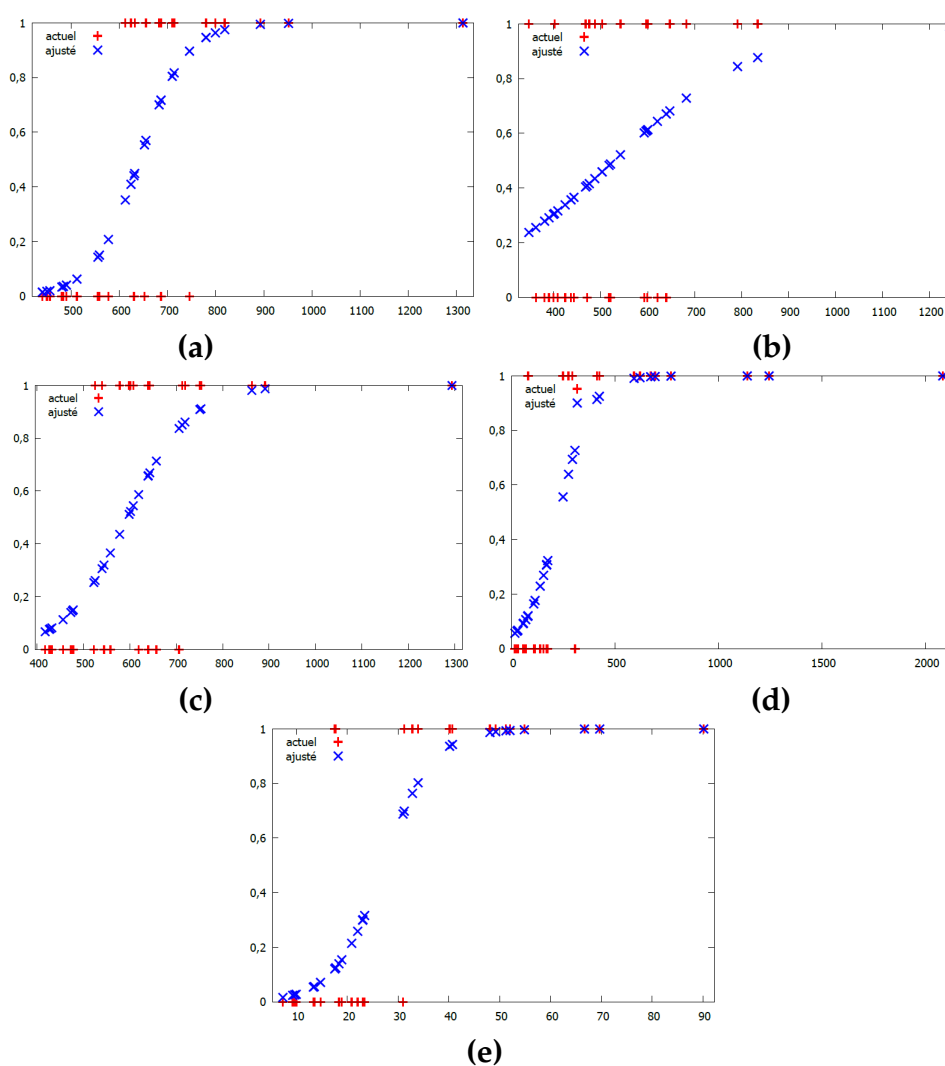


FIGURE 4.22: La courbe de la fonction sigmoïde de la régression logistique. (a) Le maximum, (b) Le minimum (c) La moyenne, (d) La variance, (e) cart type.

## Interprétation

La qualité de l'ajustement est très bonne pour la courbe de "Max", "Ecart-type" et "Variance". Cela indique que ce sont parmi les paramètres les plus importants, que nous avons extraits, et les taux de prédiction (90% pour la variance et l'écart type et 80% pour le Maximum) confirment que ces résultats sont corrects.

En ce qui concerne les paramètres restants, "Moyenne" et " Minimum", ils ont une plus faible influence sur la classification, par rapport aux autres paramètres, avec un taux de prédiction un peu plus faible (76% pour la moyenne et 63% pour le minimum), mais nous ne pouvons pas les négliger.

### 4.6.3 Apprentissage et classification

Un algorithme d'apprentissage peut être défini comme suit : c'est un algorithme qui prend en entrée un ensemble de données, contenant les informations nécessaires, pour caractériser un problème donné, et renvoi un modèle, qui représente les concepts, caractérisant ces données, et qui doit être capable de prédire l'étiquette de nouveaux objets, en fonction de leurs valeurs d'entrée.

Donc, pour avoir un modèle, nous devons passer par une phase d'apprentissage, et pour le valider, une phase de test.

Dans notre travail, nous avons développé un système d'aide au diagnostic, pour classer les sujets normaux et les sujets pathologiques. Pour cela nous avons utilisé une base d'apprentissage, et une base de test, composée respectivement de 30 images, (15 Normales, 15 pathologiques) et 80 images (44 Normales, 36 Pathologiques).

#### 4.6.4 Evaluation des résultats

Les performances de la classification des données ont été évaluées par la matrice de confusion. C'est un outil pour mesurer la qualité d'un système de classification, comme le montre la figure 4.23. Sur la diagonale de la matrice, nous trouvons les exemples bien classés, les autres sont mal classés.

	Pathologique	Sain
Pathologique	VP	FP
Sain	FN	VN

FIGURE 4.23: Matrice de confusion.

Sachant que:

- **VP:** représente le nombre d'individus malades, classifiés malades ;
- **FP:** représente le nombre d'individus sains, classés comme malades ;
- **FN:** représente le nombre d'individus malades classés, comme patients sains ;
- **VN:** représente le nombre d'individus sains, classés sains.

Les matrices de confusion sont conçues pour donner plus de détails, sur la classification des échantillons, d'une classe donnée. A partir d'une matrice de confusion, nous pouvons calculer des mesures statistiques, telles que la précision (P), la spécificité (S) et la sensibilité (Se).

- **La précision:** C'est le pourcentage des sujets correctement classés, calculée par équation 4.10 :

$$P = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN} * 100 \quad (4.10)$$



- **La spécificité:** C'est la capacité d'obtenir un résultat négatif, alors que la maladie est absente ; elle est calculée par l'équation 4.11 :

$$S = \frac{VN}{VN + FP} * 100 \quad (4.11)$$

- **La sensibilité :** C'est la capacité d'obtenir un résultat positif alors que la maladie est présente, elle est calculée par l'équation 4.12 :

$$Se = \frac{VP}{VP + FN} * 100 \quad (4.12)$$

## Résultats

Selon la base de test utilisée, nous avons obtenu la matrice de confusion suivante :

$$\begin{bmatrix} VP = 32 & FP = 4 \\ FN = 4 & VN = 40 \end{bmatrix}$$

Pour mieux évaluer la fiabilité de l'approche proposée, nous comparons nos résultats, par rapport aux méthodes existantes dans la littérature (Tableau 4.4).

TABLE 4.4: Performance de la méthode proposée par rapport aux méthodes existantes.

Auteurs	Précision	Spécificité	Sensibilité
J.Sugmk et al [17]	87.5%	—	—
S.Naz et al [22]	93.8%	—	—
S.Khalid et al [23]	91%	90.14%	100%
D.Ravenscrof et al [27]	83.3%	—	—
Notre méthode	90%	90.90%	88.88%

La sensibilité présente un taux de 88.88% ce qui correspond à la capacité de classer un sujet malade, lorsque la maladie est présente, tandis que la spécificité présente un taux

élevé de 90.90 %. Enfin la précision ou le taux des sujets correctement classés est de 90%.

La méthode de classification proposée, basée sur l'algorithme des forêts aléatoires, a donnée des résultats satisfaisants par rapport aux méthodes existantes dans la littérature (Tableau. 4.3). Pour avoir un résultat plus significatif, il faut utiliser plus d'images.

## 4.7 Présentation de l'interface

Dans cette partie, nous présenterons notre logiciel, et nous exposerons le contenu du menu réalisé. Ce logiciel est constitué d'une interface principale, avec un menu déroulant, et six fenêtres, permettant l'affichage de l'image à traiter, et les résultats de la segmentation et de la classification.

Nous présentons dans (Figure 4.24) les différents aspects (éléments) de notre application.

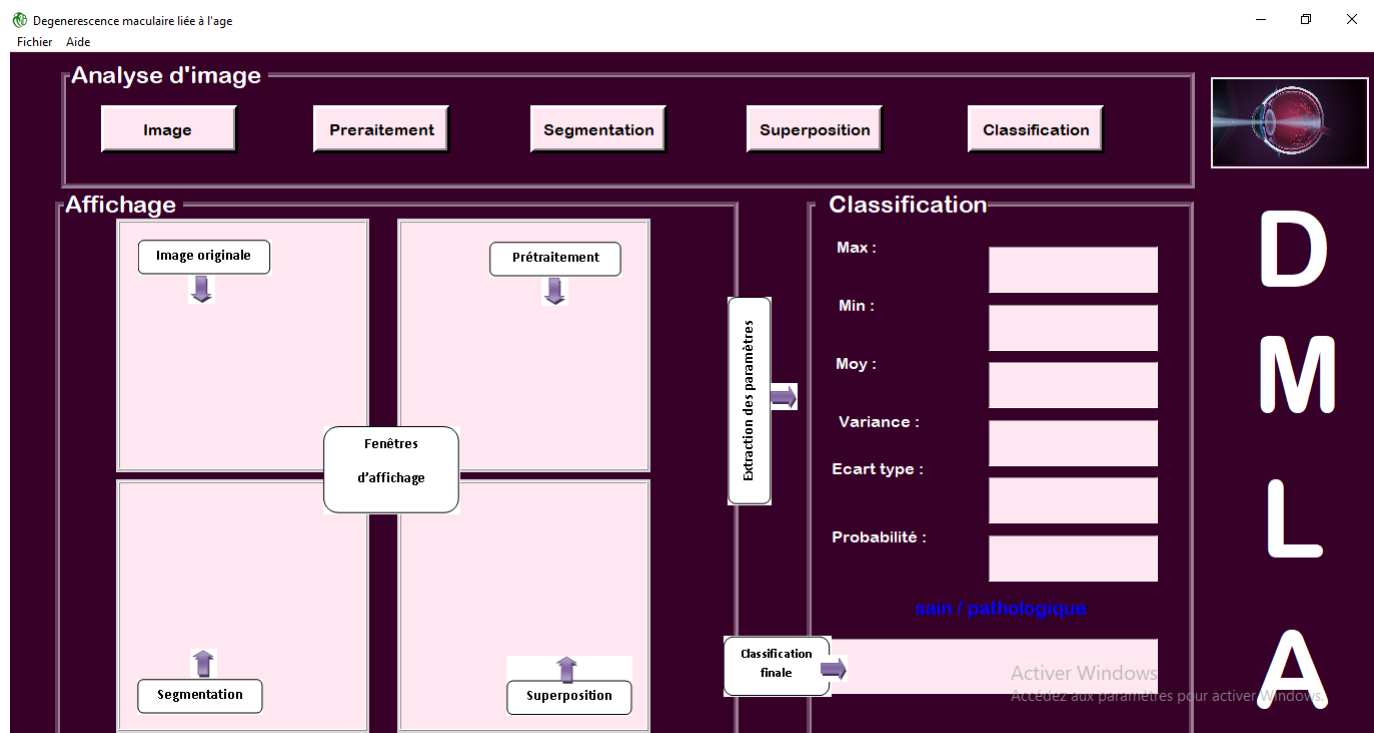


FIGURE 4.24: Fenêtre principale.

### Composition de la fenêtre

L'interface est composé de :

### 1. Deux Menus (Barre d'outils) :

- **Fichier** : Permet d'accéder aux fonctions de gestion de fichier. Il contient deux sous menus, l'un pour fermer l'image, et l'autre pour quitter la fenêtre.
- **Aide** : Pour l'obtention de l'aide, sur le fonctionnement des différents boutons, et paramètres de l'interface (Figure 4.25)

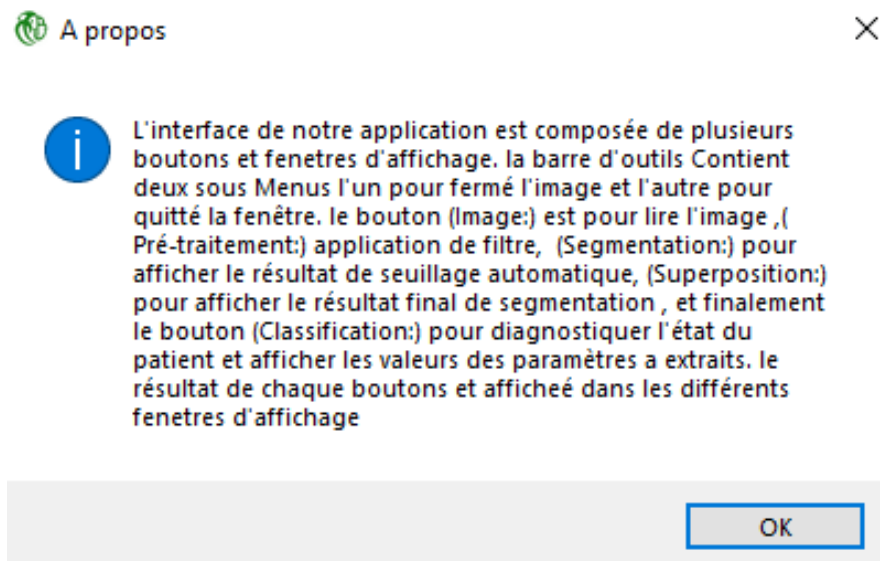


FIGURE 4.25: A propos d'interface.

### 2. Cinq boutons:

- **Image**: pour lire l'image à traiter ;
- **Pré-traitement**: application du filtre gaussien ou bilatéral ;
- **Segmentation**: pour afficher le résultat du seuillage automatique(Otsu);
- **Superposition**: pour afficher le résultat final de la segmentation ;
- **Classification**: pour diagnostiquer l'état du patient et afficher les valeurs des paramètres à extraire.

### 3. Six fenêtres d'affichage:

- Image originale;
- Image prétraitée;
- Image segmentée avec la méthode d'Otsu;
- La superposition finale;
- Eextraction des paramètres;
- Classification finale.

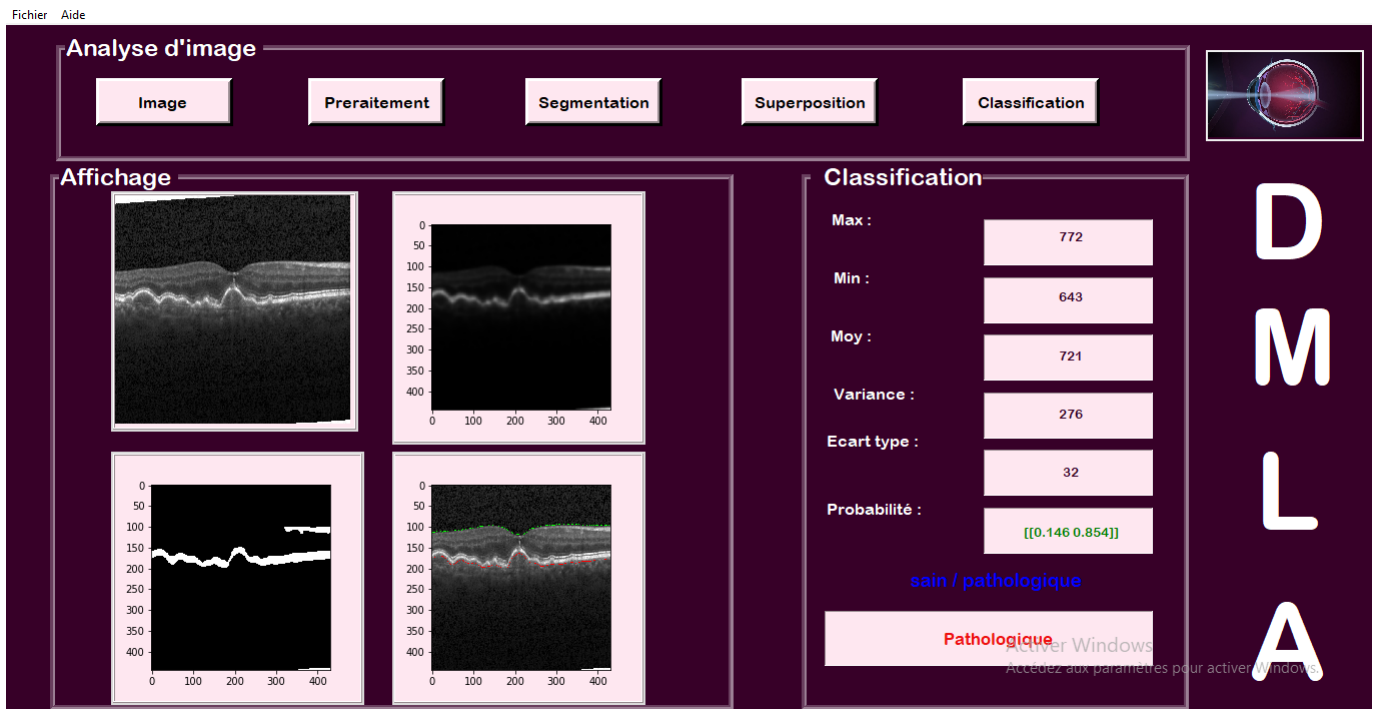
## Aperçu des résultats dans l'interface

Les figures 4.26(a) et 4.26(b) donnent respectivement, la représentation des résultats obtenus, pour le patient1 et le patient2.

## Résultats



(a)



(b)

FIGURE 4.26: Représentation des résultats dans l'interface. (a) Patient 1 (sain), (b) Patient 2 (Pathologique)

## Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'algorithme de notre méthode. Nous avons expliqué chaque étape de cet algorithme. Nous avons donné et interprété les résultats obtenus, à chacune de ces étapes, sur 2 images, l'une d'un patient sain, et l'autre celle d'un patient pathologique. Nous avons fait une étape de classification, pour différencier entre les sujets sains, et ceux pathologiques. Nous avons évalué quantitativement cette classification, et l'avons comparé aux méthodes existantes dans la bibliographie. Nous avons terminé notre travail par la présentation de l'interface graphique, que l'on a réalisée.

# Conclusion générale

L'objectif de ce mémoire était la conception et le développement d'un algorithme d'analyse d'images rétiniennes, afin de faciliter et d'améliorer le diagnostic de la dégénérescence maculaire, liée à l'âge.

Nous avons présenté des algorithmes, que nous avons développés, dans le but de détecter des drusens, qui se trouvent au niveau de la ligne RPE de la rétine, et de classifier les patients automatiquement en deux catégories : sains ou pathologiques.

Les méthodes de détection des drusens et de classification des images OCT peuvent être utilisées, pour mettre en place un système de dépistage semi-automatique.

L'analyse d'images peut fournir des outils pour un meilleur suivi de la maladie. Différents algorithmes ont été présentés, en tenant compte de différentes techniques, comme le filtrage, le seuillage, l'apprentissage pour réaliser notre algorithme.

Nous avons développé deux algorithmes :

- Un premier algorithme de détection des drusens, à l'aide du seuillage automatique (Otsu), et du modèle de « Chan-Vese ».
- Le deuxième algorithme a pour but la classification binaire des images OCT, basée sur l'utilisation d'un algorithme de classification supervisée « Random Forest ».

Bien que les méthodes présentées, concernant la segmentation, fonctionnent correctement sur la plupart des images d'OCT, il reste cependant toujours des cas très difficiles

à traiter. Néanmoins, il y a toujours des images qui représentent des cas difficiles à segmenter, même si les algorithmes sont puissants : des images qui sont floues et très mal contrastées, et surtout les images pathologiques (dans le cas minime de la DMLA).

Comme le système proposé permet une bonne détection automatique des drusens, et une bonne prédiction de la maladie, il peut être utilisé par des médecins ophtalmologues pour l'aide au diagnostic, afin de leur fournir un second avis.

En perspectives, nous recommandons comme travaux de recherche futurs, de réaliser des algorithmes automatiques pour la détection de la ligne RPE, et réaliser un système de classification des différents stades de la dégénérescence maculaire, liée à l'âge (Humide, Sèche).

# A Annexe

Dans cette annexe nous présentons les résultats de notre segmentation sur différents patients et la segmentation des coupes OCT des deux patients (sain et pathologique) qu'on a utilisés pour la visualisation de la ligne RPE en 3D.

- **Cas sains**

La figure A.1 présente les résultats de segmentation de plusieurs lignes RPE pour des images saines, et la figure A.2 présente la superposition des lignes RPE sur les images originales.

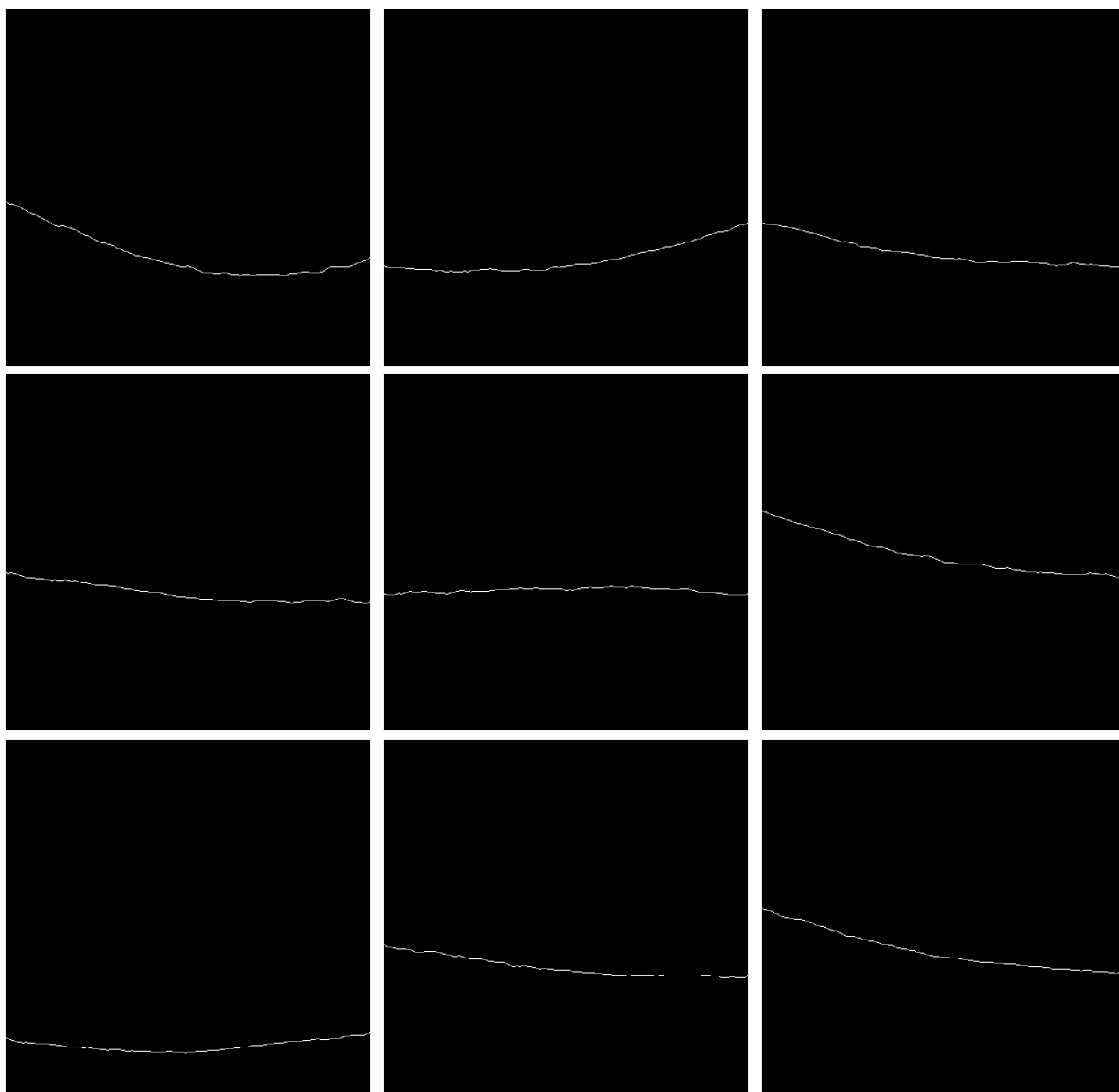


FIGURE A.1: Résultats de segmentation des 9 images OCT saines.



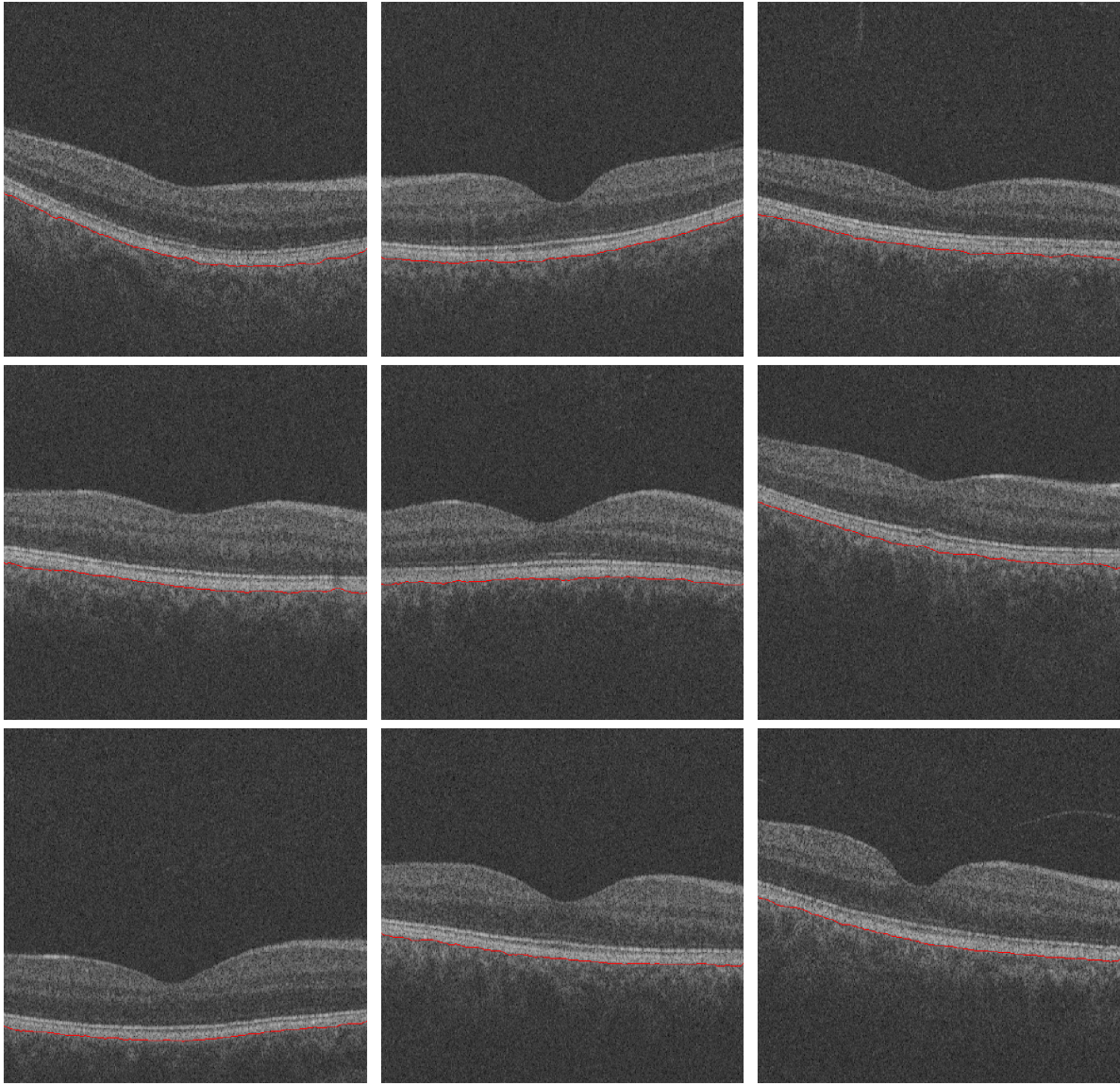


FIGURE A.2: Résultats de superposition des 9 images OCT saines

- Cas pathologiques

La figure A.3 présente les résultats de segmentation de plusieurs lignes RPE pour des images saines, et la figure A.4 présente la superposition des lignes RPE sur les images originales.

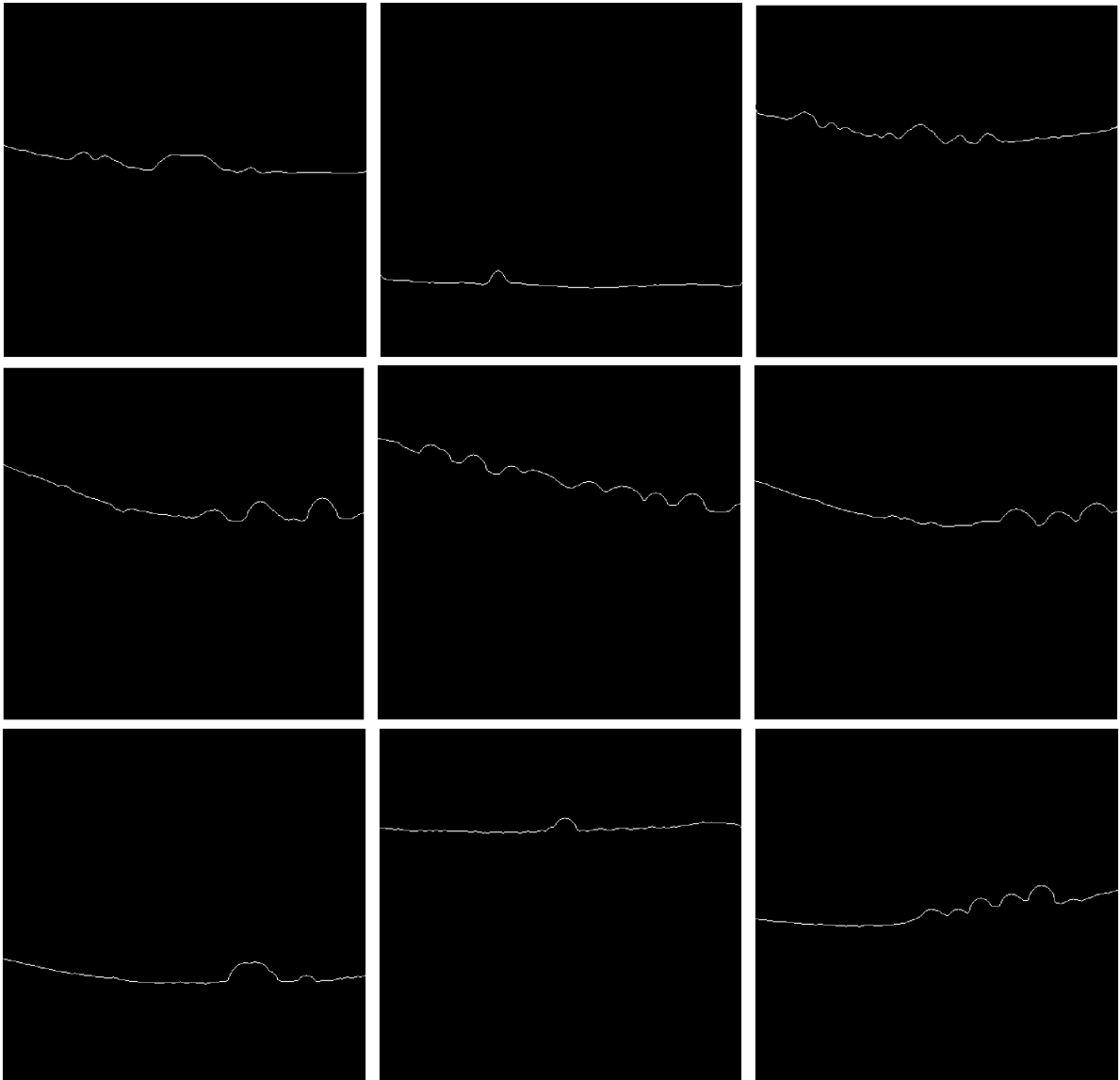


FIGURE A.3: Résultats de segmentation de 9 images OCT pathologiques

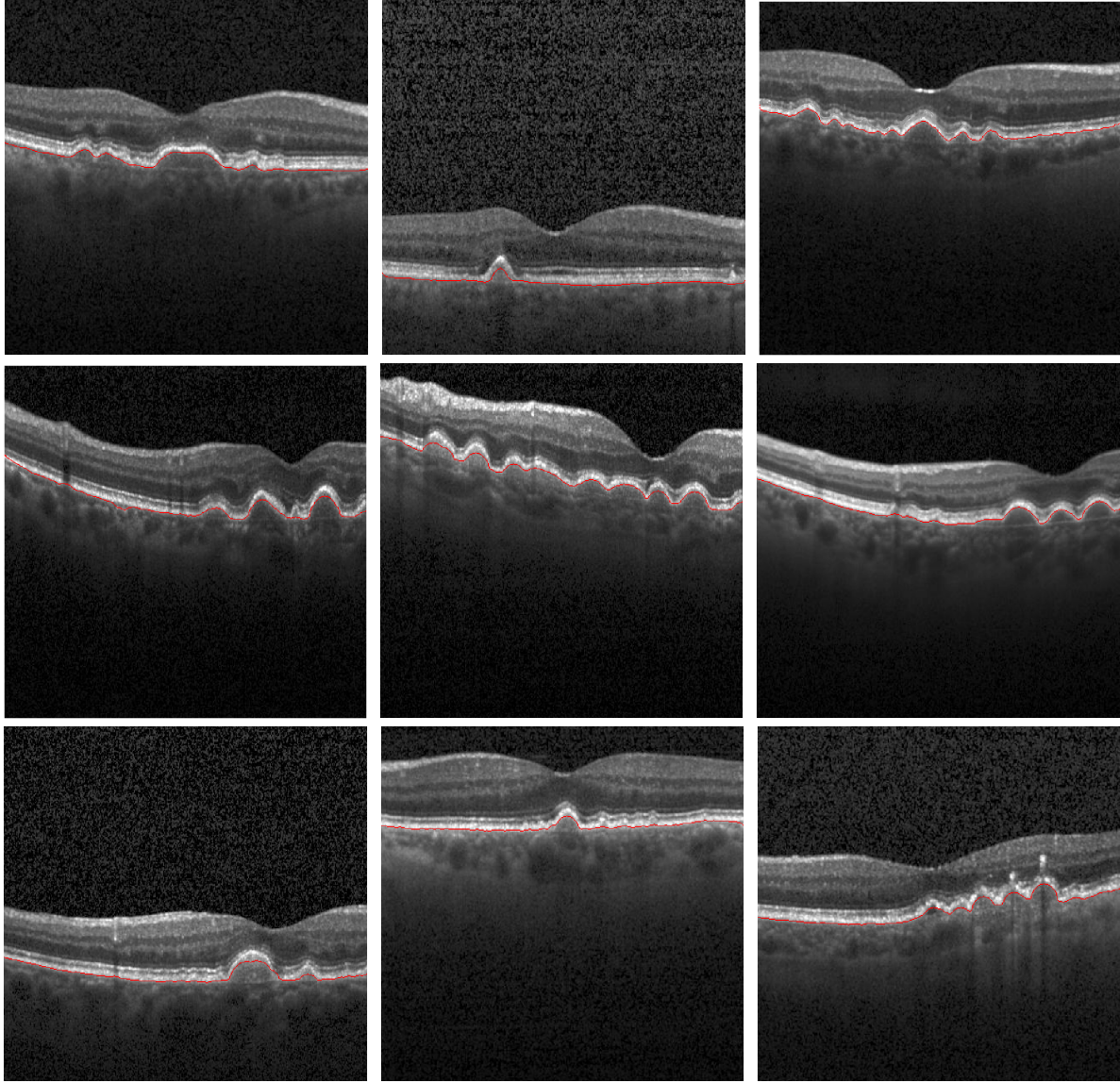


FIGURE A.4: Résultats de superposition des 9 images OCT pathologiques

- Coupes saine

La figure A.5 présente les résultats de segmentation de plusieurs coupes OCT pour une image saines, et la figure A.6 présente la superposition des lignes RPE sur les coupes originales.

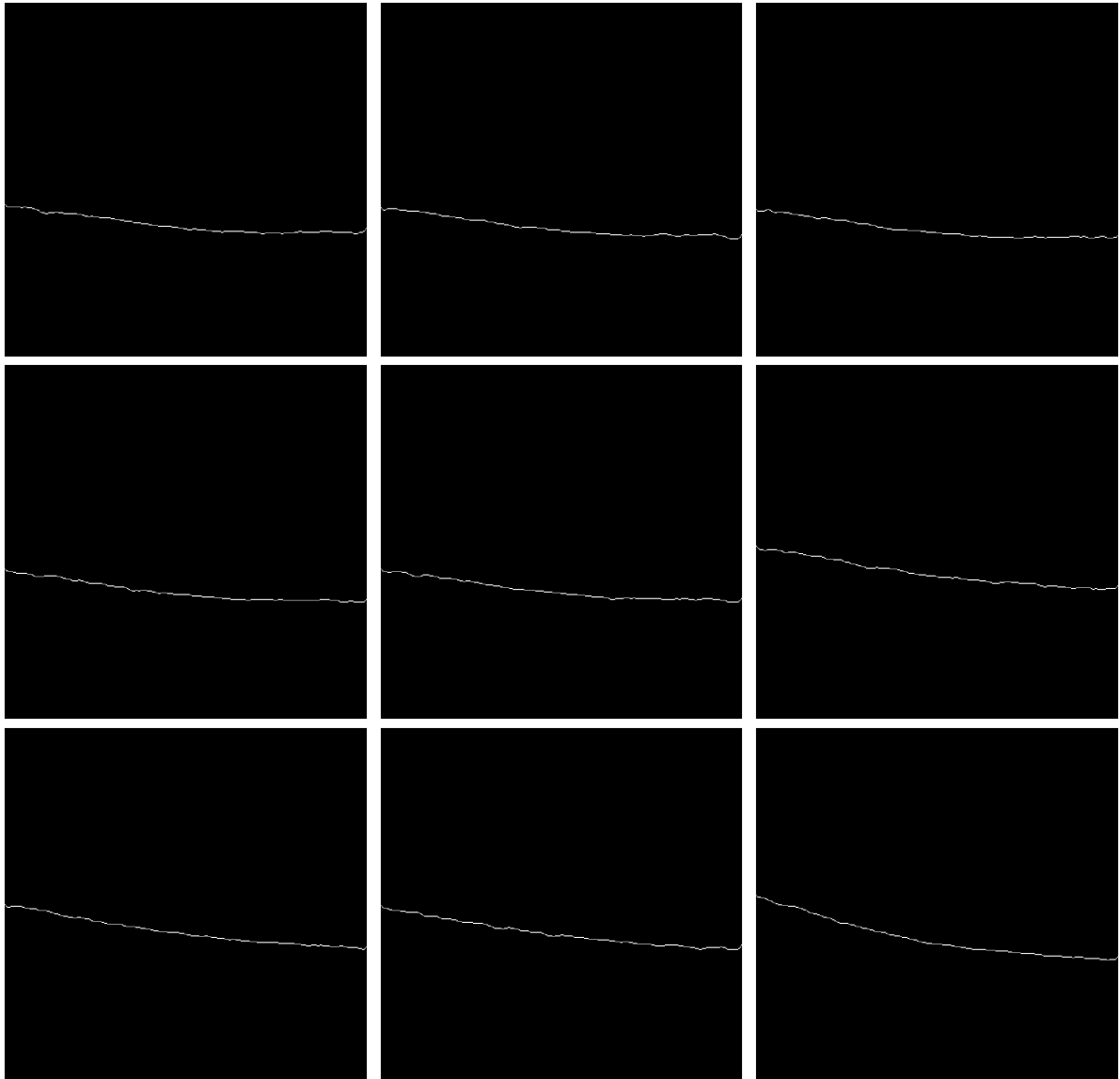


FIGURE A.5: Résultats de segmentation de 9 coupes OCT saines

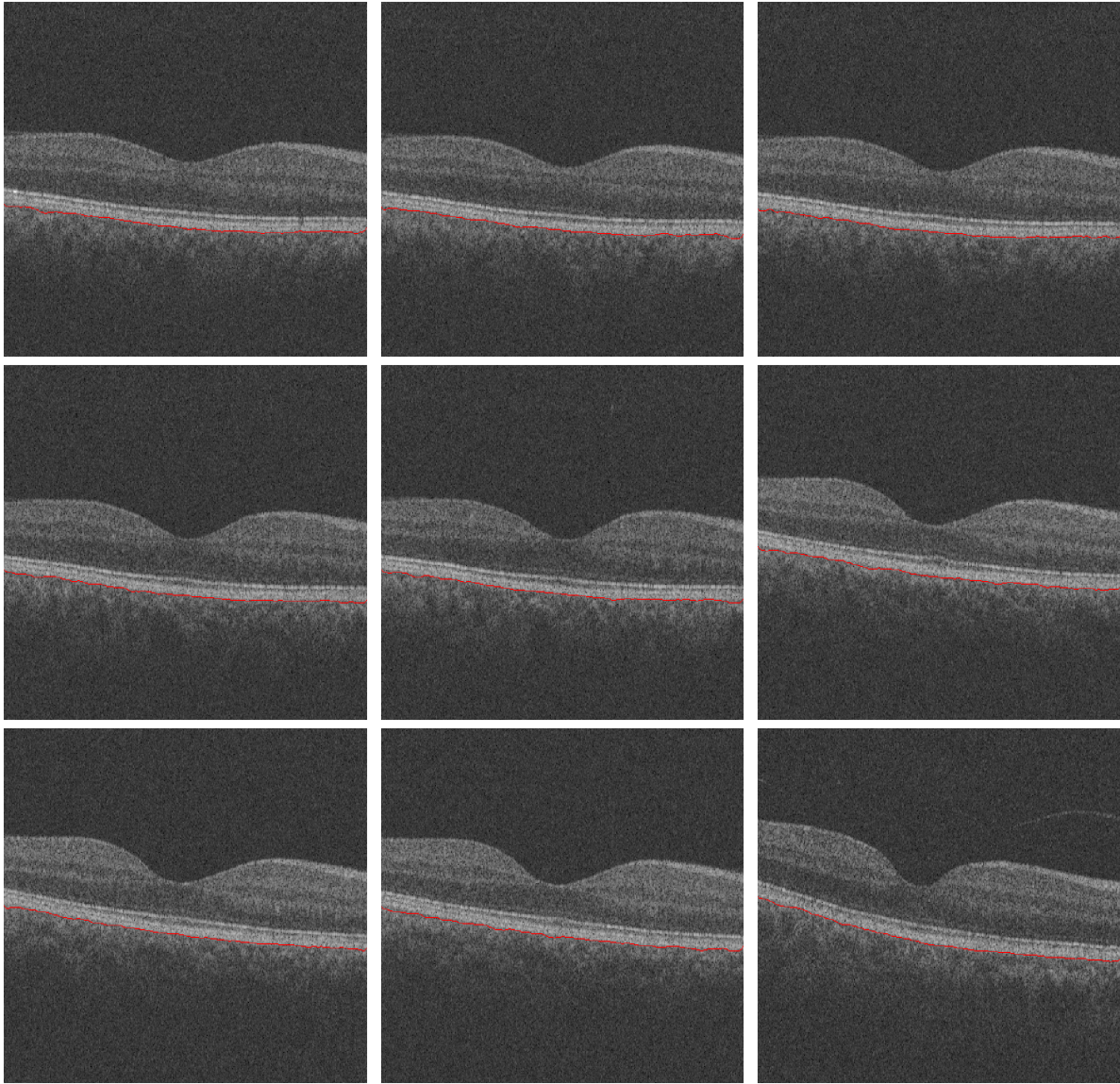


FIGURE A.6: Résultats de superposition de 9 coupes OCT saines

- **Coupes pathologiques**

La figure A.7 présente les résultats de segmentation de plusieurs coupes OCT pour une image saines, et la figure A.8 présente la superposition des lignes RPE sur les coupes originales.

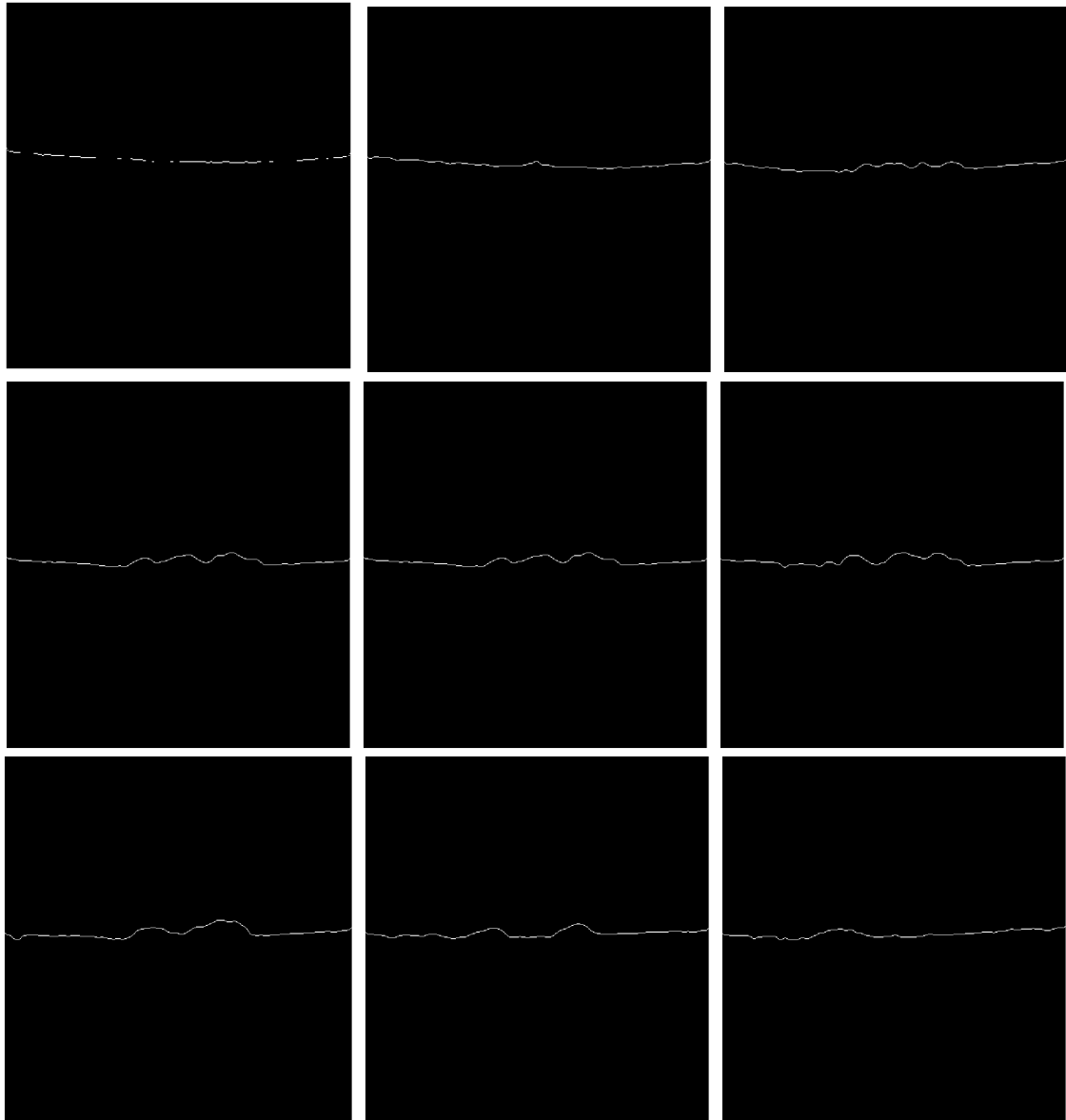


FIGURE A.7: Résultats de segmentation de 9 coupes OCT pathologiques

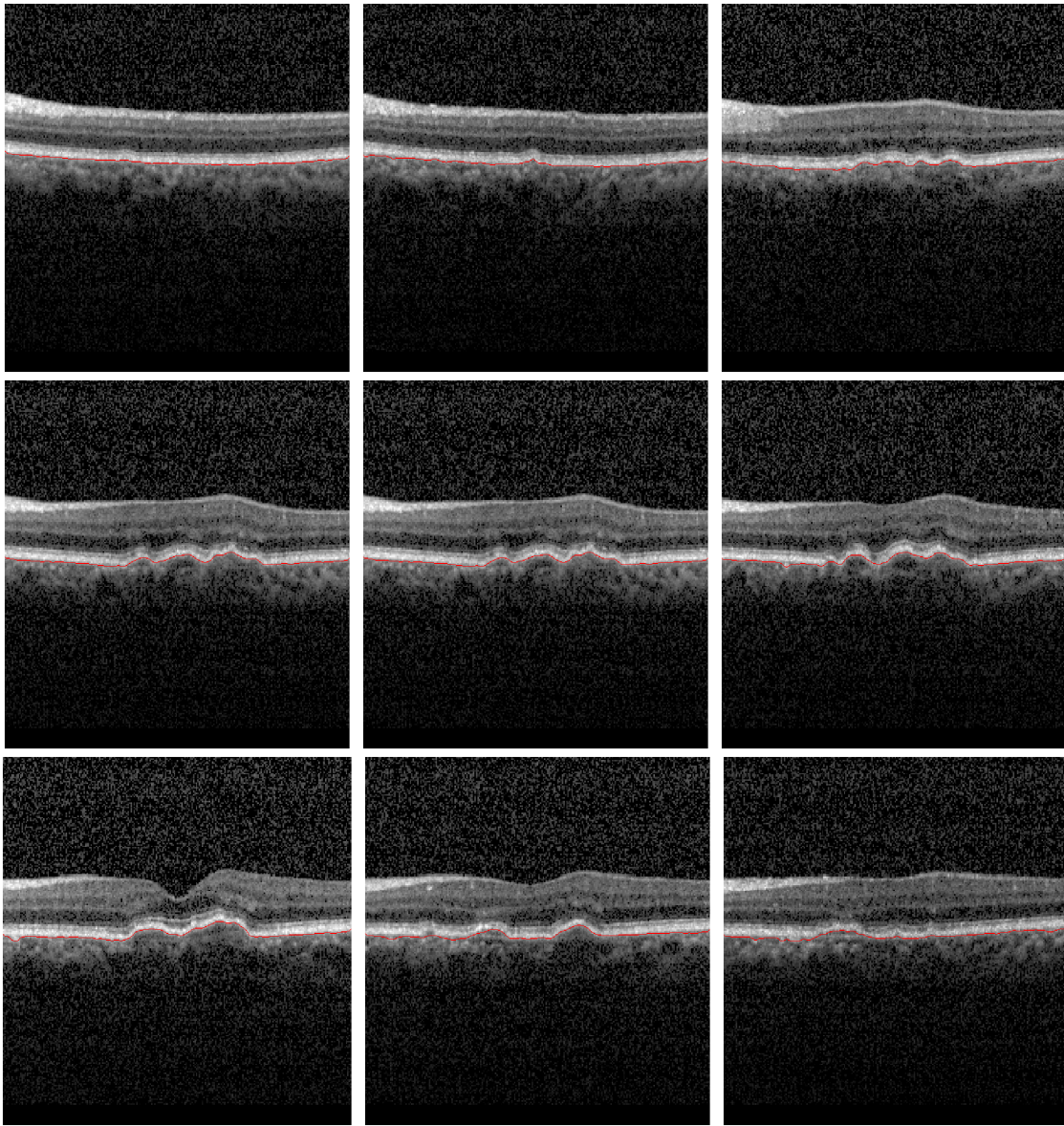


FIGURE A.8: Résultats de superposition de 9 coupes OCT pathologiques

# Bibliography

- [1] E Bonneau. "Dépistage visuel précoce chez l'enfant de moins de 3 ans: Impact d'une Formation Médicale Continue sur la pratique et la faisabilité des tests de dépistage visuel en médecine générale". In: *Th D Med, Paris 7* (2010).
- [2] Naïma Chalour. "La réponse des cellules gliales de Müller à l'amyloïde- $\beta$  et au stress oxydant dans la dégénérescence rétinienne". PhD thesis. Paris 5, 2012.
- [3] Caroline Crotti. "Chirurgie du segment antérieur de l'oeil et traitement du glaucome assistés par laser femtoseconde et imagerie de tomographie par cohérence optique". PhD thesis. 2011.
- [4] Feroui Amel and Bessaid Abdelhafid. "Analyse des images couleur du fond d'œil pour l'aide au diagnostic en ophtalmologie: application à la détection des pathologies rétiniennes". PhD thesis. These de doctorat, université de Tlemcen-faculté de la technologie . . . , 2014.
- [5] Brahim El Mathari. "Rôle de la protéine dystrophine Dp71 dans l'inflammation vasculaire rétinienne". PhD thesis. 2014.
- [6] Aude Massé. "Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age". In: (2015).
- [7] Thanh Vân Phan. "Développement et validation d'un système automatique de classification de la dégénérescence maculaire liée à l'âge". PhD thesis. École Polytechnique de Montréal, 2015.
- [8] *DEGENERESCENCE MACULAIRE LIEE A L'AGE (DMLA)*. <http://www.medecine.upstlse.fr/dcem3/module05/60-poly-dmla.pdf>. 2006.
- [9] Sina Farsiu et al. "Fast detection and segmentation of drusen in retinal optical coherence tomography images". In: *Ophthalmic Technologies XVIII*. Vol. 6844. International Society for Optics and Photonics. 2008, p. 68440D.
- [10] Akshaya Mishra et al. "Intra-retinal layer segmentation in optical coherence tomography images". In: *Optics express* 17.26 (2009), pp. 23719–23728.
- [11] Stephanie J Chiu et al. "Validated automatic segmentation of AMD pathology including drusen and geographic atrophy in SD-OCT images". In: *Investigative ophthalmology & visual science* 53.1 (2012), pp. 53–61.
- [12] Naoki Takeno et al. "A proposal of extracting retinal boundaries for optical coherence tomography using three dimensional active grid". In: *The 6th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems, and The 13th International Symposium on Advanced Intelligence Systems*. IEEE. 2012, pp. 799–802.
- [13] Matthäus Pilch et al. "Automated segmentation of pathological cavities in optical coherence tomography scans". In: *Investigative ophthalmology & visual science* 54.6 (2013), pp. 4385–4393.
- [14] Pascal A Dufour et al. "Graph-based multi-surface segmentation of OCT data using trained hard and soft constraints". In: *IEEE transactions on medical imaging* 32.3 (2012), pp. 531–543.



- [15] Qiang Chen et al. "Automated drusen segmentation and quantification in SD-OCT images". In: *Medical image analysis* 17.8 (2013), pp. 1058–1072.
- [16] Mahdad Esmaeili, Alireza Mehri Dehnavi, and Hossein Rabbani. "3D curvelet-based segmentation and quantification of drusen in optical coherence tomography images". In: *Journal of Electrical and Computer Engineering* 2017 (2017).
- [17] Jathurong Sugmk, Supapom Kiattisin, and Adisom Leelasantitham. "Automated classification between age-related macular degeneration and diabetic macular edema in OCT image using image segmentation". In: *The 7th 2014 biomedical engineering international conference*. IEEE. 2014, pp. 1–4.
- [18] Appaji M Abhishek et al. "Segmentation and analysis of retinal layers (ILM & RPE) in optical coherence tomography images with edema". In: *2014 IEEE Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES)*. IEEE. 2014, pp. 204–209.
- [19] Mahdi Salarian et al. "Accurate segmentation of retina nerve fiber layer in OCT images". In: *2015 IEEE International Conference on Electro/Information Technology (EIT)*. IEEE. 2015, pp. 653–656.
- [20] Ferdinand G Schlanitz et al. "Identification of drusen characteristics in age-related macular degeneration by polarization-sensitive optical coherence tomography". In: *American journal of ophthalmology* 160.2 (2015), pp. 335–344.
- [21] Jorge Oliveira et al. "Sparse high order potentials for extending multi-surface segmentation of OCT images with drusen". In: *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE. 2015, pp. 2952–2955.
- [22] Samra Naz et al. "Automated segmentation of RPE layer for the detection of age macular degeneration using OCT images". In: *2016 Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA)*. IEEE. 2016, pp. 1–4.
- [23] Samina Khalid et al. "Automated segmentation and quantification of Drusen in Fundus and optical coherence tomography images for detection of ARMD". In: *Journal of digital imaging* 31.4 (2018), pp. 464–476.
- [24] Jorge Oliveira et al. "Drusen detection in OCT images with AMD using random forests". In: *2017 IEEE 5th Portuguese Meeting on Bioengineering (ENBENG)*. IEEE. 2017, pp. 1–4.
- [25] Rui Zhao et al. "Automated drusen detection in dry age-related macular degeneration by multiple-depth, en face optical coherence tomography". In: *Biomedical optics express* 8.11 (2017), pp. 5049–5064.
- [26] Abdolreza Rashno et al. "Automated intra-retinal, sub-retinal and sub-rpe cyst regions segmentation in age-related macular degeneration (amd) subjects". In: *Investigative Ophthalmology & Visual Science* 58.8 (2017), pp. 397–397.
- [27] Dafydd Ravenscroft et al. "Learning feature extractors for AMD classification in OCT using convolutional neural networks". In: *2017 25th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. IEEE. 2017, pp. 51–55.
- [28] Luis de Sisternes et al. "Automated intraretinal segmentation of SD-OCT images in normal and age-related macular degeneration eyes". In: *Biomedical optics express* 8.3 (2017), pp. 1926–1949.
- [29] Jorge Oliveira et al. "Multi-surface segmentation of OCT images with AMD using sparse high order potentials". In: *Biomedical optics express* 8.1 (2017), pp. 281–297.

- [30] Erich Götzinger et al. "Retinal pigment epithelium segmentation by polarization sensitive optical coherence tomography". In: *Optics express* 16.21 (2008), pp. 16410–16422.
- [31] Jelena Novosel et al. "Joint segmentation of retinal layers and focal lesions in 3-D OCT data of topologically disrupted retinas". In: *IEEE transactions on medical imaging* 36.6 (2017), pp. 1276–1286.
- [32] Shinnosuke Azuma et al. "Pixel-wise segmentation of severely pathologic retinal pigment epithelium and choroidal stroma using multi-contrast Jones matrix optical coherence tomography". In: *Biomedical optics express* 9.7 (2018), pp. 2955–2973.
- [33] Abhay Shah et al. "Multiple surface segmentation using convolution neural nets: application to retinal layer segmentation in OCT images". In: *Biomedical optics express* 9.9 (2018), pp. 4509–4526.
- [34] Muhammad Majid Sharif, Muhammad Usman Akram, and Asad Waqar Malik. "Extraction and Analysis of RPE layer from OCT Images for Detection of Age Related Macular Degeneration". In: *2018 IEEE 20th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*. IEEE. 2018, pp. 1–6.
- [35] Laifeng Huang et al. "Automatic classification of retinal optical coherence tomography images with layer guided convolutional neural network". In: *IEEE Signal Processing Letters* 26.7 (2019), pp. 1026–1030.
- [36] A González-López et al. "Robust segmentation of retinal layers in optical coherence tomography images based on a multistage active contour model". In: *Heliyon* 5.2 (2019), e01271.
- [37] Ali Serener and Sertan Serte. "Dry and wet age-related macular degeneration classification using oct images and deep learning". In: *2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT)*. IEEE. 2019, pp. 1–4.
- [38] Zailiang Chen et al. "Automated segmentation of fluid regions in optical coherence tomography B-scan images of age-related macular degeneration". In: *Optics & Laser Technology* 122 (2020), p. 105830.
- [39] Mourad Guemmini. "Filtrage bilatérale appliqué sur des images bruitées". In: (2013).
- [40] Wiem Fourati and Mohamed Salim Bouhlel. "Techniques de Débruitage d'Images". In: *5th Int. Conf. Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications*. 2009, pp. 22–26.
- [41] Nawel Saâdi. "Etude comparative entre le débruitage d'images par des méthodes classiques et par le filtre bilatéral". In: (2015).
- [42] Rabeb Ben Kahla, Abdelwahed Barkaoui, and Tarek Merzouki. *Méthode des éléments finis et techniques d'imagerie médicale en biomécanique osseuse*. ISTE Group, 2020.
- [43] Abderrahim Aggoun and Soumia Oubadi. "Etude comparative entre les méthodes de Binarisation des images". In: (2019).
- [44] Mohamed Amine Guerroudji. "Segmentation des clichés mammographiques en vue de la détection des foyers de micro-calcifications mammaires: application à la base de données CHU de Tizi-Ouzou". PhD thesis. Université Mouloud Mammeri, 2017.

- [45] Fernand Meyer. “Adjonctions : érosion et dilatation géodésique”. Lecture. Centre de Morphologie, Mines-ParisTech, France, May 2016. URL: <https://hal-mines-paristech.archives-ouvertes.fr/cel-01534189>.
- [46] DIB Riad, Karim MOKRANI, and Abdenour MEKHMOUKH. “Modèle de Chan&Vese avec terme de lissage: application en imagerie médicale”. In: ().
- [47] Lamine Zina. “L’Extraction D’Objets Basés Sur Les Contours Actifs: Application Sur Les Images Mammographiques”. PhD thesis. Université Mouloud Mammeri, 2017.
- [48] Tony F Chan and Luminita A Vese. “Active contours without edges”. In: *IEEE Transactions on image processing* 10.2 (2001), pp. 266–277.
- [49] Ahmed Dirami. “Segmentation d’images bruitées utilisant la dérivée topologique”. PhD thesis. Université Mouloud Mammeri, 2013.
- [50] Settouti Nesma and Bechar Mohammed El Amine. “Les Forêts Aléatoires en Apprentissage Semi-Supervisé (Co-forest) pour la segmentation des images rétiniennes”. In: (2015).
- [51] Daniel S Kermany et al. “Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning”. In: *Cell* 172.5 (2018), pp. 1122–1131.
- [52] Rahele et Rabbani Hossein et Akhlagi Mohammadreza et autres Mahmudi Tahereh et Kafieh. “Comparaison des OCT maculaires dans les yeux droit et gauche de personnes normales”. In: *Imagerie médicale 2014: Applications biomédicales en imagerie moléculaire, structurelle et fonctionnelle*. Vol. 9038, 90381W.
- [53] Monique Le Guen. “La boîte à moustaches de TUKEY, un outil pour initier à la statistique”. In: (2001).