



ROYAUME DU MAROC
Université Sultan Moulay Slimane
Faculté des Sciences et Techniques
Département d'informatique
Béni-Mellal



N° d'ordre : 134/2017

Centre d'Études Doctorales « Sciences et Techniques »
Formation Doctorale « Mathématiques et Physique Appliquées »

THÈSE

Présentée par

Abderrahmane ELBALAOUI

Pour obtenir le grade de

Docteur

Spécialité : Informatique.

Analyse et segmentation des images médicales : Application aux images du fond d'œil en vue de la détection de rétinopathie diabétique.

Soutenue le 27/10/2017, devant la commission d'examen :

Pr. M. OUKESSOU	Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal	Président
Pr. B. MINAOUI	Université Sultan Moulay Slimane, Beni mellal	Rapporteur
Pr. L. S. CHADLI	Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal	Rapporteur
Pr. R. EL AYACHI	Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal	Examineur
Pr. A. MERBOUHA	Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal	Directeur de thèse
Pr. M. FAKIR	Université Sultan Moulay Slimane, Beni Mellal	Co-directeur

© ELBALAOUI, 2017

وَأَنْزَلَ اللَّهُ عَلَيْكَ الْكِتَابَ وَالْحِكْمَةَ وَعَلَّمَكَ مَا لَمْ تَكُن
تَعْلَمُ ۗ وَكَانَ فَضْلُ اللَّهِ عَلَيْكَ عَظِيمًا . سورة النساء - الآية (113)

A ma mère avec toute mon affection,

A l'ame de mon père,

A ma tante,

A mes sœurs,

A mes frères,

Et à tous mes amis.

Cette thèse a été réalisée au sein du Laboratoire des Mathématique Appliqués
et Calcul Scientifique (**LMACS**) de la Faculté des Sciences et Techniques
Beni Mellal (**FSTBM**) sous la direction du professeur Abdelkarim
MERBOUHA et l'encadrement du professeur Mohamed FAKIR.

Remerciements

Ce travail a été effectué au sein du Laboratoire de Mathématiques Appliquées et Calcul Scientifique (**LMACS**) de la Faculté des Sciences et Techniques Beni Mellal, sous la direction du professeur Abdelkarim MERBOUHA. Je tiens à lui écrouler ici toute ma reconnaissance pour sa disponibilité et ses précieux conseils.

J'adresse également mon remerciement au professeur monsieur M. FAKIR pour son implication dès le début de mon initiation à la recherche jusqu'à la correction de ce manuscrit, pour ses qualités humaines, son enthousiasme et son soutien moral permanent tout au long de cette thèse.

Mes remerciements vont également à Monsieur le Professeur M. OUKESSOU d'avoir accepté d'être président du jury. Je lui adresse mes sincères remerciements.

Je remercie les Professeurs L. S. CHADLI et B. MINAOUI, qui en tant que rapporteurs ont accepté d'évaluer mon travail de thèse et ont consacré un temps précieux à l'étude de ce manuscrit.

Je remercie également le Professeur R. EL AYACHI, pour m'avoir fait l'honneur d'examiner ce travail de thèse et de participer au jury.

Je remercie tous les membres du laboratoire de Traitement de l'Information et Aide à la Décision.

Merci beaucoup à tous mes amis qui, de près ou de loin m'ont aidé et encouragé aux moments opportuns. Je les remercie pour tout le temps précieux que nous avons passé ensemble.

Résumé

La vision par ordinateur est devenue un outil très important pour aider les experts médicaux au meilleur diagnostic de plusieurs pathologies. L'objectif de cette thèse est de développer des nouvelles méthodes de traitement d'image appliquées à l'analyse d'images du fond d'œil. En particulier, nous nous sommes concentrés sur la détection des lésions liées à la rétinopathie diabétique (RD). Deux familles de ces lésions sont ciblées : les exsudats et les microanévrismes.

Les techniques présentées dans ce document peuvent être classées en trois catégories : (1) l'amélioration des caractéristiques de l'image, (2) Segmentation des éléments principaux de la rétine et (3) la détection des pathologies rétiniennes. Dans la première catégorie, nous nous consacrons à la présentation des méthodes de prétraitement qu'on a appliqué sur les bases de données d'images à savoir l'amélioration de contraste des images en éliminant les défauts causés par l'éclairage et les processus d'acquisition. Dans la deuxième catégorie, nous présentons un système d'analyse permettant de segmenter les éléments principaux de la rétine. Leur élimination est essentielle pour la détection des lésions rétiniennes. Dans la dernière catégorie, nous proposons des méthodes robustes et fiables pour la détection des lésions liées à la RD, telles les exsudats et les microanévrismes.

Les approches développées dans le cadre de ce travail sont testés sur un ensemble d'images des bases des données DRIVE, STARE, DIARETDB0, DIARETDB1, MESSIDOR, et. L'évaluation des méthodes proposées est effectuée en calculant les paramètres de performances (sensibilité, spécificité et précision), afin de faire une comparaison des résultats obtenus par rapport aux travaux de recherche existants et par rapport à la vérité terrain.

Mots-clés

Segmentation ; Détection des pathologies rétiniennes ; Image de fond d'œil ; Rétinopathie diabétique ; Exsudats ; Microanévrismes.

Abstract

Computer vision became an important tool, which is introduced to help medical experts with the best diagnosis of several pathologies. The main objective of this thesis is developing new image processing methods applied to analysis of fundus images. In particular, we focused on the detection of lesions related to diabetic retinopathy (DR). In fact, two families of these lesions are targeted: exudates and microaneurysms.

In this document, the techniques developed can be classified in three principal categories: (1) The improvement of image characteristics, (2) the segmentation and the elimination of the main elements of the retinal, and (3) the detection of retinal pathologies. Concerning the first category, we focus on the presentation of the pre-processing methods we applied to the images' databases; those methods are the improvement of image's contrast by eliminating defects caused by illumination and the process of acquisition. For the second category, we present an analysis system for segmenting and eliminating the main elements of the retina. This elimination is essential for the detection of retinal lesions. In the last category, we propose robust and reliable methods for the detection of DR lesions, such as exudates and microaneurysms.

The developed approaches in this work were tested on a set of images' databases: DRIVE, STARE, DIARETDB0, DIARETDB1, MESSIDOR and e-ophtha. Finally, the evaluation of the proposed methods is carried out by calculating the performance parameters (sensitivity, specificity and precision) in order to make a comparison of the obtained results with respect to the existing research and with respect to the reality truth.

Keywords

Segmentation; Analysis fundus image; Detection of retinal pathology; Diabetic retinopathy; Exudates; microaneurysms.

أصبحت الرؤية الحاسوبية أداة هامة جدا تساعد الخبراء الطبيين للحصول على تشخيص أفضل لعدة أمراض. والهدف من هذه الأطروحة هو تطوير أساليب جديدة لمعالجة الصور، وتطبيقها على تحليل صور قاع العين. ولقد ركزنا على الكشف عن الآفات المتعلقة باعتلال الشبكية بسبب داء السكري، وعلى وجه الخصوص الإفرازات و ميكروانيريسمز. حيث يعتبر الكشف المبكر لهذه الامراض عن طريق إجراء فحص طبي شامل منتظم للعين، الطريقة المثلى للسيطرة عليها وتجنب العمى.

يمكن تصنيف التقنيات المعروضة في هذه الأطروحة إلى ثلاث فئات: (1) تحسين خصائص الصور، (2) تجزئة العناصر الرئيسية للشبكية، و (3) الكشف عن أمراض الشبكية. في الفئة الأولى، طبقنا أدوات المعالجة لتحسين تباين الصور. وفي الفئة الثانية، قمنا باستخراج العناصر الرئيسية للشبكية من خلال استعمال تقنيات وأدوات المعالجة الرقمية للصور. وفي الفئة الأخيرة، اقترحنا طرق فعالة للكشف عن الآفات المرتبطة باعتلال الشبكية بسبب داء السكري، مثل الإفرازات وميكروانيريسمز. الاساليب التي تم تطويرها في هذا العمل تم تطبيقها على مجموعة من صور المتحصل عليها من قواعد البيانات التالية : DRIVE، STARE، DIARETDB0، DIARETDB1،MESSIDOR ، e- ophtha . تم تقييم النتائج المتحصل عليها مع الأعمال البحثية السابقة من خلال حساب الحساسية، النوعية والدقة.

الكلمات الدالة

التجزئة, تحليل صور قاع العين , الكشف عن أمراض الشبكية , اعتلال الشبكية, إفرازات العين

Table de matières

Remerciements	VI
Résumé.....	VII
Abstract.....	VIII
ملخص.....	IX
Table de matières	X
Table des figures.....	XIV
Liste des tableaux	XVII
Liste des abréviations.....	XVIII
AVANT-PROPOS	XX
Introduction générale	1
Chapitre 1 : Anatomie de l'œil humain.....	5
1.1 Introduction	5
1.2 Anatomie de l'œil humain	5
1.2.1 Globe oculaire	6
1.2.1.1 Couche externe	6
1.2.1.1.1 Sclérotique.....	6
1.2.1.1.2 Cornée.....	6
1.2.1.2 Couche moyenne	7
1.2.1.2.1 Iris.....	7
1.2.1.2.2 Choroïde	7
1.2.1.2.3 Corps ciliaire.....	7
1.2.1.3 Couche interne : rétine.....	8
1.2.1.3.1 Disque optique	8
1.2.1.3.2 Nerf optique	8
1.2.1.3.3 Macula et Fovéa.....	9
1.2.1.3.4 Réseau vasculaire.....	9
1.2.1.4 Humeur aqueuse	9
1.2.1.5 Cristallin	9
1.2.1.6 Corps vitré	10
1.2.2 Orbite	10
1.2.3 Structures annexes.....	10
1.2.3.1 Paupières	10
1.2.3.2 Conjonctive	11
1.2.3.3 Caroncule.....	11
1.2.3.4 Glandes lacrymales.....	11
1.3 Pathologies Rétiniennes	11

1.3.1	Rétinopathie Diabétique (RD).....	11
1.3.1.1	Microanévrismes réiniens.....	12
1.3.1.2	Hémorragies réiniennes.....	13
1.3.1.3	Exsudats.....	13
1.3.2	Glaucome.....	13
1.3.3	Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).....	13
1.4	Prévalence de la rétinopathie diabétique.....	14
1.5	Dépistage de la rétinopathie diabétique.....	15
1.6	Imagerie réiniennes et technique d'acquisition.....	15
1.6.1	Rétinographie.....	15
1.6.2	Clichés en autofluorescence.....	16
1.6.3	Angiographie en fluorescence.....	16
1.7	Traitement.....	17
1.8	Conclusion.....	17
Chapitre 2 :	Etat de l'art.....	19
2.1	Introduction.....	19
2.2	Segmentation du disque optique (DO).....	19
2.2.1	Identification du DO.....	19
2.2.2	Détection du contour du disque optique.....	22
2.3	Détection de réseau vasculaire.....	24
2.3.1	Méthodes supervisées.....	24
2.3.2	Méthodes non supervisées.....	25
2.4	Segmentation de la Macula.....	27
2.5	Analyse automatique de lésions liées à la RD.....	29
2.5.1	Détection des microanévrismes.....	29
2.5.2	Détection des exsudats.....	31
2.6	Conclusion.....	34
Chapitre 3 :	Détection de l'arbre vasculaire des images réiniennes.....	36
3.1	Introduction.....	36
3.2	Méthodologie.....	36
3.2.1	Bases de données.....	37
3.2.1.1	DRIVE.....	37
3.2.1.2	STARE.....	38
3.2.1.3	CHASE_DB1.....	38
3.2.2	Prétraitement.....	38
3.2.2.1	Augmentation de contraste et déterminer la région d'intérêt.....	38
3.2.2.2	Correction d'illumination non-uniforme.....	40
3.2.3	Détection du réseau vasculaire.....	41

3.3	Résultats et discussions.....	45
3.4	Conclusions	52
Chapitre 4 :	Identification et segmentation du disque optique	53
4.1	Introduction	53
4.2	Méthodologie.....	54
4.2.1	Méthode de Localisation du DO	55
4.2.1.1	Prétraitement	55
4.2.1.2	Algorithme de détection du Coins	56
4.2.1.3	Identification du DO.....	59
4.2.1.4	Résultats et discussions	59
4.2.2	Méthode de détection de contour du DO.....	62
1.1.1.1	Prétraitement	62
1.8.1.1	Localisation du DO.....	63
1.8.1.2	Extraction du réseau vasculaire	64
1.8.1.3	Segmentation de contour du DO	65
1.8.1.4	Résultats et discussions	68
4.3	Conclusion.....	71
Chapitre 5 :	Détection des exsudats.....	73
5.1	Introduction	73
5.2	Méthodologie.....	74
5.2.1	Elimination du DO	74
5.2.2	Correction d'illumination.....	75
5.2.3	Modèle de décalage de la moyenne.....	76
5.2.3.1	Filtrage Mean Shift.....	77
5.2.3.2	Segmentation mean Shift.....	78
5.2.3.3	Seuillage Entropique	78
5.3	Résultats et discussion	79
5.4	Conclusion.....	83
Chapitre 6 :	Détection des microanévrismes	85
6.1	Introduction	85
6.2	Méthodologie.....	86
6.2.1	Prétraitement	87
6.2.2	Sélection des régions candidats.....	88
6.2.3	Elimination du réseau vasculaire.....	90
6.2.4	Extraction des caractéristiques	90
6.2.5	Classification des microanévrismes	92
6.3	Résultats et discussions.....	94
6.4	Conclusion.....	96

Conclusion générale	97
Références.....	100

Table des figures

Figure 1-1 Anatomie externe de l'œil humain [2]	5
Figure 1-2 Schéma anatomique de l'œil.....	7
Figure 1-3 Rétine et ses éléments principaux.....	8
Figure 1-4 Structures annexes de l'œil.....	10
Figure 1-5 . Image de fond d'œil montrant des microanévrismes.	12
Figure 1-6 Image de fond d'œil montrant des exsudats.....	13
Figure 1-7 Rétinographie non mydriatique.	16
Figure 1-8 Angiographie de l'œil en fluorescence.....	17
Figure 3-1 Organigramme de détection du réseau vasculaire.	37
Figure 3-2 Représentation des canaux de l'image rétinienne : (a) rouge, (b) vert et (c) bleu. (e) leur histogramme.	39
Figure 3-3 Exemple de masque d'image de la rétine. (a) : canal vert. (b) : masque.	39
Figure 3-4 Etapes de prétraitement. (a) Image origine. (b) Canal vert de l'image. (c) Image après CLAHE. (d)Image après correction d'illumination.	40
Figure 3-5 Etapes de détection des vaisseaux. (a) image de canal vert, (b) détection par filtre vesselness, (c) détection après l'amélioration de filtre, (d), (e) et (f) l'intensité de la partie représentée par un segment vert pour (a), (b) et (c) respectivement.....	43
Figure 3-6 Résultats de la segmentation du DO. (a) segmentation de vérité terrain. (b) segmentation par la méthode proposée	44
Figure 3-7 Vaisseaux ratés par l'algorithme.	45
Figure 3-8 Résultats de performance pour 20 images des bases de données : (a) DRIVE, (b) b STARE et (c) CHASE_DB1.	47
Figure 3-9 Résultats moyenne obtenus des paramètres de performance pour : (a) DRIVE, (b) STARE et (c) CHASE_DB1..	48
Figure 3-10 Courbes ROC pour: (a) DRIVE, (b) STRAE and (c) CHASE_DB1.....	51
Figure 4-1 Structure principale du DO. (a) Image de la rétine. (b) Disque optique.....	53
Figure 4-2 Image rétinienne contient des exsudats similaires au DO.	54
Figure 4-3 Organigramme de localisation du DO.	55
Figure 4-4 Exemple de lacune, T-coin et CSS coin.	58
Figure 4-5 (a) Images origines. (b) Résultats de détection des coins par CSS.....	58
Figure 4-6 Exemples des fenêtres qui contient un nombre élevé des coins.	59
Figure 4-7 Exemples des Résultats de la localisation du DO.....	60
Figure 4-8 Défaillance de localisation du DO.....	61

Figure 4-9 Diagramme d'activité de segmentation du DO.	62
Figure 4-10 Etapes de prétraitement. (a) Image origine. (b) Masque de l'image. (c) Image résultante.	63
Figure 4-11 Etapes de localisation du DO. (A) Image origine, (b) détection de coin CSS, (c) localisation du DO.	63
figure 4-12 Résultat d'élimination du réseau vasculaire. (a) Image originale. (b) segmentation des vaisseaux. (c) Elimination vaisseaux. (d) position initiale du contour.	64
Figure 4-13 Segmentation du DO. (a) Initialisation du CA, (b) détection de contour du DO.	68
Figure 4-14 Comparaison de résultats de segmentation du DO pour DRIVE. (a) images originales, (b) Segmentation par Aquino et al., (c) segmentation par notre approche.	69
Figure 4-15 Comparaison de résultats de segmentation du DO pour MESSIDOR. (a) images originales, (b) Segmentation par Aquino et al., (c) segmentation par notre approche.	69
Figure 5-1 Image rétinienne avec des exsudats.	74
Figure 5-2 Organigramme de détection des exsudats.	74
Figure 5-3 Résultat d'élimination du DO. (a) image origine. (b) Segmentation du DO. (c) Image binaire du DO. (d) Elimination du DO.	75
Figure 5-4 Résultat de correction d'illumination. (a) image origine sans de DO. (b) image résultante	76
Figure 5-5 (a) Image après les prétraitements. (b) Après l'application de MS.	78
Figure 5-6 (a) Canal rouge de l'image après segmentation MS. (b) résultat de seuillage.	79
Figure 5-7 Résultats de segmentation des exsudats dans différents types d'images de la base de données DIARETDB0.	81
Figure 5-8 Résultats de segmentation des exsudats dans différents types d'images de la base de données DIARETDB1.	81
Figure 5-9 Graphes des paramètres de performances : la sensibilité, spécificité et précision pour la base de données DIARETDB0.	82
Figure 5-10 Graphes des paramètres de performances : la sensibilité, spécificité et précision pour la base de données DIARETDB1.	82
Figure 6-1 Exemple d'une image du fond d'œil contenant plusieurs microanévrismes.	86
Figure 6-2 Organigramme de détection des microanévrismes.	87
Figure 6-3 Exemple d'image améliorée. (a) Image origine. (b) canal vert inversé. (c) Image après CLAHE. (d) Image résultante. La deuxième ligne montre les détails de l'amélioration du rectangle rouge après chaque étape.	88
Figure 6-4 Résultat de la sélection des régions candidats.	89
Figure 6-5 Résultat de la sélection des régions candidats de la figure 6-4 après l'élimination de l'arbre vasculaire.	90
Figure 6-6 Exemple de structure d'un réseau BN.	93

Figure 6-7 résultats de la détection des microanévrismes après l'étape de classification	93
Figure 6-8 Exemple des résultats obtenus de détection des microanévrismes	94
Figure 6-9 Nombre de faux positifs pour dans la détection des microanévrismes	95

Liste des tableaux

Tableau 2-1 Méthodes de localisation du DO.	22
Tableau 2-2 Résultats des méthodes de détection de l'arbre vasculaire pour la base de données DRIVE.	27
Tableau 2-3 Résultats des méthodes de détection de l'arbre vasculaire pour la base de données STARE.	27
Tableau 2-4 Résultats des méthodes de détection des exsudats.	33
Tableau 3-1 Mesures statistiques de segmentation.....	45
Tableau 3-2 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du réseau vasculaire sur les images DRIVE.	49
Tableau 3-3 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du réseau vasculaire sur les images STARE.....	49
Tableau 3-4 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du réseau vasculaire sur les images CHASE_DB1.....	50
Tableau 4-1 Résultats de la localisation du DO.	60
Tableau 4-2 Comparaison des résultats obtenus avec celles de la littérature.	61
Tableau 4-3 Paramètres de performances pour la segmentation du DO.	70
Tableau 4-4 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du DO pour les images de DRIVE et MESSIDOR.	70
Tableau 5-1 Résultats de performances obtenus avec ceux reportés dans la littérature pour différentes bases de données.....	83
Tableau 6-1 comparaison des résultats.....	96

Liste des abréviations

RD	: Rétinopathie Diabétique
DO	: Disque Optique
DLMA	: Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age
CA	: Contour Actif
FID	: Fédération Internationale du Diabète
OMS	: Organisation mondiale de la santé
RM	: Rétinographes Mydriatiques
RNM	: Rétinographes Non Mydriatiques
ACP	: Analyse en Composantes Principales
KPP	: k-plus proche voisin
GMM	: Modèle de Mélange Gaussien
SVM	: Support Vecteur Machine
MBL	: Motifs binaires locaux
ROI	: Région d'intérêt
CLAHE	: Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
SURF	: Speeded Up Robust Features
OMD	: Œdème Maculaire Diabétique
Sp	: Spécificité
Se	: Sensibilité
Vp	: Vrai positif
Vn	: Vrai négatif
Fp	: Faux positif
Fn	: Faux négatif
CSS	: Curvature Scale Space
RVB	: Rouge Vert Bleu
RNP	: Diabétique Non Proliférative

RN : Réseaux de Neurones
FCM : Fuzzy C-Means
LPE : Ligne de Partage des Eaux
MS : Mean Shift
DVS : Décomposition en Valeurs Singulières
LBF : Local Binary Fitting

AVANT-PROPOS

Cette thèse a été effectuée au Laboratoire de Mathématiques Appliquées et Calcul Scientifique de la Faculté des Sciences et Techniques de Béni-Mellal sous la direction du professeur Abdelkarim MERBOUHA et l'encadrement du professeur Mohamed FAKIR. Les résultats de notre travail ont donné lieu aux publications et communications suivantes :

➤ **Publication:**

- ELBALAOUI, M Fakir, K. Taifi, A. MERBOUHA. "Automatic Detection of Blood Vessel in Retinal Images Using Vesselness Enhancement Filter and Adaptive Thresholding." *IJHISI* 12.1 (2017): 14-29. Web. 27 Mar. 2017.
- ELBALAOUI, M. Fakir, M. BOUTAOUNTE, A. MERBOUHA. "Automatic Localization of the Optic Disc Center in Retinal Images based on Angle Detection in Curvature Scale Space." *JECO* 13.2 (2015): 1-13. Web. 27 Dec. 2015. doi:10.4018/JECO.2015040101.
- ELBALAOUI, M FAKIR, A MERBOUHA. Article: Automatic exudates detection in diabetic retinopathy images. *International Journal of Computer Applications* 91(16):7-13, April 2014.
- ELBALAOUI, M.FAKIR, N.IDRISSI, A.MERBOUHA, Article: "Review of Color Image Segmentation". *International Journal of Advanced Computer Science and Applications(IJACSA)*, Special Issue on Selected Papers from Third international symposium on Automatic Amazigh processing SITACAM13, 2013.

➤ **Communication:**

- A. ELBALAOUI, M. Fakir, A. MERBOUHA "Automatic Detection of Blood Vessel in Retinal Image". 14th International Conference Computer Graphics, Imaging and Visualization(CGVI17). Mai 24-26, 2016 Marrakech.
- A. ELBALAOUI, M. Fakir, A. MERBOUHA "Automatic Detection of Blood Vessel in Retinal Image". 13th International Conference Computer Graphics, Imaging and Visualization(CGVI16). Avril 24-25, 2016 Beni Mellal.
- A. ELBALAOUI, M. Fakir, A. MERBOUHA. "Automatic detection of microaneurysms in retinal images for diabetic retinopathy". 2nd Edition of (ICCBM'2). May, 19-21, 2016.

- A. ELBALAOUI, M. Fakir, M. BOUTAOUNTE, A. MERBOUHA "Automatic Localization of the Optic Disc Center in Retinal Images, Deuxième Edition de Conférence Internationale en Informatique Décisionnelle (CBI'15) Avril 23-25, 2015, FST Béni Mellal.
- A. ELBALAOUI, M. Fakir, M. BOUTAOUNTE and A. MERBOUHA « Segmentation of the Blood Vessels in Retinal Images» à la deuxième édition des Journées Doctorales Jdoc'15 sous le thème « Science et créativité » Mars 26-28 2015, FST Béni Mellal.
- ELBALAOUI A.; Boutaounte, M.; Faouzi, H.; Fakir, M.; Merbouha, A., "Segmentation and detection of diabetic retinopathy exudates," in Multimedia Computing and Systems (ICMCS), 2014 International Conference.
- ELBALAOUI A., H. Faouzi; Fakir, M.; Merbouha, A., "Automatic exudates detection in diabetic retinopathy of color images," Congrès Méditerranéen des Télécommunications. Mai 2014.
- ELBALAOUI A., H.; Fakir, M.; Merbouha "Automatic localization of the optic disc in retinal color images. ", 1 Edition de Conférence Internationale en Informatique Décisionnelle (CBI'14) Avril 29-30, 2014, FST Béni Mellal.
- A. ELBALAOUI, M. Fakir, and A. MERBOUHA "Automated Segmentation of optic disc in fundus color images" 1 Edition des Journées Doctorales Jdoc'14 sous le thème « Science et créativité » Mars 26-28 2015, FST Béni Mellal.
- A. ELBALAOUI, M.FAKIR, N.IDRISSI and A.MERBOUHA, Article: "Review of Color Image Segmentation". Third international symposium on Automatic Amazigh processing SITACAM13, 2013.

➤ **Prix**

- Meilleur Article: "Automatic Detection of Blood Vessel in Retinal Image". 13th International Conference Computer Graphics, Imaging and Visualization(CGVI16). Avril 24-25, 2016 Beni Mellal.

Introduction générale

Chaque année, des millions d'images médicales sont produites dans le monde entier soit pour établir un diagnostic ou contrôler une action thérapeutique. Ces images fournissent des informations sur la forme et le fonctionnement des organes du corps humain. Malheureusement, ces informations sont extrêmement difficiles à exploiter de manière quantitative et objective. En effet, l'analyse automatique des images peut offrir un ensemble de nouveaux outils d'aide au diagnostic.

Le domaine d'analyse des images médicales a connu un véritable progrès au cours de ces deux dernières décennies. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi un espoir thérapeutique majeur dans le cas de nombreuses maladies.

La rétinopathie diabétique (RD) est une complication oculaire du diabète sucré, résultant de l'affection des vaisseaux de la rétine. Environ 50 % des patients atteints de diabète présentent une RD à différents stades. Elle est la cause principale de cécité et de malvoyance chez la population active. Pour les patients ayant un diabète d'apparition précoce, environ 90 % des cas de cécité sont en rapport avec une RD. Pour ceux ayant un diabète d'apparition plus tardive, ils peuvent exposer d'autres affections oculaires, un tiers des cas de cécité sont incidents à une RD. Une détection précoce et un traitement adapté permettent de réduire considérablement le risque de perte de vue et d'améliorer la qualité de vie.

Une technique d'imagerie est absolument nécessaire pour suivre l'évolution des maladies rétiniennes. L'analyse d'images de fond d'œil est ainsi un besoin constant de l'ophtalmologiste. Cependant, cette analyse reste une tâche compliquée, en raison de la variabilité des images rétiniennes en termes de couleur, contraste et luminosité qui peuvent conduire à une mauvaise interprétation.

L'objectif principal de ce travail de recherche est de développer un système d'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique, fondé essentiellement sur l'analyse et le traitement des images du fond d'œil afin de détecter les premiers signes cliniques de cette maladie. Ces actions préventives peuvent faciliter et réduire le temps de diagnostic et le rendre plus fiable et donc un meilleur dépistage sans contrainte pour le patient.

Vu l'importance de la détection précoce dans la prévention des complications de certaines maladies, nous avons opté pour développer un ensemble d'outils de dépistage et de suivi des pathologies affectant l'œil, telle que la RD. Au cours de ces années de recherche, nous avons fixé six objectifs :

- **Objectif 1** : développer des techniques automatiques pour améliorer le contraste et la luminosité des images de fond d'œil.
- **Objectif 2** : développer un algorithme de segmentation de réseau vasculaire qui facilite le diagnostic de la RD.
- **Objectif 3** : développer un algorithme pour localiser le disque optique et segmenter son contour pour étudier l'évolution et les résultats de traitement de la RD.
- **Objectif 4** : développer un algorithme pour segmenter les exsudats dans les images rétinienne.
- **Objectif 5** : développer un algorithme de détection des microanévrismes dans les images rétinienne.
- **Objectif 6** : évaluer les algorithmes de plusieurs bases de données dans le contexte du dépistage de la RD.

Cette thèse est composée de six chapitres :

Le premier chapitre introduit une description de la rétine et ses éléments principaux pour appréhender l'analyse des images du fond d'œil. Nous présentons quelques notions élémentaires d'anatomie de l'œil et leur principe de fonctionnement. Ensuite, nous décrivons brièvement quelques pathologies associées à l'œil, notamment la rétinopathie diabétique. Les différentes techniques d'acquisition des images rétinienne sont présentées à la fin de ce chapitre.

Le deuxième chapitre présente un état d'art consacré d'une part à l'étude des différentes méthodes pour la détection des éléments principaux de la rétine (disque optique et réseau vasculaire) et d'autre part à la détection des pathologies rétinienne. Nous différencions les méthodes de détection basées sur la normalisation de couleurs, l'augmentation de contraste local et la reconstruction morphologique. Toutes ces différentes méthodes ont leurs propres avantages et leurs limites.

Dans le troisième chapitre, nous présentons un système d'analyse d'image du fond d'œil permettant de segmenter le réseau vasculaire de la rétine. Leur détection est essentielle pour l'identification du disque optique et pour le diagnostic de la RD. La méthode proposée est

détaillée, les résultats obtenus et l'évaluation de la méthode sont étudiés. Une comparaison avec d'autres méthodes a été présentée afin de valoriser notre travail.

Le quatrième chapitre est divisé en deux sections. Dans la première section, nous proposons une nouvelle approche de localisation du disque optique. Dans la deuxième section, nous présentons une méthode de détection du contour de disque optique. Les résultats obtenus et l'évaluation des performances des algorithmes sont également étudiés.

Le cinquième chapitre décrit la méthodologie employée pour la segmentation et l'extraction des exsudats dans les images du fond d'œil. Nous exposons ensuite les résultats obtenus et en les comparant quantitativement aux segmentations manuelles effectuées par les experts.

Dans le dernier chapitre, nous détaillons notre approche de la détection des Microanévrismes. Puis nous présentons les résultats obtenus et en les comparant avec d'autres travaux de recherche.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale dédiée à la synthèse des travaux effectués, ainsi que les principaux résultats obtenus en évoquant des perspectives sur les futurs travaux en soulignant les points importants qui n'ont pas été développés

PREMIÈRE PARTIE :
ÉTUDES BIBLIOGRAPHIQUES

Chapitre 1 : Anatomie de l'œil humain

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous décrivons brièvement l'anatomie de l'œil nécessaire, et les techniques d'acquisition pour comprendre l'importance de l'analyse des images rétiniennes. D'abord, l'anatomie de l'œil et ses principaux composants sont présentés. Ensuite, les différentes pathologies rétiniennes sont détaillées. Deux lésions liées à la rétinopathie diabétique ont tiré notre attention ; il s'agit des exsudats et des microanévrismes. Une description des symptômes de ces lésions, l'évolution ainsi que les traitements éventuels sont donnés. Nous terminons ce chapitre par une présentation de différentes techniques d'acquisitions des images rétiniennes.

1.2 Anatomie de l'œil humain

La vision, chez l'homme (et chez les animaux en général), est assurée par une chaîne complexe dont l'œil est le capteur. Ce capteur perçoit la lumière et la transforme en messages nerveux à destination du cerveau, qui analyse et synthétise les informations collectées en termes de forme, de couleur, de texture, de relief, etc.

L'œil est un petit organe approximativement sphérique [1], de 25 mm de diamètre environ. Son volume est de 6.5 cm^3 , et sa masse n'est que de 7 grammes. Il est cependant extrêmement perfectionné et directement relié à notre cerveau. Il fonctionne comme un appareil photo : la lumière passe au travers un système de lentilles et atteint une surface y étant sensible [2].

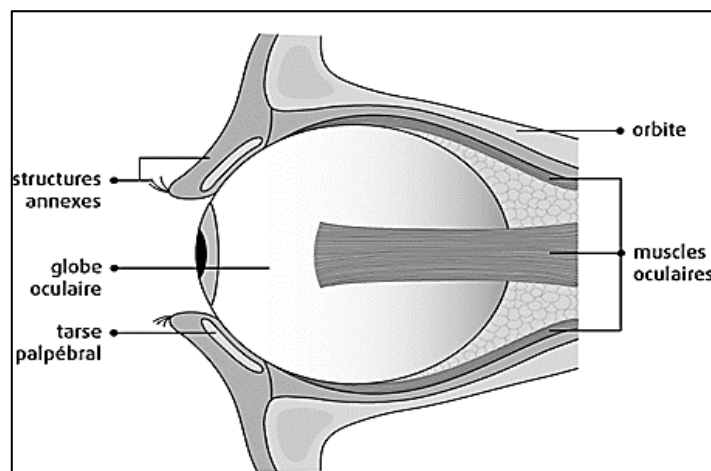


Figure 1-1 Anatomie externe de l'œil humain [2]

L'anatomie de l'œil se divise en trois principales parties : le globe oculaire, orbite (cavité orbitaire) et les annexes (les muscles extra-oculaires, les nerfs et la paupière) (Figure 1.1).

1.2.1 Globe oculaire

Le globe oculaire comporte un ensemble d'éléments destinés à recevoir le rayonnement incident, former l'image des objets perçus et traiter les informations recueillies. Sa paroi est formée de trois couches enfermant trois milieux transparents, qui forment une lentille transparente indispensable à la vision [1] (Figure 1.2).

1.2.1.1 Couche externe

La couche ou l'enveloppe externe de la paroi de l'œil se compose de la sclérotique opaque en arrière et de la cornée transparente en avant ; on l'appelle aussi la tunique fibreuse.

1.2.1.1.1 Sclérotique

La sclérotique est une membrane opaque et rigide, qui donne sa forme à l'œil (blanc de l'œil) et protège le globe oculaire sur la partie qu'on ne voit pas. Elle est traversée par un grand nombre de petits canaux sanguins, et à l'arrière par la lame criblée où passent les fibres du nerf optique, qui situé derrière l'œil conduit les informations visuelles au cerveau. Son épaisseur varie d'environ 530 μm à la jonction cornéo-sclérale à environ un millimètre dans sa partie postérieure où il est traversé par le nerf optique [3].

1.2.1.1.2 Cornée

La cornée, enchâssée dans la sclérotique, représente la face antérieure du globe oculaire. Elle est composée de cinq couches tissulaires différentes : l'épithélium, la couche de Bowman, le stroma, la membrane de Descemet et l'endothélium. L'épithélium, indissociable du film lacrymal, assure le rôle de barrière protectrice de l'œil. L'agencement des fibres de collagène du stroma est responsable de la transparence cornéenne. Les propriétés biomécaniques de la cornée sont essentiellement dues aux propriétés de la couche de Bowman et du stroma. L'endothélium régule l'hydratation cornéenne, sa transparence, son épaisseur. Grâce à une puissance dioptrique + 43,5 D , la cornée assure les deux tiers du pouvoir réfractif de l'œil [3].

1.2.1.2 Couche moyenne

La couche moyenne de la paroi de l'œil s'appelle l'uvée ou la tunique vasculaire. L'uvée se compose de trois principales parties :

1.2.1.2.1 Iris

C'est un diaphragme circulaire se règle automatiquement suivant la quantité de lumière reçue. Il est composé en majeure partie de tissu conjonctif et de fibres musculaires lisses, situé entre la cornée et le cristallin. La couleur, la texture et le motif de l'iris de chaque individu sont aussi uniques qu'une empreinte digitale.

1.2.1.2.2 Choroïde

La choroïde est une couche richement vascularisée qui assure la nutrition de l'iris et de la rétine. Elle est située entre la sclérotique et la rétine. Elle contient de nombreux pigments colorés et forme donc un écran. Elle maintient l'intérieur de l'œil en chambre noire.

1.2.1.2.3 Corps ciliaire

Le corps ciliaire est un anneau qui se situe entre la choroïde et l'iris. À eux trois, corps ciliaire, choroïde et Iris constituent l'uvée. Le corps ciliaire possède une zone musculaire formée de fibres circulaires et longitudinales qui permettent d'adapter la vision et une zone dans laquelle certaines cellules (les procès ciliaires) sécrètent un liquide (l'humeur aqueuse) destiné à réguler la pression à l'intérieur de l'œil.

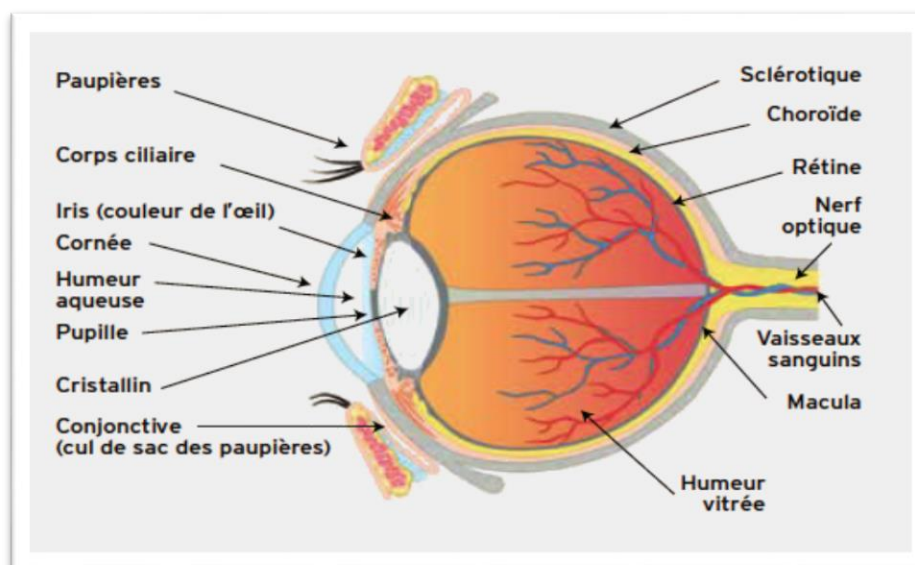


Figure 1-2 Schéma anatomique de l'œil.

1.2.1.3 Couche interne : rétine

C'est la couche la plus interne des couches qui constituent le globe oculaire, s'appelle tunique nerveuse. La rétine est la mince couche de cellules située à l'arrière du globe oculaire, qui agit comme la pellicule d'un appareil-photo. La rétine est constituée de cellules nerveuses sensibles à la lumière. Ces cellules sont reliées au cerveau par le nerf optique qui envoie l'information de l'œil jusqu'au cerveau, ce qui nous permet de voir. Trois régions de la rétine, bien visibles à l'examen du fond d'œil à l'ophtalmoscope, sont intéressantes : le disque optique, la macula et l'arbre vasculaire (voir la figure 1.3) [3].

1.2.1.3.1 Disque optique

Le disque optique ou papille correspond au point où le nerf optique quitte le globe oculaire. Elle est située environ à 4 mm en dedans du pôle postérieur. À l'observation, elle forme un petit disque blanchâtre de 1,5 mm de diamètre dans lequel on peut remarquer le passage de l'artère centrale et de la veine centrale.

1.2.1.3.2 Nerf optique

Le nerf optique correspond au nerf prenant naissance sur la rétine, qui est la membrane qui tapisse la face interne de l'œil, et qui contient les cellules permettant aux rayons lumineux d'être captés, puis transformés en influx nerveux pour gagner le cerveau.

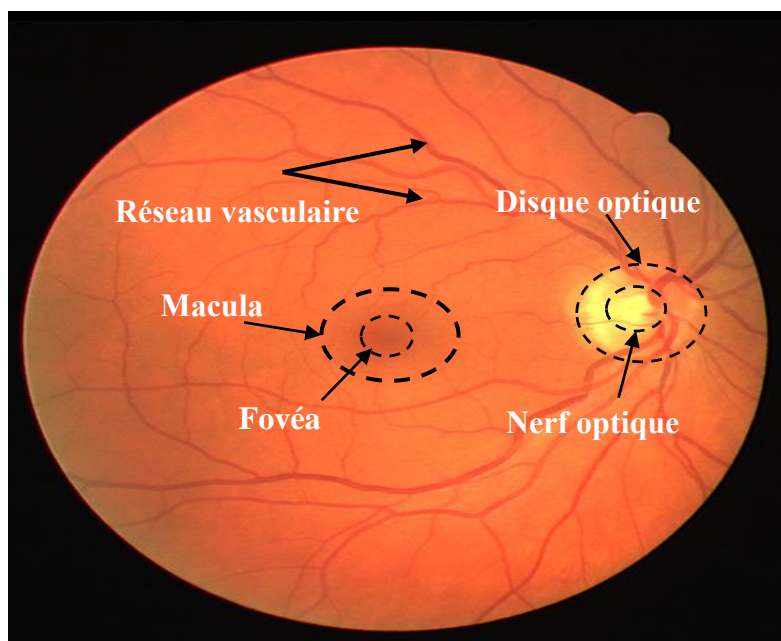


Figure 1-3 Rétine et ses éléments principaux

1.2.1.3.3 Macula et Fovéa

La macula, ou tache jaune, est la zone de la rétine caractérisée par une concentration maximale de cônes et absence totale de vaisseaux. Située au fond de l'œil, dans l'axe de la pupille, la macula a un diamètre d'environ 5,5 mm. N'occupant que 2 à 3% de la surface de la rétine, elle transmet 90% de l'information visuelle traitée par le cerveau. C'est sur elle que se forme l'image de l'objet regardé. Sa richesse en cellules visuelles lui permet de percevoir les détails fins et les couleurs.

La fovéa est une région de la rétine située au centre de macula, près de l'axe optique de l'œil. Cette région est de la plus haute importance pour la vision. C'est elle qui donne la vision la plus précise, en éclairage diurne, c'est-à-dire pendant la journée. Quand nous fixons un objet, nous tournons les yeux de façon à aligner l'image sur cette partie de la rétine.

1.2.1.3.4 Réseau vasculaire

Le réseau vasculaire est une structure vasculaire arborescente connectée. Elle est chargée de nourrir les parties internes de la rétine. Cette structure vasculaire provient dans le disque optique avec l'artère centrale de la rétine et de la veine.

Ces différentes tuniques, enferment trois milieux transparents formants une lentille convergente :

1.2.1.4 Humeur aqueuse

C'est un liquide transparent produit par les corps ciliaires. La pression intraoculaire dépend entre autre de cette production. L'humeur aqueuse circule de la chambre postérieure vers la chambre antérieure, d'où elle s'écoule vers le canal de Schlemm par le réseau trabéculaire.

1.2.1.5 Cristallin

Le cristallin, transparent, est placé entre l'iris et le vitré. Il s'agit d'un organe qui n'a ni nerfs, ni vaisseaux, tous ses échanges se faisant par diffusion à travers la capsule, membrane qui entoure le cristallin. De forme biconvexe, flexible et transparent, le cristallin est la lentille de l'œil. Sa propriété essentielle, la plasticité, lui permet la mise au point et, ainsi, de focaliser la lumière sur la rétine en modifiant ses courbures lors de l'accommodation.

1.2.1.6 Corps vitré

Entre le cristallin et le fond de l'œil, on trouve le corps vitré qui est une masse gélatineuse blanche transparente qui maintient la forme de l'œil. Il maintient la rétine contre les parois de l'œil, contenant 99% d'eau et représentant 60% du volume oculaire.

1.2.2 Orbite

L'orbite (cavité orbitaire) est une cavité en forme de bol, constituée d'os du crâne, contenant le globe oculaire et les tissus conjonctifs entourant le globe oculaire. Les os et les tissus conjonctifs forment un coussin protecteur pour l'œil. Des muscles attachés au globe oculaire permettent de le bouger dans différentes directions. Ces petits muscles sont fixés à la sclère près de la partie antérieure de l'œil et aux os formant l'arrière de l'orbite. L'orbite contient aussi des nerfs, de la graisse, des vaisseaux sanguins et divers tissus conjonctifs.

1.2.3 Structures annexes

Les structures annexes (annexielles) de l'œil comprennent les paupières, la conjonctive, la caroncule et les glandes lacrymales (voir figure 1.4) [4].

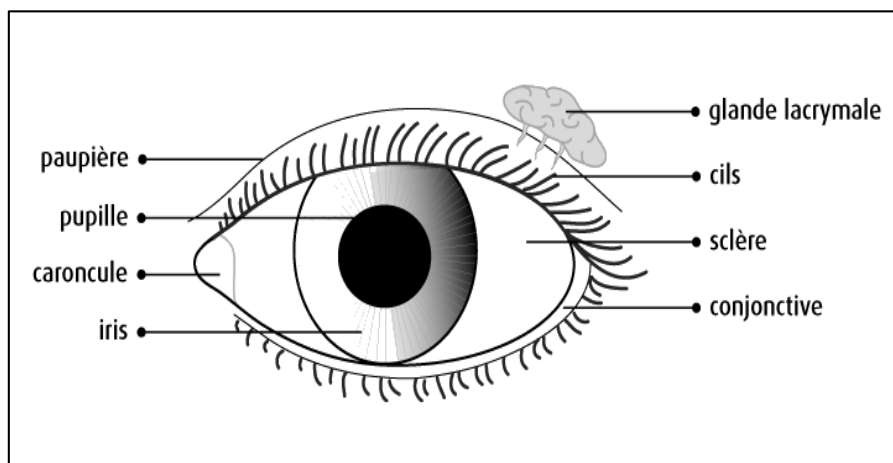


Figure 1-4 Structures annexes de l'œil.

1.2.3.1 Paupières

Les paupières sont des replis de peau (musculo-membraneux) qui couvrent et protègent le bulbe de l'œil de la lumière et des projections. Elles contiennent des glandes qui produisent une sécrétion huileuse formant une couche sur les larmes afin de les empêcher de s'évaporer et d'éviter aux paupières

de coller ensemble. Chaque paupière présente une lamelle antérieure (avant) et une lamelle postérieure (arrière). La lamelle antérieure aide à protéger l'œil et à réguler la quantité de lumière qui atteint l'œil.

1.2.3.2 Conjonctive

La conjonctive est une muqueuse claire qui tapisse la surface intérieure des paupières ainsi que la surface extérieure de l'œil. Elle sécrète du mucus pour lubrifier le globe oculaire et le garder humide.

1.2.3.3 Caroncule

La caroncule est la petite partie rosâtre située dans le coin interne de l'œil, qui contient des glandes sébacées et sudoripares ainsi que du tissu conjonctival.

1.2.3.4 Glandes lacrymales

La glande lacrymale a une forme en amande et se situe dans la paupière postérieure dans la partie antéro-supérieure de la cavité orbitaire. Elle sécrète des larmes afin d'aider à conserver la surface de l'œil et des paupières humide et lubrifié. Les larmes contribuent à réduire la friction, à retirer la poussière et les débris de l'œil et à prévenir l'infection.

1.3 Pathologies Rétiniennes

Les maladies oculaires sont nombreuses, leurs causes sont très diversifiées et leur gravité varie en fonction de la membrane touchée et du stade atteint. On cite les trois affections principales :

- Rétinopathie Diabétique (RD).
- Glaucome
- Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)

Ces pathologies peuvent entraîner une réduction de l'acuité visuelle, la déficience visuelle et la cécité. Nous sommes intéressés dans notre travail à l'une de ces affections de l'œil qui est considérée très fréquente, c'est la RD. Nous allons aborder alors leurs symptômes qui émergent et affectent la vision, les traitements envisagés ainsi que le diagnostic de ces anomalies.

1.3.1 Rétinopathie Diabétique (RD)

La rétine est la membrane couvrant le fond de l'œil et c'est elle qui capte les images à transmettre au cerveau. Le diabète peut entraîner certains problèmes au niveau de cette partie de l'œil, et causer une maladie que l'on appelle la RD qui est l'une des causes principales de cécité et de malvoyance : environ

10 % des diabétiques souffrent de malvoyance après 15 ans d'évolution de leur diabète [5]. Chez une personne atteinte, des vaisseaux sanguins anormaux se forment et peuvent laisser s'échapper du liquide et des graisses, causant ainsi une dilatation de la rétine. Il peut également arriver que de petits vaisseaux envahissent la rétine et poussent comme les racines d'un arbre. S'ils se brisent, ils peuvent provoquer des hémorragies. En effet, la RD est devenue la cause principale de troubles de la vue et de cécité chez les adultes en âge de travailler. Étant donné que la prévalence mondiale du diabète augmente, le nombre de personnes atteintes de complications du diabète augmente aussi. L'absence de soins appropriés du diabète, et de contrôle adéquat du métabolisme, entraînera probablement un taux élevé de rétinopathie et d'autres complications [6]. Les signes de la RD rétinien peuvent se présenter sous forme de différentes lésions telles que : les microanévrismes, les hémorragies, les exsudats.

1.3.1.1 Microanévrismes rétiniens

Microanévrismes sont les premiers signes ophtalmoscopiques de la RD. Ils apparaissent sous forme de points rouges de petite taille. Ils prédominent au pôle postérieur. Les microanévrismes peuvent se thromboser et disparaître spontanément. Mais l'augmentation du nombre des microanévrismes est un indice indicateur de progression de la RD. Les microanévrismes ont une importance particulière et leur détection est essentielle pour le suivi de la maladie [7] (voir figure 1.5).

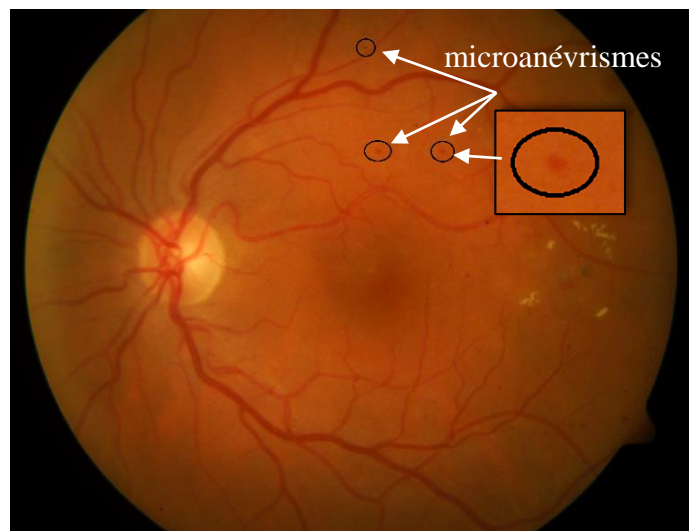


Figure 1-5 . Image de fond d'œil montrant des microanévrismes.

1.3.1.2 Hémorragies rétinienne

Les hémorragies rétinienne punctiformes ont un aspect analogue, et sont parfois difficiles à distinguer des microanévrismes. Elles apparaissent soit comme des petits points rouges indiscernables à partir de micro-anévrismes ou grandes taches de forme ronde avec contour irrégulier.

1.3.1.3 Exsudats

Les exsudats sont des accumulations de dépôts lipidiques au sein de la rétine qui sont dus aux diffusions anormales venant d'anomalies microvasculaires. Ils témoignent d'un œdème. En angiographie, ils ne sont pas visibles, dans les images couleur, ils apparaissent très illuminés, jaunâtres, de taille variée, avec des bords nets. Le nombre d'exsudats augmente en l'absence de traitement et ils s'accumulent dans la région maculaire (voir figure 1.6) [8].

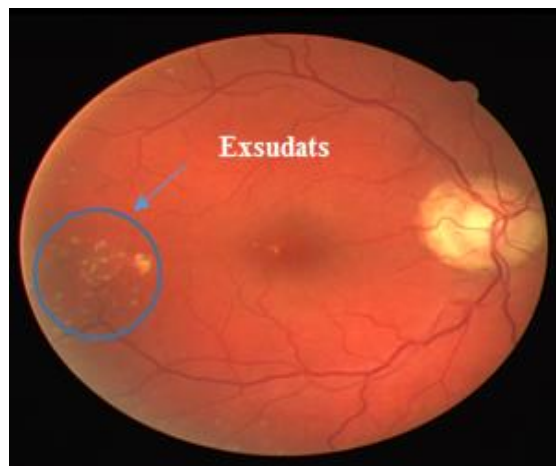


Figure 1-6 Image de fond d'œil montrant des exsudats.

1.3.2 Glaucome

Le glaucome est une maladie oculaire qui touche surtout les personnes de plus de 45 ans. Il est dû à une montée de la pression oculaire entraînant une atteinte du nerf optique (qui envoie les informations visuelles au cerveau) et du champ visuel. Elle représente la 2^{ème} cause de cécité au niveau mondial et touche 1 à 3% de la population au-delà de 40 ans [9].

1.3.3 Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)

La dégénérescence maculaire liée à l'âge est une maladie dégénérative de la rétine d'évolution chronique qui débute après l'âge de 50 ans. Elle touche sélectivement la région maculaire, c'est-à-dire

la zone centrale de la rétine, entraînant une perte progressive de la vision centrale. Elle laisse habituellement intacte la vision périphérique ou latérale.

DMLA signifie Dégénérescence Maculaire Liée à l'Âge, c'est-à-dire un vieillissement trop rapide de la macula. La DMLA peut ainsi conduire à une perte de la vision centrale, tout en laissant généralement intacte la vision périphérique. Il s'agit d'une maladie chronique et évolutive. D'après l'Organisation Mondiale de la Santé, une maladie chronique est un problème de santé qui nécessite une prise en charge durant plusieurs années. [10].

1.4 Prévalence de la rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique constitue un problème majeur de la santé publique dans le monde entier. Selon les estimations de la FID (La Fédération Internationale du Diabète), la prévalence du diabète en 2015 est présentée sous forme des chiffres inquiétants, plus d'un demi-million d'enfants de moins de 14 ans sont désormais atteints de diabète du type 1, et 415 millions d'adultes, âgés de 20 à 79 ans, sont aujourd'hui atteints de diabète dans le monde, dont 193 millions non diagnostiqués. En outre, 318 millions d'adultes présentent une intolérance au glucose qui les expose à un risque élevé de développer la maladie. Sachant que presque 80 % de personnes atteintes se trouvent dans les pays en développement et près de la moitié des patients aurait un certain degré de RD à un moment donné . La RD entraîne 12 000 à 24 000 nouveaux cas de cécité à travers le monde chaque année [5]. Selon le rapport mondial de l'OMS sur le diabète, publié en 6 avril 2016 à l'occasion de la journée mondiale de la santé, 422 millions d'adultes vivent avec le diabète, principalement dans les pays en développement. Dans les pays industrialisés, elle demeure cependant l'une des causes principales de cécité et de malvoyance : environ 10 % des diabétiques souffrent de malvoyance après 15 ans d'évolution de leur diabète [6].

Au Maroc, la prévalence du diabète en 2014 est estimée à 7,5 % et est supposée atteindre 9,2 % en 2035 [11]. Malgré le manque de données sur la RD au Maroc, sa prévalence est globalement supérieure dans les pays en développement.

La RD est une affection silencieuse pendant de nombreuses années ; elle ne devient symptomatique qu'aux stades de complications. En l'absence de traitement, elle est la cause d'une baisse visuelle pouvant aller jusqu'à la cécité, ce qui nécessite un dépistage diligent pour l'intervention précoce pour prévoir la progression de la RD.

1.5 Dépistage de la rétinopathie diabétique

La prévention de la RD est basée essentiellement sur un contrôle régulier et un traitement précoce et adéquat. Ces actions préventives peuvent retarder ou arrêter la progression de cette maladie, prévenir la cécité et améliorer la qualité de vie. Comme il n'y a pas de symptômes saillants dans les premiers stades de la RD, et le nombre de symptômes et la gravité augmentent avec le temps, un dépistage rentable sur de grandes populations est nécessaire [12]-[13]. Il s'agit donc d'une action préventive qui vise à trouver et traiter des conditions qui ont déjà eu lieu, mais qui n'ont pas atteint un stade qui nécessite des soins médicaux. Des études ont révélé que les personnes âgées et les personnes qui souffrent davantage de diabète ont besoin de fréquenter régulièrement une séance de dépistage [14]-[15].

L'analyse de la rétine permet de dépister des inflammations, des tumeurs ou un décollement de la rétine. Mais l'observation de la circulation artérielle et veineuse au niveau de la rétine permet de donner également une image de l'ensemble de la circulation de l'organisme. Beaucoup de pathologies ont des conséquences visibles au fond d'œil. De plus, l'évolution ou la stabilisation de lésions du fond d'œil est en relation avec les évolutions générales. La réalisation du fond d'œil permet donc de suivre ou d'adapter un traitement précoce de plusieurs maladies. Ainsi le développement d'un système d'analyse d'images est indispensable pour le dépistage de la RD et la DMLA.

1.6 Imagerie rétinienne et technique d'acquisition

L'anatomie de la rétine est bien connue grâce à des méthodes et des techniques d'imagerie comme la microscopie. Cette modalité d'imagerie présente un défaut majeur : les informations ne peuvent être obtenues qu'après le prélèvement du tissu d'où la difficulté des études chez l'homme. Une technique d'imagerie est absolument nécessaire pour suivre l'évolution des maladies rétinienne. L'analyse du fond d'œil est un besoin constant de l'ophtalmologiste et peut nécessiter l'utilisation d'explorations complémentaires que sont les rétinographies, les clichés en autofluorescence, l'angiographie en fluorescence et l'angiographie infrarouge [16]. Ces différents examens d'imageries souvent complétées de tomographies en cohérence optique vont permettre d'affiner le diagnostic des pathologies du fond d'œil et leur prise en charge.

1.6.1 Rétinographie

Les rétinographies regroupent les photographies du fond d'œil en lumière couleur, en lumières monochromatiques (verte, rouge et bleue) et en autofluorescence. Ces examens sont réalisés à l'aide de

rétinographes mydriatiques (RM) qui sont équipés de filtres monochromatiques. Les rétinographes non mydriatiques (RNM) permettent de réaliser des clichés couleurs, et pour certains en lumière anérythre, ou en autofluorescence (voir figure 1.7).



Figure 1-7 Rétinographie non mydriatique.

1.6.2 Clichés en autofluorescence

L'autofluorescence est une technique d'imagerie non invasive qui permet de mettre en évidence des dysfonctionnements de l'épithélium pigmentaire. Cette technique connue depuis les années 1960, a suscité un regain d'intérêt depuis les 15 dernières années avec l'apparition de l'ophtalmoscope à balayage laser. Elle apporte un renouveau dans l'imagerie non invasive du fond d'œil et permet de réaliser une carte topographique de la distribution de la lipofuscine dans les cellules de l'épithélium pigmentaire mais aussi d'autres fluorophores qui peuvent s'accumuler de façon pathologique dans la rétine externe et l'espace sous-rétinien.

1.6.3 Angiographie en fluorescence

L'angiographie en fluorescence est une procédure de diagnostic (similaire à la rétinographie) lors de laquelle, au moyen d'un appareil photo spécial, sont prises une série de photographies des tissus sensibles à la lumière dans le fond de l'œil. Comme son nom l'indique, on utilise un colorant spécial appelé fluorescéine que l'on injecte au patient afin que le colorant circule à travers le sang jusqu'au fond de l'œil. Le deuxième pas consiste à stimuler le contenu sanguin mélangé à la fluorescéine, ce qui produit une émission intense de lumière permettant de prendre des photos de la circulation des vaisseaux de la

rétine et de la choroïde. L'angiographie est capable de détecter des anomalies présentes dans les vaisseaux sanguins et dans la structure de leurs parois, l'apparition de nouveaux vaisseaux et des débuts de décollement de la rétine (figure 1.8).



Figure 1-8 Angiographie de l'œil en fluorescence.

1.7 Traitement

Le régime de traitement des patients atteints une RD comprend traditionnellement le laser (focal, en grille maculaire et panrétinien), qui s'est révélé efficace dans certains cas. Plus récemment, les injections intraoculaires ont été utilisés, seuls ou en complément au laser. La vitrectomie s'est révélée supérieure à l'observation pour certaines formes d'hémorragie persistantes du vitré et demeure la seule façon d'enlever la prolifération fibreuse et de remédier au décollement tractionnel (résultats variables).

1.8 Conclusion

Ce chapitre présente les aspects médicaux et les techniques d'examen habitués pour bien comprendre l'importance de l'analyse de l'image du fond d'œil chez les patients diabétiques. Le diabète est responsable de plusieurs problèmes visuels : la rétinopathie, le glaucome, et la dégénérescence maculaire liée à l'âge. Ces maladies affectent les différentes composantes de l'œil et par conséquent, peuvent entraîner des complications oculaires. La rétinopathie est fréquemment associée au diabète ; elle est l'une des principales causes de cécité. Le dépistage joue un rôle important dans la détection et l'intervention précoces visant à prévenir la progression de la RD et à permettre ainsi de réduire

substantiellement la perte de vision et la cécité chez les personnes diabétiques qui reçoivent le niveau de soins recommandé. Dans le chapitre suivant, nous nous sommes intéressés à la présentation de différentes méthodes utilisées dans l'état de l'art pour la détection des éléments principaux et des pathologies de la rétine. Ces méthodes vont nous servir d'extraire les informations cliniques que nous allons exploiter pour améliorer nos méthodes de diagnostic.

Chapitre 2 : Etat de l'art

2.1 Introduction

Actuellement, la recherche d'un système d'analyse des images médicales, à visée d'aide au diagnostic des différentes maladies oculaires telle que la rétinopathie diabétique (RD), attire l'attention de beaucoup de chercheurs. Malgré beaucoup d'efforts et des résultats prometteurs dans la communauté de l'imagerie médicale, la détection et la caractérisation précise des anomalies sont encore une tâche difficile en raison de l'instabilité de la forme et de la couleur des lésions dans chaque image. Dans ce chapitre, nous consacrons à la présentation des principales méthodes récentes reportées dans la littérature pour la détection et la segmentation des principaux éléments de la rétine (disque optique, réseau vasculaire et macula) et les différentes pathologies rétinienne liées à la RD (exsudats et microanévrismes).

Ce chapitre est organisé comme suit : Dans la section 2.2., les différents travaux correspondant à la localisation et à la segmentation du disque optique sont décrits. Les principales recherches liées à la détection de l'arbre vasculaire sont discutées dans la section 2.3. La Section 2.4, présente les travaux correspondant à la détection de la macula. Dans la section 2.5, une présentation des différentes approches citées dans la littérature pour l'analyse automatique des lésions liées à la RD.

2.2 Segmentation du disque optique (DO)

L'identification et la segmentation du DO est une étape importante et primordiale dans la détection et l'analyse des structures anatomiques et les caractéristiques pathologiques de la rétine, leur extraction est une condition nécessaire pour la segmentation de différentes pathologies. Les approches de recherche sur le DO peuvent être divisés en deux catégories : la localisation et la segmentation de ce dernier. Dans le paragraphe suivant, nous présentons les différentes approches de localisation du DO reportées dans la littérature.

2.2.1 Identification du DO

Dans la plupart des travaux de recherche, le DO a été identifié à partir des caractéristiques telles que la forme, la luminosité et la taille. Dans le cas des méthodes simples qui se basent sur la recherche de la région la plus brillante [17] ou celles qui s'intéressent à la région de forte intensité [18], le DO est bien localisé dans les images saines, bien qu'il ne peut pas être correctement identifié dans les images

contenant des exsudats, car ces exsudats ont des propriétés d'apparence similaires à celles de DO. La supposition de la détection de la région brillante basée sur l'analyse en composantes principales (ACP) a été aussi utilisée par Li et al. [19]. Ils ont appliqué une opération de seuillage de telle sorte que les pixels les plus brillants de 1% soient sélectionnés comme des régions de DO ou des lésions brillantes. Ensuite, ces régions sont regroupées et les petites sont éliminées. L'ACP est appliquée sur les différentes échelles (0,8-1,2). Le DO est localisé en tant que la région ayant la plus petite distance euclidienne à sa projection sur le disque. En se basant sur la même hypothèse, Lu et al. [20] ont utilisé un opérateur de ligne pour capturer la luminosité circulaire du DO. Cette approche a évalué la variation de la luminosité de l'image au long de plusieurs segments. L'orientation du segment de ligne avec une variation (min/max) possède un motif spécifique qui peut être utilisé pour localiser le DO. Dans une approche similaire, Lu [21] a utilisé une transformation circulaire, au lieu de la ligne transformée, pour segmenter la forme circulaire de DO. Dehghani et al. [22] ont proposé une autre méthode pour localiser le DO. Quatre images rétinienne de base de données DRIVE ont été utilisées pour extraire les histogrammes de chaque composante de l'image RVB. Ensuite, la moyenne des histogrammes a été calculée pour chaque couleur comme modèle pour localiser le centre de DO.

Dans les méthodes basées sur la convergence de l'arbre vasculaire pour localiser le DO, Hoover et al. [23] ont utilisé la convergence de l'arbre vasculaire en tant que caractéristique essentielle pour la détection de DO. Dans cette méthode, le DO a été identifié comme le point focal de l'arbre vasculaire. La convergence de l'arbre vasculaire a été détectée par la recherche des points d'extrémité des formes linéaires tels que les vaisseaux sanguins. La méthode proposée par Ying et al. [24] est fondée sur un algorithme permettant de différencier le DO et les autres régions brillantes comme les exsudats durs et les artefacts, en reposant sur la dimension fractale liée à la configuration convergente des vaisseaux sanguins. Le DO a été segmenté par l'analyse d'histogramme local suivie d'une procédure d'érosion morphologique. Zhu et al. [25] ont proposé une autre technique basée sur la détection de contours de l'image rétinienne et la région circulaire à l'aide des opérateurs de Sobel et la transformer de Hough respectivement, pour localiser le DO.

Rangayyan et al. [26] ont développé une méthode basée sur la détection des vaisseaux en utilisant le filtre de Gabor. Ensuite, le centre du DO a été identifié comme le point focal de l'arbre vasculaire. Tobin et al. [27] ont utilisé un procédé reposé sur la segmentation précise de l'arbre vasculaire de la rétine, suivie par la détermination des caractéristiques spatiales décrivant la densité, l'épaisseur moyenne et l'orientation moyenne du système vasculaire par rapport à la position du nerf optique. Youssif et al. [28] ont utilisé les directions des vaisseaux sanguins de la rétine pour localiser le DO. Par conséquent,

les vaisseaux ont été segmentés en utilisant un filtre adapté simple et une méthode de gaussienne standard. Ensuite, ces vaisseaux ont été éclaircis et filtrés en utilisant l'intensité locale pour représenter les propriétés de centre du DO. Le filtre gaussien adapté a été redimensionné en quatre tailles différentes, et la différence entre la sortie du filtre adapté et les directions des vaisseaux ont été mesurées. La valeur minimale identifie la position du DO.

Une autre technique basée sur l'orientation globale du réseau vasculaire pour localiser le centre du DO a été proposé par Foracchia et al. [29]. Cette méthode estime que tous les vaisseaux réiniens provenant du DO. La structure des vaisseaux a été géométriquement modélisée à l'aide de deux paraboles, et la position du DO a été localisée comme leur sommet commun. Mendonça et al. [30] ont proposé une méthode pour la localisation automatique du DO, basée sur la combinaison de l'information issue du réseau de vaisseaux sanguins et l'intensité de l'image de la rétine. La distribution des orientations des vaisseaux autour d'un point de l'image est quantifié en utilisant le concept de l'entropie des directions vasculaires. La valeur maximale de l'entropie a été utilisé comme le centre du DO.

En dehors de ces approches qui modélisent les caractéristiques du DO, Sinha et al. [31] ont posé le problème de la détection du DO comme un problème de classification et ont utilisé une approche de dictionnaire à l'échelle en conjonction avec une technique de minimisation de la norme ℓ_1 pour détecter le DO. Dans ce dictionnaire, ils ont marqué les caractéristiques sur des sous-images du DO de tailles fixes. Les images de canal rouge sont traitées indépendamment, et leurs mesures de confiance sont fusionnées pour former une carte de confiance. Ensuite, un détecteur de blob est exécuté sur la carte de confiance pour localiser l'emplacement de DO. Ramakanth et al. [32] ont proposé une approche en utilisant les descripteurs correspondants à l'image et la méthode approximative de plus proches voisins, pour trouver la correspondance entre une image de référence du DO et une image d'entrée. Les descripteurs sont tout d'abord extraits des images de référence et stockés dans une sorte de base de données. Le DO est identifié dans l'image d'entrée en effectuant une comparaison de ses descripteurs à ceux des images de référence disponibles en base de données. La carte de vraisemblance obtenue à partir de la distribution des correctifs dans l'image d'entrée est utilisée pour la détection du DO.

Une caractéristique commune de toutes les approches décrites ci-dessus est qu'une seule méthode qui est utilisée pour chaque identification du DO. Au lieu d'utiliser un seul système, Qureshi et al. [33] ont proposé de combiner plusieurs algorithmes pour localiser le DO.

Le tableau 2.1 résume les résultats obtenus par quelques méthodes proposées dans la littérature pour la localisation du DO.

Algorithmes	DRIVE (%)	STARE(%)
Hoover et al. [23]	-	89
Foracchia et al. [29]	-	97,5
Ying et al. [24]	97,5	-
Youssif et al. [28]	100	98,77
Mahfouz et al. [34]	100	92,6
Rangayyan et al.[26]	100	88,9
Zhu et al.[25]	90	-
Dehghani et al.[22]	100	91,36
Ramakanth et al. [32]	100	96,3
Qureshi et al. [35]	100	-

Tableau 2-1 Méthodes de localisation du DO.

2.2.2 Détection du contour du disque optique

Le disque optique est l'une des principales structures dans une image rétinienne, sa forme et son apparence sont importantes pour l'évaluation des lésions lumineuses liées à la RD et pour la détection du glaucome. Dans la littérature, de nombreuses méthodes de segmentation automatique du DO ont été rapportées. Celles-ci peuvent être divisées en quatre groupes : des méthodes basées sur la croissance de régions, les modèles déformables, les approches morphologiques et les méthodes de classification des pixels.

Dans le premier groupe, Wong et al. [36] ont développé une approche basée sur l'analyse de l'histogramme pour localiser le DO. La détection de son contour a été obtenue en utilisant une approche des ensembles de niveaux suivie par la régression elliptique. Aquino et al. [37] ont suivi un algorithme de type vote pour localiser un pixel dans le DO. Ce pixel est utilisé comme point initiale pour définir une sous-image du DO. Ensuite, la morphologie mathématique et la détection des contours sont appliquées sur les canaux rouge et vert de la sous-image afin de séparer le DO du fond. Dans les deux canaux, le contour de DO a été segmenté à l'aide de la transformation de Hough circulaire.

Récemment, Giachetti et al. [38] ont proposé une méthode de régression elliptique multirésolution, qui combine le détecteur de symétrie radiale et la densité de réseau vasculaire pour détecter le DO dans l'image à basse résolution. Ensuite, le contour de DO est déterminé en utilisant le

contour elliptique pour les images moyenne et haute résolution. Le contour final a été amélioré en utilisant le modèle de contour actif Snake.

Pour les approches qui utilisent le modèle déformable, Lowell et al. [39] ont identifié le DO en cherchant le maximum du filtre de corrélation basé sur le modèle adaptatif. Par la suite, le DO est segmenté en utilisant un modèle de contour déformable. Ce dernier utilise un modèle elliptique global et un modèle déformable local. Pour le modèle proposé par Xu et al. [40], après chaque déformation de Snake, les points de contour sont classés en points de bordure ou autres points. Ensuite, le résultat de classification a été utilisé pour affiner le contour du DO.

Li et Chutatape [19] ont proposé une méthode qui extrait un modèle de distribution de points de caractéristiques en utilisant plusieurs points de repère sur la frontière du DO et sur les axes principaux des vaisseaux à l'intérieur de DO. Ensuite, ce modèle a été utilisé par l'algorithme d'adaptation itérative pour segmenter le contour DO. Joshi et al. [41] ont modifié le modèle de contour actif basé sur les régions. Ils ont amélioré le modèle de Chan-Vese en utilisant des intensités locales de canal rouge et deux espaces de texture au voisinage des pixels analysés.

La méthode proposée dans [40] ont utilisé le modèle adaptatif et un filtre d'ordre directionnel adaptatif pour localiser le DO. Pour la segmentation de DO, les auteurs ont d'abord commencé par l'élimination du réseau vasculaire et les régions lumineuses en utilisant les filtres alternés séquentiels et les opérateurs morphologiques. Ensuite, ils ont appliqué la méthode des ensembles de niveaux avec des paramètres optimisés pour extraire le contour du DO. Dans la méthode proposée par Hsiao et al. [42], le détecteur de contours Canny et la transformée de Hough sont utilisés pour obtenir le réseau vasculaire. Ensuite, les contours de réseau vasculaire ont été utilisés comme le contour initial de flux de vecteurs gradients pour segmenter le contour du DO.

Dans les algorithmes fondés sur la morphologie mathématique, Reza et al. [43] ont appliqué le seuillage sur le canal vert de l'image RGB rétinienne, afin d'obtenir une image binaire avec des régions brillantes isolées. L'ouverture morphologique est utilisée pour détecter les composants connectés et pour éliminer les petites régions. Ensuite, les opérateurs maxima étendus sont utilisés pour extraire le contour du DO.

Dans [44], les auteurs ont utilisé l'approche de la morphologie mathématique adaptative en deux étapes. Dans la première étape, ils ont localisé le DO. Dans la deuxième étape, ils ont détecté le contour du DO. La méthode décrite dans [45] applique sur le canal vert de l'image l'ACP pour obtenir une meilleure représentation du DO. Après, il a utilisé la ligne de partage des eaux pour extraire le réseau

vasculaire. Enfin, une transformation géodésique est utilisée pour distinguer entre la région du DO et non-DO.

Dans les approches basées sur la classification des pixels, Abràmoff et al. [46] ont utilisé une méthode de sélection de caractéristiques et un classificateur k-plus proche voisin (KPP), pour classer chaque pixel dans le DO ou non. Tobin et al. [27] ont proposé une approche probabiliste basée sur les propriétés de la structure vasculaire provient de DO. Ils ont utilisé un classificateur bayésien pour classer chaque pixel comme DO ou non-DO.

Cheng et al. [47] ont proposé une méthode qui classe chaque super-pixel comme une région DO ou non-DO en utilisant les caractéristiques texture. Les super-pixels sont des régions locales et cohérentes qui fournissent des informations d'image locales. La classification Super-Pixel est utilisée pour l'initialisation de contour du disque suivi d'un modèle déformable pour obtenir le contour final.

2.3 Détection de réseau vasculaire

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de détection des vaisseaux rétiniens ont été rapportées. Celles-ci, peuvent être divisées en deux grandes catégories : méthodes supervisées ou non supervisées.

2.3.1 Méthodes supervisées

Les méthodes supervisées nécessitent un vecteur de caractéristiques pour chaque pixel et d'étiqueter suivant sa classe afin de distinguer entre les pixels vaisseau et non-vaisseau. Parmi les chercheurs qui adoptent des méthodes de segmentation supervisée, Staal et al. [48] qui ont développé un système basé sur l'extraction des arêtes de l'image, qui coïncident approximativement avec l'axe médian des vaisseaux. Les crêtes sont utilisées pour composer les primitives sous la forme d'éléments de ligne. Avec les éléments de ligne, une image est divisée en régions, en attribuant à chaque pixel de l'image l'élément de ligne le plus proche. Chaque élément de la ligne constitue un cadre de coordonnées local pour la région correspondante. Pour chaque pixel, le vecteur caractéristique est calculé et qui fait usage les propriétés des régions et les éléments de la ligne. Au total 27 caractéristiques sont classées selon le classifieur KPP.

Soares et al. [49] ont proposé un système qui utilise les ondelettes de Gabor 2D pour réduire le bruit et d'extraire les caractéristiques. Ces caractéristiques sont ensuite classées en utilisant un modèle

de mélange gaussien (GMM). Le GMM est dérivé par un classificateur bayésien, qui détermine si un pixel est marqué comme vaisseau ou non.

Ricci et Perfetti [50] ont regroupé les caractéristiques en trois catégories avant de générer les vecteurs de caractéristiques. Ils ont utilisé deux détecteurs de lignes orthogonales de long de l'échelle de niveau de gris du pixel cible pour construire le vecteur de caractéristique. La procédure de classification implémentée par le support vecteur machine (SVM) pour classer les pixels comme réseau vasculaire ou non.

Moin et al. [51] ont extrait un vecteur de caractéristique pour classer les pixels entre vaisseau et non-vaisseau en utilisant des ondelettes de Gabor et les motifs binaires locaux (MBL). La classification supervisée est basée sur les informations d'un classificateur de GMM en utilisant une approche similaire à celle de Soares et al. [49].

Lupascu et Tegolo et al. [52] ont recueilli les différentes caractéristiques de l'arbre vasculaire basée sur les propriétés des fonctions locale, spatiale et structural. Ils ont généré un vecteur de caractéristique 41-D pour chaque pixel de l'image en utilisant l'algorithme de classification AdaBoost.

Marin et al. [53] ont segmenté l'arbre vasculaire en utilisant les réseaux de neurones (RN). Ils ont classé les pixels basés sur un vecteur caractéristiques 7-D composé par des caractéristiques statistiques de niveau de gris.

Fraz et al. [54] ont également proposé une méthode supervisée de segmentation de réseau vasculaire. Un vecteur caractéristique en 7-D est construit en calculant les sorties des opérateurs morphologiques linéaires, l'intensité de lignes et les filtres de Gabor en multi-échelles. Le GMM est utilisé pour la classification des pixels entre les vaisseaux et non-vaisseaux.

2.3.2 Méthodes non supervisées

Dans les méthodes non supervisées, les chercheurs ont utilisé des opérateurs de la morphologie mathématique, les filtres adaptés, les modèles basés sur un seuillage local adaptatif, les modèles déformables et la segmentation par la croissance de région.

Parmi les méthodes de segmentation non supervisées, Mendonça et [55] ont proposé un algorithme commence par l'extraction des lignes centrales de réseau vasculaire, qui servent des orientations pour la phase de remplissage des vaisseaux. Les sorties de quatre opérateurs différentiels

directionnels sont traitées afin de sélectionner des ensembles connectés de points candidats. La segmentation finale de l'arbre vasculaire est obtenue en utilisant les opérateurs morphologiques.

Al-Rawi et al. [56] ont utilisé la réponse du filtre adapté pour la détection des vaisseaux sanguins. Ces paramètres de filtre sont trouvés en utilisant une procédure d'optimisation sur les 20 images de la base de données DRIVE, le profil de niveau de gris de ces échantillons est alors approché par une courbe en forme gaussienne.

Martinez-Pérez et al. [57] ont proposé une méthode basée sur l'extraction de caractéristiques multi-échelles pour obtenir les informations sur l'arbre vasculaire (largeur, longueur et orientation). Ces informations sont utilisées pour segmenter les vaisseaux à l'aide d'un procédé de croissance de régions. Dans cette approche les gros vaisseaux sanguins ont été segmentés dans des régions ayant une faible résolution, alors que les petits vaisseaux ont été segmentés dans des régions de grande résolution.

Kande et al. [58] ont proposé une méthode de segmentation de l'arbre vasculaire en utilisant les informations de l'intensité du pixel à partir des canaux rouge et vert, pour ajuster un éclairage non uniforme. Puis, ils ont utilisé le filtre adapté pour améliorer le contraste de l'arbre. Par conséquent, les arbres améliorés sont segmentés par un algorithme de seuillage basé sur fuzzy c-means (FCM) pondérés spatialement.

Oliveira et al. [59] ont proposé une procédure pour segmenter l'arbre vasculaire à l'aide d'un filtre adapté qui combine le filtre Frangi et le filtre de Gabor. Le filtre combiné est utilisé pour améliorer et extraire les caractéristiques de l'image. Ces caractéristiques sont ensuite classifiées par FCM.

Wang et al. [60] ont proposé une méthode qui ne nécessite pas une étape de prétraitement pour segmenter l'arbre vasculaire. Premièrement les vaisseaux sont améliorés à l'aide d'un filtre adapté avec les noyaux d'ondelettes. La tâche de classification est réalisée en utilisant un algorithme hiérarchique multi-échelle. La segmentation binaire finale est dérivée en appliquant un seuillage local adaptatif.

Azzopardi et al. [61] ont proposé un filtre qu'ils ont appelé B-COSFIRE qui répond sélectivement à l'arbre vasculaire. Le filtre B-COSFIRE permet d'obtenir une sélectivité d'orientation en calculant la moyenne géométrique pondérée de la sortie de filtre différence de gaussiennes, dont les supports sont alignés de manière colinéaire.

Les tableaux 2-2 et 2-3 résument les résultats obtenus par ces approches de détection de l'arbre vasculaire pour les deux bases de données DRIVE et STARE respectivement.

DRIVE	Méthode	Se	Sp	Acc
<i>Méthodes supervisées</i>	Staal et al.[48]	0.7332	0.7194	0.9441
	Soares et al. [49]	0.7283	0.9788	0.9466
	Marin et al. [53]	0.6944	0.9819	0.9526
	Fraz et al. [54]	0.7548	0.9763	0.9534
<i>Méthodes non supervisées</i>	Mendonça et al. [55]	0.7344	0.9764	0.9463
	Martinez-Pérez et al. [57]	0.7246	0.9655	0.9344
	Al-Rawi et al. [56]	-	-	0.9090
	Oliveira et al. [59]	-	-	0.9613
	Lam et al. [62]	-	-	0.9472
	Wang et al. [60]	-	-	0.9521
	Azzopardi at al. [61]	0.7716	0.9701	0.9497

Tableau 2-2 Résultats des méthodes de détection de l'arbre vasculaire pour la base de données DRIVE.

STARE	Méthode	Se	Sp	Acc
<i>Méthodes supervisées</i>	Staal et al. [48]	0.7194	0.9773	0.9441
	Ricci and Perfetti [50]	-	-	0.9595
	Soares et al. [49]	0.7283	0.9788	0.9466
	Marin et al. [53]	0.7067	0.9801	0.9454
	Fraz et al. [54]	0.7525	0.9722	0.9476
<i>Méthodes non supervisées</i>	Mendonça et al. [55]	0.6996	0.9730	0.9479
	Martinez-Pérez et al. [57]	0.7506	0.9569	0.9410
	Al-Rawi et al. [54]	0.7506	0.9569	0.9410
	Oliveira et al. [59]	-	-	0.9604
	Wang et al. [60]	-	-	0.9461
	Azzopardi at al. [61]	0.7655	0.9704	0.9442

Tableau 2-3 Résultats des méthodes de détection de l'arbre vasculaire pour la base de données STARE.

2.4 Segmentation de la Macula

La position d'une anomalie par rapport à l'emplacement de la macula est une information importante pour l'aide au diagnostic de la RD et DMLA. Localisation de la fovéa est une tâche difficile

en raison de son faible contraste par rapport aux autres structures. Il existe quelques méthodes dans la littérature qui sont proposées pour la détection de macula.

Li et Chutatape [19] ont présenté une méthode pour localiser la macula. Ils ont présenté une approche basée sur un modèle de forme active pour extraire les principaux vaisseaux. Ensuite, Ils ont adapté une parabole aux points de repère sur les principaux vaisseaux pour estimer l'emplacement de la fovéa. Le centre de la fovéa a été obtenu par l'application d'une opération de seuillage dans la région d'intérêt. Basé sur la même méthode de modèle de forme, Tobin et al. [27] ont développé une approche basée sur l'utilisation du critère de la distance entre le DO et la macula. Ils ont tout d'abord localisé le DO et estime l'arc vasculaire par un modèle parabolique. Sur la base de ces deux points de repère anatomiques, la localisation de la fovéa a finalement été déduite.

Sagar et al. [63] ont proposé une technique de détection de macula à l'aide des vaisseaux sanguins segmentés et la détection de la région la plus sombre. La segmentation des vaisseaux sanguins rétiniens se fait par des opérations morphologiques suivie d'un seuillage. Cette méthode de détection de la macula a obtenu une précision moyenne de 96% sur les bases de données DRIVE et STARE. Dans [64], les auteurs ont proposé une méthode pour la détection de la fovéa basée sur la corrélation d'appariement avec les caractéristiques typiques de la fovéa. Cette technique a été testée sur un ensemble de données locales. La sensibilité et la spécificité ont été estimées respectivement à 80,4% et 99,1%.

Niemeijer et al. [65] ont développé un système qui trouve toutes les structures normales de la rétine. Ils ont utilisé un modèle d'optimisation pour ajuster l'emplacement d'un ensemble de 16 points dans l'image rétinienne. Ces points indiquent la position des principaux éléments de la rétine. Lu et al. [66] ont proposé une méthode de détection de la macula utilisant les opérateurs de ligne. Les auteurs ont employé ces opérateurs pour capturer la variation de luminosité le long des segments de ligne pour localiser la macula.

Akram et al. [67] ont proposé une méthode pour la détection de la macula à l'aide d'un ensemble de caractéristiques détaillées et d'un classificateur basé sur le GMM. Ils ont trouvé toutes les régions sombres dans la surface rétinienne, puis ces régions ont été représentées par un vecteur de caractéristique. Le classifieur GMM a été utilisé pour extraire la région maculaire. Le système proposé a atteint une précision moyenne de 97,2% sur les bases de données MESSIDOR.

2.5 Analyse automatique de lésions liées à la RD

Dans cette section du chapitre, nous présentons les différents travaux récents reportés dans la littérature pour la détection des lésions sombres (microanévrismes) et les lésions claires (exsudats) liées à la RD.

2.5.1 Détection des microanévrismes

Les microanévrismes réiniens sont les premiers signes ophtalmoscopiques de la RD. Ils apparaissent sous forme de points rouges de petite taille. À cause de leur valeur diagnostique très importante dans la prévention et le suivi de la RD. La détection des microanévrismes a fait l'objet de beaucoup de publications. Les différentes méthodes proposées ont été utilisées pour produire un système de détection fiable et efficace.

Dans les algorithmes qui supposent les microanévrismes de forme circulaire, Abdelazeem [68] a proposé une méthode basée premièrement sur l'élimination du réseau vasculaire. Puis, il a détecté tous les objets circulaires par la transformée d'Hough. Enfin, il a classé tous ces objets détectés en microanévrismes ou non. Amiri et al. [69] ont également proposé l'utilisation de la transformée de Hough et la méthode de croissance de régions pour détecter les microanévrismes. Le procédé commence par une étape de prétraitement, en utilisant un filtre moyen pour éliminer le bruit. Ensuite, la transformée Hough a été utilisée pour trouver les centres liés aux microanévrismes. Enfin, la croissance de régions a été appliquée pour détecter les microanévrismes.

Généralement, les approches actuelles se basent sur trois étapes pour détecter les microanévrismes : trouver les régions candidates, éliminer le réseau vasculaire et classer les pixels en microanévrismes ou non microanévrismes. Niemeijer et al. [70] ont proposé une méthode hybride pour la détection des microanévrismes. Une combinaison de la méthode de chapeau haut de forme et un système de classification basé sur les pixels, a été proposée pour trouver les régions candidates. La séparation entre les pixels contenant cette lésion ou non a été effectuée par l'utilisation de classifieur KPP. Quellec et al. [71] ont amélioré une approche des sous-bandes de transformée en Ondelettes. Ils ont recherché les ondelettes mieux adaptées en utilisant un algorithme génétique suivi par la direction de Powell. Ensuite, les candidats se trouvent et les vaisseaux segmentés sont éliminés pour obtenir la détection finale.

Walter et al.[72] ont extrait les régions candidates de microanévrisme en utilisant la transformation de chapeau haut de forme précédée par l'opération de fermeture morphologique. Saleh et

al. [73] ont combiné différentes étapes de prétraitement pour éliminer les structures principales de la rétine telles que le DO, la fovéa et le réseau vasculaire. Ils ont analysé les autres régions restantes pour détecter les lésions rétinienne.

Mizutani et al. [74] ont détecté les candidats initiaux et supprimer les vaisseaux en utilisant le filtre double mode en anneau. Un ensemble de 12 caractéristiques est extrait pour chaque candidat et un classificateur est formé afin d'obtenir le résultat final.

Lazar et Hadju [75] ont proposé une approche basée sur deux caractéristiques des microanévrismes : le diamètre et le contour. Ils ont proposé une méthode pour construire une carte marquée à partir de laquelle les microanévrismes peuvent être extraits par une simple opération de seuillage. Antal et Hajdu [76] ont proposé un détecteur des microanévrismes basé sur la combinaison de la méthode de prétraitement et l'extracteur de candidats. Ils ont testé un ensemble de méthodes pour sélectionner la combinaison optimale.

Adal et al. [77] ont employé deux méthodes pour la détection des microanévrismes. Dans la première approche, Ils ont commencé par l'application d'une technique d'amélioration du contraste de l'image en utilisant la décomposition en valeurs singulières (SVD). Ensuite, un algorithme de sélection de candidats basé sur les descripteurs de blob a été appliqué pour caractériser les régions microanévrismes. Les caractéristiques sont ultérieurement classées en utilisant SVM pour détecter automatiquement les microanévrismes. Dans la deuxième approche [78], ils ont présenté une technique de sélection des régions candidates en utilisant la transformation de caractéristiques visuelles invariante à l'échelle ou la théorie de la détection de blob. Ils ont ensuite appliqué les descripteurs d'échelle adaptée pour extraire les caractéristiques locales d'image. Enfin, ils ont utilisé une approche d'apprentissage semi-supervisée pour classer les microanévrismes.

Pereira et al. [79] ont exploité un système multi-agent pour la segmentation des microanévrismes. Cette technique de segmentation procède d'abord par une étape d'amélioration de l'image basée sur le filtre Gaussien et Kirch. Ensuite, les candidats ont été sélectionnés par l'interaction multi-agent avec l'image prétraitée.

Hatanaka et al. [80] ont étendu l'utilisation de filtre double en mode anneau avec l'analyse des caractéristiques pour la détection automatique des microaneurismse. Après un prétraitement de l'image et l'élimination des vaisseaux sanguins, les régions candidates des microanévrismes ont été détectées par l'utilisation du filtre double mode en anneau.

2.5.2 Détection des exsudats

Dans les images rétiniennes, les exsudats apparaissent comme des points brillants, jaunâtres avec contours bien définis. Plusieurs approches ont été proposées dans la littérature pour segmenter ce type de lésion. Giancardo et al. [81] ont divisé ces approches en trois catégories : seuillage, morphologie mathématique et les méthodes supervisées.

Dans les méthodes de seuillage, Sanchez et al. [82] ont introduit un algorithme de seuillage basé sur des modèles de mixture afin de séparer les exsudats de fond. Une technique de post-traitement, basée sur la détection du contour en utilisant la méthode de Kirsch [83] qui est appliquée pour distinguer les exsudats durs et les nodules cotonneux. La méthode a été évaluée sur 80 images rétiniennes, elle a obtenu une sensibilité de 90,2% et une valeur prédictive de 96,8%. L'inconvénient, c'est que cette méthode est adaptée aux images de grande quantité d'exsudats. Sagar et al. [84] ont localisé le DO par l'ACP suivie d'un contour actif pour détecter de contour de DO et un seuil dynamique afin de séparer les exsudats de fond. Pour 25 images, l'algorithme a obtenu une sensibilité moyenne de 99% et une prédictive moyenne de 93%.

Les méthodes de morphologie consistent à appliquer les opérateurs morphologiques pour identifier les structures avec des formes spécifiques (vaisseaux). Walter et al. [8] ont utilisé la combinaison de la morphologie mathématique et la transformation de la Ligne de partage des eaux (LPE) pour la détection de l'exsudat et l'élimination du DO. Cette approche a obtenu une sensibilité moyenne de 92,8% et une valeur prédictive moyenne de 92,4%. Sopharak et al. [85] ont proposé un ensemble d'opérateurs morphologiques pour la détection des exsudats. Ils ont éliminé d'abord le DO par un opérateur de fermeture. L'image résultante a été binarisée par un seuillage adaptatif. Ils ont obtenu une sensibilité de 80% et une spécificité de 99.5%. Dans un autre travail de Sopharak et al. [86], une approche a été basée sur l'utilisation des classifieurs naïve bayésien et le SVM pour la détection des exsudats. Ils ont obtenu une sensibilité, une spécificité et une précision de 92.28%, 98,52%, 98.41% respectivement.

Welfer et al. [87] ont développé une méthode basée sur la morphologie mathématique pour la détection des exsudats. Les valeurs d'intensité $> 0,95$ ont été indiquées comme régions exsudatives. Ils ont revendiqué une sensibilité de 70,48% et une spécificité de 98,84%. Feroui et al. [88] ont combiné l'algorithme de k-means et la morphologie mathématique pour détecter les exsudats durs. Cette méthode a été testée sur un ensemble de 50 images. L'algorithme a obtenu une sensibilité de 95,92%, une valeur prédictive de 92,28% et une précision de 99,70%. Kekre et al. [89] ont développé une méthode fondée sur la morphologie mathématique et une approche hybride. Cette méthode comporte trois étapes :

prétraitement, classification et post-traitement. Dans la phase de prétraitement, l'image a été redimensionnée, puis une dilatation morphologique a été effectuée. Dans la deuxième phase les techniques de Linde-Buzo-Gray et k-means ont été appliquées pour détecter les exsudats. Dans la dernière phase, les pixels indésirables ont été enlevés pour n'obtenir que les exsudats.

Les méthodes supervisées sont les plus courantes dans la littérature [90, 91, 81, 92, 93 et 67]. Les vecteurs caractéristiques sont basés sur la couleur, la luminosité, la taille, la forme, la puissance de contour, la texture, et l'information contextuelle. Les méthodes d'apprentissage couramment utilisées sont : les réseaux de neurones [91], [92], les SVM [90], le classificateur d'analyse discriminante linéaire [94], le classifieur bayésien naïf et l'algorithme de forêts aléatoires [93]. Akram et al. [67] ont utilisé un classificateur hybride en combinant GMM et SVM.

Fleming et al. [90] ont utilisé des algorithmes morphologiques multiéchelles pour trouver les exsudats candidats. Ces candidats ont été classés par les SVM. Les exsudats ont été détectés avec une sensibilité de 95,0% et une spécificité de 84,6% pour un ensemble de 13219 images dont 300 images exsudatives.

Sanchez et al. [95] ont identifié les exsudats dans des images rétinienne en basant sur l'analyse linéaire discriminative de Fisher. Les auteurs ont préalablement effectué la normalisation de la couleur et l'amélioration du contraste de l'image. Par conséquent, l'espace de caractéristiques a été défini en utilisant la couleur de l'image avec une sensibilité de 88%.

Osareh et al. [92] ont proposé un prétraitement qui améliore la couleur et le contraste de l'image. Les images prétraitées ont été segmentées en utilisant le FCM. Les régions regroupées ont été classifiées dans les pixels exsudatifs et non exsudatifs en utilisant RN. Garcia et al. [91] ont étudié trois classificateurs de réseaux de neurones pour détecter les exsudats durs : le perceptron multicouche, la fonction de base radiale et les SVM. Ils ont obtenu une sensibilité moyenne de 88,14% et une valeur prédictive moyenne de 80,72%.

Giancardo et al. [81] ont proposé une méthode de détection des exsudats d'œdème maculaire diabétique (OMD). Dans la phase de prétraitement, l'image du canal vert a été soumise à une reconstruction morphologique pour la normalisation du contraste. Ensuite, les candidats d'exsudats ont été sélectionnés en utilisant une méthode de seuillage. Les caractéristiques basées sur la couleur et l'ondelette ont été extraites. Ces caractéristiques ont été introduites dans les classificateurs KNN, bayésien naïf, SVM et les forêts aléatoires pour identifier les exsudats. Ils ont évalué leur algorithme sur la base de données MESSIDOR. Ali et al. [11] ont créé les images de l'atlas de la rétine avec un ensemble

d'images rétinienne saines. Ils ont ultérieurement détecté les lésions lumineuses en déterminant les différences chromatiques entre les images de l'atlas et les images pathologiques. La difficulté des approches supervisées, c'est que les données sont étiquetées manuellement.

Les principales caractéristiques de ces approches sont résumées dans le tableau 2-4.

Méthode	Auteurs	Nombre d'image	Performance
Seuillage	Sanchez et al. [82]	80	Sensibilité :90,2% Prédictive : 96,8%
	Sagar et al. [84]	25	Sensibilité :99% Prédictive : 93%.
Morphologie mathématique	Walter et al. [8]	30	Sensibilité :92,8% Prédictive :92,4%
	Sopharak et al. [85]	60	Sensibilité :80% Spécificité :99,5%
	Welfer et al. [87]	89	Sensibilité :70,4%, Spécificité : 98,84%
	Feroui et al. [88]	50	Sensibilité :95,92% Prédictive : 92,28% Précision :99,70%.
Classification supervisées	Osareh et al. [92]	300	Sensibilité :88,14% Prédictive : 80,72%.
	Fleming et al. [90]	13219	Sensibilité : 95% Spécificité : 84,6%
	Garcia et al. [91]	117	Sensibilité : 88,14% Prédictive: 80,72%

Tableau 2-4 Résultats des méthodes de détection des exsudats.

Malheureusement, la majorité de ces algorithmes ont été testés sur plusieurs bases de données avec un différent nombre d'images. Par conséquent, il est difficile de prouver la capacité de ces approches. En outre, les résultats ont été obtenus avec différents paramètres d'évaluation, ce qui rend la comparaison de ces résultats plus difficile.

2.6 Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons proposé un état de l'art de différentes techniques d'analyse et de traitement des images rétiniennes. Ces techniques sont consacré d'une part à la détection des éléments principaux de la rétine : l'arbre vasculaire, le DO et la macula. Et d'autre part à la détection des pathologies rétiniennes liées à la RD. Généralement, ces approches peuvent être divisées en trois groupes : les méthodes de seuillage, les méthodes basées sur la morphologie et des méthodes supervisées. La majorité de ces travaux cités dans la littérature ont produit beaucoup des faux positifs.

Les principaux problèmes auxquels sont confrontées ces approches sont :

- Absence des algorithmes de prétraitement pour l'amélioration de la qualité d'images.
- Mauvaise extraction des vaisseaux sanguins dans les images
- Mauvaise extraction du DO.
- Similitude entre certains pixels exsudatifs et ceux du DO.
- Les microanévrismes ont des valeurs d'intensité similaires à celles des vaisseaux sanguins

Afin de relever ces défis, nous avons proposé dans les chapitres suivants des méthodes permettant de réduire ces faux positifs et donc accéder à un meilleur système de diagnostic en se basant sur l'application des algorithmes de prétraitements, la bonne segmentation l'arbre vasculaire et le DO.

DEUXIEME PARTIE :
Segmentation des structures anatomiques
de la rétine

Chapitre 3 : Détection de l'arbre vasculaire des images rétiniennes

3.1 Introduction

La segmentation du réseau vasculaire des images du fond d'œil joue un rôle primordial dans le diagnostic de certaines maladies telles que RD, l'hypertension et le glaucome[56]. D'après une étude clinique récente, certains changements morphologiques (la longueur, la largeur et le diamètre) du réseau vasculaire découverts dans les images rétiniennes sont les premiers importants signes de début de ces maladies. En fait, la détection des lésions liées à la RD tels que les microanévrismes et les hémorragies, est essentiellement basée sur l'extraction des structures anatomiques principales de la rétine à voire le réseau vasculaire. En effet, la détection géométrique des vaisseaux sanguins à un intérêt considérable. Elle nous permet d'évaluer la sévérité de ces maladies et les progrès d'une thérapie. D'autre part, sa détection est utilisée pour localiser d'autres structures anatomiques comme le DO et la macula.

L'examen du fond d'œil permet de visualiser le réseau vasculaire choroidien qui apparait sous forme de petites branches de vaisseaux. On peut distinguer deux types de vaisseaux : artères et veines. Les veines sont larges et plates alors que les artères sont grêles et enfouies parmi les énormes veines. Elles apparaissent serrées les unes contre les autres, tortueuses et richement abouchées entre elles. De plus, leur contraste et leur couleur dépendent également de la largeur des vaisseaux et de l'éclairage de l'image qui n'est pas uniforme. Toutes ces difficultés rendent leur détection difficile. Dans la littérature, plusieurs méthodes de segmentation de l'arbre vasculaire dans les images rétiniennes ont été étudiées. Ces approches restent de mauvaise détection des vaisseaux minces notamment dans le cas des images faiblement contraste. Dans ce chapitre, nous nous intéressons au développement d'un algorithme de segmentation du réseau vasculaire de manière robuste et efficace.

Ce chapitre est organisé comme suit : Dans la section 3.2, la méthode proposée et les détails de la mise en œuvre de la segmentation des vaisseaux sont décrits. Dans la section 3.3, l'interprétation des résultats obtenus est détaillée. Finalement une conclusion exposant une synthèse sur la méthodologie utilisée et les résultats obtenus dans la section 3.4.

3.2 Méthodologie

Dans cette section, nous présentons une approche de segmentation du réseau vasculaire. Cette approche se compose de deux étapes. Dans la première étape, le filtre vesselness de Frangi et al.[96] est utilisé pour détecter les structures de l'image. Dans la deuxième étape, un histogramme d'orientation est

appliqué sur la sortie de filtre pour améliorer sa détection, ensuite, une opération de seuillage est effectuée pour séparer les vaisseaux du fond. La figure 3.1 présente l'organigramme général de la méthode présentée

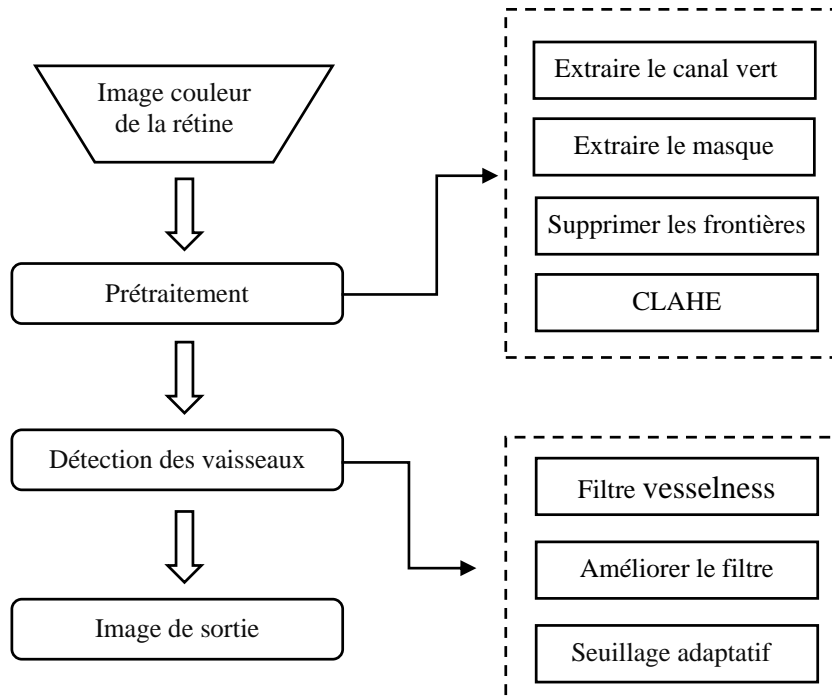


Figure 3-1 Organigramme de détection du réseau vasculaire.

3.2.1 Bases de données

La méthode proposée a été sur les images des trois bases des données DRIVE [48] , STARE [23] et CHASE_DB1 [97].

3.2.1.1 DRIVE

La base d'image DRIVE comprend 40 images couleur du fond d'œil, dont 7 présentent des pathologies. Les images sont acquises avec un rétinographe non mydriatique (Canon RC5) avec un champ de vision de 45 degré (FOV). Elles sont enregistrées au format JPEG, avec une taille de 768 *584 pixels. La base d'image est divisée en deux ensembles (20 images pour l'apprentissage et le reste pour le test). La segmentation manuelle du réseau vasculaire est effectuée par deux ophtalmologues expérimentés.

3.2.1.2 STARE

Cette base d'image est composée de 20 images couleur de la rétine dont 10 images saines et 10 pathologiques. Les images sont acquises par un rétinographe de type TopCon TRV-50 avec un champ de vision de 35 degrés. Les images sont constituées de 605 *700 avec 24 bits par pixel. Dans les 20 images, le réseau vasculaire est segmenté manuellement par deux experts en ophtalmologie.

3.2.1.3 CHASE_DB1

La base d'image CHASE_DB1 contient 28 images couleur du fond d'œil, dont 14 images patients. Les images ont été capturées avec un champ de vision de 30 degrés et une résolution de 1280x960 pixels.

3.2.2 Prétraitement

Malgré les énormes progrès dans la technique de l'acquisition d'images, les images rétiniennes prises au quotidien clinique sont souvent très bruitées, possédant un faible contraste et une illumination non uniforme. L'application des algorithmes d'amélioration d'images rétiniennes ayant deux objectifs possibles :

- Faciliter la tâche de l'ophtalmologue en lui donnant la possibilité d'améliorer l'image avant de l'analyser.
- Toutes les méthodes d'analyse automatique ou semi-automatique commençant par un prétraitement de l'image. Donc, l'amélioration peut être vue comme un premier pas vers l'analyse automatique des images rétiniennes.

L'amélioration de l'image est une étape importante dans notre travail puisque les vaisseaux sanguins ayant un faible contraste et étant corrompus par un niveau de bruit très élevé. Pour réduire ces imperfections et générer des images plus appropriées un prétraitement est préalablement appliqué, en extrayant les caractéristiques des pixels pour atteindre une meilleure segmentation.

Cette technique de prétraitement d'images a été réalisée en deux étapes principales.

3.2.2.1 Augmentation de contracte et déterminer la région d'intérêt

La représentation des trois canaux d'une image couleur dans l'espace RVB et son histogramme (voir la figure 3-2 (e)), ont montré que les vaisseaux apparaissent plus contrastés au niveau du canal vert. Par contre, dans les autres canaux rouge et bleu, ils apparaissent largement flous et bruités. Cette décision

est soutenue par les travaux précédents [70], [48] et [55]. Les trois canaux sont montrés dans la figure 3-2. En effet, nous avons exclusivement travaillé sur le canal vert.

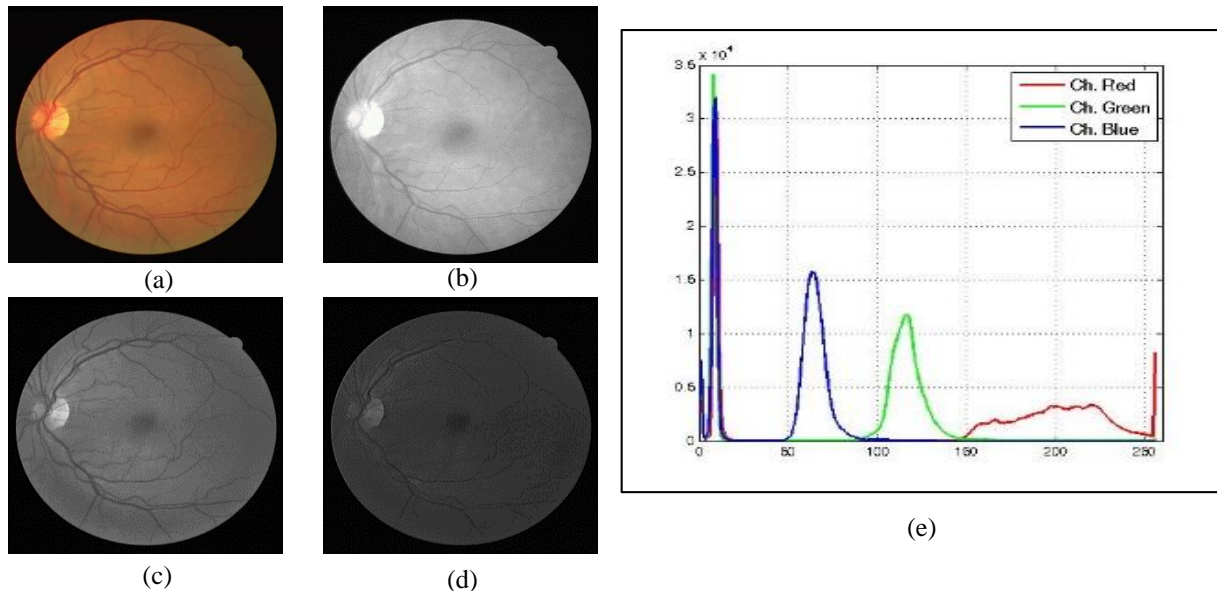


Figure 3-2 Représentation des canaux de l'image rétinienne : (a) rouge, (b) vert et (c) bleu. (e) leur histogramme.

Ensuite, nous avons appliqué des masques des images rétiniennes afin d'éviter de traiter la partie noire et de délimiter la région d'intérêt (ROI). Ces masques sont fournis par l'ensemble de données de DRIVE. Cependant, pour les autres bases de données (STARE et CHASE_DB1), ne contenant pas des masques, nous avons appliqué une simple opération de seuillage sur le canal vert (0,5 et 0,1 pour STRARE et CHASE_DB1 respectivement). Un exemple de masque est présenté sur la figure 3.3.

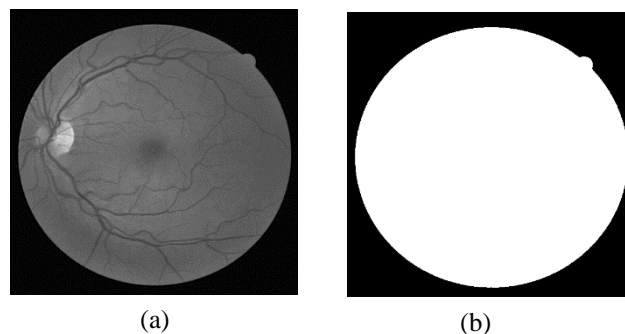


Figure 3-3 Exemple de masque d'image de la rétine. (a) : canal vert. (b) : masque.

Tout d'abord le contraste de l'image a été rehaussé par l'utilisation d'une méthode d'égalisation d'histogramme CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) [98]. L'objectif était ici d'harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image (par un partitionnement et une égalisation d'histogramme pour chaque région) afin de tendre vers un même nombre de pixels pour

chacun des niveaux de l'histogramme. Cette étape vise à augmenter le contraste dans l'image afin d'aider à la segmentation des vaisseaux. Le résultat obtenu appliquant cet opérateur à l'image de canal vert est montré dans la figure 3.4 (c). Le contraste a été augmenté mais le résultat reste insuffisant en raison de la non-uniformité de l'éclairage. Ce problème a été résolu en introduisant une illumination, tel qu'il expliqué dans le paragraphe suivant.

3.2.2.2 Correction d'illumination non-uniforme

La méthode d'illumination entraîne de manière systématique une non-uniformité de l'éclairage de la rétine. Cette non-uniformité a posé des problèmes pour l'analyse automatique des structures de la rétine. Pour résoudre ce problème, un opérateur de correction d'éclairage est utilisé. La variable d'amélioration (S) est donnée par la formule suivante :

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I(i, j)}{m * n} \quad (3.1)$$

Où I est l'image origine de taille $(m * n)$. L'opérateur de correction d'éclairage s'écrit comme suit :

$$C = \frac{(I - \min(I))e^S}{\max(I) - \min(I)} \quad (3.2)$$

Avec I est l'image origine, (\min, \max) sont les valeurs de pixel minimum et maximum de l'image traitée. Les résultats des étapes de prétraitements sont présentés dans la figure 3.4. Nous avons présenté deux algorithmes pour l'amélioration visuelle des images qui tend à faciliter la lecture manuelle et automatique des images. Cette méthode est le premier pas vers l'analyse automatique des images rétiniennes. Elle va être utilisée aussi par l'algorithme de détection des microanévrismes dans le dernier chapitre.

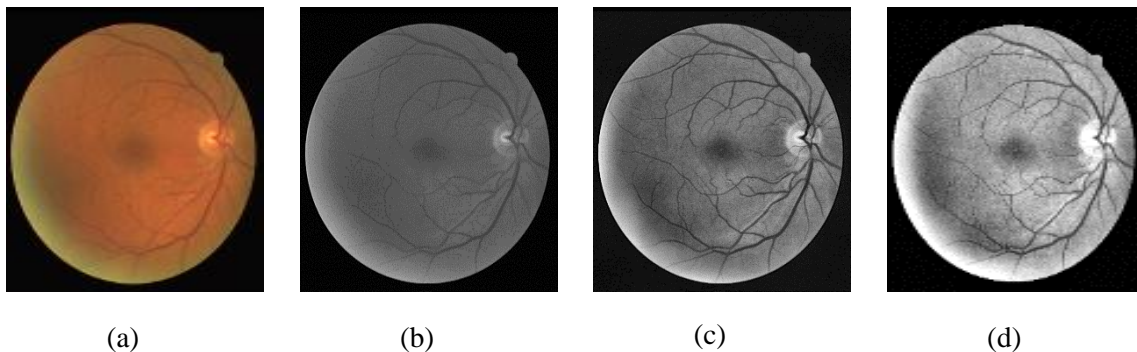


Figure 3-4 Etapes de prétraitement. (a) Image origine. (b) Canal vert de l'image. (c) Image après CLAHE. (d) Image après correction d'illumination.

3.2.3 Détection du réseau vasculaire

Une fois que l'image est améliorée, l'arbre vasculaire est présenté sous forme de réseau des lignes à structure arborescente. Pour trouver cette structure de réseau vasculaire et détecter ces vaisseaux orientés dans différentes directions, le filtre vesselness a été appliqué. Frangi et al. [96] ont utilisé un algorithme multi-échelle pour identifier les structures vasculaires basé sur les vecteurs et les valeurs propres de la matrice Hessienne. Pour calculer cette matrice, on utilise une convolution de l'image avec la fonction gaussienne qui peut être défini par l'équation suivante :

$$G_{2D}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.3)$$

Où σ la déviation standard de la fonction gaussienne.

Les valeurs propres de la matrice Hessienne permettent d'obtenir des informations sur la géométrie locale des structures. Ces valeurs propres sont définies par l'équation suivante :

$$H(x, y) = \begin{bmatrix} h_{xx} & h_{xy} \\ h_{yx} & h_{yy} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Les éléments h de la matrice Hessienne sont les dérivées secondes partielles de l'image $I(x, y)$. Ils sont exprimés comme suit :

$$h_{xx} = I(x, y) * \frac{\partial^2 G_{2D}(x, y)}{\partial^2 x} \quad (3.5)$$

$$h_{xy} = h_{yx} = I(x, y) * \frac{\partial^2 G_{2D}(x, y)}{\partial x \partial y} \quad (3.6)$$

$$h_{yy} = I(x, y) * \frac{\partial^2 G_{2D}(x, y)}{\partial^2 y} \quad (3.7)$$

Où $*$ et le produit de convolution.

Cette matrice H peut être diagonalisée en fournissant deux valeurs propres λ_1 et λ_2 , avec $|\lambda_1| < |\lambda_2|$. Ces deux valeurs propres associées à deux vecteurs propres u_1 et u_2 .

Dans ce travail, λ_1 est proche de zéro ($|\lambda_1| \approx 0$) et beaucoup plus petit que λ_2 . Ces valeurs propres caractérisent le fond de forte intensité et l'arbre vasculaire sombre. Pour améliorer la structure vasculaire à l'aide de ces valeurs propres, on définit la fonction vesselness selon l'équation suivante :

$$\Gamma(\lambda) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_2 > 0 \\ \frac{-R^2}{(e^{\frac{2\beta^2}{2}})(1 - e^{\frac{-S^2}{2c^2}})} & \end{cases} \quad (3.8)$$

Avec $R = \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_2|}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$, et les paramètres β et c sont des seuils qui permettent de contrôler la sensibilité du filtre. Le résultat de la détection de réseau vasculaire par la fonction vesselness est montré dans la figure 3.5 (b). Le filtre vesselness est basé simplement sur les caractéristiques géométriques locales de l'image, mais ne prend pas en compte les informations de niveau de gris de l'image.

Pour cette raison, Yang et al. [60] ont proposé d'ajouter un facteur de niveau de gris K à la fonction vesselness, comme le montre l'équation (6).

$$K = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan(2X) \quad (3.9)$$

Où

$$X = \frac{I(x, y) - Th}{\max(I(x, y))} \quad (3.10)$$

Le paramètre Th est un seuil adaptatif global pour déterminer si $I(x, y)$ est un vaisseau ou non. Le seuillage représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'image pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil. Tout problème de seuillage consiste alors à rechercher la valeur du seuil. La plupart des méthodes de seuillage déterminent le seuil en optimisant une fonction objective. Ces deux classes peuvent être désignées en fonction du seuil Th comme suit :

$$Th = \frac{\sum_{j=0}^{n-1} f_j \cdot j}{2 \sum_{j=0}^{n-1} f_j} \quad (3.11)$$

Où f_j est la valeur de pixel j .

La fonction vesselness améliorée est donnée par l'équation (12) suivante :

$$\Gamma(\lambda) = \begin{cases} 0 & \text{if } \lambda_2 > 0 \\ \left(\frac{-R^2}{e^{\frac{2\beta^2}{2}}} \right) \left(1 - e^{\frac{-S^2}{2c^2}} \right) \cdot K & \end{cases} \quad (3.12)$$

Le résultat de détection par la fonction vesselness améliorée est montré dans la figure 3.5. Pour comparer l'amélioration de détection de la largeur des vaisseaux entre les deux étapes précédentes, on a tracé l'intensité d'une partie de l'image contient des vaisseaux. Cette partie représentée par un segment vert dans la figure 3.5, montre parfaitement que la largeur des vaisseaux est bien détectée.

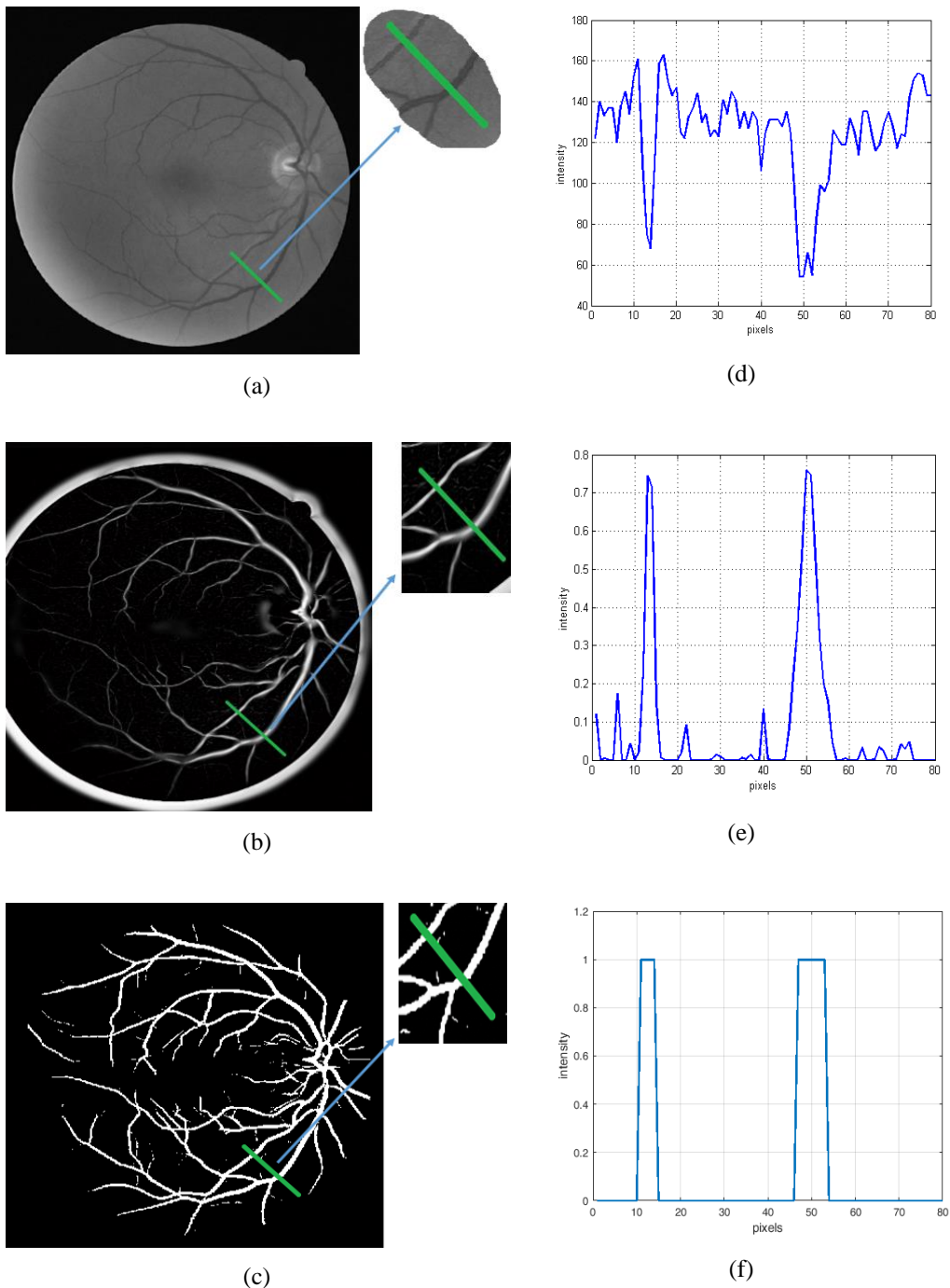


Figure 3-5 Etapes de détection des vaisseaux. (a) image de canal vert, (b) détection par filtre vesselness, (c) détection après l'amélioration de filtre, (d), (e) et (f) l'intensité de la partie représentée par un segment vert pour (a), (b) et (c) respectivement.

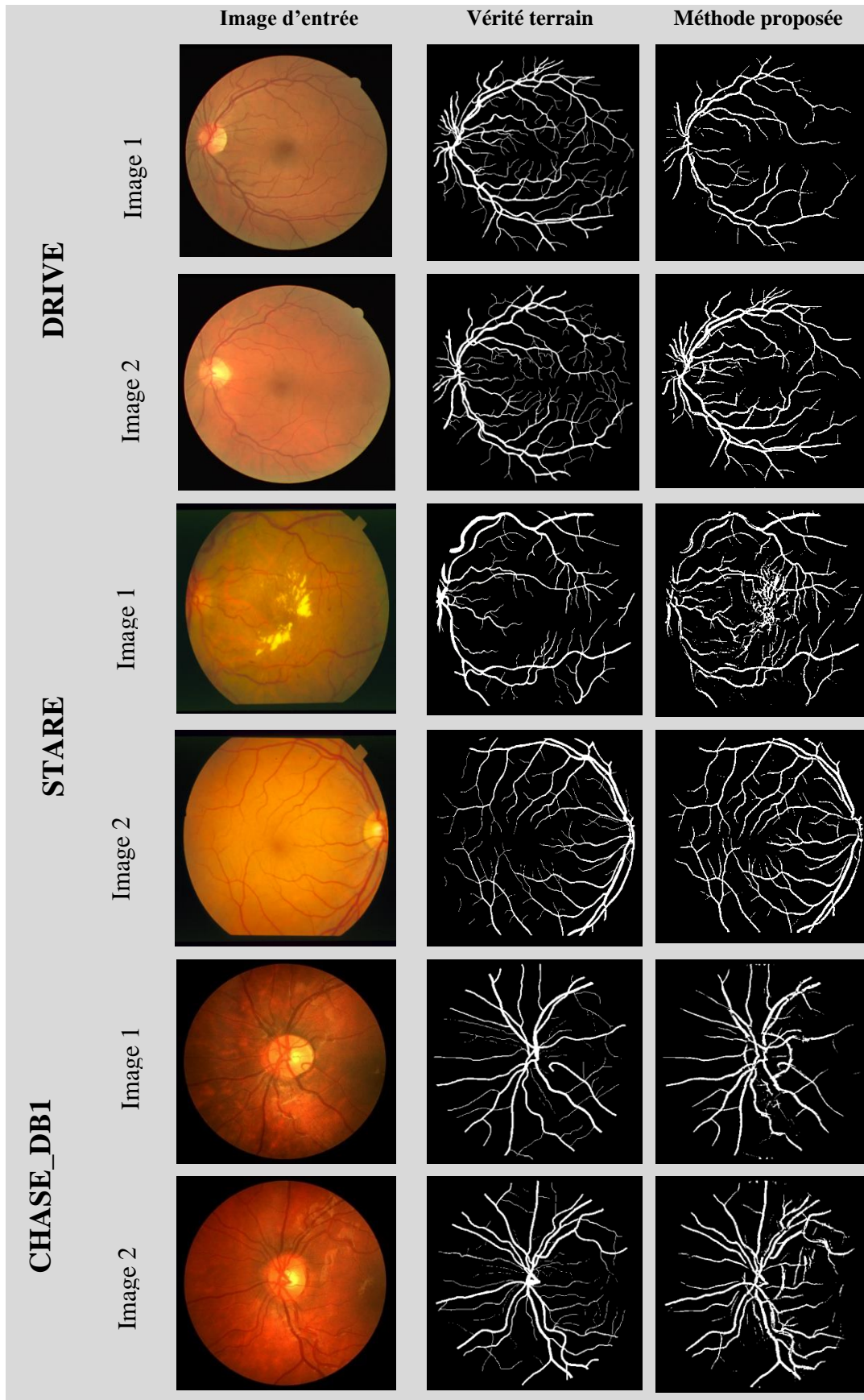


Figure 3-6 Résultats de la segmentation du Réseau vasculaire. (a) segmentation de vérité terrain. (b) segmentation par la méthode proposée

3.3 Résultats et discussions

Dans cette section, nous présentons les résultats de détection de l'arbre vasculaire obtenus par l'approche proposée. L'algorithme a été testé sur les images des trois bases de données DRIVE, STARE et CHASE_DB1. Les deux premières bases de données ont été largement utilisées par les chercheurs pour tester la performance de leurs algorithmes puisqu'elles fournissent une segmentation manuelle du réseau vasculaire, ce qui permet d'effectuer une comparaison des résultats.

Les exemples des résultats de segmentation du réseau vasculaire de certaines images des trois bases de données obtenus par notre méthode et ceux de la segmentation manuelle des experts, sont présentés dans la figure 3.6. Nous avons remarqué que la méthode proposée a donné des résultats identiques à ceux obtenus par les experts. Les veines (vaisseaux gros) et les artères (vaisseaux minces) ont été très bien détectées, l'algorithme a donné de bons résultats à l'exception de quelques très petits vaisseaux ayant un contraste trop faible (voir la figure 3.7).

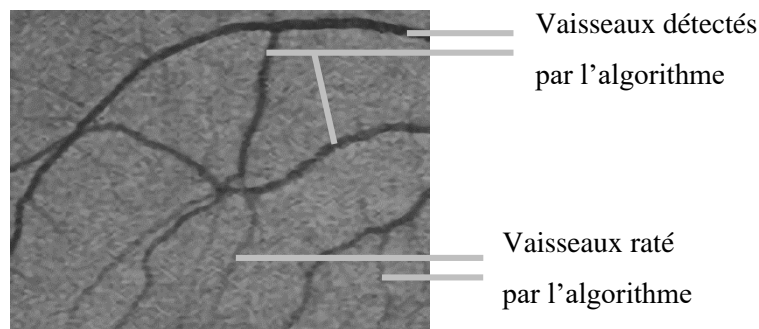


Figure 3-7 Vaisseaux ratés par l'algorithme.

Dans le processus de détection de réseau vasculaire, le résultat est fondé sur la classification à base de pixels. Chaque pixel a été classé, soit comme un pixel appartenant aux vaisseaux ou comme un pixel du fond d'image. L'évaluation quantitative de l'algorithme proposée a été effectuée en comparant les résultats obtenus et les résultats manuels réalisés par des ophtalmologues expérimentés. Cette comparaison donne les mesures statistiques qui peuvent se décomposer en quatre situations distinctes (tableau 3.1).

		Segmentation manuelle	
		Positif	Négatif
Segmentation automatique	Positif	Vrai positif (Vp)	Faux positif (Fp)
	Négatif	Vrai négatif (Vn)	Faux négatif (Vp)

Tableau 3-1 Mesures statistiques de segmentation.

Avec :

- **Vrai positif (Vp)** : le nombre de pixels classés comme réseau vasculaire par la méthode proposée et la segmentation manuelle faite par un expert (données de la vérité terrain).
- **Vrai négatif (Vn)** : le nombre de pixels classés comme fond de l'image (non vaisseaux) par la méthode proposée et la segmentation manuelle faite par un expert.
- **Faux négatif (Fn)**: le nombre des pixels classés comme fond d'image (non vaisseaux) par la méthode proposée mais considérés comme réseau vasculaire par un expert.
- **Faux positif (Fp)** : le nombre des pixels classés comme réseau vasculaire par la méthode proposée mais considérés comme fond de l'image (non vaisseaux) par un expert.

Les paramètres utilisés pour évaluer la qualité des résultats obtenus sont :

➤ **Sensibilité**

La sensibilité (Se) reflète la capacité de détecter les pixels du réseau vasculaire. Elle est définie alors comme étant le pourcentage de vrais vaisseaux détectés par rapport au nombre total de vrais vaisseaux :

$$Se = \frac{Vp}{Vp + Fn} \quad (3.13)$$

➤ **Spécificité**

La spécificité (Sp) est la capacité de détecter les pixels qui n'appartiennent pas au réseau vasculaire. Elle est définie comme étant le pourcentage de vraies non vaisseaux détectées par rapport au nombre total de vraies non vaisseaux :

$$Sp = \frac{Vn}{Vn + Fp} \quad (3.14)$$

➤ **Précision**

La précision (Acc) est estimée par le rapport du nombre de pixels correctement détectés (somme des vrais positifs et des vrais négatifs) par le nombre de pixels dans l'image.

$$Acc = \frac{Vp + Vn}{Vp + Vn + Fp + Fn} \quad (3.15)$$

➤ **F-mesure**

$$Fm = \frac{2 * Vp}{2 * Vp + Fp + Fn} \quad (3.16)$$

Les résultats de ces performances obtenus pour 20 images des bases de données DRIVE, STARE et CHASE_DB1 sont résumés dans la figure 3.8.

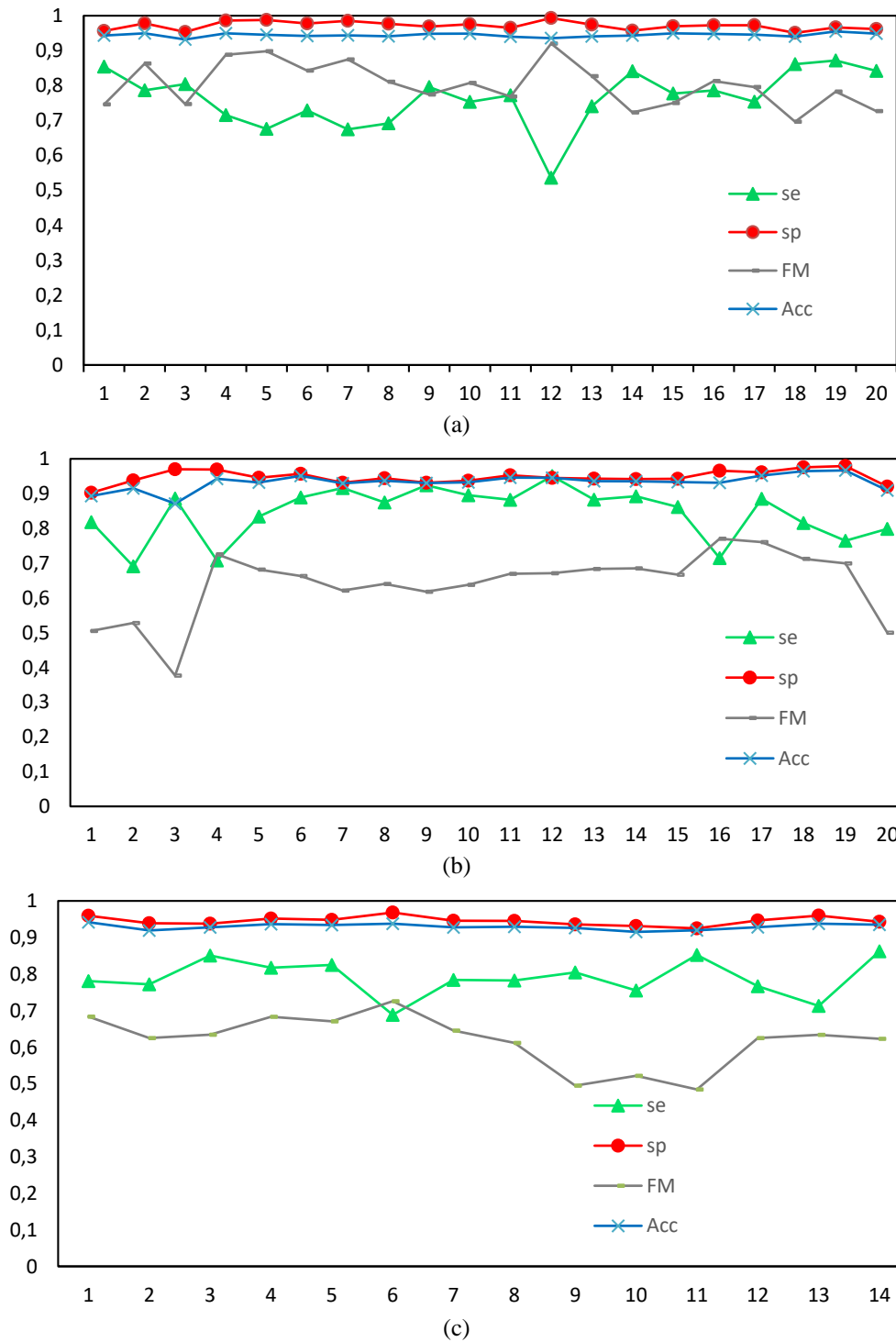
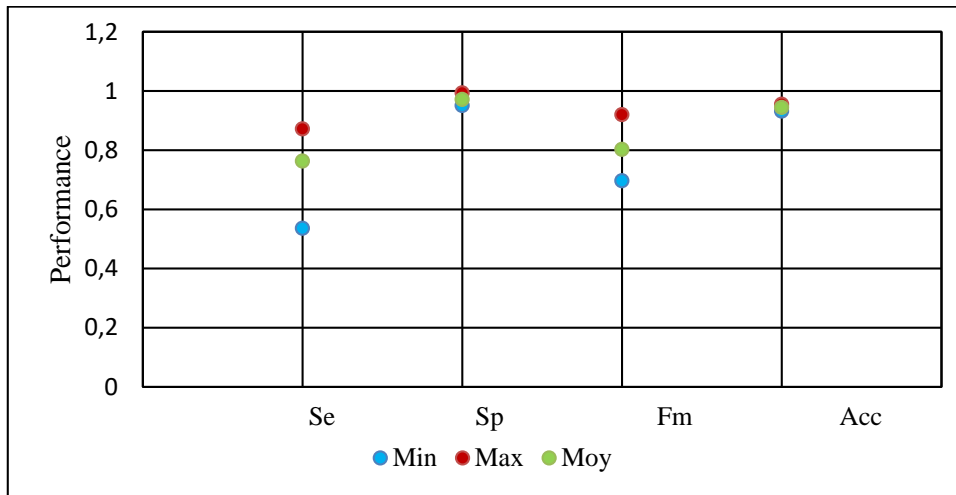
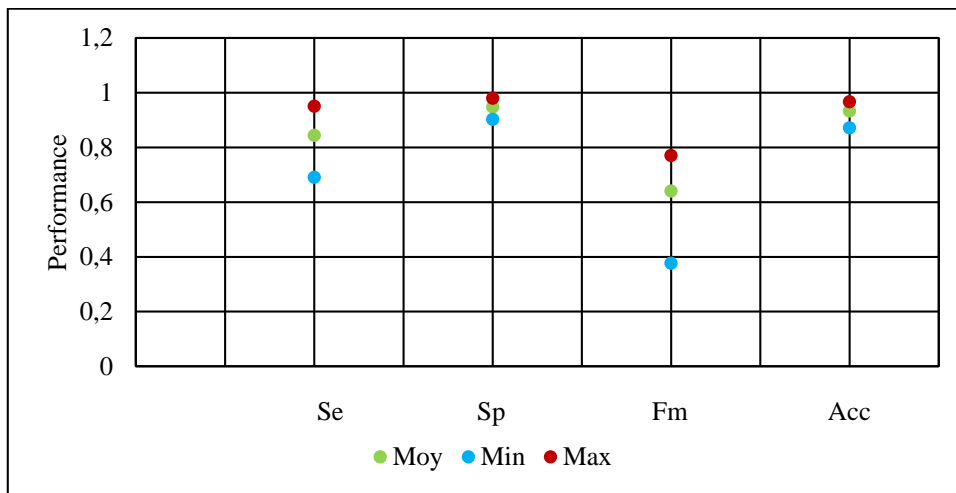


Figure 3-8 Résultats de performance pour 20 images des bases de données : (a) DRIVE, (b) b STARE et (c) CHASE_DB1.

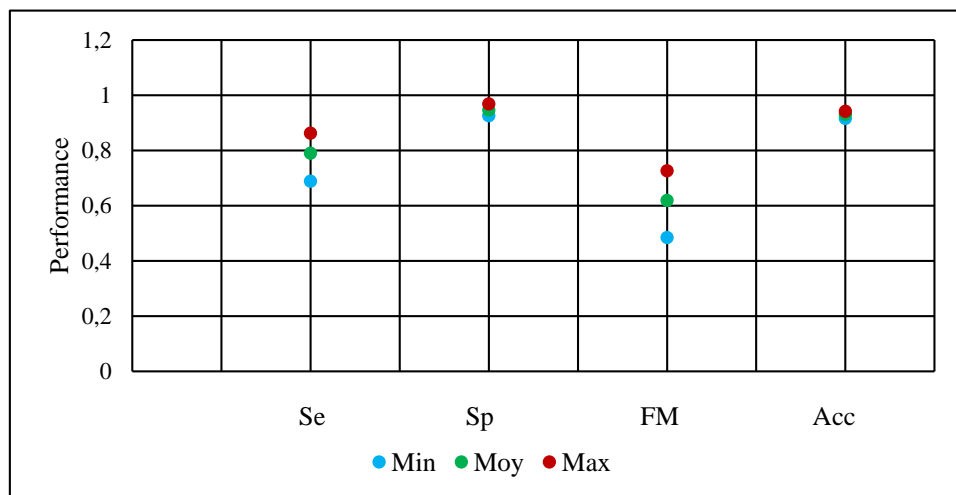
Détection de l'arbre vasculaire des images rétiniennes



(a)



(b)



(c)

Figure 3-9 Résultats moyenne obtenus des paramètres de performance pour : (a) DRIVE, (b) STARE et (c) CHASE_DB1..

Les résultats moyenne obtenus de la sensibilité, la spécificité, F-mesure et de la précision pour les images rétiniennes de ces trois bases de données sont présentés dans la figure 3-9. L'algorithme atteint respectivement les valeurs de la sensibilité, la spécificité et la précision moyenne suivantes : (DRIVE : $Se = 0.7630$, $Sp = 0.9764$ et $Acc = 0.9463$), (STARE : $Se = 0.8440$, $Sp = 0.9476$ et $Acc = 0.9326$) et (CHASE_DB1 : $Se = 0.7630$, $Sp = 0.9764$ et $Acc = 0.9463$). Nous pouvons dire que la méthode proposée a donné des résultats acceptables pour les ensembles des images testées.

Une comparaison des performances obtenus par rapport à d'autres méthodes supervisées et non-supervisées des images des bases de données DRIVE, STRARE et CHASE_DB1 sont présentées sur les tableaux 1, 2 et 3 respectivement.

Méthode	Se	Sp	Acc
Staal et al.[48]	0.7332	0.7194	0.9441
Soares et al. [49]	0.7283	0.9788	0.9466
Fraz et al. [54]	0.7548	0.9763	0.9534
Mendonça et al. [55]	0.7344	0.9764	0.9463
Al-Rawi et al. [56]	-	-	0.9090
Wang et al. [60]	-	-	0.9521
Méthode proposée	0.7630	0.9713	0.9443

Tableau 3-2 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du réseau vasculaire sur les images DRIVE.

Méthode	Se	Sp	Acc
Staal et al. [48]	0.7194	0.9773	0.9441
Soares et al. [49]	0.7283	0.9788	0.9466
Fraz et al. [54]	0.7525	0.9722	0.9476
Mendonça et al. [55]	0.6996	0.9730	0.9479
Al-Rawi et al. [56]	0.7506	0.9569	0.9410
Wang et al. [60]	-	-	0.9461
Méthode proposée	0.8440	0.9476	0.9326

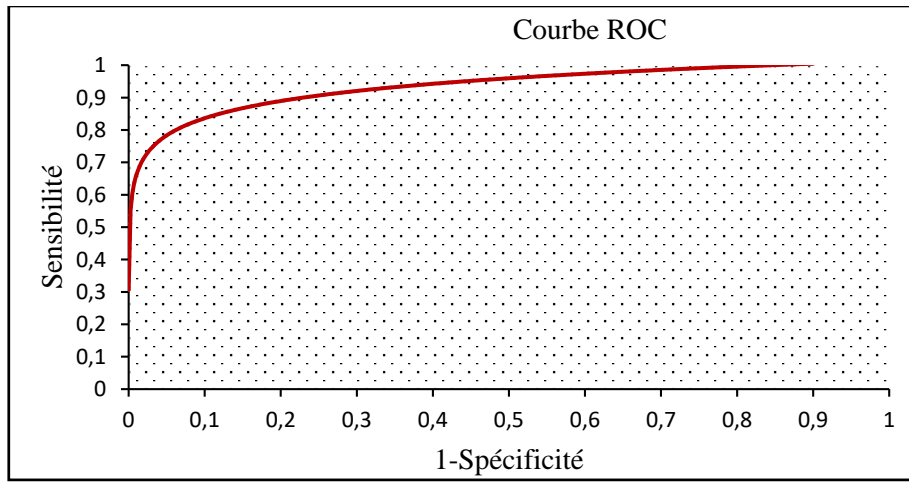
Tableau 3-3 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du réseau vasculaire sur les images STARE.

Méthode	Se	Sp	Acc
Fraz et al. [48]	0.7224	0.9711	0.9469
Azzopardi at al. [61]	0.7585	0.9587	0.9387
Méthode proposée	0.7896	0.9455	0.9298

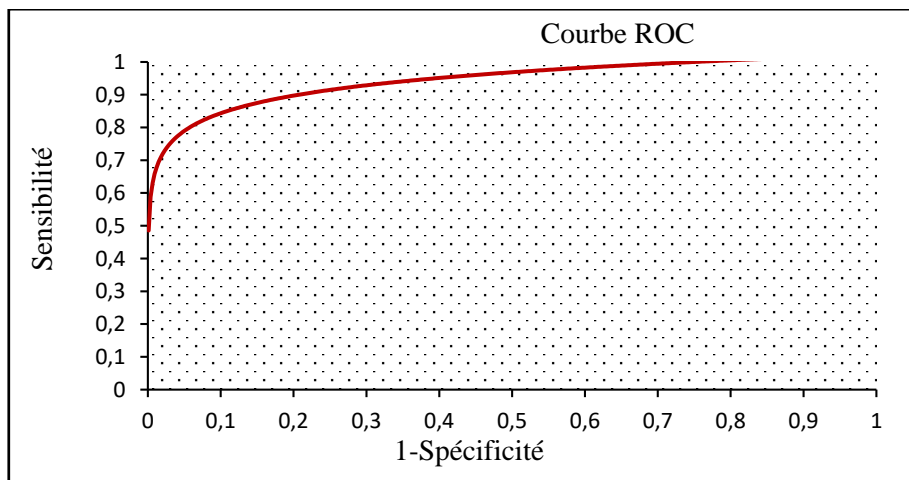
Tableau 3-4 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du réseau vasculaire sur les images CHASE_DB1.

La méthode que nous avons proposée est une approche de filtrage appliquée de manière non supervisée. Les résultats de performance que nous avons obtenue sur les ensembles de données de référence DRIVE, STARE et CHASE_DB1 sont meilleurs par rapport aux nombreux algorithmes non supervisés et supervisés existantes. Pour la base de données DRIVE, Mendonça et al. [55] ont obtenu une sensibilité de 0.7344, tandis que notre algorithme atteint une sensibilité de 0.7630, ce qui est légèrement meilleur. Ainsi, pour l'ensemble STARE, la sensibilité obtenue par notre algorithme ($Sp=0.8840$) est efficace par rapport à celle arrivée par les auteurs Al-Rawi et al. [56] ($Sp=0.7506$).

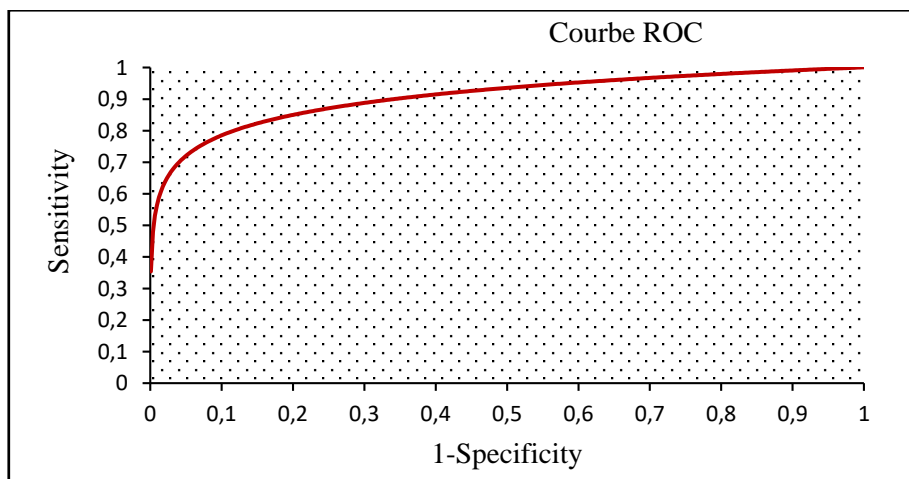
La courbe caractéristique opérationnelle du récepteur appelée en anglais « Receiver Operating Characteristic » connue par l'abréviation ROC est une méthode de représentation graphique des performances d'un classifieur à deux classes [99]. Depuis plusieurs années, son utilisation est devenue incontournable dans les méthodes d'évaluation. Cette représentation a été largement étendue au domaine médical afin de discriminer entre la population des malades et des non-malades, notamment le domaine du cancer du sein [100] et des pathologies rétiniens [93]. La courbe ROC est une représentation graphique de la relation existante entre la sensibilité et la spécificité d'un test, calculée pour toutes les valeurs seuils possibles. C'est une technique très utile qui permet l'organisation des classifieurs et la visualisation de leur performance. Dans notre travail, la courbe ROC trace la fraction de pixels classés comme réseau vasculaire, par rapport à la fraction de pixels classés comme fond de l'image (non vaisseaux). Un test est d'autant de meilleur performance que sa courbe ROC se rapproche du coin supérieur gauche du graphique. Les courbes ROC pour les performances obtenus des trois bases de données DRIVE, STARE et CHASE_DB1 sont représentés dans la figure 3-10.



(a)



(b)



(c)

Figure 3-10 Courbes ROC pour: (a) DRIVE, (b) STRAE and (c) CHASE_DB1.

3.4 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthode de détection des vaisseaux sanguins dans les images rétiniennes basée sur l'amélioration de filtre vesselness. Cette technique a été testée sur les trois bases de données DRIVE, STARE et CHASE_DB1. Malgré les imperfections dans certaines images, les résultats obtenus sont très satisfaisants pour la grande majorité des images. Notre méthode a permis de détecter parfaitement l'arbre vasculaire choroidien (veines et artères), à l'exception de quelques très petits vaisseaux ayant un contraste trop faible. Les résultats que nous avons abordés pour les trois ensembles de données sont : (DRIVE: $Se = 0,7630$, $Sp = 0,9713$, STARE: $Se = 0,8440$, $Sp = 0,9476$, CHASE_DB1: $Se = 0,7896$, $Sp = 0,9455$).

Ces résultats ont été comparés à ceux des segmentations manuelles réalisés par des ophtalmologues expérimentés et à ceux obtenus par différents travaux de recherche antérieurs. Notre méthode est dotée de deux caractéristiques fondamentales : La simplicité et l'efficacité qui l'ont permis d'être une technique appropriée pour aider à la détection de lésions pathologiques telles que les microanévrismes et permettre donc à un dépistage précoce de certaines maladies oculaires telles que la RD. Elle peut servir aussi à localiser d'autres structures anatomiques de l'œil comme le DO qui seront présentés dans les chapitres suivants.

Chapitre 4 : Identification et segmentation du disque optique

4.1 Introduction

Quand un ophtalmologue utilise un ophtalmoscope servant à regarder le fond de l'œil à travers la pupille, il arrive à voir la rétine représentée sur figure 4.1 (a). La rétine est la couche la plus interne de l'œil, elle est composée d'un grand nombre de caractéristiques anatomiques importantes. Les principales structures utiles de la rétine sont : le DO, les vaisseaux sanguins, et la macula. Le DO (ou la papille) est l'entrée des vaisseaux et du nerf optique, elle ne contient pas de récepteurs de la lumière d'où vient son nom : la tache aveugle.

Dans les images rétinienne, le DO apparait comme une grande tache de couleur jaunâtre ou blanchâtre, de forme à peu près circulaire ou elliptique, et interrompu par les vaisseaux sortants. Il est plus brillant que la zone environnante et se situe soit à la gauche ou à la droite de l'image. Sa taille varie d'un individu à l'autre et son diamètre compris entre 60 et 80 pixels pour une image rétinienne de taille 640×480 pixels [72]. La figure 4.1 (b) montre la structure principale du DO.

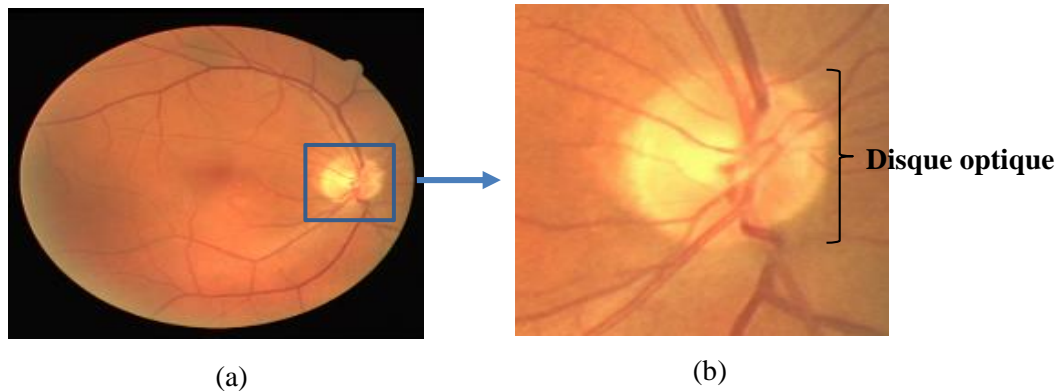


Figure 4-1 Structure principale du DO. (a) Image de la rétine. (b) Disque optique.

La segmentation précise du DO est une étape primordial pour la détection automatique des lésions blanchâtres liées à la RD [22] et pour l'extraction automatique des autres structures anatomiques [25]. La détection des exsudats est notre objectif principal, qui nécessite l'extraction préalable de DO, car ses caractéristiques (contraste, couleur et intensité) sont similaires aux attributs des exsudats sur les images rétiniennes. Par conséquent, son élimination permet de réduire les faux positifs.

En dehors de son rôle majeur dans la conception des autres algorithmes, la détection du DO et l'analyse quantitative de l'évolution de sa forme et sa taille peuvent apporter des

informations cliniques de grande importance. En effet, l'analyse du changement morphologique de la papille sert à dépister et à suivre l'évolution d'une autre maladie sévère, c'est le glaucome [47]. Bien que la détection des lésions liées à cette maladie ne soit pas le sujet de cette thèse, la méthode présentée dans ce chapitre pourra être utilisée à ce propos.

Comme nous l'avons déjà dit, la papille est la région la plus brillante, caractérisée par une couleur jaune/blanche et une forme circulaire. Malheureusement, cette description n'est pas toujours valable pour toutes les images rétiniennes, parfois sa forme change et d'autres régions sont plus éclairées, suite à un gradient d'éclairage ou à une grande accumulation d'exsudats. Les exsudats sont également caractérisés par une couleur jaune/blanche et apparaissent sous un fort contraste (voir la figure 4.2). D'autre part, les vaisseaux sortants du DO le traversent et le divisent en sous-régions (voir la figure 4.1 (b)). Toutes ces difficultés rendent la détection du DO plus compliquée.

Dans ce chapitre, nous nous présentons un système robuste et efficace pour la détection du DO permettant d'une part de l'identifier et d'autre part de segmenter son contour.



Figure 4-2 Image rétiniennne contient des exsudats similaires au DO.

4.2 Méthodologie

La méthode proposée pour la détection du DO dans ce chapitre se divise en deux algorithmes : la localisation du DO et la segmentation de son contour. Dans la première, le DO est localisé en utilisant un détecteur du coin basé sur la convergence de l'arbre vasculaire. Une fois le DO identifié, son contour peut être détecté à l'aide de la méthode de contour actif. Nous expliquerons ultérieurement ces deux étapes dans ce chapitre.

4.2.1 Méthode de Localisation du DO

Comme nous l'avons déjà décrit, le DO est le point focal de l'arbre vasculaire. Ainsi, les vaisseaux pénètrent cette région et créent un nombre élevé de coins. Dans l'objectif de localisation du DO, nous proposons une nouvelle méthode basée particulièrement sur la détection de coins. D'après l'acquisition de l'image, nous avons appliqué le prétraitement pour améliorer la qualité de l'image. Ensuite, nous avons utilisé l'algorithme CSS (Curvature Scale Space) [101] pour détecter les coins. Puis, une fenêtre presque de la même taille du DO a été déplacée automatiquement sur l'image rétinienne en calculant le nombre de coins. Enfin, nous avons choisi la fenêtre ayant le plus grand nombre de coins pour localiser le DO. Les étapes principales de la méthode proposée sont décrites dans l'organigramme illustré à la figure 4-3.

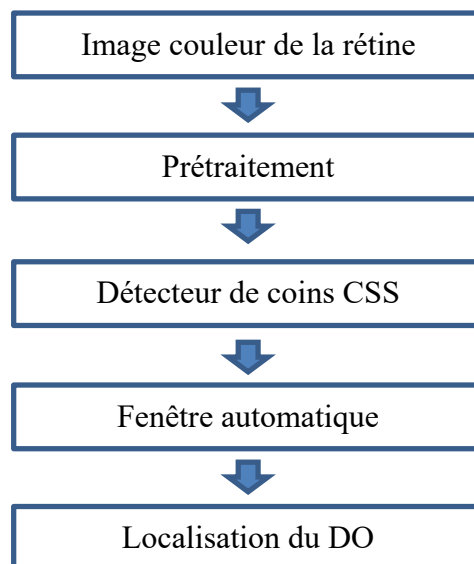


Figure 4-3 Organigramme de localisation du DO.

4.2.1.1 Prétraitement

Dans la littérature, de nombreuses techniques différentes ont été utilisées pour détecter automatiquement le DO. En général, ces techniques ont appliqué les opérations de prétraitements suivis de plusieurs opérations de traitement d'images afin de localiser le DO. Les prétraitements consistent à améliorer la qualité des images en éliminant les défauts causés par l'éclairage et les processus d'acquisition.

Dans cette phase, nous avons utilisé les mêmes étapes des prétraitements détaillées dans le chapitre 3 de détection de l'arbre vasculaire, car la méthode de localisation proposée se base sur la convergence des vaisseaux.

Comme nous l'avons déjà vu, les vaisseaux apparaissent contrastés dans le canal vert de l'image RVB. Pour améliorer le contraste de l'image, nous avons appliqué sur ce canal la méthode d'égalisation adaptative CLAHE suivie par la technique de correction d'illumination non-uniforme.

4.2.1.2 Algorithme de détection du Coins

La détection des coins est une approche utilisée dans les systèmes de vision par ordinateur pour extraire des informations et de déduire le contenu d'une image. Les méthodes les plus utilisées sont le détecteur Susan [102], Harris [103] et le détecteur CSS [101]. Après avoir mené une étude pratique sur ces trois détecteurs de coins, nous avons porté notre choix sur le dernier car il s'est révélé être plus précis en localisation, plus robuste au bruit et avec une forte répétabilité dans la détection des images rétiniennes par rapport aux autres détecteurs.

Dans cette section, nous rappelons brièvement le principe de détecteur CSS décrit par Mokhtarian et al.[101]. Les coins (corners) sont les points de l'image où le contour change brutalement la direction, comme l'exemple des quatre sommets d'un rectangle. La technique CSS utilise une représentation multi-échelle des contours préalablement extraits. Les coins étant définis comme les maxima de courbure des contours, ils construisent donc l'espace multi-échelle des courbures.

Une courbe plane est un ensemble Γ de couples $(x(s), y(s))$ où x et y sont des fonctions continues :

$$\vec{\Gamma}(s) = (x(s), y(s)) \quad (4.1)$$

Où s est un paramètre qui représente la longueur d'arc sur un contour. La courbure en chaque point du contour Γ est par définition, égale à la dérivée d'angle tangent au contour par rapport à la longueur d'arc :

$$k(s) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{\emptyset}{h} \quad (4.2)$$

Où \emptyset est l'angle entre le vecteur $\vec{t}(s)$ et le vecteur $\vec{t}(s+h)$, et $\vec{t}(s)$ représente le vecteur tangent au point $\Gamma(s)$ du contour. Pour un contour paramétré par un paramètre s , par définition, la courbure est définie par:

$$k(s) = \frac{\dot{x}(s)\ddot{y}(s) - \ddot{x}(s)\dot{y}(s)}{(\dot{x}(s)^2 + \dot{y}(s)^2)^{3/2}} \quad (4.3)$$

Où $\dot{x}(s)$ et $\ddot{x}(s)$ représentent respectivement la dérivée première et seconde de x au point s . De même $\dot{y}(t)$ et $\ddot{y}(t)$ représentent respectivement la première et la seconde dérivée de y au point s . Pour $\Gamma_\sigma(s)$ une version évoluée de la courbe $\Gamma(s)$ où :

$$\Gamma_\sigma(s) = (X(s, \sigma), Y(s, \sigma)) \quad (4.4)$$

Avec : $X(s, \sigma) = x(s) * g(s, \sigma)$ et $Y(s, \sigma) = y(s) * g(s, \sigma)$

Où $*$ représente l'opérateur convolution et $g(s, \sigma)$ est un noyau Gaussien mono-dimensionnel de la déviation standard σ défini par :

$$g(s, \sigma) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{s^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.5)$$

D'après la propriété de la convolution, la dérivée de toutes les composantes peut être calculée facilement par : $X_s(s, \sigma) = x(s) * g_s(s, \sigma)$, $X_{ss}(s, \sigma) = x(s) * g_{ss}(s, \sigma)$.

Et nous avons les mêmes formules pour $Y_s(s, \sigma)$ et $Y_{ss}(s, \sigma)$. Où $g_s(s, \sigma)$ et $g_{ss}(s, \sigma)$ sont la première et la seconde dérivées de $g(s, \sigma)$, respectivement.

L'avantage des deux dernières formules réside sur le fait qu'on connaît la formule explicite de la fonction $g_s(s, \sigma)$ et $g_{ss}(s, \sigma)$ et par conséquent on peut calculer facilement la courbure de la version évoluée du contour Γ par :

$$k(s, \sigma) = \frac{X_s(s, \sigma)Y_{ss}(s, \sigma) - Y_s(s, \sigma)X_{ss}(s, \sigma)}{(X_s(s, \sigma) + Y_s(s, \sigma))^{3/2}} \quad (4.6)$$

La fonction implicite définie par l'équation :

$$k(s, \sigma) = 0 \quad (4.7)$$

Le procédé de détecteur de coins CSS pour les images est la suivante :

- Utiliser le détecteur Canny pour extraire les contours de l'image origine.
- Remplir les lacunes des contours et trouver les T-jonctions et les marquer comme T-coins (voir la figure 4.4).
- Calculer la courbure sur une valeur de sigma maximale. Les coins étant définis comme les maxima de courbure des contours.
- Suivre les coins à l'échelle la plus basse pour améliorer la localisation.
- Comparer les T-coins aux coins trouvés et de supprimer les coins qui sont trop près.

Les résultats de détection de coins par l'algorithme CSS sont montrés dans la figure 4.5.

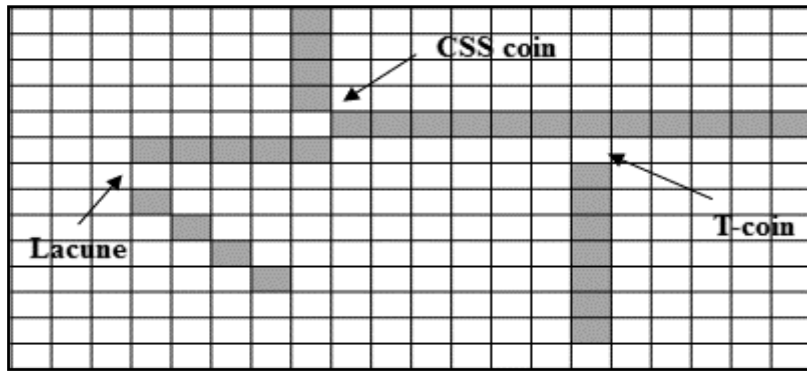


Figure 4-4 Exemple de lacune, T-coin et CSS coin.

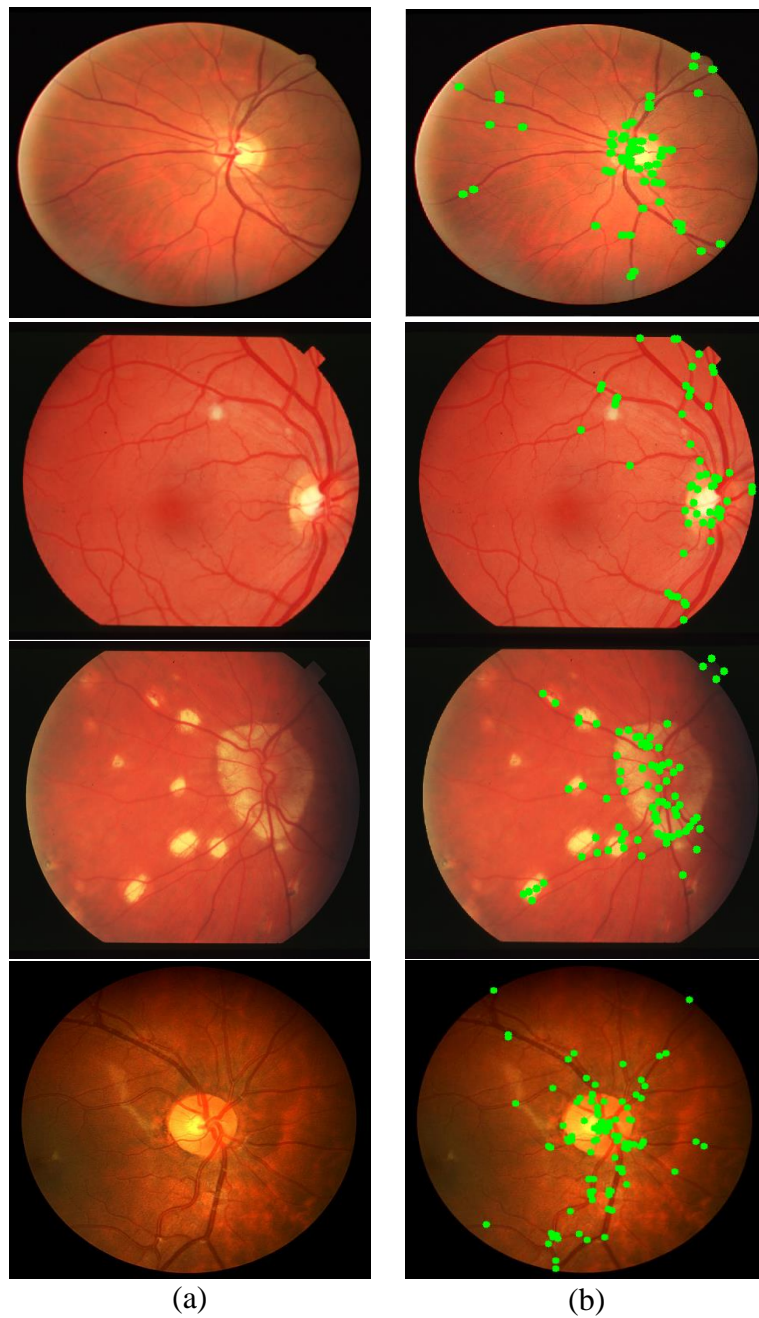


Figure 4-5 (a) Images originales. (b) Résultats de détection des coins par CSS.

4.2.1.3 Identification du DO

Dès que les coins ont été détectés en utilisant l'algorithme CSS, nous avons remarqué que la plupart de ces coins se trouvent sur le DO (voir la figure 4.5). D'ailleurs, nous avons compté sur cette densité de coins autour du DO pour le localiser. Pour cela, nous avons appliqué automatiquement une fenêtre de taille à peu près du DO ($90 * 100$ pixels) sur l'image de la rétine. Cette fenêtre déplacée sur l'image en calculant le nombre d'angles pour chaque sous-image. Ensuite, la fenêtre comportant le plus grand nombre de coins a été choisie (voir figure 4.6). Enfin nous avons calculé la moyenne des coordonnées de coins de cette fenêtre pour identifier le centre du DO.

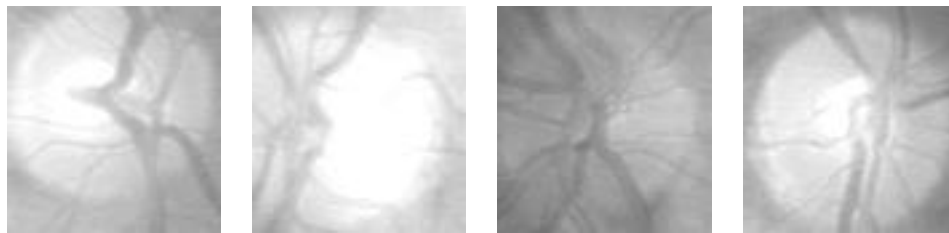


Figure 4-6 Exemples des fenêtres qui contient un nombre élevé des coins.

4.2.1.4 Résultats et discussions

La méthode proposée a été testée sur les mêmes bases de données d'images rétinienne de chapitre 3 : DRIVE, STARE et CHASE_DB1. Ces bases de données contiennent des images saines, et des autres présentant une ou plusieurs types de lésions, ainsi que ces images sont caractérisées par un contraste fort, faible ou flou. Ces différentes images étudiées ont été considérées comme un outil d'évaluation de la fiabilité de notre méthode. Des exemples des résultats obtenus de la localisation de ces images sont illustrés dans la figure 4.7.

Cette approche a parvenu de bons résultats, où le DO a été bien identifié. Par conséquent, l'algorithme atteint un taux de précision de 100% pour les deux bases de données DRIVE, CHASE_DB1 et 96,3% pour STARE. Le tableau 4.1 résume les résultats obtenus.

D'après les résultats présentés, nous remarquons que la localisation du DO par la méthode proposée produit des résultats identiques à ceux obtenus par les experts. La comparaison de ces résultats montre bien l'efficacité et la robustesse de notre approche avec sa simplicité et sa rapidité, où le temps moyenne d'exécution pour chaque image est 2,34 secondes sur un ordinateur (Intel Core i5 2,6 GHz et RAM 4G).

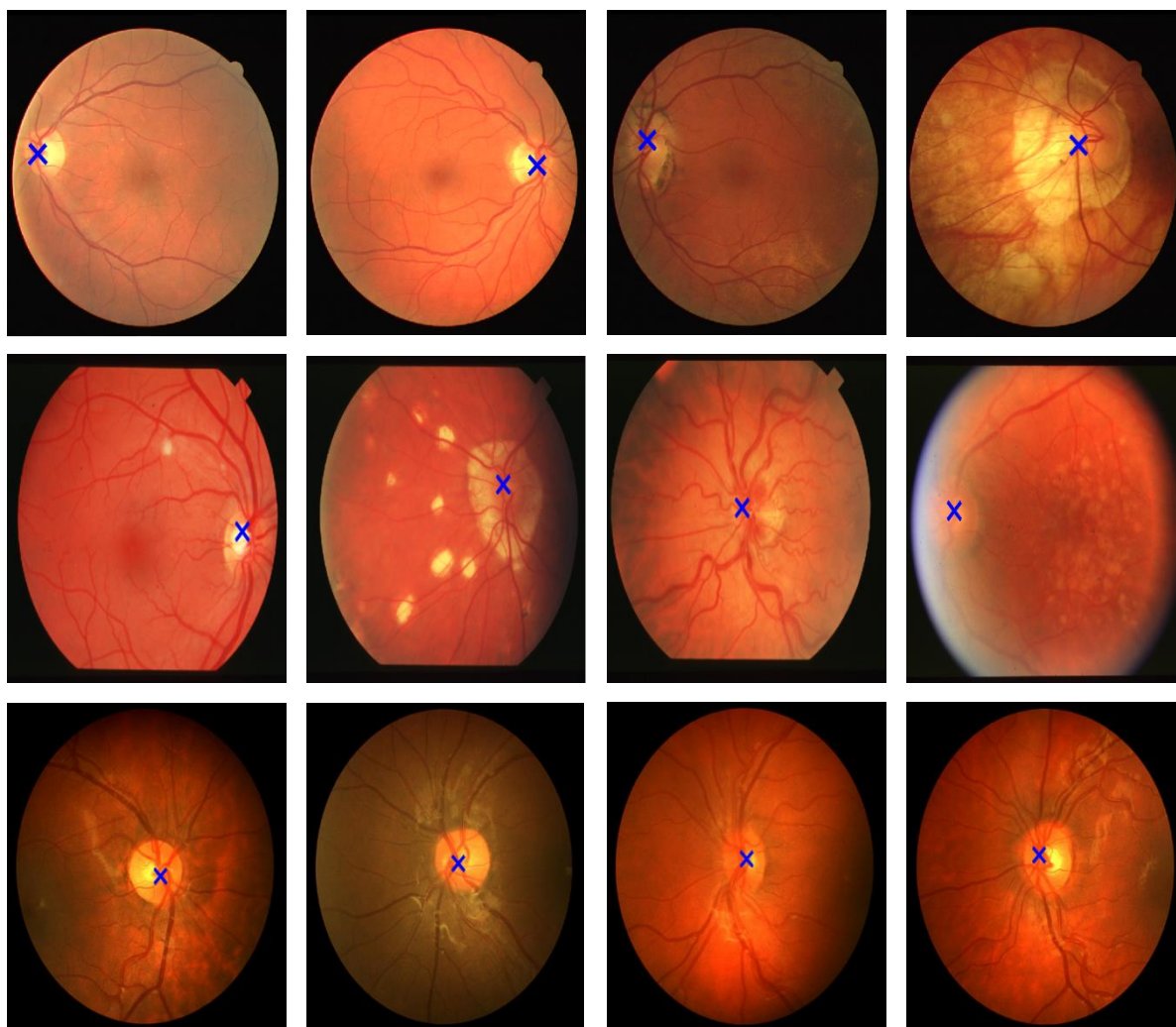


Figure 4-7 Exemples des Résultats de la localisation du DO

Base de données	Total d'images	Localisation réussie	Localisation ratée	Précision (%)
DRIVE	40	40	0	100
CHASE_DB1	28	28	0	100
STARE	81	78	3	96,3
Total	149	146	3	98

Tableau 4-1 Résultats de la localisation du DO.

Le tableau 2, résume les résultats de notre méthode et de plusieurs techniques, montre bien que notre algorithme est une technique fiable et performante pour la localisation de DO dans les cas des pathologies oculaires, notamment les lésions qui n'affectent pas la structure des vaisseaux puisque ces eux sur lesquels on est basé pour localiser le centre du DO. La

comparaison de ces résultats obtenus révèle l'efficacité et la robustesse de notre approche avec sa simplicité et sa mise en œuvre rapide, ce qui la rend destinée d'intégrer dans un système d'identification du DO.

Algorithmes	DRIVE (%)	STARE (%)	CHASE_DB1 (%)
Hoover, et al.	-	89	-
Foracchia, et al.	-	97,5	-
Ying, et al.	97,5	-	-
Youssif, et al.	100	98,77	-
Mahfouz, et al.	100	92,6	-
Rangayyan, et al.	100	88,9	-
Zhu, et al.	90	-	-
Dehghani, et al.	100	91,36	-
Ramakanth, et al.	100	93,83	-
Methode proposée	100	96,3	100

Tableau 4-2 Comparaison des résultats obtenus avec celles de la littérature.

L'algorithme a raté la localisation du DO dans certaines images représentées sur la figure 4-8, car ces images présentent des lésions en état très avancé, où l'arbre vasculaire est complètement détruit.

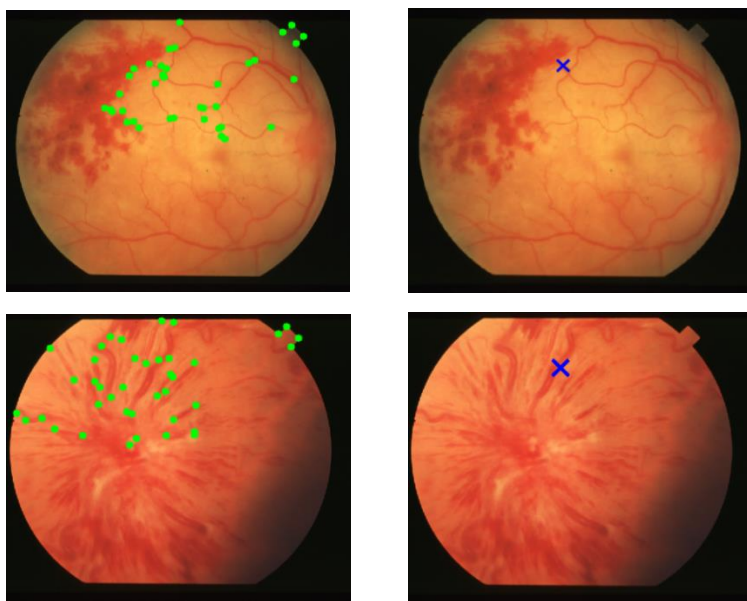


Figure 4-8 Défaillance de localisation du DO.

4.2.2 Méthode de détection de contour du DO

Dans cette partie, nous proposons une méthode de détection du contour de DO dans les images rétinienne. Cette méthode comprend quatre étapes : (1) la phase de prétraitement, (2) la localisation du DO, (3) l'élimination du réseau vasculaire et (4) l'extraction de contour. Elle est basée sur une technique de contour actif avec une formulation variationnelle des ensembles de niveaux. Les étapes de l'algorithme sont présentées dans l'organigramme de la figure 4.10.

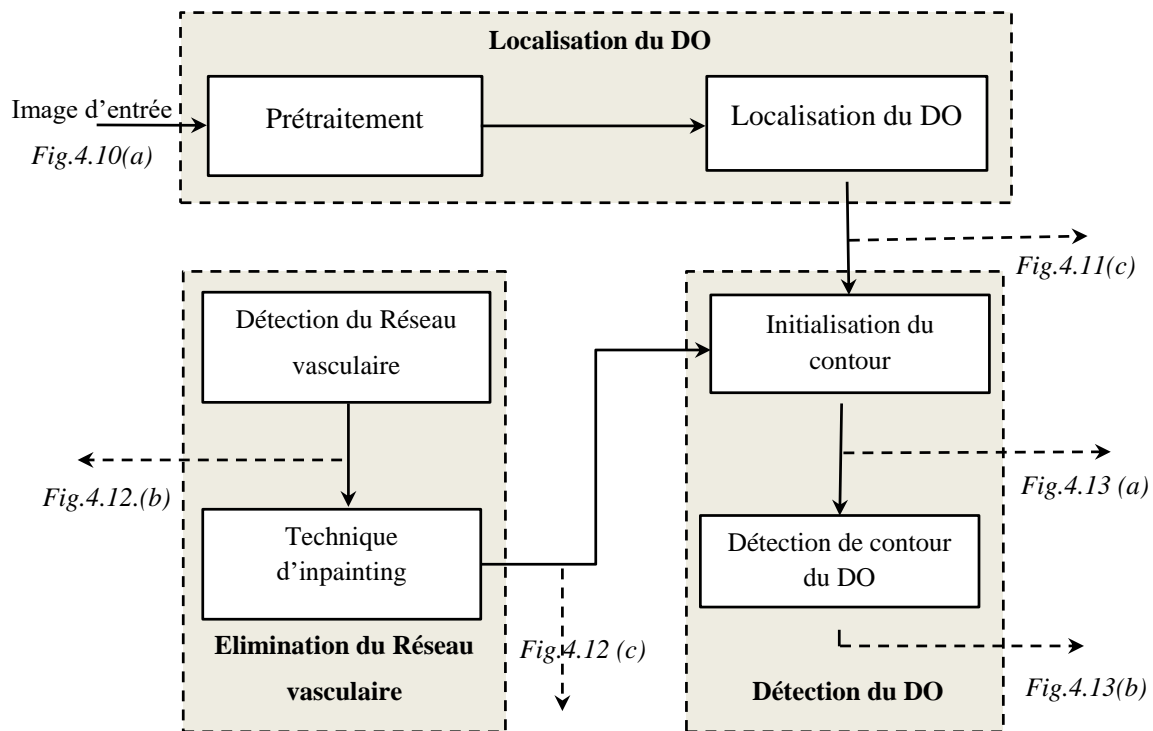


Figure 4-9 Diagramme d'activité de segmentation du DO.

1.1.1.1 Prétraitement

La région du DO est la région la plus lumineuse, son contour apparaît en meilleur contraste dans les deux canaux rouge et vert [39]. Par conséquent, nous avons fait cette hypothèse en combinant ces deux canaux de l'image RVB par l'équation suivante :

$$I(x, y) = 0.75 \times I_r(x, y) + 0.25 \times I_g(x, y) \quad (4.8)$$

Où I_r et I_g sont les canaux rouge et vert de l'image RVB respectivement. Ensuite, le masque est appliqué pour éviter le traitement de la partie noire de l'image. En outre, pour éliminer la grande variation de niveau de gris dans cette région et pour réduire le bruit, nous utilisons un filtre médian. Les résultats de prétraitement sont montrés dans la figure 4.10.

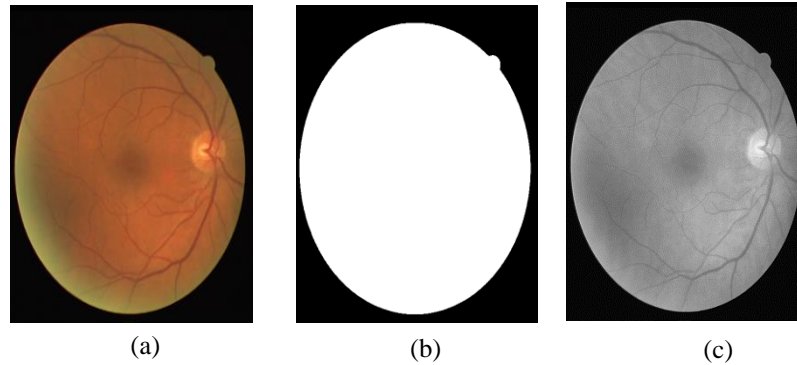


Figure 4-10 Etapes de prétraitement. (a) Image origine. (b) Masque de l'image. (c) Image résultante.

1.8.1.1 Localisation du DO.

Les contours actifs sont largement utilisés en segmentation d'images pour leur capacité à intégrer les processus de détection et de chaînage des contours en un seul processus de minimisation d'énergie. Toutefois l'estimation des paramètres et les problèmes d'initialisation font des contours actifs une méthode difficile à calibrer. Par conséquent, la localisation du DO obtenue dans l'approche précédente est utilisée comme le point d'initialisation de contour pour la segmentation de contour du DO.

Comme nous l'avons vu, le DO a été identifié comme le point focal de l'arbre vasculaire. Cette méthode a utilisé l'algorithme CSS pour détecter les coins. Puis, une fenêtre à peu près de la taille du DO déplacée automatiquement pour le localiser. Figure 4-11 montre un exemple des étapes de localisation du DO pour l'image de la base de données DRIVE.

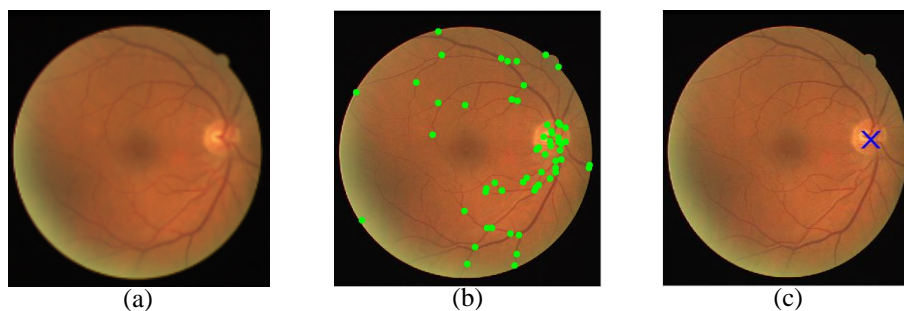


Figure 4-11 Etapes de localisation du DO. (A) Image origine, (b) détection de coin CSS, (c) localisation du DO.

1.8.1.2 Extraction du réseau vasculaire

La région du DO est divisée en plusieurs sous-régions par les vaisseaux sanguins qui la proviennent, ce qui remet sa segmentation difficile. En effet, l'obtention du DO sous forme d'une région homogène est nécessaire pour la segmentation par la méthode du contour actif. En fait, nous avons appliqué l'approche proposée dans le chapitre 3 de détection du réseau vasculaire. Cette méthode a utilisé le filtre vesselness fondé sur l'analyse multi-échelle de la matrice Hessienne pour détecter des vaisseaux sanguins.

Afin d'éliminer ces vaisseaux détectés, nous avons appliqué une technique d'inpainting. Plusieurs approches ont été proposées pour cette tâche, Bertalmio et al. [21] ont introduit un algorithme qui remplit automatiquement les informations manquantes situées sur le bord de la zone à reconstruire. Notons que le gradient d'un pixel représente la direction de la plus forte variation des valeurs, c'est la direction orthogonale aux contours. Ainsi on définit les isophotes comme étant la rotation de 90 degrés du vecteur gradient. Nous avons obtenu des résultats acceptables avec la procédure itérative suivante :

- Sélectionner la bordure du masque de réseau vasculaire segmenté ;
- Pour chaque pixel de bordure, en calculons la moyenne des pixels 3x3 voisin ;
- Remplir la bordure du masque par les valeurs calculées ;
- Recalculer la bordure du masque ; S'il n'est pas vide, répéter.

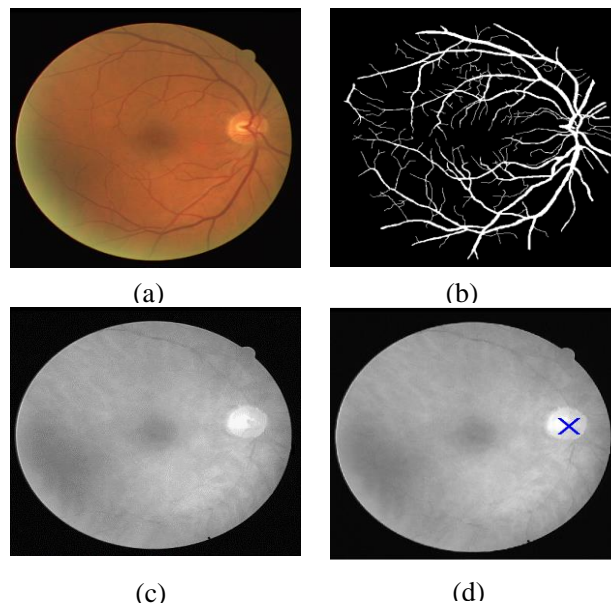


figure 4-12 Résultat d'élimination du réseau vasculaire. (a) Image originale. (b) segmentation des vaisseaux. (c) Elimination vaisseaux. (d) position initiale du contour.

Ensuite, pour obtenir un DO homogène une opération de la fermeture morphologique sur l'image résultante de la technique inpainting a été appliquée (voir figure 4.12 (c)), en utilisant un élément structurant disque de taille 5. La figure 4.13 présente les résultats de détection et d'élimination de réseau vasculaire.

1.8.1.3 Segmentation de contour du DO

Une fois les vaisseaux sont éliminés, et pour segmenter le contour du DO, nous avons utilisé un modèle de contour actif (CA) avec la formulation variationnelle des ensembles de niveaux (*level set*) [104]. Un CA est une courbe qui évolue d'une forme initiale vers les contours de l'objet d'intérêt. La technique du CA est devenue très populaire et est largement utilisée dans la segmentation d'images. L'objectif principal de cette technique est de segmenter un objet en déformant itérativement un contour jusqu'à ce qu'il atteigne les frontières de l'objet en minimisant une énergie calculée à partir de différents critères. Zhang et al. [104] ont proposé le modèle LBF (local binary fitting) de CA implicite basée sur la statistique régionale locale dans le voisinage des pixels et sur l'information de contour. L'aperçu de cette méthode est d'introduire une fonction de noyau pour définir une énergie LBF fonctionnelle comme suit :

$$\begin{aligned}
 E(C, f_1, f_2) = & \lambda_1 \int_{int(C)} k(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy \\
 & + \lambda_2 \int_{Ext(C)} k(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy
 \end{aligned} \tag{4.9}$$

Avec λ_1 et λ_2 sont des constantes positives. Et k est la fonction noyau dans laquelle $k(u)$ diminue et rapproche de zéro tant que $|u|$ augmente, et $f_1(x)$ et $f_2(x)$ sont deux valeurs d'intensités de l'image au point x . Le point x est le centre de l'intégrale ci-dessus. k est un noyau Gaussien définie par :

$$k(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{a} \exp\left(-\frac{|x-y|^2}{2\sigma^2}\right) & \text{si } |x-y| \leq r \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \tag{4.10}$$

Avec σ est l'écart type, r un rayon autour d'un point x dans le domaine local (dans ce travail nous avons utilisé un rayon de 20 pixels) et a est la constante de normalisation telle que $\int k(x-y) = 1$.

Pour atteindre un bon résultat de détection de contour, il faut minimiser l'énergie E_{LBF} pour chaque point x dans le domaine d'image Ω . Cela peut être résolu par l'équation :

$$E(C, f_1, f_2) = \int_{\Omega} E_{LBF}(C, f_1, f_2) dx \quad (4.11)$$

Dans la formulation des ensembles de niveaux, une fonction Heaviside $H(\phi(y))$ est employée pour spécifier l'intérieur et l'extérieur de contour C . L'énergie $E_{LBF}(C, f_1, f_2)$ peut-être réécrite comme suit :

$$\begin{aligned} E_{LBF}(\phi, f_1, f_2) = & \lambda_1 \int_{int(C)} k(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy \\ & + \lambda_2 \int_{Ext(C)} k(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(y))) dy \end{aligned} \quad (4.12)$$

Où H est la fonction Heaviside. Ainsi, l'énergie d'adaptation E dans l'équation (4.11) peut être écrit comme suit :

$$\begin{aligned} E(\phi, f_1, f_2) = & \int_{\Omega} \left[\lambda_1 \int_{int(C)} k(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy + \right. \\ & \left. \lambda_2 \int_{Ext(C)} k(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi(y))) dy \right] dx \end{aligned} \quad (4.13)$$

Afin d'assurer une évolution stable de la fonction des ensembles de niveaux ϕ , Zhang et al. [104] ont ajouté le terme de régularisation de distance pour pénaliser l'écart de la fonction des ensembles de niveaux. Cette distance est définie par :

$$D(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)| - 1)^2 \quad (4.14)$$

La longueur pénalisée par localement de faible contraste ϕ , est nécessaire pour régulariser le contour au niveau zéro. Elle est donnée par :

$$L(\phi) = \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx \quad (4.15)$$

D'ailleurs, ils ont défini l'entière énergie fonctionnelle par :

$$F(\phi, f_1, f_2) = E(\phi, f_1, f_2) + \alpha D(\phi) + \beta L(\phi) \quad (4.16)$$

Avec α et β sont deux constantes non négatifs.

L'approximation de la fonction Heaviside dans l'Eq. (4.11) est définie par :

$$H(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan(x) \right] \quad (4.17)$$

Afin de diminuer la complexité du calcul de la méthode standard des ensembles de niveaux. La dérivée de H est définie par la fonction Dirac delta comme suit :

$$\delta(x) = H'(x) = \frac{1}{\pi} \frac{1}{1+x^2} \quad (4.18)$$

Une minimisation de ce problème aboutit aux équations de Euler-Lagrange suivantes :

$$\int k(x-y)(I(y) - f_1(x))H(\phi(y))dy = 0 \quad (4.19)$$

Et

$$\int k(x-y)(I(y) - f_1(x))(1 - H(\phi(y)))dy = 0 \quad (4.20)$$

D'après (4.19) et (4.20), on trouve :

$$f_1(x) = \frac{k(x-y) * [H(\phi(y))I(y)]}{k(x-y) * H(\phi(y))} \quad (4.21)$$

Et

$$f_2(x) = \frac{k(x-y) * [(1 - H(\phi(y)))I(y)]}{k(x-y) * (1 - H(\phi(y)))} \quad (4.22)$$

Notons que les dénominateurs de l'équation (4.21) et de l'équation (4.22) sont toujours positifs, c.à.d. : $H(\phi) > 0$ et $1 - H(\phi) > 0$.

La technique de descente de gradient est traditionnellement utilisée pour déduire l'équation d'évolution du CA. Ce dernier tendra à minimiser l'énergie dont le minimum correspond à la segmentation de l'objet recherché dans l'image :

$$\vec{F}(s) = (x(s), y(s)) \quad (4.23)$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta(\phi)(\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + \beta \delta(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha \left(\nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) \quad (4.24)$$

Où e_1 et e_2 sont des fonctions définies par :

$$e_1(x) = \int_{\Omega} k(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy \quad (4.25)$$

Et

$$e_2(x) = \int_{\Omega} k(x - y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \quad (4.26)$$

Où f_1 et f_2 sont donnés par l'équation (4.21) et l'équation (4.22), respectivement. Le résultat de la segmentation du contour de DO est illustré à la figure 4.13 (b).

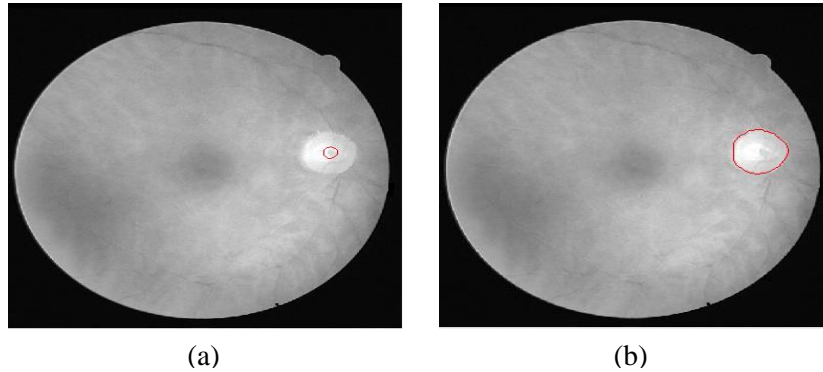


Figure 4-13 Segmentation du DO. (a) Initialisation du CA, (b) détection de contour du DO.

1.8.1.4 Résultats et discussions

Pour tester l'approche proposée, nous avons utilisé les images des bases de données DRIVE et MESSIDOR [105]. La base de données MESSIDOR se compose de 1200 images de fond d'oeil. Ces images ont été acquises par l'Hôpital Lariboisière à Paris, la Faculté de Médecine Saint-Etienne CHU de Brest (France). 800 images sont acquises avec dilatation de la pupille et 400 images sans dilatation, en utilisant un rétinographe non mydriatique de type Topcon TRC NW6 avec un champ de vision de 45° . Les images ont une taille de $1440 * 960$ pixels pour 588 images, $2240 * 1488$ pixels pour 400 images et $2304 * 1536$ pixels pour 212 images. Toutes les images sont enregistrées en format TIFF non compressé.

Pour ces bases de données, nous avons sélectionné 60 images (20 images de DRIVE et 40 images de MESSIDOR). Ces images ont été divisées en deux catégories : 15 images saines ayant un fort ou faible contraste et 45 images contenant différentes lésions pathologiques. Les exemples des résultats de segmentation de contour du DO obtenus par notre méthode et ceux obtenus par la méthode proposée par Aquino et al. [37], sont illustrés dans la figure 4.14 et la figure 4.15, respectivement. Les résultats obtenus sont satisfaisants et le contour est bien défini. Cependant dans quelques images où les lésions sont situées au niveau du DO, l'algorithme a raté une partie du DO.

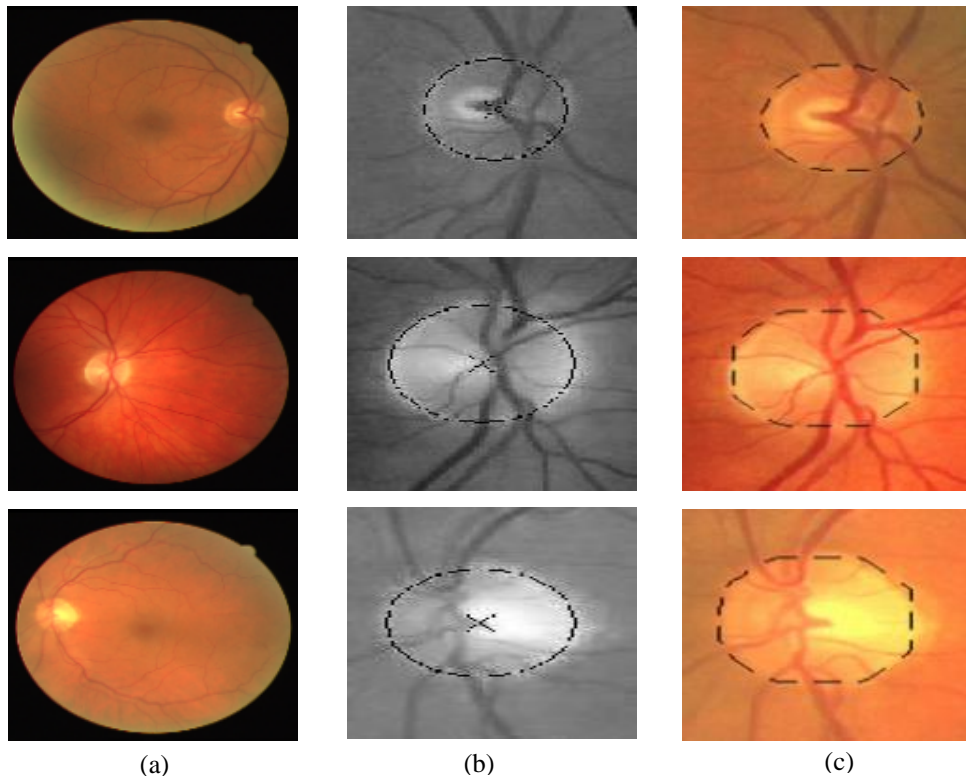


Figure 4-14 Comparaison de résultats de segmentation du DO pour DRIVE. (a) images originales, (b) Segmentation par Aquino et al., (c) segmentation par notre approche.

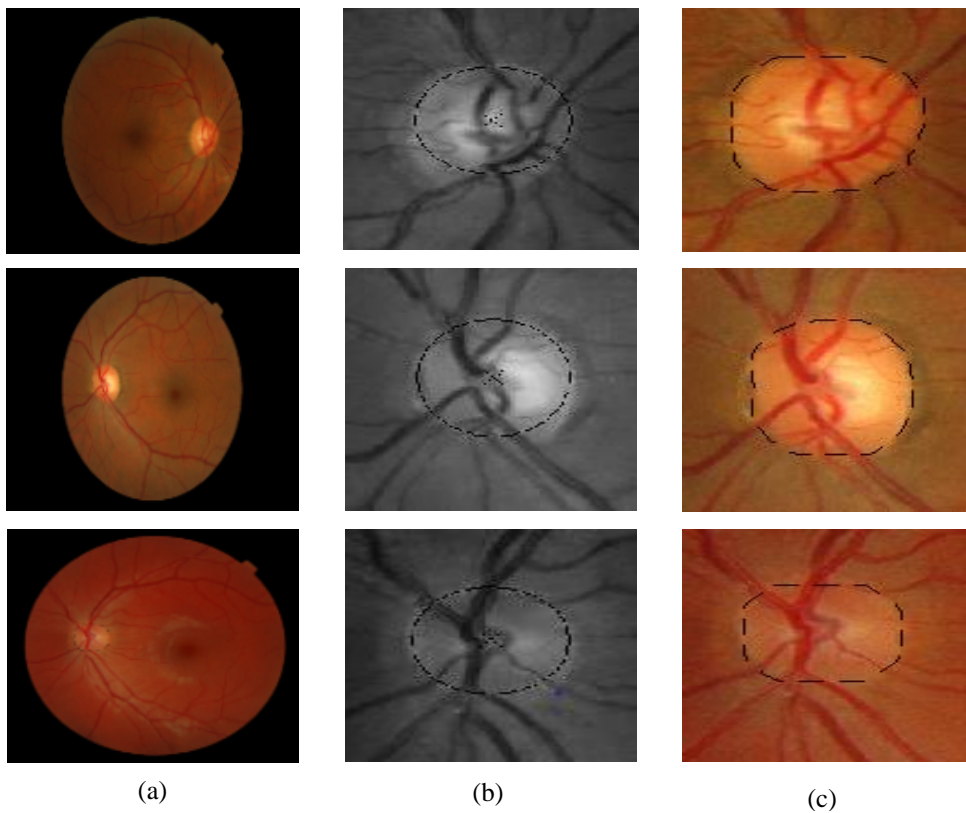


Figure 4-15 Comparaison de résultats de segmentation du DO pour MESSIDOR. (a) images originales, (b) Segmentation par Aquino et al., (c) segmentation par notre approche.

Afin de comparer les performances de la méthode proposée avec d'autres algorithmes de l'état de l'art, nous avons évalué la détection de contour du DO à l'aide des paramètres de la sensibilité (Se), la spécificité (Sp) et le score de similarité (S). Le tableau 4.3 résume les paramètres de performances utilisés par les algorithmes de segmentation du DO.

Sensibilité	$\frac{TP}{TP + FN}$
Spécificité	$\frac{TN}{TN + FP}$
Score de similarité	$S = \frac{Np(D \cap E)}{Np(D \cup E)}$

Tableau 4-3 Paramètres de performances pour la segmentation du DO.

Avec D et E sont les deux régions de DO segmentées manuellement et par l'algorithme respectivement ; $Np(x)$ est le nombre des pixels dans la région x .

Pour DRIVE l'algorithme a obtenu un taux moyen de sensibilité, spécificité et de score de similarité de 93,7%, 99,65 % et 0.84 respectivement. Ainsi pour MESSIDOR il a obtenu $Se = 94,2\%$, $Sp = 99.73\%$ et $S = 0.87$.

Base de données	Méthode	S	Se (%)	Sp (%)
DRIVE	Walter et al. [17]	-	92.8	100
	Boykov et al. [44]	0.55	73.98	-
	Gonzalez et al. [106]	0.82	98.19	-
	Welfer et al. [44]	0.42	83.54	99.81
	Méthode proposée	0.84	93.7	99.65
MESSIDOR	Yu et al. [107]	0.84	-	-
	Aquino et al. [37]	0.86	-	-
	Sarathi et al. [108]	0.89	-	-
	Méthode proposée	0.87	94.2	99.73

Tableau 4-4 Comparaison des performances des méthodes de segmentation du DO pour les images de DRIVE et MESSIDOR.

Afin de mieux évaluer la fiabilité de l'approche proposée, nous avons tenté à comparer nos résultats à ceux obtenus par des méthodes existantes dans la littérature (tableau 4.4). A cause de la diversité des bases de données et de la différence de nombre des images utilisées par chaque algorithme étudié, il est difficile de faire cette comparaison.

4.3 Conclusion

La papille est un élément principal de la rétine, sa détection est essentielle pour un système d'analyse d'images rétiniennes. Dans le cadre de ce travail, nous avons présenté une méthode pour la segmentation du DO. Cette méthode se divise en deux étapes.

La première étape est consacrée à la localisation du DO basée sur la convergence de l'arbre vasculaire, cette technique a été testée sur les bases de données DRIVE, CHASE DB1 et SRARE. L'algorithme atteint un taux de précision de 100% pour les deux bases de données DRIVE, CHASE_DB1 et 96,3% pour STARE. Ces résultats obtenus montrent que notre système est capable de localiser le DO avec précision par rapport aux autres travaux de recherche. En outre, la méthode proposée présente un avantage important d'être applicable à tous les types d'images de la rétine atteinte et saine sauf les images où l'arbre vasculaire est complètement détruit.

La deuxième étape présente une approche de détection du contour de DO, cette méthode a été évaluée par 60 images de deux bases de données DRIVE et MESSIDOR. Ces images avaient des qualités variables et avec différents types des pathologies. La mesure de la sensibilité, la spécificité, et le score de similarité a été utilisée pour évaluer la performance de nos algorithmes. Les résultats obtenus étaient satisfaisants et très encourageants. L'évaluation de la méthode proposée a été effectuée par une comparaison de ces résultats obtenus par rapport aux résultats des autres travaux de recherche.

La détection des éléments principaux est une étape importante dans le diagnostic d'images rétiniennes. D'une part, elle permet de dépister et de suivre des maladies rétiniennes. D'autre part, elle permet de faciliter la détection des lésions liées à la RD, de réduire le nombre de faux positifs dans la détection et d'évaluer les progrès d'une thérapie. La robustesse et l'efficacité prouvées par nos résultats montrent que nos méthodologies seront appropriées pour aider au dépistage des signes précoces de la RD qui seront le sujet des chapitres suivants.

TROISIEME PARTIE :
Détection des lésions caractéristiques à la
RD

Chapitre 5 : Détection des exsudats

5.1 Introduction

La rétinopathie diabétique est l'une des principales causes de la cécité et de la déficience visuelle. A l'échelle mondiale, environ 93 millions de personnes sont atteintes de la RD. Elle touche environ 25-30% des patients diabétiques, et 60% des patients diabétiques de type 2 depuis plus de 10 ans. Les lésions qui caractérisent la RD sont les micro-anévrismes, les hémorragies et les exsudats [5].

Les exsudats sont formés par des dépôts de lipides et de lipoprotéines et traduisent une perméabilité vasculaire anormale des vaisseaux. Ils sont issus des anomalies microanévrismes. En effet, leur paroi laisse diffuser non seulement du sérum, mais aussi des substances de gros poids moléculaires telles que les lipoprotéines qui seront à l'origine des exsudats. Ils sont bien contrastés par rapport au fond, sous forme de dépôts jaunâtres/blanchâtres, de taille variée avec contours bien définis [8]. Un exemple d'image rétinienne contenant des exsudats est montré dans la figure 5.1.

Un dépistage efficace favorise l'accès au traitement précoce qui permet d'éviter les complications oculaires sévères telle la RD. Un suivi régulier et une chirurgie au laser peuvent réduire le risque de cécité de 90%. En effet, la sévérité et les différents stades de la maladie sont déterminés en fonction du type, de la quantité et de la localisation des exsudats dans la rétine. La détection des exsudats dans la région maculaire est une information importante pour l'ophtalmologiste. Sa détection permet de classer le niveau de la RD et le risque d'œdème maculaire [93]. Le nombre, la grosseur et la distribution des exsudats durs est un signe typique du niveau de gravité de la maladie.

Le problème qui se pose lors de la détection des exsudats est le manque d'information sur leur taille et leur forme. La couleur et la luminosité élevée seules ne permettent pas d'avoir une bonne détection des exsudats, puisqu'il existe d'autres éléments dans l'image rétinienne ayant le même aspect que les exsudats, notamment le DO et les régions fortement éclairées. Dans ce chapitre, nous avons développé une méthode de segmentation, qui se base sur une montée du gradient de la densité de probabilité estimée et le regroupement des points stationnaires proches selon la variation locale de la couleur et de la luminosité pour la détection des exsudats.



Figure 5-1 Image rétinienne avec des exsudats.

5.2 Méthodologie

La méthodologie commence par l'élimination du DO en utilisant la méthode proposée dans le chapitre 4, suivie par l'algorithme de décalage de la moyenne (Mean Shift) pour la segmentation d'exsudats et enfin on a appliqué la technique de coupe normalisée afin de séparer les exsudats du fond. Les étapes de l'approche proposée sont décrites dans l'organigramme de la figure 5-2.

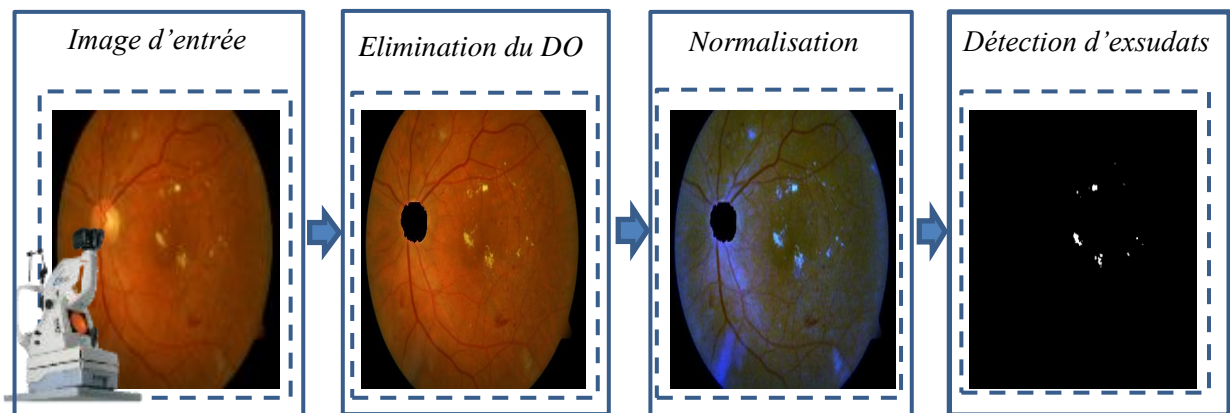


Figure 5-2 Organigramme de détection des exsudats.

5.2.1 Elimination du DO

Le résultat de la segmentation des exsudats dans les images rétiniennes par utilisation de l'algorithme de décalage de la moyenne montre également la présence du DO, en raison de la similitude de ses attributs avec ceux des exsudats en termes de couleur et de luminosité. En effet, l'élimination préalable du DO est une étape fondamentale de prétraitement.

Afin de segmenter le DO, nous avons utilisé la méthode proposée dans le chapitre 4. Le résultat d'extraction du DO de l'image rétinienne est montré dans la figure. En effet, pour séparer le DO du fond d'œil, nous avons réalisé une opération de soustraction entre l'image binaire du DO extrait et l'image origine. Un exemple d'élimination du DO est présenté dans la figure 5-3.

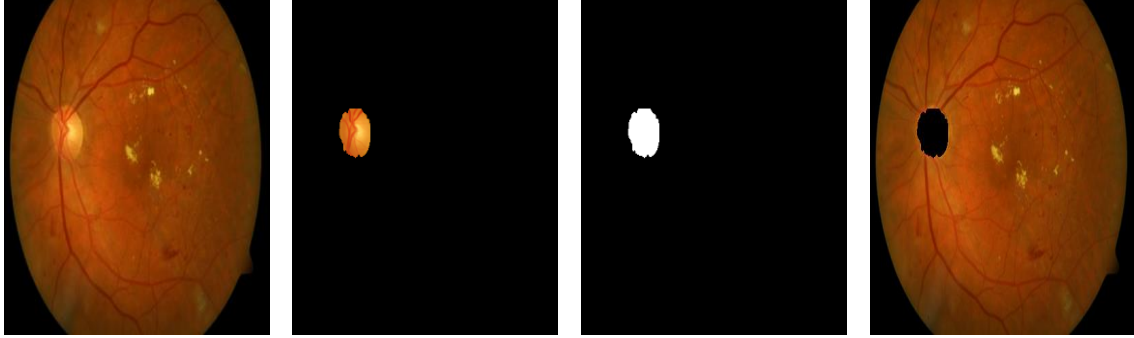


Figure 5-3 Résultat d'élimination du DO. (a) image origine. (b) Segmentation du DO. (c) Image binaire du DO. (d) Elimination du DO.

5.2.2 Correction d'illumination

La normalisation de l'illumination de l'image couleur de la rétine est une étape essentielle pour un prétraitement efficace avant la segmentation. Afin de corriger cette illumination, nous avons adapté la méthode du monde gris (Gray World) [109]. Ce modèle suppose que la moyenne du monde perçu est grise et que chaque écart de cette moyenne est causé par la couleur de l'illuminant. Les nouvelles valeurs (R_n, V_n, B_n) des canaux (R, V, B) qu'ils peuvent être calculées en utilisant l'équation suivante :

$$R_n = \alpha_r * I_r, \quad G_n = \alpha_v * I_v, \quad B_n = \alpha_b * I_b \quad (5.1)$$

Avec $(\alpha_r, \alpha_v, \alpha_b)$ sont des coefficients de gain associés aux trois canaux (R, V, B) respectivement. Ces coefficients sont définis par :

$$\alpha_r = \frac{n}{R_{avg}}, \quad \alpha_g = \frac{n}{V_{avg}}, \quad \alpha_b = \frac{n}{B_{avg}} \quad (5.2)$$

Avec :

$$R_{avg} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_r(i, j) \quad (5.3)$$

$$V_{avg} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_v(i, j)$$

$$B_{avg} = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m I_b(i, j)$$

Où n est le facteur de normalisation moyenne défini par :

$$n = \frac{R_{avg} + G_{avg} + B_{avg}}{3} \quad (5.4)$$

Le résultat de la normalisation de la couleur et de l'augmentation du contraste de l'image originale est illustré dans la figure 5-4.

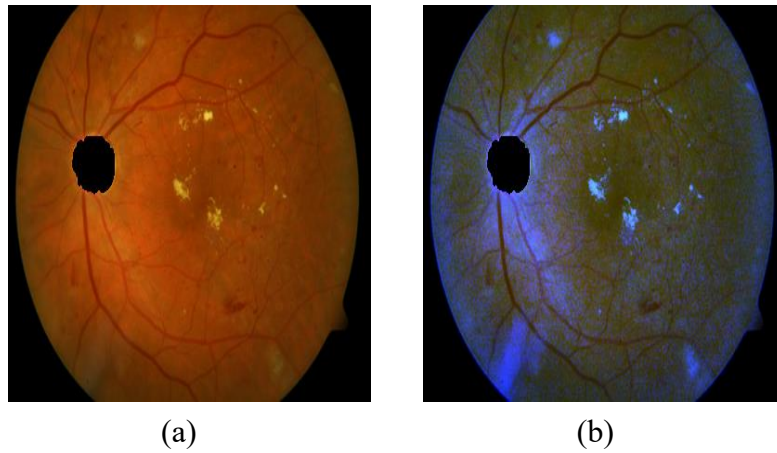


Figure 5-4 Résultat de correction d'illumination. (a) image origine sans de DO. (b) image résultante

5.2.3 Modèle de décalage de la moyenne

L'algorithme de décalage de la moyenne (Mean Shift, MS) introduit par Comaniciu et Meer [110] dans le cadre de l'analyse d'espace de caractéristiques, permet de trouver les différentes régions dans l'espace joint spatial/colorimétrique. C'est un algorithme non paramétrique de partitionnement de données multidimensionnelles basé sur l'utilisation de noyaux. Il s'agit d'une méthode itérative de montée de gradient permettant de trouver les modes de la densité d'un nuage de points. Le mode d'un nuage de point correspond à un maximum local de sa densité. L'idée intuitive de MS est tout à fait naturelle et simple. À partir d'un vecteur quelconque x_i appartenant à un ensemble $S = \{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ de n données non étiquetées, nous pouvons atteindre via un processus itératif un point stationnaire dénommé le mode de la densité. La méthode MS consiste à appliquer deux étapes principales à savoir le filtrage MS qui permet

de donner une convergence à chaque pixel et la segmentation MS qui consiste à grouper les pixels.

5.2.3.1 Filtrage Mean Shift

Le filtrage MS est bien décrit dans [110], et nous ne rappelons ici que très brièvement le principe. Par conséquent, le filtrage MS revient à chercher de manière itérative les solutions de l'équation $\nabla f(x) = 0$ sans estimer la densité.

Soit $S = \{x_i\}_{i=1,\dots,n}$, un ensemble de n points dans l'espace de dimension d . Un noyau est caractérisé par son profil. Le profil est une fonction $k : [0, \infty[\rightarrow \mathbb{R}$. Nous choisissons les noyaux symétriques suivants :

$$k(x) = c_{k,d} k(\|x\|^2) \quad (5.5)$$

Où $c_{k,d}$ est une constante de normalisation strictement positive. L'estimation non paramétrique de la densité en un point x est donnée par :

$$f(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{\|x - x_i\|}{h}\right) \quad (5.6)$$

Où h le rayon de fenêtre du noyau. Le gradient de l'estimateur à noyau fixe (Eq 5.5) est donné par :

$$\begin{aligned} \nabla f(x) &= \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \sum_{i=1}^n (x_i - x) g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \\ &= \frac{2c_{k,d}}{nh^{d+2}} \left[\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|^2\right) \right] m_{h,G}(x) \end{aligned} \quad (5.7)$$

Où $m_{h,G}$ est le vecteur MS :

$$m_{h,G}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\|(x - x_i)/h\|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\|(x - x_i)/h\|^2)} - x \quad (5.8)$$

Avec $g(s) = -k(s)$.

Le vecteur MS est une estimation du gradient normalisé, à un coefficient multiplicatif près, et permet de définir un chemin menant à un maximum local de la densité, c'est-à-dire un mode du nuage de point. La procédure de filtrage MS est décrite dans l'annexe.

5.2.3.2 Segmentation mean Shift

L'étape de segmentation peut être directement déduite de cette procédure de filtrage en regroupant tous les points qui ont convergé vers le même mode. Les emplacements successifs du noyau se trouvent dans la séquence $\{X_i\}_{i=1,\dots,n}$, donnée dans l'expression suivante :

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\|(x - x_i)/h\|^2)}{\sum_{i=1}^n g(\|(x - x_i)/h\|^2)} ; j = 1, 2, \dots \quad (5.9)$$

Où y_1 est le centre de la position initiale du noyau. Le résultat de la segmentation des exsudats est illustré dans la figure 5-5.

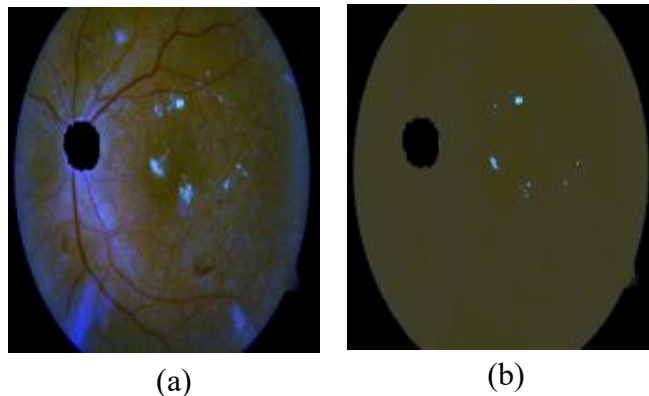


Figure 5-5 (a) Image après les prétraitements. (b) Après l'application de MS.

5.2.3.3 Seuillage Entropique

Après avoir segmenté les exsudats par la méthode MS, il suffit d'appliquer une opération de seuillage automatique sur le canal rouge de l'image résultante (figure 5.6 (a)) pour les séparer du fond. Le seuillage représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'image pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil. Le problème de seuillage consiste alors à rechercher la valeur du seuil. Nous avons appliqué la méthode de seuillage de Pun [111] qui est basée sur la maximisation de l'entropie globale de Shannon pour effectuer cette opération.

Nous avons considéré deux distributions de probabilité (l'objet (O) et le fond (F)). Soit $p_1, p_2, \dots, p_s, \dots, p_n$ la distribution du niveau de gris.

La distribution de probabilité de (O) : $\frac{p_1}{p_s}, \frac{p_2}{p_s}, \dots, \frac{p_s}{p_s}$

La distribution de probabilité de (F) : $\frac{p_{s+1}}{1-p_s}, \frac{p_{s+2}}{1-p_s}, \dots, \frac{p_n}{1-p_s}$

L'entropie de (O) est :

$$H(O) = - \sum_{i=1}^s \frac{p_i}{p_s} \ln \frac{p_i}{p_s} \quad (5.10)$$

L'entropie de (F) est :

$$H(F) = - \sum_{i=s+1}^n \frac{p_i}{1-p_s} \ln \frac{p_i}{1-p_s} \quad (5.11)$$

Donc, le seuil optimal est :

$$Th = \operatorname{argmax}\{H(O), H(F)\} \quad (5.12)$$

Le résultat final de la détection des exsudats est illustré dans la figure 5-6 (b).

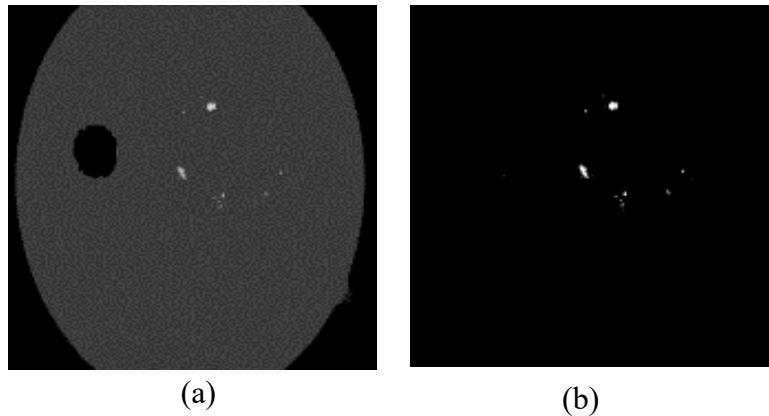


Figure 5-6 (a) Canal rouge de l'image après segmentation MS. (b) résultat de seuillage

5.3 Résultats et discussion

Dans notre travail, nous avons utilisé les images des bases de données DIARETDB0, DIARETDB1.

DIARETDB0

DIARETDB0 se compose de 130 images en couleur du fond d'œil, dont 20 images sont normales et 110 contiennent des signes de RD (exsudats, micronaneurysmes, hémorragies). Les images ont été capturées par un champ de vision de 50 degrés avec des réglages inconnus. Dans DIARETDB0 la vérité au sol est disponible pour les 50 premières images.

DIARETDB1

Cette base d'images est composée de 89 images couleur de la rétine dont 84 images contiennent les signes de la rétinopathie diabétique non proliférante et 5 images considérées saines. Les images sont capturées avec un champ de vision de 50 degrés avec une haute résolution. La taille des images est de 1500 * 1152 pixels.

Pour tester la validité et la fiabilité de la méthode proposée, nous avons effectué une série de tests sur un ensemble d'images couleur issues de la base de données DIARETDB0 et DIARETDB1. Les résultats de la segmentation des exsudats pour ces deux bases de données DIARETDB0 et DIARETDB1 sont montrés dans les figures 5-7 et 5-8, respectivement. La robustesse de l'algorithme proposée peut être montrée dans la constante du résultat obtenu par rapport à des changements de paramètres de qualité de l'image (l'influence de bruit, faible contraste et la résolution).

Afin de fournir une analyse statistique de la performance de la méthode proposée, nous avons effectué une comparaison de nos résultats de détection des exsudats par rapport à une détection manuelle réalisée par des ophtalmologues dans les bases de données précédentes. Les paramètres d'évaluation utilisés sont la sensibilité, la spécificité et le taux de précision :

$$Se = \frac{Vp}{Vp + Fn} \quad (5.13)$$

$$Sp = \frac{Vn}{Vn + Fp} \quad (5.14)$$

$$Acc = \frac{Vp + Vn}{Vp + Vn + Fp + Fn} \quad (5.15)$$

Où :

- Vp : le nombre de pixels classés comme exsudats par la méthode proposée et une détection manuelle par l'ophtalmologue.
- Fp : le nombre de pixels non exsudatifs détectés comme exsudats par la méthode proposée.
- Vn : le nombre de pixels non exsudatifs détectés par la méthode proposée et par l'ophtalmologue.
- Fn : le nombre des pixels exsudatifs détectés comme non exsudatifs par la méthode proposée.

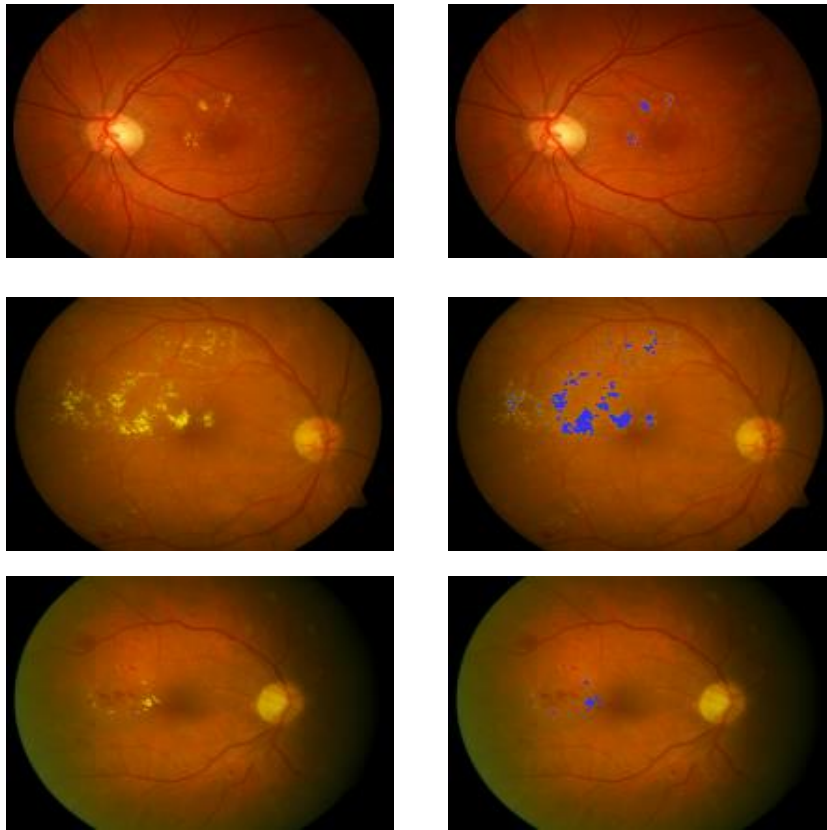


Figure 5-7 Résultats de segmentation des exsudats dans différents types d'images de la base de données DIARETDB0.

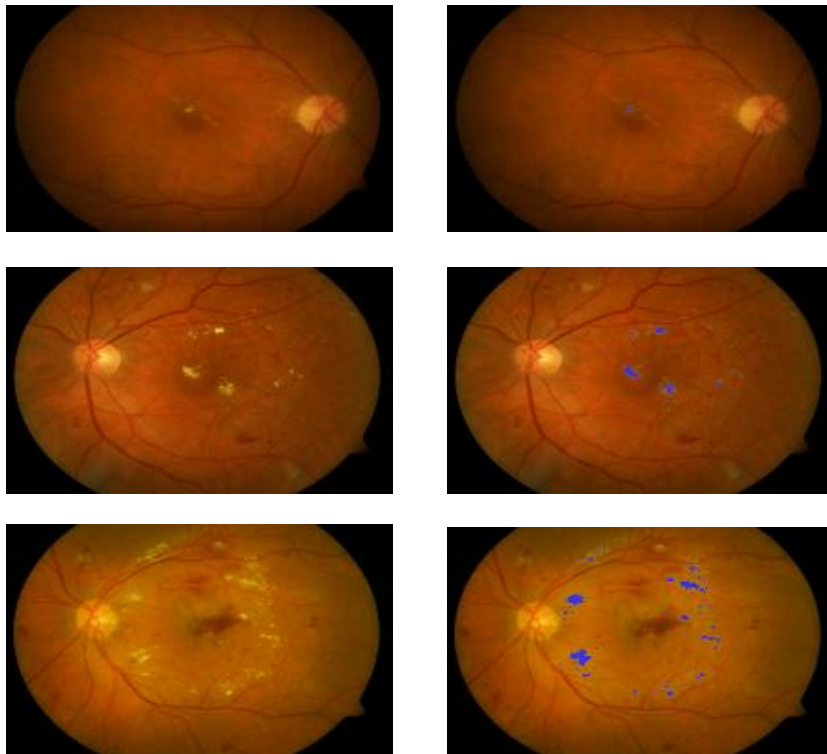


Figure 5-8 Résultats de segmentation des exsudats dans différents types d'images de la base de données DIARETDB1.

Les résultats obtenus de sensibilité, spécificité et la précision pour les 20 images contenant des exsudats des bases de données DIARETDB0 et DIARETDB1 sont présentés dans les figures 5-9 et 5-10, respectivement. Pour la base de données DIARETDB0, la méthode proposée a obtenu un taux moyen de sensibilité, de spécificité et de précision de 93,22%, 99,29 % et 99,22% respectivement. Ainsi que la base de données DIARETDB1 donne un taux moyen de sensibilité, de spécificité et de précision de 92,99%, 99,17% et 99,09% respectivement.

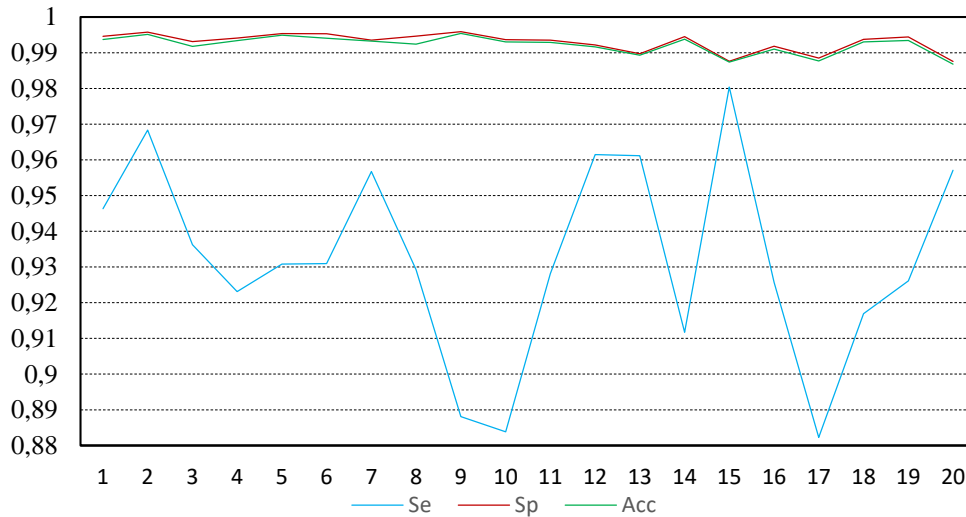


Figure 5-9 Graphes des paramètres de performances : la sensibilité, spécificité et précision pour la base de données DIARETDB0.

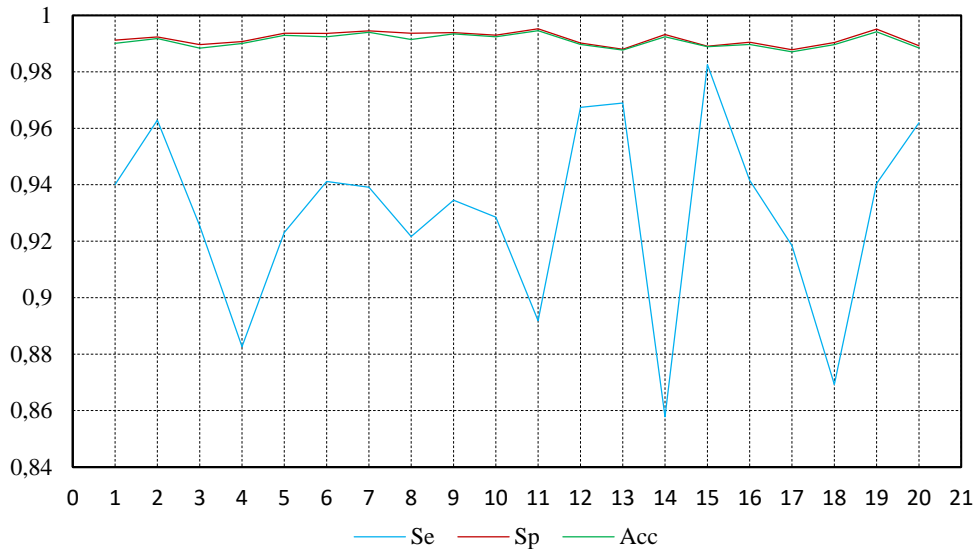


Figure 5-10 Graphes des paramètres de performances : la sensibilité, spécificité et précision pour la base de données DIARETDB1.

Pour mieux évaluer la fiabilité de l'approche proposée, nous avons comparé nos résultats par rapport aux certaines méthodes existantes dans la littérature. Le tableau 5-1 montre les résultats de cette comparaison. Cependant, la majorité de ces algorithmes ont été testés sur plusieurs bases de données avec un différent nombre d'images. Par conséquent, il est difficile de prouver la capacité de ces approches. En outre, les résultats ont été obtenus avec différents paramètres d'évaluation, ce qui rend la comparaison de ces résultats plus difficile. En effet, la méthode proposée a été implémentée sous MATLAB sur un ordinateur Intel CPUi7-4500U, 2.39GHz, 8 Go RAM. Le temps moyenne d'exécution pour chaque image est 10,34 s.

Auteurs	Nombre	Se	Sp	Acc
Sanchez et al. [82]	80	90,2%	-	96,8%
Walter et al. [8]	30	92,8%	-	92,4%
Welfer et al. [87]	89	70,4%	98,84%	
Osareh et al. [92]	300	88,14%	-	80,72%.
Fleming et al. [90]	13219	95%	84,6%	-
Notre méthode	139	93,10%	99.23 %	99,15%

Tableau 5-1 Résultats de performances obtenus avec ceux reportés dans la littérature pour différentes bases de données

5.4 Conclusion

Dans ce travail, nous avons proposé une méthode qui applique l'algorithme MS et un algorithme de seuillage entropique pour la détection des exsudats dans les images de la rétine après une élimination du DO. L'algorithme MS est utilisé sur l'image rétinienne d'entrée sans DO pour segmenter les exsudats. Ensuite, un algorithme de seuillage basé sur entropique maximale est appliqué sur le canal rouge de l'image segmenter afin de séparer les exsudats de fond. Cette approche a été testée sur les bases de données DIARETDB0 et DIARETDB1. Les images de ces bases données avaient des qualités variables et avec différents types de lésions. Les résultats de taux moyen que nous avons obtenus pour ces deux base de données sont : (DIARETDB0 : Se = 93,22%, Sp = 99.29 % et Acc= 99,22%. DIARETDB1 : Se = 92,99%, Sp = 99.17% at Acc= 99,09%). Les résultats étaient satisfaisants et encourageants. Ils pourraient

aider les ophtalmologues pour améliorer la précision du diagnostic, ainsi dans le dépistage et le suivi de la RD avant le passage au stade des complications et afin de réduire la perte d'acuité visuelle chez les personnes diabétiques.

Le chapitre suivant est consacré à la détection des microanévrismes, la méthode proposée, et les résultats obtenus sont présentés.

Chapitre 6 : Détection des microanévrismes

6.1 Introduction

La rétinopathie diabétique est une grave complication importante du diabète et reste une des principales causes de cécité et de malvoyance chez l'adulte entre 25 et 74 ans. Elle est ainsi l'origine de 12 % de l'ensemble des cas de cécité [72]. Selon le premier rapport mondial sur le diabète de l'Organisation mondiale de la santé (OMS), 422 millions d'adultes vivent avec le diabète dans le monde [2]. En général, la RD peut être classée en deux types, la rétinopathie diabétique non proliférative (NPDR) et la rétinopathie diabétique proliférative. Le diagnostic de la RD repose sur l'examen biomicroscopique du fond d'œil après dilatation pupillaire, complété par des photographies du fond d'œil. Cet examen permet d'identifier les différents signes de la RD.

Les microanévrismes sont les premiers signes ophtalmoscopiques de la RD, leur détection est essentielle pour le suivi de la maladie. Leur dissémination ou leur groupement en amas ou en chapelet témoignent d'une hypoxie rétinienne. Ils sont fréquemment observés dans les formes non proliférantes. Ils apparaissent sous forme de lésions punctiformes (ou petit cercle) rouges de petite taille, assez contrastés avec des bords nets. De nombreux auteurs les considèrent comme des précurseurs de la néovascularisation rétinienne. La dimension des microanévrismes varie de 30 à 125 μm [4]. Ils prédominent au pôle postérieur. Ils peuvent se thromboser et disparaître spontanément. Le taux de renouvellements (nombre des microanévrismes qui apparaissent ou disparaissent) est un indicateur de la progression de la maladie dans ses stades initiaux. La figure 6-1 montre un exemple d'une image rétinienne avec des microanévrismes marqués par des cercles blancs.

La détection microanévrismes est une tâche extrêmement complexe. Les objets recherchés sont de très petite taille qu'ils sont très difficile à les distinguer aux petits éléments dû au bruit. La couleur des microanévrismes est différente d'une image à l'autre et leurs valeurs d'intensité similaires à celles des vaisseaux sanguins. Même les spécialistes ne sont pas toujours d'accord dans certains cas, s'il s'agit d'un microanévrisme ou pas. Ces problèmes peuvent influencer sur les performances de l'algorithme de détection des microanévrismes.

Dans ce travail, nous examinons ces problèmes de la détection et nous proposons une méthode pour cette tâche, qu'elle permet d'une part d'améliorer la qualité de l'image et détecter

les régions candidats. D'autre part, elle permet localiser les microanévrismes dans les images couleur de la rétine pour obtenir une haute sensibilité.

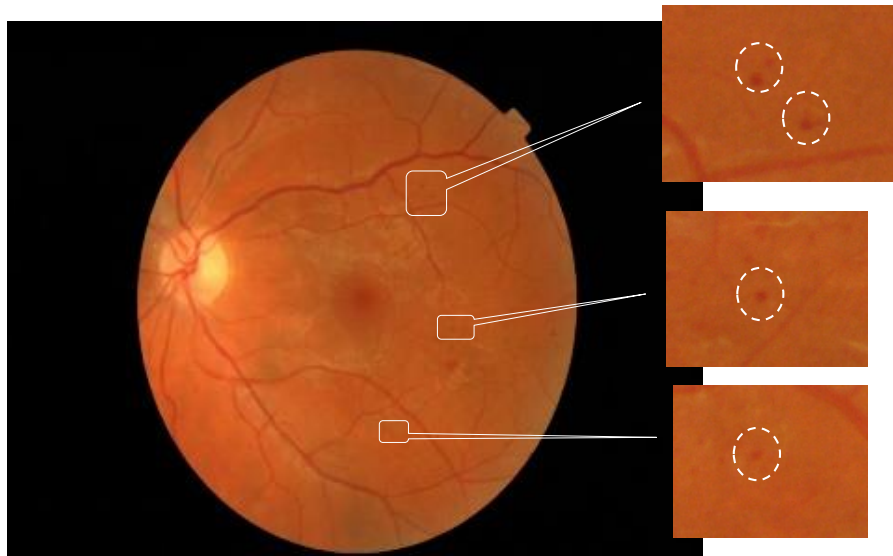


Figure 6-1 Exemple d'une image du fond d'œil contenant plusieurs microanévrismes.

6.2 Méthodologie

Les microanévrismes apparaissent comme des petites régions isolées, circulaire et de couleur rouge. L'algorithme que nous proposons pour la détection des microanévrismes est divisé en cinq étapes principales.

1. Prétraitement.
2. Elimination du réseau vasculaire
3. Sélection des régions candidates.
4. Extraction des caractéristiques
5. Classification

La stratégie principale de l'algorithme de la détection des microanévrismes par la méthode de la ligne de partage des eaux est proposée dans l'organigramme suivant :

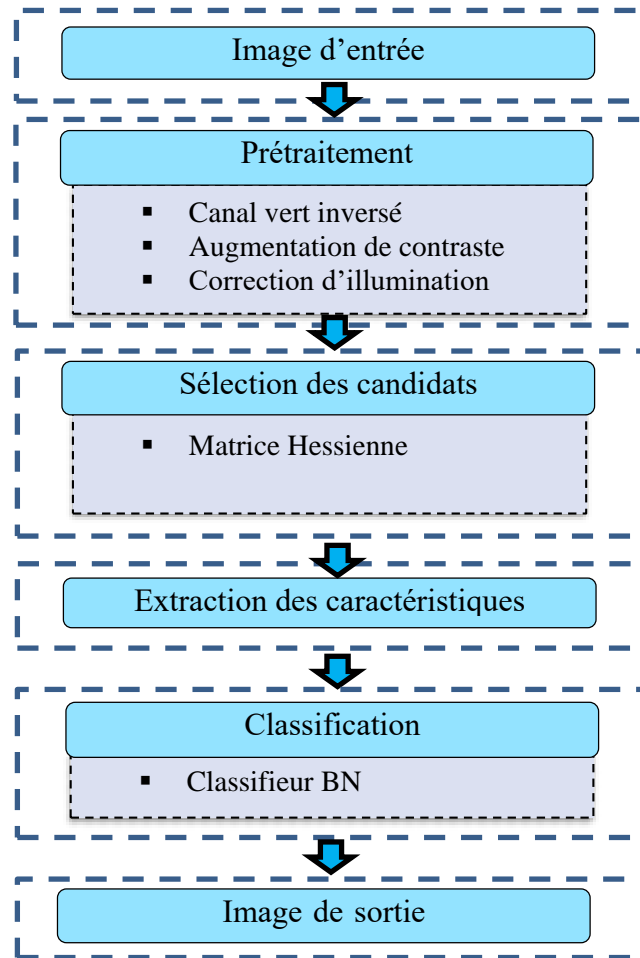


Figure 6-2 Organigramme de détection des microanévrismes.

6.2.1 Prétraitement

La méthode proposée de détection des microanévrismes dans les images couleur consiste, tout d'abord d'augmenter le contraste, de corriger l'illumination non uniforme de l'image et de réduire le bruit.

Tout d'abord, l'image originale est représentée dans le canal vert inversé. Le contraste d'une image est caractérisé par la distribution de valeurs de gris de l'image. Cette distribution peut être changée en appliquant une méthode d'égalisation d'histogramme CLAHE suivie d'un filtre médian avec un masque 5*5 dans le but d'augmenter le contraste et éliminer le bruit respectivement. Cette méthode permet d'uniformiser la luminosité et améliorer le contraste des microanévrismes d'une manière efficace.

Pour corriger l'illumination non uniforme, nous avons appliqué la technique présentée dans le chapitre 4. L'idée principale de cette approche est d'analyser indirectement la distribution d'intensité des pixels à partir des valeurs singulières au lieu d'utiliser des

informations d'histogramme d'intensité directe. L'avantage de cette méthode est de conserver les vaisseaux et les microanévrismes qui sont essentiels pour tous les diagnostics automatiques. Les images résultats montrent un fond uniforme, tout en préservant des structures de taille importante. Les microanévrismes apparaissent avec un meilleur contraste, où on peut les distinguer par rapport au fond. La Figure 6-2 présente clairement que la méthode proposée préserve la luminosité globale de l'image originale ainsi que le contraste. Cette amélioration peut être vue comme un premier pas vers la détection des microanévrismes.

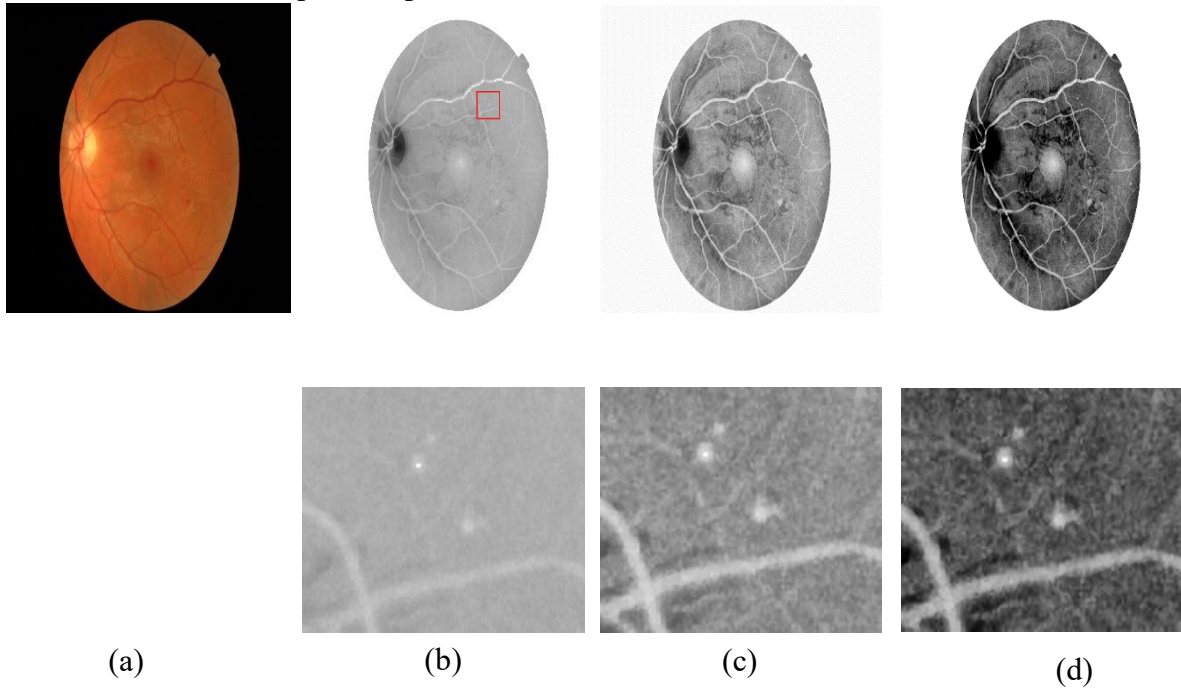


Figure 6-3 Exemple d'image améliorée. (a) Image origine. (b) canal vert inversé. (c) Image après CLAHE. (d) Image résultante. La deuxième ligne montre les détails de l'amélioration du rectangle rouge après chaque étape.

6.2.2 Sélection des régions candidats

Les étapes de prétraitement et d'extraction des régions candidats sont des phases les plus cruciales dans la détection automatique des microanévrismes. Une meilleure sélection de candidats réduit le taux de faux détection ainsi que le temps d'exécution, ce qui augmente la précision et l'efficacité du processus de détection. L'objectif principal de cette étape est d'éliminer les d'objets qui ne sont pas similaires aux microanévrismes.

Pour l'extraction de ces régions, nous avons développé la technique de la matrice Hessienne utilisé dans le chapitre 3. L'avantage de cette méthode est qu'elle est très puissante pour la détection de détails sombres dans l'image rétinienne.

Les valeurs propres de la matrice Hessienne sont définies par l'équation suivante :

$$H(x, y) = \begin{bmatrix} h_{xx} & h_{xy} \\ h_{yx} & h_{yy} \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

Les éléments h de la matrice Hessienne sont le produit de convolution des dérivées secondes partielles de l'image $I(x, y)$ et la fonction gaussienne. Où la déviation standard $\sigma = 2$ pour la sélection des candidats.

Nous notons λ_1 et λ_2 les valeurs propres de la matrice H avec $|\lambda_1| < |\lambda_2|$.

Les microanévrismes apparaissent comme des petits objets, circulaire et sous forme de points sombres. Pour la sélection des régions candidats, nous avons appliqué la fonction de probabilité suivante :

$$P_{cand}(x, y; \sigma) = \begin{cases} 0 & \text{pour } \lambda_1 \geq 0 \text{ ou } \lambda_2 \geq 0 \\ \frac{2}{\pi} \text{Arctan} \left(\frac{|\lambda_1| + |\lambda_2|}{|\lambda_2| - |\lambda_1|} \right) & \text{pour } \lambda_1 \neq \lambda_2 \\ 1 & \lambda_1 = \lambda_2 < 0 \end{cases} \quad (6.2)$$

Le résultat de localisation des régions candidates est illustré dans la figure 6-4.

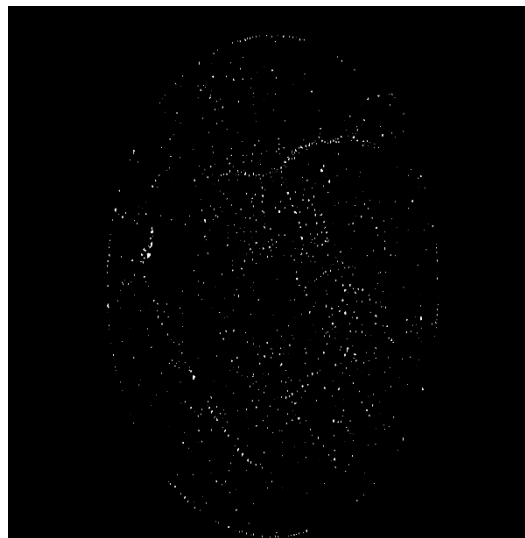


Figure 6-4 Résultat de la sélection des régions candidates.

6.2.3 Elimination du réseau vasculaire

Les résultats obtenus par la méthode de sélection des régions candidats (voir la figure) contient des vrais microanévrismes et des faux positifs. Ces faux positifs sont dus à la similitude de la couleur des microanévrismes et du réseau vasculaire. Par conséquence, l'élimination de l'arbre vasculaire est utilisée pour réduire ce nombre de faux positifs dans la détection des microanévrismes.

En fait, nous avons appliqué l'approche proposée dans le chapitre 3 de détection du réseau vasculaire. Le résultat de segmentation de l'arbre vasculaire est illustré dans la figure. Ensuite, l'arbre vasculaire est éliminé par une opération de soustraction entre le résultat de segmentation du réseau vasculaire et le résultat binaire de sélection des régions candidates.



Figure 6-5 Résultat de la sélection des régions candidates de la figure 6-4 après l'élimination de l'arbre vasculaire

6.2.4 Extraction des caractéristiques

Extraction de caractéristiques est un processus très important dans la phase finale de classification. Il s'agit en effet de déterminer un espace numérique de description dans lequel les données d'images seront projetées et permettant une séparation optimale des classes en présence.

Comme nous l'avons souligné dans la section de sélection des régions candidates, les opérateurs de la matrice Hessienne sont utilisés comme expression différentielle pour calculer les caractéristiques. Si le déterminant de la matrice Hessienne est positif, alors les valeurs

propres de la matrice sont toutes les deux positives ou toutes les deux négatives, ce qui signifie qu'un extremum est présent. Pour chaque région candidate, les caractéristiques suivantes sont extraites :

- Moyenne de $P_{MA}, |H|$
- Maximum de $P_{MA}, |H|$
- Ecart type de $P_{MA}, |H|$

où $|H|$ est le déterminant de la matrice Hessienne et P_{MA} présenté par :

$$P_{MA}(x, y) = \max_{\sigma_{min} < \sigma < \sigma_{max}} P_{cand}(x, y; \sigma) \quad (6.3)$$

Pour identifier les attributs de la forme et de l'intensité, étant accordé que les microanévrismes sont caractérisés par une petite taille de forme circulaire, une couleur rouge (sombre) et un fort contraste par rapport au fond de l'image. Nous avons utilisé les caractéristiques décrites par Zhan et al. [7] comme suit :

1. La surface : $S = \sum_{j \in C} 1$ où C est l'ensemble des pixels candidats. Les microanévrismes ont une petite surface par rapport aux autres objets de la rétine
2. Le périmètre p du candidat. Les microanévrismes ont un petit périmètre par rapport à d'autres objets de la rétine.
3. La circularité : $c = 4\pi S/p^2$. Les vrais microanévrismes sont de forme circulaire
4. Le ratio d'aspect : $r = \frac{l}{w}$ où l et w sont la longueur et la largeur du candidat, respectivement. Pour les vrais microanévrismes $r \approx 1$.
5. L'intensité totale (1) : $I_{vert} = \sum_{i \in C} f_i$ où f_i est le i^{eme} pixel de l'image du canal vert. Les vrais microanévrismes.
6. L'intensité totale (2) : $I_{am} = \sum_{i \in C} g_i$ où g_i est le i^{eme} pixel de l'image améliorée.
7. Intensité moyenne (1) : $M_{vert} = \frac{I_{vert}}{S}$.
8. Intensité moyenne (2) : $M_{am} = \frac{I_{am}}{S}$.
9. L'écart-type de la région candidate dans l'image du canal : $\sigma_{vert} = \frac{\sum_{i \in C} \sqrt{(f_i - M_{vert})^2}}{S}$.
10. L'écart-type de la région candidate dans l'image du canal : $\sigma_{am} = \frac{\sum_{i \in C} \sqrt{(g_i - M_{am})^2}}{S}$.

11. L'intensité normalisée de la région candidate dans l'image du canal vert :

$$N_{vert} = \frac{I_{vert} - x}{\sigma_{vert}} \text{ où } x \text{ la valeur moyenne des pixels du fond.}$$

12. L'intensité normalisée de la région candidate dans l'image du canal vert :

$$N_{am} = \frac{I_{am} - x}{\sigma_{am}} \text{ où } x \text{ la valeur moyenne des pixels du fond.}$$

En résumé, nous avons utilisé 18 caractéristiques (6 de la matrice Hessienne + 12 de forme et intensité) pour extraire les régions des microanévrismes.

6.2.5 Classification des microanévrismes

Une fois les caractéristiques des candidats extraites, le vecteur de caractéristiques sont divisé en deux groupes : des vrais microanévrismes et les faux microanévrismes. En effet, nous avons appliqué la méthode de classification bayésien naïf (BN) pour améliorer les résultats de détection des microanévrismes. Ce classifieur permet de décider si le candidat s'agit d'un microanévrisme ou pas.

Le classifieur BN est l'une des méthodes les plus simples en apprentissage supervisé basée sur le théorème de Bayes avec une forte indépendance (dite naïve) des hypothèses. Un avantage de cette méthode est la simplicité de programmation, la facilité d'estimation des paramètres et sa rapidité.

Les réseaux bayésiens naïfs sont un réseau bayésien très simple consistant en un graphe orienté acyclique avec un seul parent représentant le nœud non-observé (le variable candidat de classe) et plusieurs enfants correspondant aux nœuds observés (les variables des candidats), comme le montre la figure 6-6. Ils apprennent, à partir des données d'apprentissage $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$, la probabilité conditionnelle de chaque candidat X_i pour un candidat de classe C_i donné. La classification est ensuite effectuée en appliquant la règle de Bayes :

$$P(C_k / X) = P(C_k) \prod_{i=1}^n P(X_i / C_k) \quad (6.4)$$

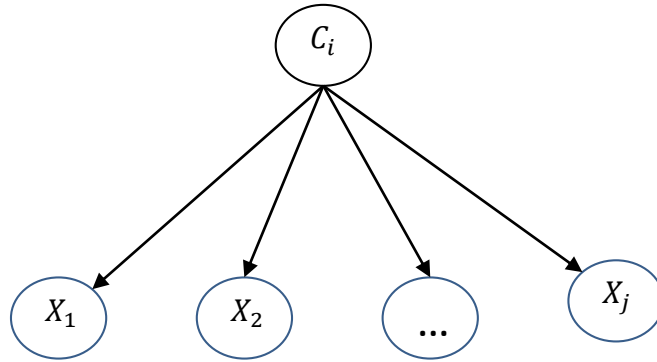


Figure 6-6 Exemple de structure d'un réseau BN.

Ce classifieur est connu pour ses performances malgré sa simplicité et il dépasse des techniques beaucoup plus sophistiqués lorsque l'hypothèse d'indépendance est violée. L'hypothèse d'indépendance des variables permet d'écrire la probabilité a posteriori de chaque classe comme l'indique l'équation suivante :

$$\hat{y} = \operatorname{argmax}_{k \in \{1,2\}} P(C_k) \prod_{i=1}^n P(X_i / C_k) \quad (6.5)$$

Le résultat final de détection des microanévrismes est montré dans la figure 6-7.



Figure 6-7 résultats de la détection des microanévrismes après l'étape de classification

6.3 Résultats et discussions

Pour tester la méthode proposée, nous avons utilisé les images de la base de données e-ophtha. Cette base de données est constituée de trois sous-bases appelées e-ophtha MA, e-ophtha EX et e-ophtha HE. Ils sont traités des microanévrismes., des exsudats et des hémorragies, respectivement. Dans notre travail, nous nous intéressons à la sous-base e-ophtha MA, qui se compose de 381 images dont 233 images saines et 148 contient des microanévrismes. Les images ont taille 1440 * 960 pixels et elles sont enregistrées en format JPEG non compressé.

Les exemples des résultats obtenus de la détection des microanévrismes pour la base de données e-ophtha sont montrés dans la figure 6-8. Les résultats obtenus sont acceptables.

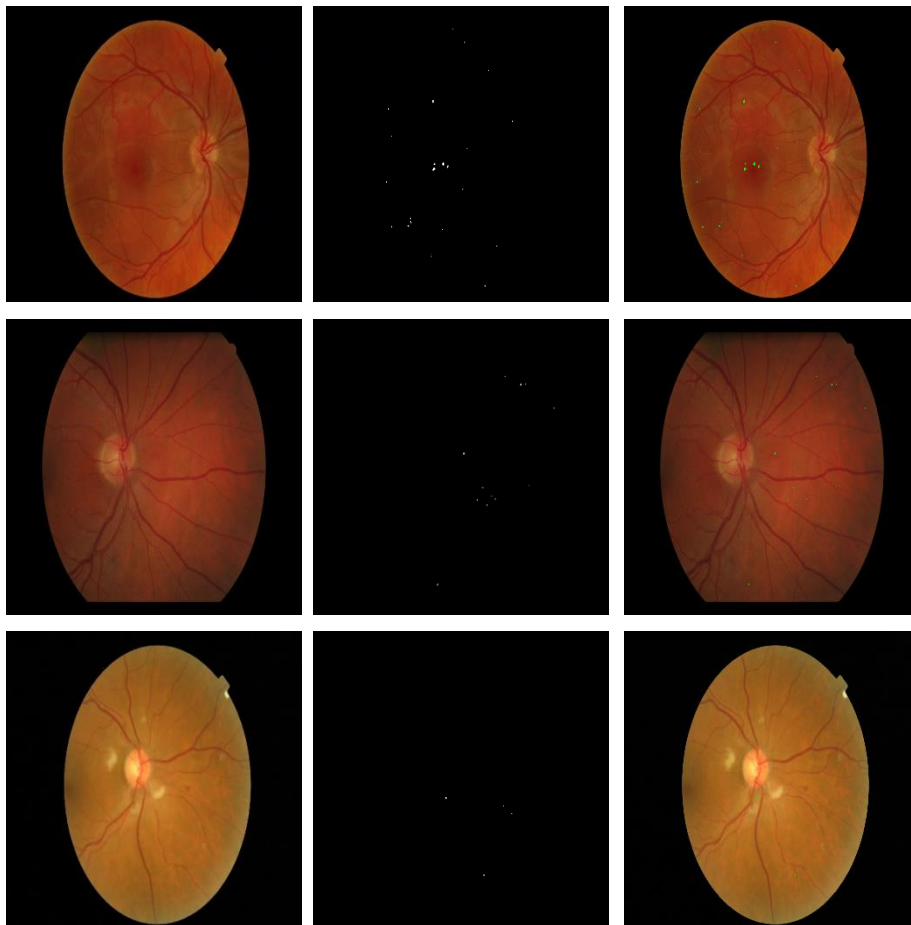


Figure 6-8 Exemple des résultats obtenus de détection des microanévrismes

La sensibilité est le paramètre utilisé pour évaluer la qualité des résultats obtenus avec :

$$Se = \frac{Vp}{Vp + Fn} \quad (6.6)$$

Avec :

- Vp : le nombre de microanévrismes classés comme microanévrismes par la méthode proposée et une détection manuelle par l’ophtalmologue.
- Fp : le nombre de non microanévrismes détectés comme microanévrismes par la méthode proposée.
- Vn : le nombre de non microanévrismes détectés par la méthode proposée et par l’ophtalmologue.
- Fn : le nombre des microanévrismes détectés comme non microanévrismes par la méthode proposée.

La méthode proposée a obtenu un taux moyen de sensibilité de 41%.

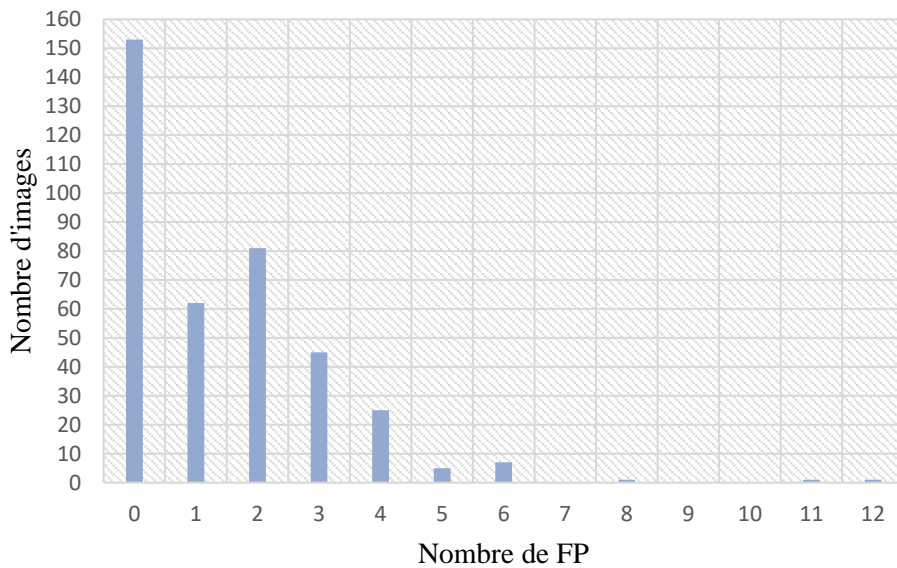


Figure 6-9 Nombre de faux positifs pour dans la détection des microanévrismes

Pour mieux évaluer la fiabilité de l'approche proposée, nous comparons nos résultats par rapport aux méthodes existantes dans la littérature. Le tableau résume cette comparaison en utilisant la moyenne de la sensibilité. Le résultat montre que notre méthode a une meilleure performance.

Auteurs	Se
Walter et al. [72]	32,2%
Zhang et al. [7]	39,8%
Lazer et al.	36,4%
Notre méthode	41%

Tableau 6-1 Comparaison des résultats de la détection des microanévrismes

6.4 Conclusion

Dans ce travail, nous avons proposé une méthode pour la détection des microanévrismes en appliquant cinq étapes. La première étape est consacrée à l'amélioration de la qualité de l'image pour faciliter la détection. Une fois que l'image est améliorée, nous avons utilisé les opérations de la matrice Hessienne pour extraire les régions candidates. Cette étape permet d'éliminer les d'objets qui ne sont pas similaires aux microanévrismes. En effet, L'extraction des caractéristiques est une partie essentielle dans la phase de classification. Finalement, un classifieur BN a été appliqué pour détecter les microanévrismes.

Cette approche a été testée sur la base de données e-optha. Les images de cette base de données avaient des qualités variables et avec différents types de lésions. Cependant, l'algorithme a obtenu une sensibilité de 41%. Les résultats étaient satisfaisants et encourageants et montrent que notre système est capable de détecter des microanévrismes avec précision par rapport à la plupart des autres travaux de recherche. L'algorithme a raté la détection microanévrismes dans certaines images en donnant des faux positifs représentés sur la figure 6-9.

Conclusion générale

Dans ce travail de recherche, nous avons présenté un système d'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique en utilisant des méthodes d'analyse et de traitement des images rétiniennes, afin de mettre en place une technique de dépistage automatique, qui peut fournir des outils pour un meilleur suivi de cette maladie. Ce système de traitement apporté une aide de diagnostic des images rétiniennes en utilisant des étapes différentes : amélioration de la qualité des images, segmentation de l'arbre vasculaire, segmentation du DO, détection des microanévrismes et des exsudats.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté brièvement l'anatomie de l'œil, en nous focalisant sur la rétine et ses principaux composants pour faciliter la compréhension de cet ouvrage. Par la suite, nous avons décrit les lésions les plus importantes de la rétine, notamment les symptômes liés à la RD et Les différentes techniques d'acquisition des images rétiniennes qui vont nous servir pour la conception des algorithmes de prétraitements.

Dans le deuxième chapitre, nous avons proposé une étude bibliographique sur les différentes techniques d'analyse des images rétiniennes. Ces techniques sont consacré d'une part à la détection des éléments principaux de la rétine : l'arbre vasculaire, le DO et la macula. Et d'autre part à la détection des lésions de la RD : les microanévrismes et les exsudats. L'objectif de cette étude est de comprendre les différentes méthodes existantes dans la littérature, leurs résultats et leurs difficultés dans ce domaine. Ces informations nous a permis de fournir un meilleur système de diagnostic.

Dans l'amélioration de l'image, nous avons développé deux algorithmes, le premier a été permet d'augmenter le contraste des images et de déterminer la région d'intérêt et l'autre a été corrigé l'illumination non-uniforme dans les images rétiniennes. Les résultats obtenus peuvent être faciliter le diagnostic manuel et l'analyse automatique de ces images. En effet, es prétraitement est le premier pas vers l'analyse automatique des images rétiniennes, elle été utilisé par les algorithmes de détection des éléments principaux et les lésions.

Le changements morphologiques (la longueur, la largeur et le diamètre) du réseau vasculaire découverts dans les images rétiniennes sont les premiers importants signes de la RD macula. Dans le troisième chapitre, nous avons présentés une méthode de détection de l'arbre vasculaire dans les images rétiniennes. Cette technique a été testée sur les trois bases de données

DRIVE, STARE et CHASE_DB1. Nous avons obtenus de bons résultats, où les vaisseaux sont parfaitement détectés. Ces résultats ont été comparés à ceux des segmentations manuelles réalisés par des ophtalmologues expérimentés et à ceux obtenus par différents travaux de recherche antérieurs. Notre méthode est douée de deux caractéristiques fondamentales : La simplicité et l'efficacité qui l'ont permis d'être une technique appropriée pour aider à la détection de lésions pathologiques telles que les microanévrismes et permettre donc à un dépistage précoce de certaines maladies oculaires telles que la RD.

Le DO est un élément principal de la rétine, sa détection est essentielle pour le système d'analyse d'images rétinienne. Dans le quatrième chapitre, nous avons présenté deux méthodes pour la segmentation du DO. La première étape est consacrée à la localisation du DO basée sur la convergence de l'arbre vasculaire. L'algorithme atteint un taux de précision de 100% pour les deux bases de données DRIVE, CHASE_DB1 et 96,3% pour STARE. Ces résultats obtenus montrent que notre système est capable de localiser le DO avec précision par rapport aux autres travaux de recherche. En outre, la méthode proposée présente un avantage important d'être applicable à tous les types d'images de la rétine. La deuxième étape présente une approche de détection du contour de DO, cette méthode a été testée sur bases de données DRIVE et MESSIDOR. Ces images avaient des qualités variables et avec différents types de pathologies. La mesure de la sensibilité, la spécificité, et le score de similarité a été utilisée pour évaluer la performance de nos algorithmes. Les résultats obtenus étaient satisfaisants et très encourageants. L'évaluation de la méthode proposée a été effectuée par une comparaison de ces résultats obtenus par rapport aux résultats des autres travaux de recherche.

Dans le cinquième chapitre, nous avons proposé une méthode qui applique l'algorithme MS et un algorithme de seuillage entropique pour la détection des exsudats dans les images de la rétine après une élimination du DO. Cette approche a été testée sur les bases de données DIARETDB0 et DIARETDB1. Les images de ces bases de données avaient des qualités variables et avec différents types de lésions. Les résultats de taux moyen que nous avons obtenus pour ces deux bases de données sont : (DIARETDB0 : Se = 93,22%, Sp = 99,29 % et Acc= 99,22%. DIARETDB1 : Se = 92,99%, Sp = 99,17% et Acc= 99,09%). Les résultats étaient satisfaisants et encourageants. Ils pourraient aider les ophtalmologues pour améliorer la précision du diagnostic, ainsi dans le dépistage et le suivi de la RD avant le passage au stade des complications et afin de réduire la perte d'acuité visuelle chez les personnes diabétiques.

Dans le dernier chapitre, nous avons présenté une approche pour la détection des microanévrismes en appliquant cinq étapes. La première étape est consacrée à l'amélioration de la qualité de l'image pour faciliter la détection. Une fois que l'image est améliorée, nous avons utilisé les opérations de la matrice Hessienne pour extraire les régions candidates. En effet, L'extraction de caractéristiques est une partie essentielle dans la phase de classification. Finalement, un classifieur BN a été appliqué pour détecter les microanévrismes. Cette méthode a été testée sur la base de données e-optha. Cependant, l'algorithme a obtenu une sensibilité de 41%.

Le système d'analyse et de traitement des images rétiniennes présentée dans cette thèse pour le diagnostic de la RD a montré des résultats encourageants. La détection des signes cliniques de la RD se base essentiellement sur la segmentation du réseau vasculaire et le DO. La détection de l'arbre vasculaire et le DO sont des étapes importantes dans le diagnostic d'images rétiniennes. D'une part, elle permet de dépister et de suivre des maladies rétiniennes. D'autre part, elle permet de faciliter la détection des lésions liées à la RD, de réduire le nombre de faux positifs dans la détection et d'évaluer les progrès d'une thérapie. Ces actions préventives peuvent faciliter et réduire le temps de diagnostic et le rendre plus fiable et donc un meilleur dépistage sans contrainte pour le patient.

Références

- [1] B. Bringier, « Elaboration de modeles d'évaluation de la qualité du rendu couleur », Museum national d'histoire naturelle, 2005.
- [2] F. H. Netter, S. Colacino, et others, *Atlas of human anatomy*, vol. 11. Ciba-Geigy Summit, NJ, 1989.
- [3] S. Berthélémy, « Anatomie de l'œil et de ses annexes », *Actual. Pharm.*, vol. 48, n° 482, p. 10–11, 2009.
- [4] P. Romestaing et A. Hullo, « Effets tardifs de l'irradiation sur les yeux et les annexes », *Cancer/Radiothérapie*, vol. 1, n° 6, p. 683–691, 1997.
- [5] A. D. Association et others, « Diagnosis and classification of diabetes mellitus », *Diabetes Care*, vol. 33, n° Supplement 1, p. S62–S69, 2010.
- [6] P. MASSIN, « Complications oculaires du diabète: uniformiser le dépistage et les soins: Complications du diabète au long cours », *Rev. Prat.*, vol. 51, n° 16, p. 1776–1782, 2001.
- [7] B. Zhang, X. Wu, J. You, Q. Li, et F. Karray, « Detection of microaneurysms using multi-scale correlation coefficients », *Pattern Recognit.*, vol. 43, n° 6, p. 2237–2248, 2010.
- [8] T. Walter, J. Klein, P. Massin, et A. Erginay, « A contribution of image processing to the diagnosis of diabetic retinopathy-detection of exudates in color fundus images of the human retina », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 21, n° 10, p. 1236-1243, oct. 2002.
- [9] H. A. Quigley et A. T. Broman, « The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020 », *Br. J. Ophthalmol.*, vol. 90, n° 3, p. 262–267, 2006.
- [10] E. Souied, J. Kaplan, G. Coscas, et G. Soubrane, « DMLA et génétique », *J. Fr. Ophthalmol.*, vol. 24, n° 8, p. 875–885, 2001.
- [11] S. Ali *et al.*, « Statistical atlas based exudate segmentation », *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 37, n° 5, p. 358–368, 2013.
- [12] J. K. Kristinsson, H. Hauksdottir, E. Stefansson, F. Jónasson, et I. Gíslason, « Active prevention in diabetic eye disease », *Acta Ophthalmol. Scand.*, vol. 75, n° 3, p. 249–254, 1997.

- [13] E. A. Savolainen et Q. P. Lee, « Diabetic retinopathy—need and demand for photocoagulation and its cost-effectiveness: evaluation based on services in the United Kingdom », *Diabetologia*, vol. 23, n° 2, p. 138–140, 1982.
- [14] E. T. D. R. S. R. Group et others, « Early photocoagulation for diabetic retinopathy: ETDRS report number 9 », *Ophthalmology*, vol. 98, n° 5, p. 766–785, 1991.
- [15] G. H. Bresnick, D. B. Mukamel, J. C. Dickinson, et D. R. Cole, « A screening approach to the surveillance of patients with diabetes for the presence of vision-threatening retinopathy », *Ophthalmology*, vol. 107, n° 1, p. 19–24, 2000.
- [16] S. Nghiêm-Buffet *et al.*, « Rétinophotographies, clichés en autofluorescence et angiographies: technique et interprétation », *Ophthalmologie*, vol. 21, n° 045-A, p. 10, 2011.
- [17] T. Walter et J.-C. Klein, « Segmentation of color fundus images of the human retina: Detection of the optic disc and the vascular tree using morphological techniques », in *International Symposium on Medical Data Analysis*, 2001, p. 282–287.
- [18] S. Sekhar, W. Al-Nuaimy, et A. K. Nandi, « Automated localisation of retinal optic disk using Hough transform », in *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on*, 2008, p. 1577–1580.
- [19] H. Li et O. Chutatape, « Automated feature extraction in color retinal images by a model based approach », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, n° 2, p. 246–254, 2004.
- [20] S. Lu et J. H. Lim, « Automatic optic disc detection from retinal images by a line operator », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, n° 1, p. 88–94, 2011.
- [21] S. Lu, « Accurate and efficient optic disc detection and segmentation by a circular transformation », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 30, n° 12, p. 2126–2133, 2011.
- [22] A. Dehghani, H. A. Moghaddam, et M.-S. Moin, « Optic disc localization in retinal images using histogram matching », *EURASIP J. Image Video Process.*, vol. 2012, n° 1, p. 19, 2012.
- [23] A. Hoover et M. Goldbaum, « Locating the optic nerve in a retinal image using the fuzzy convergence of the blood vessels », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 22, n° 8, p. 951–958, 2003.

- [24] H. Ying, M. Zhang, et J.-C. Liu, « Fractal-based automatic localization and segmentation of optic disc in retinal images », in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE*, 2007, p. 4139–4141.
- [25] X. Zhu, R. M. Rangayyan, et A. L. Ells, « Detection of the optic nerve head in fundus images of the retina using the hough transform for circles », *J. Digit. Imaging*, vol. 23, n° 3, p. 332–341, 2010.
- [26] R. M. Rangayyan, X. Zhu, F. J. Ayres, et A. L. Ells, « Detection of the optic nerve head in fundus images of the retina with Gabor filters and phase portrait analysis », *J. Digit. Imaging*, vol. 23, n° 4, p. 438–453, 2010.
- [27] K. W. Tobin, E. Chaum, V. P. Govindasamy, et T. P. Karnowski, « Detection of anatomic structures in human retinal imagery », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 26, n° 12, p. 1729–1739, 2007.
- [28] A. A.-H. A.-R. Youssif, A. Z. Ghalwash, et A. A. S. A.-R. Ghoneim, « Optic disc detection from normalized digital fundus images by means of a vessels' direction matched filter », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 27, n° 1, p. 11–18, 2008.
- [29] M. Foracchia, E. Grisan, et A. Ruggeri, « Detection of optic disc in retinal images by means of a geometrical model of vessel structure », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 23, n° 10, p. 1189–1195, 2004.
- [30] A. M. Mendonca, A. Sousa, L. Mendonça, et A. Campilho, « Automatic localization of the optic disc by combining vascular and intensity information », *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 37, n° 5, p. 409–417, 2013.
- [31] N. Sinha et R. V. Babu, « Optic disk localization using L 1 minimization », in *Image Processing (ICIP), 2012 19th IEEE International Conference on*, 2012, p. 2829–2832.
- [32] S. A. Ramakanth et R. V. Babu, « Approximate nearest neighbour field based optic disk detection », *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 38, n° 1, p. 49–56, 2014.
- [33] R. J. Qureshi, L. Kovacs, B. Harangi, B. Nagy, T. Peto, et A. Hajdu, « Combining algorithms for automatic detection of optic disc and macula in fundus images », *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 116, n° 1, p. 138–145, 2012.

- [34] A. E. Mahfouz et A. S. Fahmy, « Fast localization of the optic disc using projection of image features », *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 19, n° 12, p. 3285–3289, 2010.
- [35] R. J. Qureshi, L. Kovacs, B. Harangi, B. Nagy, T. Peto, et A. Hajdu, « Combining algorithms for automatic detection of optic disc and macula in fundus images », *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 116, n° 1, p. 138–145, 2012.
- [36] K.-P. Wong, « Medical image segmentation: methods and applications in functional imaging », in *Handbook of biomedical image analysis*, Springer, 2005, p. 111–182.
- [37] A. Aquino, M. E. Gegúndez-Arias, et D. Marín, « Detecting the optic disc boundary in digital fundus images using morphological, edge detection, and feature extraction techniques », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 29, n° 11, p. 1860–1869, 2010.
- [38] A. Giachetti, K. S. Chin, E. Trucco, C. Cobb, et P. J. Wilson, « Multiresolution localization and segmentation of the optical disc in fundus images using inpainted background and vessel information », in *Image Processing (ICIP), 2011 18th IEEE International Conference on*, 2011, p. 2145–2148.
- [39] J. Lowell *et al.*, « Optic nerve head segmentation », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 23, n° 2, p. 256–264, 2004.
- [40] J. Xu, O. Chutatape, E. Sung, C. Zheng, et P. C. T. Kuan, « Optic disk feature extraction via modified deformable model technique for glaucoma analysis », *Pattern Recognit.*, vol. 40, n° 7, p. 2063–2076, 2007.
- [41] G. D. Joshi, J. Sivaswamy, et S. R. Krishnadas, « Optic disk and cup segmentation from monocular color retinal images for glaucoma assessment », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 30, n° 6, p. 1192–1205, 2011.
- [42] H.-K. Hsiao, C.-C. Liu, C.-Y. Yu, S.-W. Kuo, et S.-S. Yu, « A novel optic disc detection scheme on retinal images », *Expert Syst. Appl.*, vol. 39, n° 12, p. 10600–10606, 2012.
- [43] A. W. Reza, C. Eswaran, et S. Hati, « Automatic tracing of optic disc and exudates from color fundus images using fixed and variable thresholds », *J. Med. Syst.*, vol. 33, n° 1, p. 73, 2009.

- [44] D. Welfer, J. Scharcanski, et D. R. Marinho, « A morphologic two-stage approach for automated optic disk detection in color eye fundus images », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 34, n° 5, p. 476–485, 2013.
- [45] S. Morales, V. Naranjo, J. Angulo, et M. Alcañiz, « Automatic detection of optic disc based on PCA and mathematical morphology », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 32, n° 4, p. 786–796, 2013.
- [46] M. D. Abràmoff *et al.*, « Automated segmentation of the cup and rim from spectral domain OCT of the optic nerve head », *Invest. Ophthalmol. Vis. Sci.*, vol. 50, n° 12, p. 5778–5784, 2009.
- [47] J. Cheng *et al.*, « Superpixel classification based optic disc and optic cup segmentation for glaucoma screening », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 32, n° 6, p. 1019–1032, 2013.
- [48] J. Staal, M. D. Abràmoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, et B. Van Ginneken, « Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 23, n° 4, p. 501–509, 2004.
- [49] J. V. Soares, J. J. Leandro, R. M. Cesar, H. F. Jelinek, et M. J. Cree, « Retinal vessel segmentation using the 2-D Gabor wavelet and supervised classification », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 25, n° 9, p. 1214–1222, 2006.
- [50] E. Ricci et R. Perfetti, « Retinal blood vessel segmentation using line operators and support vector classification », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 26, n° 10, p. 1357–1365, 2007.
- [51] M. S. Moin, H. R. Tavakoli, et A. Broumandnia, « A new retinal vessel segmentation method using preprocessed Gabor and local binary patterns », in *Machine Vision and Image Processing (MVIP), 2010 6th Iranian*, 2010, p. 1–6.
- [52] C. A. Lupascu, D. Tegolo, et E. Trucco, « FABC: retinal vessel segmentation using AdaBoost », *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 14, n° 5, p. 1267–1274, 2010.
- [53] D. Marín, A. Aquino, M. E. Gegúndez-Arias, et J. M. Bravo, « A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 30, n° 1, p. 146–158, 2011.

- [54] M. M. Fraz, P. Remagnino, A. Hoppe, S. Velastin, B. Uyyanonvara, et S. A. Barman, « A supervised method for retinal blood vessel segmentation using line strength, multiscale Gabor and morphological features », in *Signal and Image Processing Applications (ICSIPA), 2011 IEEE International Conference on*, 2011, p. 410–415.
- [55] A. M. Mendonca et A. Campilho, « Segmentation of retinal blood vessels by combining the detection of centerlines and morphological reconstruction », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 25, n° 9, p. 1200–1213, 2006.
- [56] M. Al-Rawi, M. Qutaishat, et M. Arrar, « An improved matched filter for blood vessel detection of digital retinal images », *Comput. Biol. Med.*, vol. 37, n° 2, p. 262–267, 2007.
- [57] M. E. Martinez-Perez, A. D. Hughes, S. A. Thom, A. A. Bharath, et K. H. Parker, « Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images », *Med. Image Anal.*, vol. 11, n° 1, p. 47–61, 2007.
- [58] G. B. Kande, P. V. Subbaiah, et T. S. Savithri, « Unsupervised fuzzy based vessel segmentation in pathological digital fundus images », *J. Med. Syst.*, vol. 34, n° 5, p. 849–858, 2010.
- [59] W. S. Oliveira, T. I. Ren, et G. D. Cavalcanti, « An unsupervised segmentation method for retinal vessel using combined filters », in *Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 2012 IEEE 24th International Conference on*, 2012, vol. 1, p. 750–756.
- [60] Y. Wang, G. Ji, P. Lin, et E. Trucco, « Retinal vessel segmentation using multiwavelet kernels and multiscale hierarchical decomposition », *Pattern Recognit.*, vol. 46, n° 8, p. 2117–2133, 2013.
- [61] G. Azzopardi, N. Strisciuglio, M. Vento, et N. Petkov, « Trainable COSFIRE filters for vessel delineation with application to retinal images », *Med. Image Anal.*, vol. 19, n° 1, p. 46–57, 2015.
- [62] B. S. Y. Lam et H. Yan, « A novel vessel segmentation algorithm for pathological retina images based on the divergence of vector fields », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 27, n° 2, p. 237–246, 2008.
- [63] A. V. Sagar, S. Balasubramanian, et V. Chandrasekaran, « Automatic Detection of Anatomical Structures in Digital Fundus Retinal Images. », in *MVA*, 2007, p. 483–486.

- [64] J. Singh, G. D. Joshi, et J. Sivaswamy, « Appearance-based object detection in colour retinal images », in *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, 2008, p. 1432–1435.
- [65] M. Niemeijer, M. D. Abràmoff, et B. Van Ginneken, « Segmentation of the optic disc, macula and vascular arch in fundus photographs », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 26, n° 1, p. 116–127, 2007.
- [66] S. Lu et J. H. Lim, « Automatic macula detection from retinal images by a line operator », in *Image Processing (ICIP), 2010 17th IEEE International Conference on*, 2010, p. 4073–4076.
- [67] M. U. Akram, A. Tariq, S. A. Khan, et M. Y. Javed, « Automated detection of exudates and macula for grading of diabetic macular edema », *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 114, n° 2, p. 141–152, 2014.
- [68] S. Abdelazeem, « Micro-aneurysm detection using vessels removal and circular hough transform », in *Radio Science Conference, 2002.(NRSC 2002). Proceedings of the Nineteenth National*, 2002, p. 421–426.
- [69] S. A. Amiri, H. Hassanpour, M. Shahiri, et R. Ghaderi, « Detection of microaneurysms in retinal angiography images using the circular Hough transform », *J Adv Comput Res*, vol. 3, n° 1, p. 1–12, 2008.
- [70] M. Niemeijer, B. Van Ginneken, J. Staal, M. S. Suttorp-Schulten, et M. D. Abràmoff, « Automatic detection of red lesions in digital color fundus photographs », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 24, n° 5, p. 584–592, 2005.
- [71] G. Quellec, M. Lamard, P. M. Josselin, G. Cazuguel, B. Cochener, et C. Roux, « Optimal wavelet transform for the detection of microaneurysms in retina photographs », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 27, n° 9, p. 1230–1241, 2008.
- [72] T. Walter, P. Massin, A. Erginay, R. Ordonez, C. Jeulin, et J.-C. Klein, « Automatic detection of microaneurysms in color fundus images », *Med. Image Anal.*, vol. 11, n° 6, p. 555–566, 2007.

- [73] M. D. Saleh et C. Eswaran, « An automated decision-support system for non-proliferative diabetic retinopathy disease based on MAs and HAs detection », *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 108, n° 1, p. 186–196, 2012.
- [74] A. Mizutani, C. Muramatsua, Y. Hatanakab, S. Suemoria, T. Haraa, et H. Fujitaa, « Automated microaneurysm detection method based on double-ring filter in retinal fundus images », in *Proc. of SPIE Vol*, vol. 7260, p. 72601N–1.
- [75] I. Lazar et A. Hajdu, « Microaneurysm detection in retinal images using a rotating cross-section based model », in *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2011 IEEE International Symposium on*, 2011, p. 1405–1409.
- [76] B. Antal et A. Hajdu, « An ensemble-based system for microaneurysm detection and diabetic retinopathy grading », *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 59, n° 6, p. 1720–1726, 2012.
- [77] K. Adal, S. Ali, D. Sidibé, T. Karnowski, E. Chaum, et F. Mériaudeau, « Automated detection of microaneurysms using robust blob descriptors », in *SPIE Medical Imaging*, 2013, p. 86700N–86700N.
- [78] K. M. Adal, D. Sidibé, S. Ali, E. Chaum, T. P. Karnowski, et F. Mériaudeau, « Automated detection of microaneurysms using scale-adapted blob analysis and semi-supervised learning », *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 114, n° 1, p. 1–10, 2014.
- [79] C. Pereira *et al.*, « Using a multi-agent system approach for microaneurysm detection in fundus images », *Artif. Intell. Med.*, vol. 60, n° 3, p. 179–188, 2014.
- [80] Y. Hatanaka, T. Inoue, S. Okumura, C. Muramatsu, et H. Fujita, « Automated microaneurysm detection method based on double-ring filter and feature analysis in retinal fundus images », in *Computer-Based Medical Systems (CBMS), 2012 25th International Symposium on*, 2012, p. 1–4.
- [81] L. Giancardo, F. Meriaudeau, T. P. Karnowski, Y. Li, K. W. Tobin, et E. Chaum, « Automatic retina exudates segmentation without a manually labelled training set », in *Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2011 IEEE International Symposium on*, 2011, p. 1396–1400.

- [82] C. I. Sánchez, M. García, A. Mayo, M. I. López, et R. Hornero, « Retinal image analysis based on mixture models to detect hard exudates », *Med. Image Anal.*, vol. 13, n° 4, p. 650–658, 2009.
- [83] A. K. Jain, *Fundamentals of digital image processing*. Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [84] A. V. Sagar, S. Balasubramaniam, et V. Chandrasekaran, « A novel integrated approach using dynamic thresholding and edge detection (idted) for automatic detection of exudates in digital fundus retinal images », in *Computing: Theory and Applications, 2007. ICCTA'07. International Conference on*, 2007, p. 705–710.
- [85] A. Sopharak, B. Uyyanonvara, S. Barman, et T. H. Williamson, « Automatic detection of diabetic retinopathy exudates from non-dilated retinal images using mathematical morphology methods », *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 32, n° 8, p. 720–727, 2008.
- [86] A. Sopharak *et al.*, « Machine learning approach to automatic exudate detection in retinal images from diabetic patients », *J. Mod. Opt.*, vol. 57, n° 2, p. 124–135, 2010.
- [87] D. Welfer, J. Scharcanski, et D. R. Marinho, « A coarse-to-fine strategy for automatically detecting exudates in color eye fundus images », *Comput. Med. Imaging Graph.*, vol. 34, n° 3, p. 228–235, 2010.
- [88] F. Amel, M. Mohammed, et B. Abdelhafid, « Improvement of the hard exudates detection method used for computer-aided diagnosis of diabetic retinopathy », *Int. J. Image Graph. Signal Process.*, vol. 4, n° 4, p. 19, 2012.
- [89] H. B. Kekre, T. K. Sarode, et M. T. Parkar, « Hybrid approach for detection of hard exudates », *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 4, n° 3, 2013.
- [90] A. D. Fleming, S. Philip, K. A. Goatman, G. J. Williams, J. A. Olson, et P. F. Sharp, « Automated detection of exudates for diabetic retinopathy screening », *Phys. Med. Biol.*, vol. 52, n° 24, p. 7385, 2007.
- [91] M. García, C. I. Sánchez, M. I. López, D. Abásolo, et R. Hornero, « Neural network based detection of hard exudates in retinal images », *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 93, n° 1, p. 9–19, 2009.

- [92] A. Osareh, B. Shadgar, et R. Markham, « A computational-intelligence-based approach for detection of exudates in diabetic retinopathy images », *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 13, n° 4, p. 535–545, 2009.
- [93] X. Zhang *et al.*, « Exudate detection in color retinal images for mass screening of diabetic retinopathy », *Med. Image Anal.*, vol. 18, n° 7, p. 1026–1043, 2014.
- [94] L. Giancardo *et al.*, « Exudate-based diabetic macular edema detection in fundus images using publicly available datasets », *Med. Image Anal.*, vol. 16, n° 1, p. 216–226, 2012.
- [95] C. I. Sánchez, R. Hornero, M. I. López, M. Aboy, J. Poza, et D. Abásolo, « A novel automatic image processing algorithm for detection of hard exudates based on retinal image analysis », *Med. Eng. Phys.*, vol. 30, n° 3, p. 350–357, 2008.
- [96] A. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, et M. A. Viergever, « Multiscale vessel enhancement filtering », in *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, 1998, p. 130–137.
- [97] C. G. Owen *et al.*, « Measuring retinal vessel tortuosity in 10-year-old children: validation of the Computer-Assisted Image Analysis of the Retina (CAIAR) program », *Invest. Ophthalmol. Vis. Sci.*, vol. 50, n° 5, p. 2004–2010, 2009.
- [98] K. Zuiderveld, « Contrast limited adaptive histogram equalization », in *Graphics gems IV*, 1994, p. 474–485.
- [99] T. Fawcett, « An introduction to ROC analysis », *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 27, n° 8, p. 861–874, 2006.
- [100] B. Sahiner *et al.*, « Computer-aided characterization of mammographic masses: accuracy of mass segmentation and its effects on characterization », *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 20, n° 12, p. 1275–1284, 2001.
- [101] F. Mokhtarian et R. Suomela, « Robust image corner detection through curvature scale space », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 20, n° 12, p. 1376–1381, 1998.
- [102] S. M. Smith et J. M. Brady, « SUSAN—A new approach to low level image processing », *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 23, n° 1, p. 45–78, 1997.

- [103] C. Harris et M. Stephens, « A combined corner and edge detector. », in *Alvey vision conference*, 1988, vol. 15, p. 10–5244.
- [104] K. Zhang, H. Song, et L. Zhang, « Active contours driven by local image fitting energy », *Pattern Recognit.*, vol. 43, n° 4, p. 1199–1206, 2010.
- [105] E. Decencière *et al.*, « Feedback on a publicly distributed image database: the Messidor database », *Image Anal. Stereol.*, vol. 33, n° 3, p. 231–234, 2014.
- [106] A. Salazar-Gonzalez, D. Kaba, Y. Li, et X. Liu, « Segmentation of the blood vessels and optic disk in retinal images », *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 18, n° 6, p. 1874–1886, 2014.
- [107] H. Yu *et al.*, « Fast localization and segmentation of optic disk in retinal images using directional matched filtering and level sets », *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol. 16, n° 4, p. 644–657, 2012.
- [108] M. P. Sarathi, M. K. Dutta, A. Singh, et C. M. Travieso, « Blood vessel inpainting based technique for efficient localization and segmentation of optic disc in digital fundus images », *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 25, p. 108–117, 2016.
- [109] J. M. Buenaposada et L. Baumela, « Variations of Grey World for face tracking », *Image Process. Commun.*, vol. 7, n° 3-4, p. 51–61, 2001.
- [110] D. Comaniciu et P. Meer, « Mean shift: A robust approach toward feature space analysis », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, n° 5, p. 603–619, 2002.
- [111] T. Pun, « A new method for grey-level picture thresholding using the entropy of the histogram », *Signal Process.*, vol. 2, n° 3, p. 223–237, 1980.