



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Informatique Biomédicale

Présentée par : **Mme Sarra SMAHI épouse TADLAOUI**

**La Forêt Aléatoire Structurée pour la détection
des fuites angiographiques maculaire**

Soutenu le 11 septembre 2017 devant le Jury

Pr.	CHIKH Mohammed Amine	<i>Prof</i>	UABB Tlemcen	Président
Dr.	SETTOUTI Nesma	<i>MCB</i>	UABB Tlemcen	Encadreur
Dr.	ELHABIB DAHO Mostafa	<i>MCB</i>	UABB Tlemcen	Encadreur
Dr.	LAZOUNI Mohamed Amine	<i>MCB</i>	UABB Tlemcen	Examineur

Année universitaire 2016-2017

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ ABOU BEKR BELKAID
FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE BIOMÉDICAL

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

pour obtenir le grade de

MASTER EN GÉNIE BIOMÉDICAL

Spécialité : **Informatique Biomédicale**

présenté et soutenu publiquement
par

Mme Sarra Smahi épouse Tadlaoui

le 11 Septembre 2017

Titre:

La Forêt Aléatoire Structurée pour la détection des fuites angiographiques maculaire

Jury

Président du jury. Pr. CHIKH Mohammed Amine,	UABB Tlemcen
Examineur. Dr. LAZOUNI Mohamed Amine,	MCB UABB Tlemcen
Directrice de mémoire. Dr. SETTOUTI Nesma,	MCB UABB Tlemcen
Co-Directeur de mémoire. Dr. EL HABIB DAHO Mostafa,	MCB UABB Tlemcen

*Afin d'exprimer ma reconnaissance envers tous ceux qui m'ont soutenus pendant
l'accomplissement de ce modeste travail, je dédie ce mémoire :*

*A mes chers parents, aussi puissants les mots qui puissent exister, aucun ne peut être si
pertinent pour exprimer l'estime, le respect, la gratitude et l'immense amour que
j'éprouve pour vous.*

*A mon mari, sa compréhension, ces conseils et son soutien ont été pour moi une source
de courage et de confiance.*

A ma petite fille Zeyneb, pour sa patience durant tout au long de l'année.

A mon frère et mes sœurs qui m'ont soutenu durant toutes ces années.

A mes beaux-parents, pour leurs soutiens moraux et leurs encouragements.

A tous les membres de ma famille sans exception.

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier Dieu le tout puissant pour ses bienfaits inestimables, de m'avoir permis de terminer mes études ainsi que ce modeste travail dans de bonnes conditions.

Je tiens en tout premier lieu à remercier mes encadreurs Mme Settouti Nesma et Mr El Habib Daho Mostafa d'avoir accepté l'encadrement de ce projet de fin d'étude, je vous remercie très sincèrement pour votre temps, vos précieux conseils, et surtout votre patience. Je garde dans mon cœur votre générosité, votre compréhension et votre efficacité.

Je dois aussi remercier les membres du jury Mr Chikh Mohammed Amine et Mr Lazouni Mohamed Amine d'avoir accepté d'examiner mon travail.

Je tiens également à remercier tous mes enseignants qui m'ont suivi pendant toutes ces années. C'est à travers leurs savoirs et leurs conseils que je me suis évolué ; Sans oublier particulièrement Mr Amine Bechar.

Je remercie bien évidemment mes parents pour leurs sacrifices qu'ils n'ont jamais cessés de consentir pour mon bien-être.

Je remercie tous les membres de ma famille, mes amis et tous ceux qui m'ont soutenu de près ou de loin durant toutes ces années universitaires.

Résumé

Ce travail de fin d'études de Master se situe dans le contexte des méthodes de détection de contour dans les images médicales et plus particulièrement les images rétiniennes pour la détection d'œdèmes maculaires. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement à l'approche récente des Forêts Aléatoires Structurées (FAS) afin de tester leur efficacité et performance sur les images et vidéos rétiniennes. Pour ce faire, nous réalisons en premier lieu, une étude théorique constituée de quelques définitions du contexte applicatif, la rétinopathie diabétique et l'œdème maculaire diabétique avec un état de l'art des travaux sur la segmentation automatique des images rétiniennes. En second lieu, nous réalisons une étude des approches de la segmentation globale basées sur le contour et celles basées sur la FAS. En dernier lieu, nous expérimentons l'algorithme de FAS pour la segmentation d'images/vidéos rétiniennes de trois bases de données. L'étude comparative menée entre FAS et un des derniers aboutissements pour la segmentation des images rétiniennes indiquent des résultats très prometteurs pour l'algorithme FAS surtout pour des applications temps réel.

Mots clés

OMD : Oedème Maculaire Diabétique ; AF : Angiographie Fluorescéinique ; FAS : Forêt Aléatoire Structurée.

Abstract

This Master thesis is situated in the context of the methods of edges detection of medical images and more particularly the retinal images for the detection of macular edema. We are particularly interested in the recent approach of Structured Random Forests (SRF) to test their efficiency and performance on retinal images and videos. We first realize a theoretical study consisting of some definitions of the application context, diabetic retinopathy and diabetic macular edema with a state of the art works on the automatic segmentation of retinal images. Secondly, we study global segmentation approach based on the edge and those based on SRF. Finally, we experiment the SRF algorithm for the segmentation of retinal images / videos of three databases. The comparative study carried out between SRF and one of the outcomes for the segmentation of retinal images indicates very promising results for the SRF algorithm, especially for real-time applications.

Keywords

Macular Diabetic Edema ; Fluorescein Angiography ; Structured Random Forest.

المخلص

هذا العمل الذي يندرج في مذكرة تخرج الماستر يكمن في سياق وسائل كشف الحدود في الصور الطبية وخاصة صور شبكية العين للكشف عن وذمة البقعة الصفراء. الهدف من عملنا هو القيام ببحث حول المواضيع التي درست منهجية الغابات العشوائية المنظمة واختبار كفاءتها وادائها على صور وفيديوهات الشبكية. نفتح مذكرتنا بالجانب النظري الذي يحتوي على بعض تعريفات السياق التطبيقي، واعتلال الشبكية لمرضى السكري ووذمة البقعة الصفراء لمرضى السكري مع بعض الاعمال السابقة المتصلة بالتجزئة التلقائية لصور شبكية العين. ويعرض الجزء الثاني بعض الأساسيات اللازمة للتجزئة التلقائية للصور باستعمال الغابات العشوائية المنظمة مع الاستشهاد ببعض المنهجيات السابقة للتجزئة التلقائية للصور. الجزء الأخير يشرح اختبارات مطبقة على خوارزمية الغابات العشوائية المنظمة لتجزئة صور / أشربة الفيديو الشبكية من ثلاثة قواعد بيانية. الدراسة المقارنة التي أجريت بين الغابات العشوائية المنظمة وواحد من النتائج النهائية لتجزئة الصور الشبكية تشير إلى نتائج واعدة جدا لخوارزمية الغابات العشوائية المنظمة، وخاصة بالنسبة للتطبيقات في الوقت الحقيقي

الكلمات المفتاحية

وذمة البقعة الصفراء، فليوريسين اونجيوغرافي، الغابات العشوائية المنظمة

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	ii
Abstract	iii
Table des matières	iv
Table des figures	vi
Liste des tableaux	vii
Glossaire	viii
Introduction	1
1 Contexte Applicatif	3
1 Définition de L'œdème maculaire diabétique (OMD)	3
2 Statistiques d'après l'OMS	4
3 Les différents stades de l'OMD	4
4 Les Techniques de Diagnostic	5
5 État de l'art sur la segmentation de la zone de fuite dans les images par l'angiographie fluorescéinique (AF)	7
6 Les bases de données applicatives	8
6.1 La base de données d'Ophtalmologie and Science Visual	9
6.2 La base de données Diabetic Retinopathy Detection	9
7 Objectif	9
8 Conclusion	10
2 La Forêt Aléatoire Structurée	11
1 Les notions de base	11
1.1 L'apprentissage structuré	11
1.2 Les différents niveaux des caractéristiques	12
1.3 Sketch tokens	12
1.4 Les images patches	13
1.5 Les méthodes de segmentation	13
2 L'état de l'art sur les approches de segmentation	14
3 La Forêt Aléatoire Structurée pour la détection de contour	16
3.1 Les Caractéristiques d'entrée	16
3.2 La Forêt Aléatoire	18
3.3 La Forêt aléatoire structurée	19
4 Conclusion	19

3 Résultats et Expérimentations	21
1 Expérimentation 1 : Segmentation de vidéos rétiniennes	21
2 Expérimentation 2 : Segmentation d'images rétiniennes de haute qualité	25
3 Expérimentation 3 : Segmentation d'autres types d'images médicales	28
4 Étude comparative	31
5 Conclusion	33
Conclusion	34
Bibliographie	36

Table des figures

1.1	Œdème maculaire [1].	3
1.2	L'anatomie de l'œil [2].	5
1.3	Angiographie fluorescéinique d'un œil atteint un OMD [3].	6
2.1	Exemple comparative entre l'apprentissage structuré et l'appren- tissage classique.	12
2.2	Exemples des sketch tokens [4].	12
2.3	Elle représente des exemples de patches d'images avec leurs contours correspondants [5].	13
2.4	Diagramme en bloc de la méthode proposée pour la segmentation par la forêt Aléatoire Structurée.	16
2.5	Représentation du label patch P et du feature patch X	17
3.1	Résultats obtenus lors de la segmentation des vidéos de type diffuse.	22
3.2	Résultats obtenus lors de la segmentation des vidéos de type focal.	23
3.3	Résultats obtenus lors de la segmentation des vidéos de type mixed.	24
3.4	Image initiale avant segmentation.	25
3.5	L'image A est la segmentation de l'image initiale illustrée dans la figure 3.4 sans pré-traitement. Les images B, C et D sont respective- ment les résultats obtenus après la réduction de la taille de l'image initiale à $1/2$, $1/3$ et $1/4$	26
3.6	Processus de segmentation.	27
3.7	Comparaison entre des segmentations sans et avec pré-traitements.	27
3.8	Image d'un œil sain avant le traitement à gauche et après la seg- mentation à droite.	28
3.9	Segmentation d'une image TDM d'un patient atteint d'un cancer cérébral [6].	29
3.10	Segmentation d'une image mammographique d'une patiente at- teinte d'un cancer du sein [7] [8].	29
3.11	Segmentation des images IRM de pathologies cérébrales [9] [10]. . .	30
3.12	Segmentation d'une image TDM de l'abdomen [11].	30

Liste des tableaux

3.1	Quelques exemples des résultats obtenus	32
-----	---	----

Glossaire

AAO : American Academy of Ophthalmology
AF : Angiographie Fluorescéinique
BDD : Base De Données
DRD : Diabetic Retinopathy Detection
ETDRS : Early Treatment Diabetic Retinopathy Study
FAS : Forêt Aléatoire Structurée
FO : Fond d'Oeil
FOV : Fields Of View (Champs de vue)
HTA : Hyper Tension Artérielle
IOVS : Investigative Ophthalmology and Visual Science
IRM : Image par Résonance Magnétique
MA : Micro-Anévrisme
OCT :Optical Coherence Tomography (Tomographie en Cohérence Optique)
OMD : Oedème Maculaire Diabétique
OMS : Organisation Mondiale de la Santé
OOB : Out Of Bag
RD : Rétinopathie Diabétique
RF : Random Forest (Forêt aléatoire)
RVB : Rouge Vert Bleu
SVM : Support Vector Machines (Machines à Vecteurs de Support)
TDM : Tomo Densito Métrie
VD : Vlachos et Dermatas
ZAF : Zone Avasculaire Fovéale

Introduction

Aux cours de ces dernières années, la Rétinopathie Diabétique (RD) est devenue la principale cause de cécité dans la population en âge actif. L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) estime que 347 millions de personnes souffrent de cette maladie dans le monde entier.

À l'heure actuelle, la détection de la RD est un processus qui nécessite un ophtalmologue très compétent et beaucoup de temps - Les malades reçoivent leur résultat plusieurs jours après l'examen- Ceci peut conduire à une mauvaise communication et un retard de traitement, au moment où le patient malade est dans une course contre la montre avant que sa maladie ne soit irréversible.

La segmentation d'images rétinienne peut aider les praticiens qu'ils soient ophtalmologues ou radiologues à mieux diagnostiquer la RD. D'une autre part, dans le domaine de l'apprentissage artificiel il existe une nouvelle approche intelligente et très rapide pour la détection de contour global des images qui permet une segmentation en temps réel. Il s'agit de la détection de contour en utilisant les forêts aléatoires structurées de Dollàr et Zitnick 2015 [5].

Dans ce projet de fin d'études, notre travail consiste à étudier cette nouvelle approche de Dollàr et Zitnick et l'appliquer à la segmentation des images rétinienne. Cette étude a pour but de construire un outil qui pourra assister l'ophtalmologue à accélérer son diagnostic et par conséquent accélérer son processus thérapeutique.

Pour ce faire, notre projet de fin d'études sera réparti en 3 chapitres :

- Dans le premier chapitre 1, nous allons décrire le contexte applicatif, la rétinopathie diabétique et l'œdème maculaire diabétique puis nous exposons un état de l'art de quelques travaux visés à la segmentation automatique des images rétinienne.
- Dans le deuxième chapitre 2, nous commençons par donner quelques notions de base nécessaires pour la compréhension de la méthode de segmentation "la forêt aléatoire structurée", puis nous allons citer les travaux de l'état de l'art sur la segmentation global basée sur les contours.
- Dans le troisième chapitre 3, nous allons présenter les expérimentations de segmentation que nous avons effectuée sur 3 différentes bases de données.

Ensuite nous allons établir une étude comparative avec une autre méthode de segmentation automatique des images rétiniennes. Ce chapitre détaille aussi quelques améliorations que nous avons apportées au toolbox de segmentation d'image qui se base sur les travaux de Dollàr et Zitnick.

- Ce mémoire sera clôturé par une conclusion générale et quelques perspectives.

Chapitre 1

Contexte Applicatif

1 Définition de L'œdème maculaire diabétique (OMD)

D'après la classification internationale de l'American Academy of Ophthalmology (AAO), l'OMD est défini par la présence de tout épaissement rétinien ou exsudat lipidique du pôle postérieur, chez un patient diabétique, porteur d'une rétinopathie diabétique [12].

Autrement dit, l'œdème maculaire diabétique (OMD) est une complication courante de la rétinopathie diabétique (RD). L'OMD se produit lorsque les vaisseaux sanguins de la rétine perdent des liquides, de petites quantités de sang et dans de rares occasions des fuites de dépôts graisseux ; ce qui provoque une inflammation de la macula. L'enflure causée par le liquide qui s'échappe des vaisseaux sanguins brouille la vision et nuit à la capacité à lire et à voir clairement les détails.

La figure 1.1 présente l'inflammation de la macula.

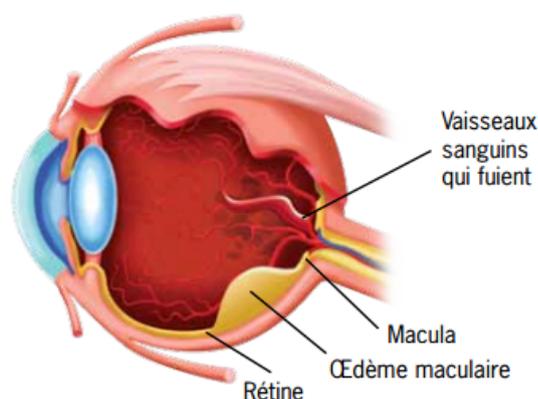


FIGURE 1.1 – Œdème maculaire [1].

Le risque de développer un Œdème Maculaire Diabétique (OMD) augmente avec la durée du diabète. Environ 10 % des personnes diabétiques subissent une

perte de vision attribuable à l'OMD sur une période de 10 ans [1].

La pathogénie de l'OMD est complexe, et elle n'est pas totalement élucidée. Elle fait intervenir plusieurs mécanismes intriqués (rupture de la barrière hémato-rétinienne, altération des mécanismes de déshydratation de la rétine), elle peut également être aggravée par des facteurs systémiques, tels que l'Hyper Tension Artérielle HTA, ou oculaires tels qu'une traction vitréo-maculaire [13].

2 Statistiques d'après l'OMS

D'après les statistiques de l'Organisation mondiale de la Santé (OMS), la rétinopathie diabétique est une des causes majeures de déficience visuelle en 2002, avec une prévalence mondiale de la cécité par rétinopathie diabétique de 4,8% des cécités [14].

Les experts de l'OMS estiment que 100% de la population des diabétiques de type I sera atteinte de rétinopathie diabétique au bout de 10 ans d'évolution de leur diabète, au bout de 20 ans 33% pour le diabète de type II. Parmi ses malades diabétiques, un tiers aura une rétinopathie potentiellement cécitante. Enfin un tiers des diabétiques ayant des complications cécitantes deviendra définitivement aveugle [14].

3 Les différents stades de l'OMD

Au terme des examens médicaux, il sera possible de préciser la sévérité et le type de l'OMD selon la classification de celui-ci. Plusieurs classifications de l'OMD ont été proposées. La classification internationale de l'ETDRS « Early Treatment Diabetic Retinopathy Study » reste la classification de référence. Elle est basée sur la localisation de l'OMD par rapport au centre de la macula, évaluée sur des photographies couleur stéréoscopiques du fond d'œil [13]. Mais vu sa complexité et, ses inconvénients sur le plan pratique d'autres classifications ont été proposées et, la plus utilisée reste la classification moderne de l'OMD qui est au faite la classification internationale de l'AAO associée aux signes reconnus comme ayant un pronostic fonctionnel péjoratif.

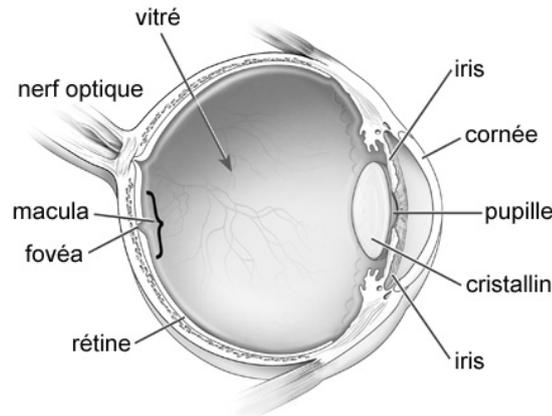


FIGURE 1.2 – L'anatomie de l'œil [2].

La figure 1.2 nous facilite la compréhension du texte suivant.

La classification moderne de l'OMD différencie les étapes de l'OMD en quatre phases évolutives plus la phase péjorative [13].

Stade 1 : OMD minime : c'est la présence d'un épaissement rétinien ou exsudats secs au pôle postérieur, mais loin du centre de la fovéa.

Stade 2 : OMD modéré : c'est l'épaississement rétinien ou exsudats secs s'approchant du centre de la macula mais n'atteignant pas le centre.

Stade 3 : OMD sévère : c'est l'épaississement rétinien ou exsudats secs atteignant le centre de la macula.

Stade 4 : OMD tractionnel : c'est l'épaississement rétinien maculaire associé à une traction vitréo maculaire¹ ou à une membrane épimaculaire².

Stade 5 : éléments de pronostic péjoratif :

- Ischémie maculaire : occlusion étendue des capillaires maculaires.
- Placard exsudatif rétro fovéolaire.
- Atrophie étendue des photorécepteurs au centre de la macula³.

4 Les Techniques de Diagnostic

Dès qu'un malade est reconnu diabétique, son médecin traitant lui fera passer des examens complémentaires à fin de chercher d'éventuelles complications et

1. la traction vitréo-maculaire est suspectée à l'examen biomicroscopique devant l'absence de décollement postérieur du vitré et un aspect de hyaloïde postérieure brillante et tendue; l'OCT affirme la traction : le sommet de l'œdème est au niveau ou en dessous de la hyaloïde postérieure

2. membrane épimaculaire : membrane épimaculaire épaisse, entraînant des plis rétiens

3. Interruption étendue de la ligne de jonction entre les segments internes et externes des photorécepteurs (ligne ellipsoïde)

pour bien suivre l'évolution de la maladie. Parmi les examens demandés :

Un fond d'œil (FO) avec une dilatation pupillaire à l'ophtalmoscope classique et, aussi au biomicroscope, à la recherche d'éventuelles anomalies rétiniennes ou autres puis, dans le cadre d'une meilleure évaluation de l'état lésionnel des radiographies de l'œil sont pratiquées.

La tomographie en cohérence optique (OCT) : c'est l'examen de référence pour le diagnostic de l'OMD. Elle est plus sensible que la biomicroscopie pour détecter un OMD débutant. Elle permet d'objectiver l'épaississement maculaire, de le localiser et de le quantifier précisément.

Les photographies couleur du fond d'œil du pôle postérieur et de la périphérie rétinienne : Elles permettent de voir les lésions rétiniennes avec une plus grande sensibilité que l'examen du fond d'œil et permettent de quantifier la sévérité de la RD associée à l'OMD.

L'angiographie à la fluorescéine (AF) : elle est devenu l'examen incontournable pour une évaluation de pointe en matière de toutes les rétinopathies confondues avec en tête de liste la rétinopathie diabétique. L'angiographie à la fluorescéine est utile en cas d'OMD pour préciser les sources des diffusions à l'origine de l'OMD, ainsi qu'à la sévérité des occlusions capillaires maculaires associées à l'OMD, facteur pronostic important.

La figure 1.3 montre une image acquise d'un examen d'angiographie fluorescéinique d'un œil atteint d'un OMD.

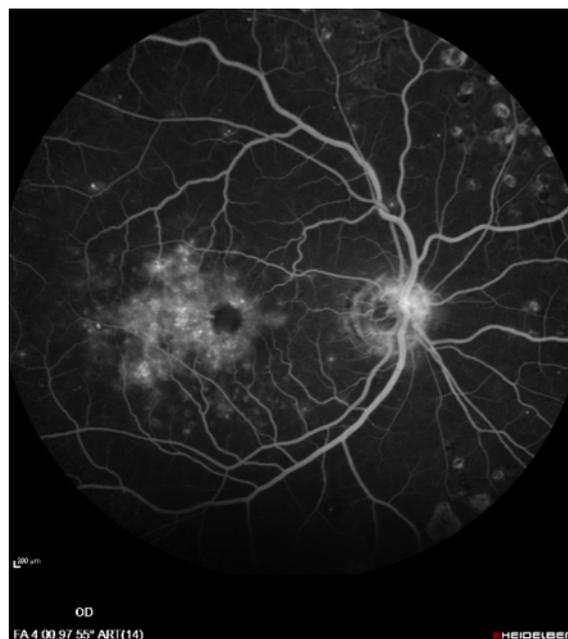


FIGURE 1.3 – Angiographie fluorescéinique d'un œil atteint d'un OMD [3].

Dans le cadre applicatif de ce projet de fin d'études de Master, nous nous intéressons aux vidéos d'angiographie fluorescéinique dans le but de segmentation pour mieux visualiser la pathologie, afin d'aider l'ophtalmologue dans le diagnostic de l'œdème maculaire diabétique, la détection des différents stades, et le suivi dans le temps de leurs évolutions.

Le traitement sur des photos, malgré toute son importance dans la collecte des informations qu'elle nous donne sur l'état lésionnelle de la rétine, le traitement en vidéo est de loin plus intéressant, car il nous permet de voir presque en temps réel, de bien comprendre, et de mieux apprécier les lésions qui conduisent à l'OMD.

Il précise le(ou les) siège(s) exacte(s) des fuites vasculaires qui constituent l'œdème maculaire, le débit de ses fuites, le temps de leurs propagation, et l'étendue de cet œdème.

Il permet aussi de mieux mettre en évidence la phase pré-occlusion des vaisseaux. Comme elle permet aussi de bien différencier entre les lésions maculaires diabétiques et autres lésions tel que les cicatrices dues au laser ou autres.

Tous cela nous laissent dire que le traitement sur l'angiographie à la fluorescéine en vidéo prend de plus en plus d'ampleur et qu'elle assure d'avantage une place privilégiée en ophtalmologie en particulier.

5 État de l'art sur la segmentation de la zone de fuite dans les images par l'angiographie fluorescéinique (AF)

Plusieurs chercheurs ont utilisé la segmentation automatisée pour l'analyse automatique des images de la AF [15] [16], à la détection des Micro-Anévrismes MA [17], [18], extraction des vaisseaux [19], [20], [21], [22] et de la zone avasculaire fovéale (ZAF), [23], [24], [25]. Relativement peu d'algorithmes ont été axés sur la détection ou la quantification automatisée des fuites.

Martinez-Costa et al. [26] ont publié une méthode pour la détection d'une fuite angiographique maculaire due à une occlusion de la veine rétinienne. Le centre fovéal est détecté manuellement, puis les images sont alignées automatiquement. Les pixels ayant un accroissement statistiquement élevé du niveau de gris le long de la séquence dans la zone la plus proche du centre de la fovéa sont segmentés en tant que fuite. Une autre méthode décrite par Cree et al. [27] suppose que les images capturées sont composées de deux fonctions, l'une décrivant l'image sous-jacente vraie et l'autre la dégradation engendrée due à l'illumination irrégulière ou aux voies optiques occluses.

Rabbani et al. [3], les auteures du BDD ont proposé eux aussi une approche pour la segmentation des zones de fuite de fluorescéine à partir des images AF

des patients atteints d'OMD. Leur système suit les étapes suivantes :

- La première étape de l'algorithme est l'enregistrement précis de la séquence d'image AF pour chaque patient, où ils ont enregistré un nombre fixe d'image dans la Vidéo à une image référence dans la séquence.
- Dans la seconde partie, ils estiment la différence normalisée entre les images AF précoces et tardives. Après plusieurs étapes de post-traitement comprenant la détection et la peinture des régions des vaisseaux, on trouve une estimation initiale de la zone de fuite.
- Enfin, ils utilisent la méthode de contour actif pour détecter avec précision les limites de la zone de fuite.

Harish Rajula [28] de son côté propose un autre système de segmentation automatique des vaisseaux sanguins dans les images rétiniennes. Le système proposé se compose de trois étapes :

- La première est le pré-traitement de l'image rétinienne pour séparer le canal vert ;
- La seconde étape est l'amélioration de l'image rétinienne ;
- Enfin, la troisième étape représente la segmentation des vaisseaux sanguins à l'aide d'opérations morphologiques et de la classification par SVM.

Récemment, un nouvel algorithme très performant a été mis en place par Vlachos et Dermatas [29] pour la segmentation des vaisseaux et l'extraction du réseau vasculaire dans les images rétiniennes. Son principe repose sur une nouvelle procédure de suivi de lignes multi-échelles qui commence à partir d'un petit groupe de pixels, dérivée d'une règle de sélection de luminosité et se termine lorsqu'une condition de profil en coupe transversale devient invalide.

La carte d'image multi-échelle est dérivée après avoir combiné les cartes d'images individuelles des échelles, contenant la confiance des pixels à appartenir à un vaisseau. Le réseau vasculaire initial est dérivé après la quantification de la carte de la matrice de confiance à plusieurs échelles. Un filtrage médian est appliqué sur le réseau vasculaire initial pour restaurer les lignes de vaisseaux déconnectés et éliminer les lignes de bruits. Enfin, un post-traitement élimine les zones erronées en utilisant des attributs directionnels des vaisseaux et une reconstruction morphologique.

6 Les bases de données applicatives

Dans notre projet de fin d'études, nous avons utilisé deux bases de données rétiniennes. La première base est (IOVS) Investigative Ophthalmology and Visual Science : elle contient des vidéos d'angiographie d'OMD. La seconde base est la DRD Diabetic Retinopathy Detection : elle contient des images rétiniennes couleurs de haute qualité.

6.1 La base de données d'Ophthalmologie and Science Visual

La base de données d'Investigative Ophthalmology and Visual Science IOVS a été réalisée par Hossein Rabbani et al. [3] en mars 2015, elle contient 24 Vidéos et 24 images. Elle a été appliquée dans le cadre des travaux des mêmes auteurs dont l'objectif était de créer et valider des logiciels pour segmenter automatiquement la zone de fuite dans les images (AF) cliniques réelles des sujets atteints d'œdème maculaire diabétique (OMD).

Acquisition des données Les angiographies de fluorescéine (AF) obtenues à partir de 24 yeux de 24 sujets avec OMD ont été analysées. Les images vidéos et images fixes ont été obtenues, au cours des soins cliniques de routine au Duke Eye Center, à l'aide d'une unité « Heidelberg Spectralis 6-mode HRA/OCT ». La première minute de l'étude a été capturée en mode film en utilisant le réglage haute résolution (4,7 images par seconde), et la suite des images de phase tardive ont été capturées comme des images uniques en mode ART (en moyenne neuf images). Chaque image en niveaux de gris dans la séquence était composée d'images de 768 x 768 pixels. Les champs de vision (fields of view : FOV) du premier film et les images de phase tardive étaient de 30°, 35° et 55°. Après l'acquisition, des fichiers ont été identifiés et exportés en format E2E pour analyse ultérieure.

Pré-traitement des données Les auteurs ont aligné les cadres AF précoces et tardifs dans la vidéo par une méthode d'enregistrement non-rigide en deux étapes. Pour supprimer les artefacts de fond, ils ont soustrait les cadres AF précoces et tardifs.

6.2 La base de données Diabetic Retinopathy Detection

La base de données Diabetic Retinopathy Detection DRD est constituée d'images rétiniennes qui ont été collectées par EyePACS, une plate-forme gratuite pour le dépistage de la rétinopathie. Créé en 2015 [30] elle contient 35127 images labellisées de taille 3888x3888 pixels pour l'apprentissage et plus de 35127 images non labellisées pour le test. Elle a été appliquée dont l'objectif est de créer et valider des logiciels pour détecter automatiquement l'état de l'œil dans les images cliniques réelles en couleurs de haute qualité des sujets atteints d'une rétinopathie diabétique ou sains.

7 Objectif

Notre objectif dans ce projet de fin d'études, est d'utiliser un nouvel algorithme pour la quantification automatique de la fuite dans les images AF des patients OMD. L'algorithme se base sur l'apprentissage structuré en utilisant les forêts aléatoires structurées pour la détection des contours. Bien que certaines étapes algorithmiques développées ici aient été précédemment décrites par d'autres,

l'algorithme global est unique et nouveau, et affiche des performances incomparables pour segmenter les fuites provenant d'images AF cliniques réelles. Cet algorithme est implémenté comme un programme MATLAB, qui a le potentiel de remplacer ou d'aider la segmentation manuelle subjective et fastidieuse.

Cette nouvelle technologie informatisée aide à mieux comprendre les mécanismes sous-jacents de la rétinopathie diabétique, ce qui peut faciliter la stratégie thérapeutique optimale personnalisée pour la maladie OMD particulière d'un individu.

Cet algorithme entièrement automatisé peut quantifier de manière reproductible et précise la zone de fuite dans une vidéo AF qui peut être comparable avec la segmentation manuelle des experts.

8 Conclusion

À l'heure actuelle, la détection de RD est un processus manométrique et manuel qui requiert un clinicien qualifié pour examiner et évaluer les photographies numériques de fond de couleur de la rétine. Au moment où les lecteurs humains soumettent leurs examens, souvent un jour ou deux plus tard, les résultats retardés conduisent à un suivi perdu, à une mauvaise communication et à un traitement retardé.

Dans le but de gagner de la précision et de la qualité de segmentation sans perdre en temps d'exécution, et pour avoir une segmentation en temps réelle sans perdre la qualité et la précision. Nous proposons dans ce projet de fin d'études d'étudier l'algorithme de la Forêt Aléatoire Structurée qui a démontré sa bonne précision pour une segmentation en temps réelle. Cette approche a le potentiel de réduire le temps, les coûts de main-d'œuvre et peut donner des mesures quantitatives objectives et reproductibles des bio marqueurs d'imagerie d'OMD.

Dans le prochain chapitre nous allons donner quelque notion de base puis nous allons exposer l'état de l'art du domaine pour bien expliquer notre algorithme de segmentation appliqué.

Chapitre 2

La Forêt Aléatoire Structurée

Introduction

La forêt aléatoire est un algorithme très populaire reconnu pour ces performances et aussi pour ces capacités de reconnaissance. Il est donc évident qu'il soit exploité à grande échelle par les chercheurs dans le domaine de la détection de contour.

De notre côté, en ce qui concerne notre travail, nous allons profiter des performances de la forêt aléatoire en apprentissage structuré pour améliorer la détection de l'OMD en terme de temps et de qualité de segmentation. Pour cela, nous allons commencer par présenter dans la première partie de ce chapitre, quelques notions de base sur l'apprentissage structuré et les méthodes de segmentation. Dans la deuxième partie, nous allons exposer l'état de l'art sur les approches de détection de contour. Enfin dans la troisième partie, nous présenterons le principe de la méthode RF (Random Forest) pour la détection de contour connu sous le nom de la forêt aléatoire structurée (FAS). Cette méthode sera présentée d'une manière formelle et algorithmique.

1 Les notions de base

Dans le but de mieux comprendre le principe de la détection de contour en utilisant la forêt structurée, il est nécessaire de définir quelques notions de base pour la bonne compréhension de l'approche étudiée. Ci-dessous la description de ces notions de base :

1.1 L'apprentissage structuré

Il aborde le problème de l'apprentissage où l'espace d'entrée ou de sortie peut être arbitrairement complexe représentant des chaînes, des séquences, des graphes, des objets, des boîtes de délimitation, etc. [5].



FIGURE 2.1 – Exemple comparative entre l'apprentissage structuré et l'apprentissage classique.

Comme nous le montre la Figure 2.1, l'apprentissage structuré : $f : X \rightarrow Y$. Les sorties $y \in Y$ sont des objets complexes (structurés) : images, textes, audio... tandis que l'apprentissage classique : $f : X \rightarrow \mathbb{R}$. La sortie y est un nombre réel, comme dans : classification, régression...

1.2 Les différents niveaux des caractéristiques

Les caractéristiques de bas niveau sont généralement calculées sur une base par pixel et incorporent des statistiques d'images locales de couleur ou de texture, tandis que *les caractéristiques de niveau intermédiaire* fonctionnent sur des régions ou des super pixels pour fournir des informations de forme, de continuité ou de symétrie. Alors que, *des caractéristiques de haut niveau* permettent d'introduire des statistiques d'images globales et des informations sur les interactions inter-objet ou contextuel, recherchant des configurations de scènes appropriées au niveau de l'image. L'information structurelle est surtout intégrée au niveau sémantique le plus élevé [31].

1.3 Sketch tokens

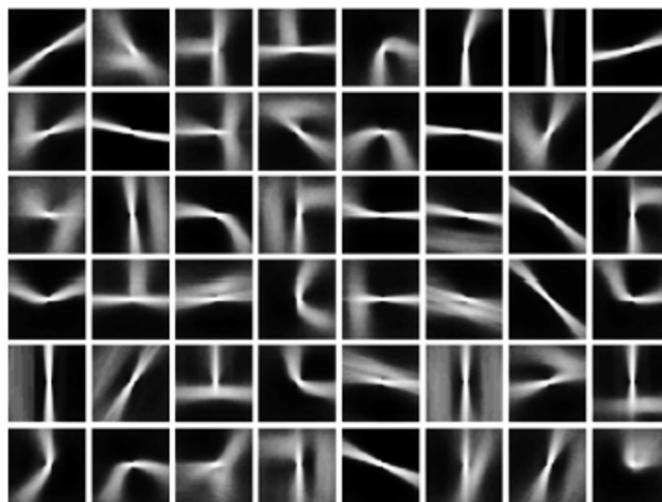


FIGURE 2.2 – Exemples des sketch tokens [4].

Les Sketch tokens [4] sont des caractéristiques qui capturent la structure de bordure locale. Les classes de «sketch tokens» peuvent être des formes standards telles que les lignes droites et les jonctions ou des structures plus riches telles que les courbes et les ensembles de lignes parallèles (voir les exemples dans la Figure 2.2).

1.4 Les images patches

Se sont de petites parties de l'image de taille 32x32 pixels qui contiennent une parcelle de contour. Autrement dit en décomposant l'image en petites grilles. Un patch est une grille qui contient un contour. La Figure 2.3 ci-dessous illustre des patches avec leurs contours correspondants.

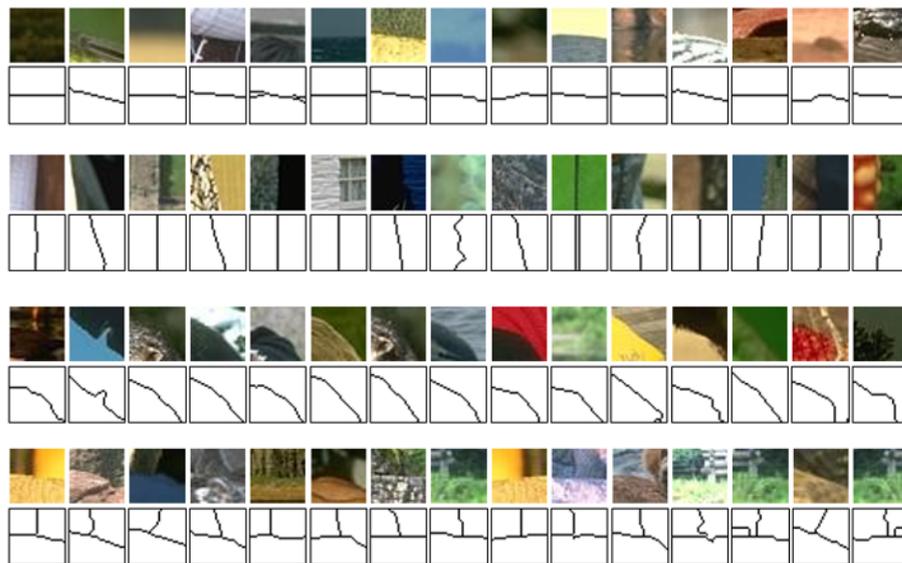


FIGURE 2.3 – Elle représente des exemples de patches d'images avec leurs contours correspondants [5].

1.5 Les méthodes de segmentation

Il existe deux méthodes de segmentation [28] : segmentation locale et segmentation globale.

1. **Segmentation locale** : Elle traite des sous-images de segmentation qui sont de petites fenêtres sur l'image entière.
2. **Segmentation globale** : Il s'agit de segmenter une image entière. Ceci est divisé en quelques catégories :
 - **Region approach (Segmentation basée sur la région)** : c'est une technique basée sur le bord, elle peut tenter de trouver les limites de l'objet, puis localiser l'objet lui-même en les remplissant dans une technique basée sur la région, prend l'approche opposée, par exemple en commençant

au milieu d'un objet puis en «poussant»vers l'extérieur jusqu'à ce qu'il rencontre les limites de l'objet.

- **Threshold based approach (Segmentation basée sur le seuil)** : Les techniques de saisie et de découpe d'histogramme sont utilisées pour segmenter l'image. Ils peuvent être appliqués directement à une image, mais peuvent également être combinés avec des techniques de pré-traitement et de post-traitement.
- **Edge approach (Segmentation basée sur le contour)** : Avec cette technique, on suppose que les bords d'une image représentent des limites d'objet et sont utilisés pour identifier ces objets.
- **Matching** : Quand on sait quel objet on désire identifier dans une image (approximativement), on peut utiliser cette connaissance pour localiser l'objet dans une image.
- **Clustering approach** : c'est une classification pixéllique (pixel par pixel) par exemple : K-means.

2 L'état de l'art sur les approches de segmentation

Notre travail de fin d'études s'intègre dans les approches de segmentation basée sur le contour. Dans cette section, on va décrire l'évolution de ce type de segmentation et ses différentes approches depuis les années 1970 à nos jours.

La détection de contour est une tâche fondamentale dans la vision par ordinateur depuis le début des années 1970 [32] [33] [34]. C'est une étape de pré-traitement critique pour une variété de tâches, y compris la reconnaissance d'objets [35] [36] la segmentation [37] [38] et les contours actifs [39].

De nombreux documents ont été écrits sur la détection de contour. Les premiers travaux [32] [33] [40] [41] [42] ont porté sur la détection de l'intensité ou des gradients de couleur. Le détecteur populaire Canny [40] trouve le gradient de pic orthogonal à la direction du contour. Une évaluation de divers détecteurs de contour de bas niveau peut être trouvée dans l'article [43] et une vue d'ensemble dans l'article [44]. Des travaux plus récents tel que [45] [46] [47] [38] [48] [49] explorent la détection des contours.

Mais, de nombreux contours visuellement saillants ne correspondent pas aux gradients de couleur, comme les contours de texture [45] et les contours illusoirs [50]. Ces articles de référence [38] [51] [4] [52] utilisent plusieurs fonctions comme entrée, y compris la luminosité, la couleur, la texture et les gradients de profondeur calculés sur plusieurs échelles.

Plusieurs articles récents ont exploré l'utilisation de techniques d'apprentissage pour détection de contour [53] [54] [4] [55]. Ces approches prennent un patch d'image et calculent la probabilité que le pixel central contient un contour.

Les contours d'un patch local sont fortement interdépendants [4]. Ils contiennent souvent des modèles bien connus, tels que des lignes droites, des lignes paral-

lèles, des jonctions en T ou des jonctions en Y [56] [4]. Récemment, une famille d’approches d’apprentissage appelée apprentissage structuré [57] a été appliquée à des problèmes présentant des caractéristiques similaires. Par exemple, l’article [31] applique l’apprentissage structuré au problème du marquage d’image sémantique pour lequel les labels d’images locaux sont également fortement interdépendants.

Dollàr et al. [53] ont utilisé un classificateur boosté pour étiqueter indépendamment chaque pixel en utilisant son patch d’image environnante comme entrée. Zheng et al. [54] combinent des indices de niveaux bas, moyen et élevé et affichent des résultats améliorés pour la détection des contours spécifiques à un objet.

Selon Dollàr et Zitnick [5] :

- Ren et Bo [51] ont amélioré le résultat d’Arbelaez et Maire [38] en calculant les gradients à travers l’apprentissage clairsemé de codes de gradients de patch. Ils ont obtenu de bons résultats, mais ils ont augmenté le temps de calcul de P. Arbelaez et M. Maire [38].
- Catanzaro et al. [58] ont amélioré le temps d’exécution de Arbelaez et Maire [38] en utilisant des algorithmes parallèles.

Récemment, Kivinen et Williams [55] ont appliqué deep networks à la détection des contours pour obtenir des résultats compétitifs. Les premiers détecteurs de contours étaient utilisés pour trouver des formes plus complexes telles que les jonctions des lignes droites et des courbes, et été appliqués à la reconnaissance d’objets, la structure à partir d’un mouvement, le suivi, et la récupération de forme 3D. [4]

Enfin, Lim et al. [4] proposent une approche de détection des contours qui classe les patches de contour en sketch tokens en utilisant des classificateurs de forêt aléatoires, comme dans le travail du Dollàr et Zitnick [5] tentent de capturer la structure de bordure locale. Les sketch tokens ressemblent à des travaux antérieurs sur des shapemes [56] mais sont calculés directement à partir de patches d’image en couleur plutôt que de cartes de contour pré-calculées. Le résultat est une approche efficace pour détecter des contours qui montre également des résultats prometteurs pour la détection d’objets. Contrairement aux travaux précédents, il ne demande pas l’utilisation de classes prédéfinies de patches de bordure. Cela nous permet de faire l’apprentissage des variations plus subtiles dans la structure de contour qui conduit à un algorithme plus précis et efficace. Kontschieder et al [31] ont utilisé un Framework de forêt aléatoire pour capturer les informations structurées.

Cette approche a permis à Dollàr et Zitnick [5] de profiter de la structure inhérente aux patches de contour, tout en étant étonnamment efficace sur le plan de calcul. Ils ont calculé les cartes de contours en temps réel, ce qui représente les ordres de grandeur plus rapides que les approches concurrentes.

Vu l'efficacité et la vitesse remarquable de cette dernière approche du Dollàr et Zitnick [5]. Nous avons adopté cette idée pour l'appliquer au domaine médical dans le but de bénéficier de ces privilèges dans notre travail.

3 La Forêt Aléatoire Structurée pour la détection de contour

Dollàr et Zitnick [5] ont formulé le problème de la détection des contours en prédisant les masques de segmentation locaux donnés en fonction des patches d'image d'entrée. Cette nouvelle approche par apprentissage des arbres de décision utilise des labels structurés pour déterminer la fonction de fractionnement à chaque branche de l'arbre. Les labels structurés sont mappés de manière robuste sur un espace discret sur lequel des mesures standard de gain d'information peuvent être évaluées. Chaque forêt prédit un patch des labels d'un pixel de contour qui sont agrégées à travers l'image pour calculer la carte de contour finale. Tel que résumé dans la Figure 2.4 suivante :

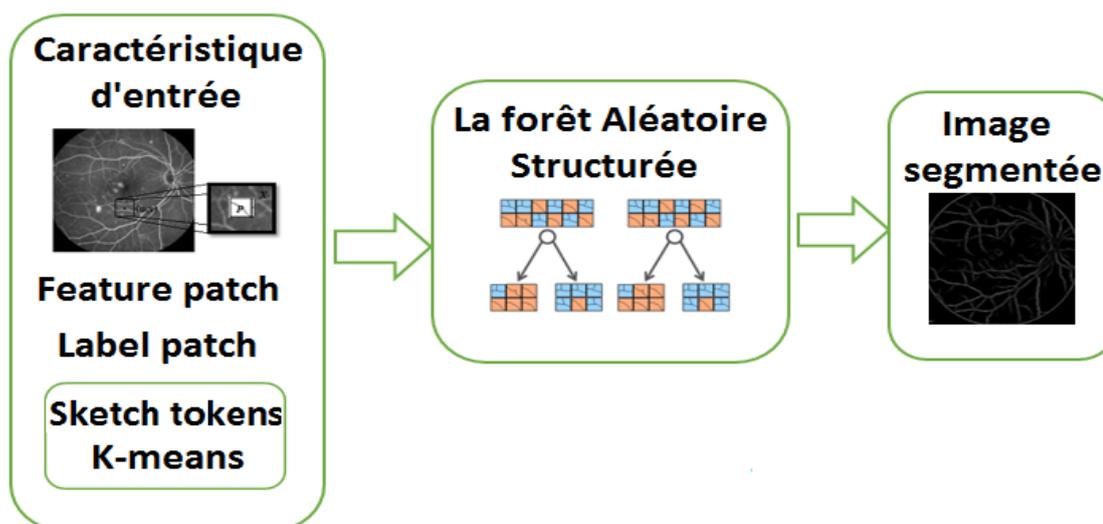


FIGURE 2.4 – Diagramme en bloc de la méthode proposée pour la segmentation par la forêt Aléatoire Structurée.

3.1 Les Caractéristiques d'entrée

Il faut d'abord prendre une image qui peut contenir plusieurs canaux, comme une image RVB ensuite étiqueter chaque pixel avec une variable binaire indiquant si le pixel est un contour ou non. Cette approche d'apprentissage prédit un masque de segmentation 16×16 pixels structuré à partir d'une image patch 32×32 pixels plus grande. Tel qu'il est désigné dans la Figure 2.5.

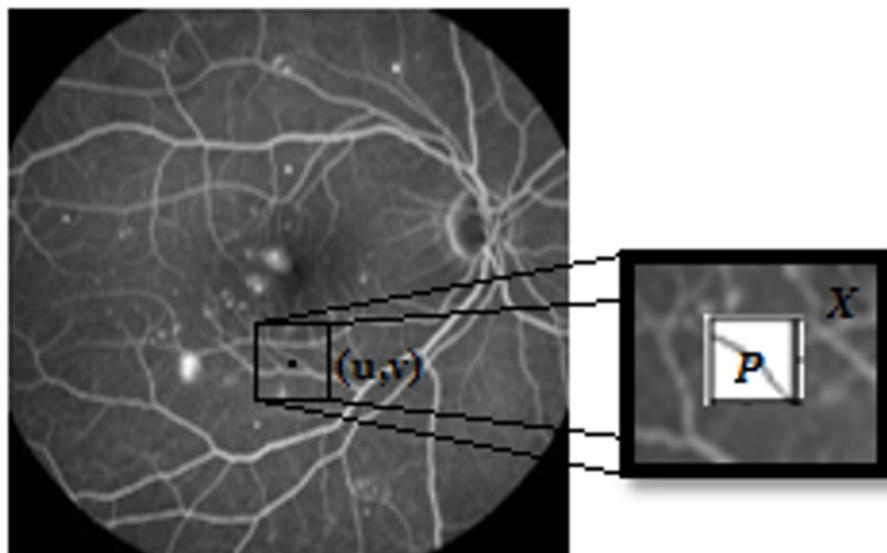


FIGURE 2.5 – Représentation du label patch P et du feature patch X .

Alors que les forêts aléatoires standard associent uniquement l'étiquette centrale à la position $(u; v)$ à un patch d'image x , nous incorporons la topologie du voisinage de l'étiquette locale p et, par conséquent, nous apprenons des transitions d'étiquetage valides parmi les catégories d'objet adjacentes.

Feature patch X de 32×32 pixels : pour distinguer un patch x de l'espace X : une image d'apprentissage multi-canaux est une matrice tridimensionnelle I et $I_{(u,v,c)}$ désigne la valeur au pixel (u, v) et au canal c dans l'image. Un patch est simplement un Triplet $(u, v, I) \in X$, représentant les coordonnées (u, v) du centre de patch dans l'image $I \in I$. L'espace de label $Y = 1, \dots, K$ est donné par l'ensemble des k classes d'objets que nous allons trouver dans les images.

Label patch P de 16×16 pixels : notre espace de label structuré se compose de $d' \times d'$ patches de labels de classe d'objet, c'est-à-dire $P = Y^{d' \times d'}$. Avec p_{ij} l'entrée ij du patch de label p . De plus, nous indexons les entrées de manière à ce que l'index $(0, 0)$ occupe la position centrale. Pour distinguer un patch x de l'espace X et un patch p structuré de l'espace de labels P , nous les désignons par patch de caractéristique et patch de label, respectivement. Chaque correctif de la caractéristique d'apprentissage $x = (u, v, I)$ comporte un patch de label associé p qui détient les labels de tous les pixels de l'image I à l'intérieur d'un $d' \times d'$ au voisinage de (U, v) . En d'autres termes, p_{ij} est le Label du pixel $(u + i, v + j)$ dans l'image I .

Les patches centrés sur les contours sont extraits des croquis «sketchs» dessinés à la main et regroupés pour former un ensemble de classes de token. Il en résulte un ensemble diversifié et représentatif de «sketch tokens». Les auteurs utilisent quelques centaines de token, ce qui permet d'avoir la majorité des structures de bordure les plus courantes.

Supposons que nous avons un ensemble d'images I avec un ensemble correspondant d'images binaires S représentant les contours dessinés à la main à partir des croquis (sketch). Les croquis (sketch) sont générés en demandant aux humains de «Diviser chaque image en morceaux, où chaque morceau représente une chose distinguée dans l'image».

Nous définissons l'ensemble des classes de sketch tokens en regroupant les patches extraits des images binaires S . Chaque patch S_j extrait de l'image S_i a une taille fixe. Seuls les patches qui contiennent un «labeled contour» au pixel du centre sont utilisés. Le regroupement est effectué sur les descripteurs en utilisant l'algorithme K-means avec $k = 150$ grappes.

Les attributions de la classe de token, résultant du regroupement (clustering) des patches de contours dessinés à la main, fournissent les labels de la vérité terrain pour l'apprentissage. Les auteurs ont résolu ce grand problème multi-classe à l'aide d'un classificateur basé sur les forêts aléatoires. Le résultat est une approche efficace qui peut calculer les labellisations par token par pixel à environ une seconde par image.

3.2 La Forêt Aléatoire

La forêt aléatoire est une méthode introduite par Leo Breiman en 2001 [59]. C'est un prédictor constitué d'un ensemble de classificateurs élémentaires de type arbres de décision. Dans les cas spécifiques des modèles CART (arbres binaires), Breiman propose une amélioration du bagging avec un algorithme 1 d'induction de forêts aléatoires qui utilise le principe de randomisation.

Algorithm 1 L'algorithme de la Forêt Aléatoire

- 1: Créer N nouveaux ensembles d'apprentissage par un double processus d'échantillonnage :
 - Soit une base d'apprentissage A de m exemples, on tire des sous-bases bootstrap de m exemples avec remise.
 - Construire un arbre CART maximal à partir de cet échantillon bootstrap, tel que : à chaque nœud, on sélectionne la meilleur découpe sur la base de K variables choisies aléatoirement parmi les P variables d'entrées.
 - 2: Stocker les B prédictions de la variable d'intérêt pour chaque observation d'origine.
 - 3: La prédiction de la forêt aléatoire est alors un simple vote majoritaire.
-

Selon Breiman, pour chaque échantillon bootstrap 63,2% des exemples sont uniques de A , le reste étant des doublons. Donc pour chaque sous base 1/3 des exemples de A ne sont pas sélectionnés et sont considérés comme OOB (Out-Of-Bag). Les éléments en dehors du sac OOB serviront à :

- L'évaluation interne de la forêt (estimation de l'erreur de classification en généralisation de forêt).
- L'estimation de l'importance des variables pour la sélection de variables.

3.3 La Forêt aléatoire structurée

Une forêt aléatoire est une collection d'arbres de décision dont les résultats sont calculés en moyenne pour produire un résultat final. Les auteurs Lim et al [4] ont échantillonné au hasard 150 000 patches de contour (1000 par classe de token) et 160 000 «sans contour» (800 par image d'apprentissage) pour l'apprentissage de chaque arbre. La mesure d'impuretés de Gini est utilisée pour sélectionner une limite de caractéristique et de décision pour chaque nœud de branche à partir d'un sous-ensemble choisi au hasard de \sqrt{F} de F caractéristique possible. Les nœuds feuilles contiennent les probabilités d'appartenir à chaque classe et sont généralement très clairsemés. Les auteurs ont utilisé une collection de 25 arbres formés jusqu'à ce que chaque nœud soit pur ou contien moins de 5 exemples. La profondeur médiane de l'arbre est de 20, bien que certaines branches soient sensiblement plus profondes. La formation de chaque arbre prend ~ 30 minutes et les arbres sont formés en parallèles.

En étendant les forêts aléatoires à des espaces de sortie structurés généraux Y . Un intérêt particulier pour la vision par ordinateur est le cas où $x \in X$ représente un patch d'image et $y \in Y$ code l'annotation d'image locale correspondante (par exemple un masque de segmentation ou un ensemble d'étiquettes d'images sémantiques).

L'idée de base est de mapper tous les labels structurés $y \in Y$ à un nœud donné en un ensemble discret d'étiquettes $c \in C$, où $C = 1, \dots, K$, de sorte que des étiquettes structurées similaires y sont assignées à la même étiquette discrète C .

Le gain d'information calculé directement et efficacement sur C peut servir pour le gain d'information sur les labels structurés Y . Par conséquent, à chaque nœud, nous pouvons tirer parti des procédures de formation aléatoires existantes pour apprendre efficacement des forêts aléatoires structurées.

L'approche pour calculer le gain d'information repose sur la mesure de la similarité sur Y . Cependant, pour de nombreux espaces de sortie structurés, y compris ceux utilisés pour la détection des contours, le calcul de la similarité sur Y n'est pas bien défini. Au lieu de cela, nous définissons un mapper de Y à un espace intermédiaire Z dans lequel la distance est facilement mesurée. Nous utilisons donc une approche en deux étapes largement applicable de la première correspondance $Y \rightarrow Z$ suivie d'une correspondance directe de $Z \rightarrow C$.

4 Conclusion

D'après l'état de l'art, la détection de contour est passée par plusieurs évolutions, et la forêt aléatoire structurée a montré son efficacité dans la détection de contour, soit en temps d'exécution ou en qualité de segmentation.

Dans le prochain chapitre nous allons tester cet algorithme sur des images rétinienne pris de quatre bases de données ensuite nous allons présenter quelque

résultats avec leurs interprétations, en plus une étude comparative avec une autre méthode de segmentation d'images rétiniennes.

Chapitre 3

Résultats et Expérimentations

Introduction

Après avoir parcouru l'état de l'art sur les approches de détection de contour et plus particulièrement l'approche basée sur les forêts aléatoires structurées, nous allons présenter dans ce chapitre quelques résultats de segmentation d'images rétiniennes en se basant sur cette approche. Le programme de segmentation utilisé contient quelques améliorations que nous avons apportées pour traiter les images et vidéos rétiniennes.

Dans ce chapitre, nous allons étudier trois types et formats d'images différents dans 3 expérimentations :

- La première partie présente les résultats et interprétation de la segmentation de séquences vidéos d'images rétiniennes ;
- La seconde partie expose les résultats de la segmentation d'images de haute qualité ;
- La troisième partie présente une étude comparative entre l'approche sélectionnée et celle de Vlachos et Dermatas [29].

1 Expérimentation 1 : Segmentation de vidéos rétiniennes

Dans cette première partie d'expérimentations, nous avons appliqué l'approche de segmentation par forêts aléatoires structurées (FAS) sur la base de données IOVS présentée dans le premier chapitre. Pour rappel cette base de données est obtenue via l'angiographie à la fluorescéine. Les auteurs de cette base de données l'ont scindé en 3 types d'images/vidéos :

1. Diffuse : l'œdème est diffusé dans la rétine ;
2. Focal : l'œdème est focalisé dans une partie de la rétine ;
3. Mixed : l'œdème est à la fois diffusé et focalisé dans la rétine.

Nous avons développé un programme Matlab qui se base sur la Toolbox réalisée par Dollàr et Zitnick [5]. Ce Toolbox ne peut traiter que les images mais pas les vidéos. Puisque une vidéo est une séquence d'images, donc dans notre cas, nous décomposons la vidéo en plusieurs images pour la segmenter puis la recomposé en vidéo. Nous mettons aussi en place un module qui va permettre aussi de superposer la vidéo du contour détecté sur la vidéo originale.

La première constatation qui a été faite après l'application de la forêt aléatoire structurée est que, la vitesse de l'algorithme est tellement rapide que nous pouvons voir la segmentation de séquence d'image, segmenté image par image, comme une vidéo segmentée en temps réelle.

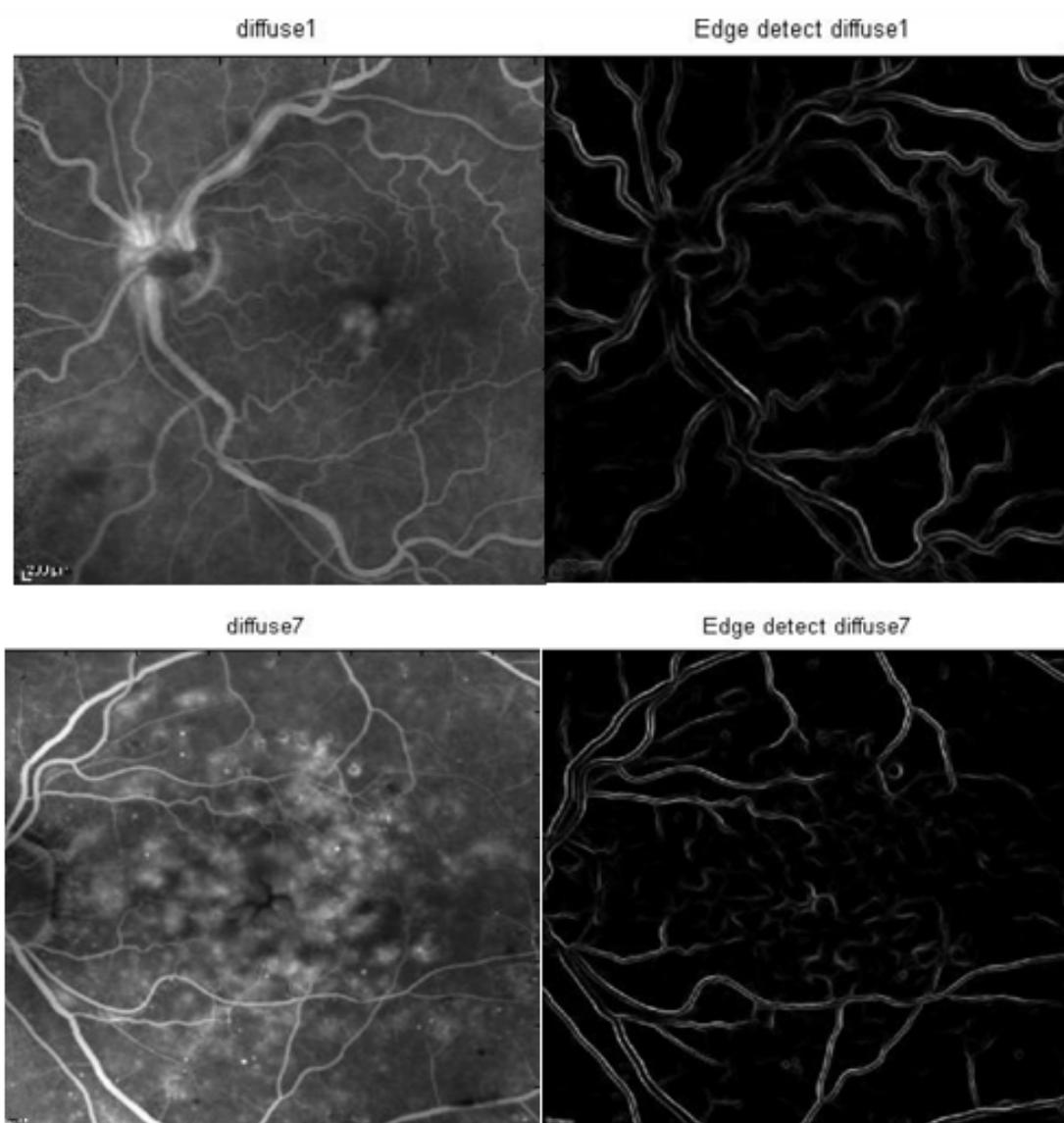


FIGURE 3.1 – Résultats obtenus lors de la segmentation des vidéos de type diffuse.

Nous avons sélectionné quelques images de vidéo de chaque état d'OMD (diffuse, focal, mixed) pour voir l'effet de l'algorithme sur ces images. Les figures 3.1, 3.2 et 3.3 montrent des parties des résultats obtenus lors de la segmentation des vidéos de type diffuse, focal et mixed respectivement.

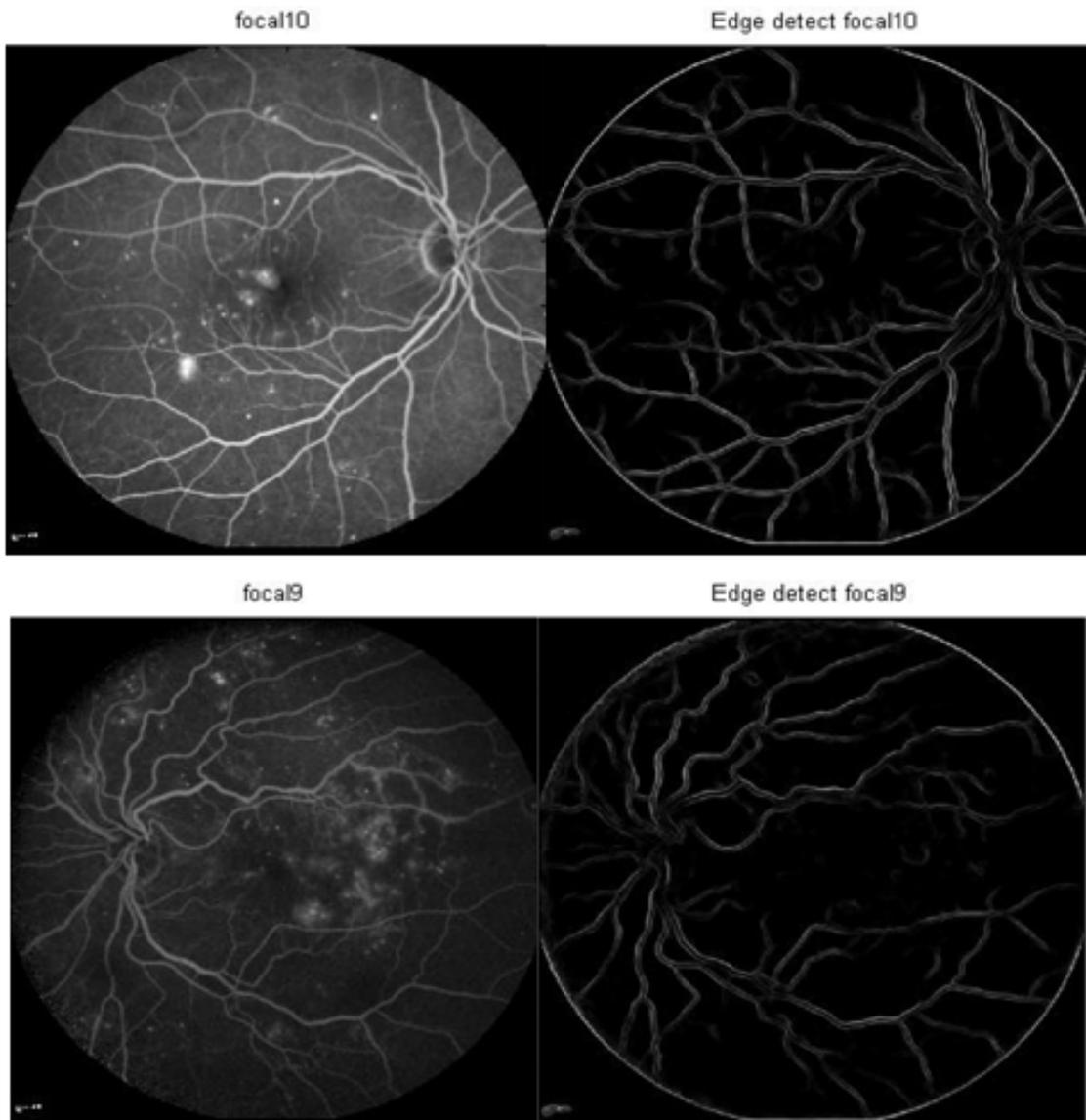


FIGURE 3.2 – Résultats obtenus lors de la segmentation des vidéos de type focal.

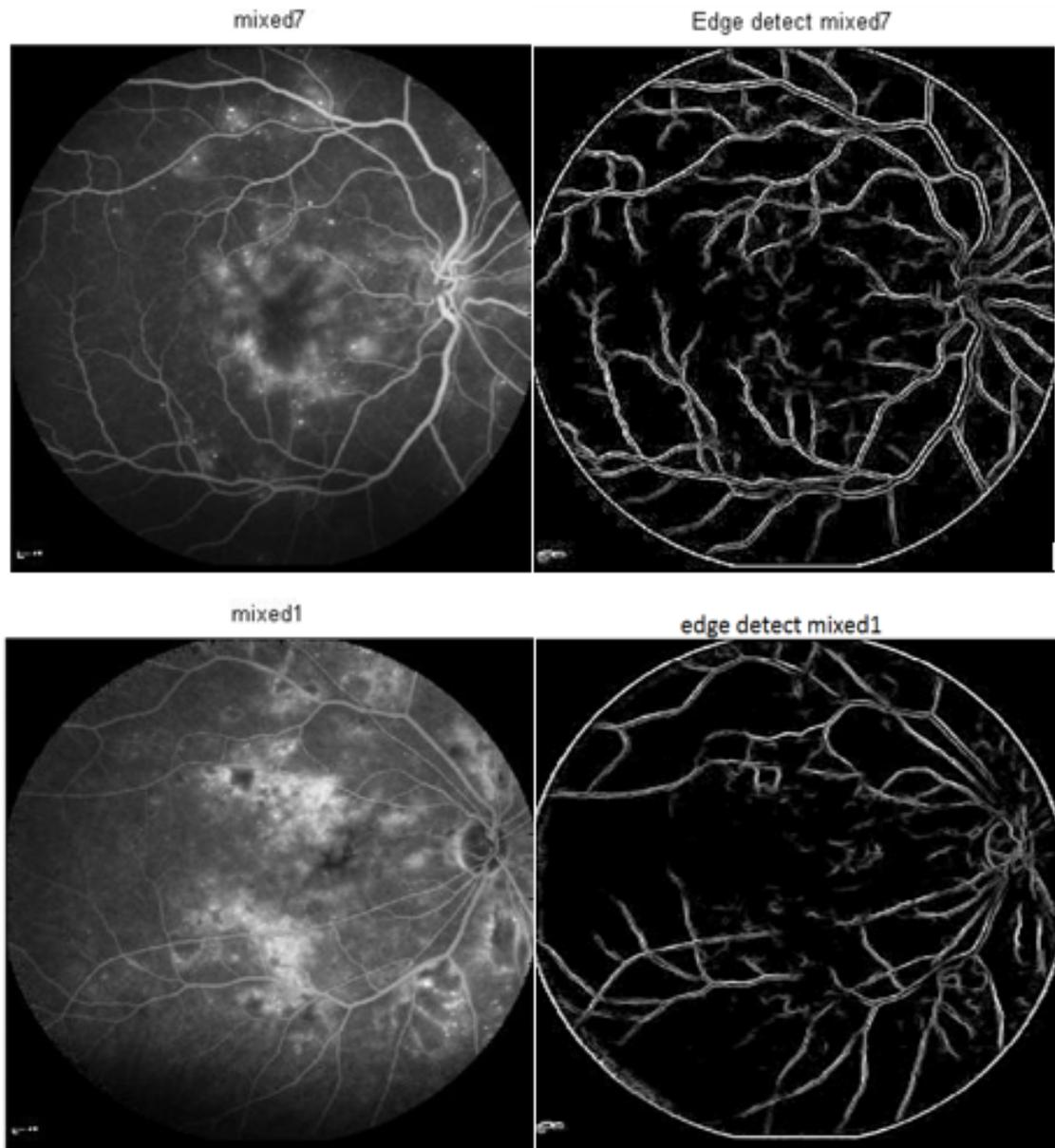


FIGURE 3.3 – Résultats obtenus lors de la segmentation des vidéos de type mixed.

Nous remarquons clairement à partir de ces résultats que les vaisseaux sanguins sont bien segmentés faisant ressortir même les petits capillaires. De ce fait, nous pouvons distinguer clairement les OMD par le fait que l'algorithme nous permet de voir les discontinuités des vaisseaux sanguins et même les petits capillaires.

En effet, nous notons que cet algorithme est efficace pour la détection des vaisseaux sanguins et même les petits capillaires pour les images d'angiographie à la fluorescéine ce qui permet d'aider le médecin dans son diagnostic et percevoir au mieux l'OMD.

2 Expérimentation 2 : Segmentation d'images rétinienne de haute qualité

Nous avons appliqué l'approche de segmentation FAS sur la base de données DRD présentée dans le premier chapitre. Les images de cette base de données sont en couleurs et de haute résolution. Nous avons utilisé la Toolbox réalisée par Dollàr et Zitnick [5] sur ces images.



FIGURE 3.4 – Image initiale avant segmentation.

L'image A de la Figure 3.5 est la segmentation de l'image initiale illustrée dans la Figure 3.4 sans pré-traitement. Les images B, C et D sont respectivement les résultats obtenus après la réduction de la taille de l'image initiale à $1/2$, $1/3$ et $1/4$.

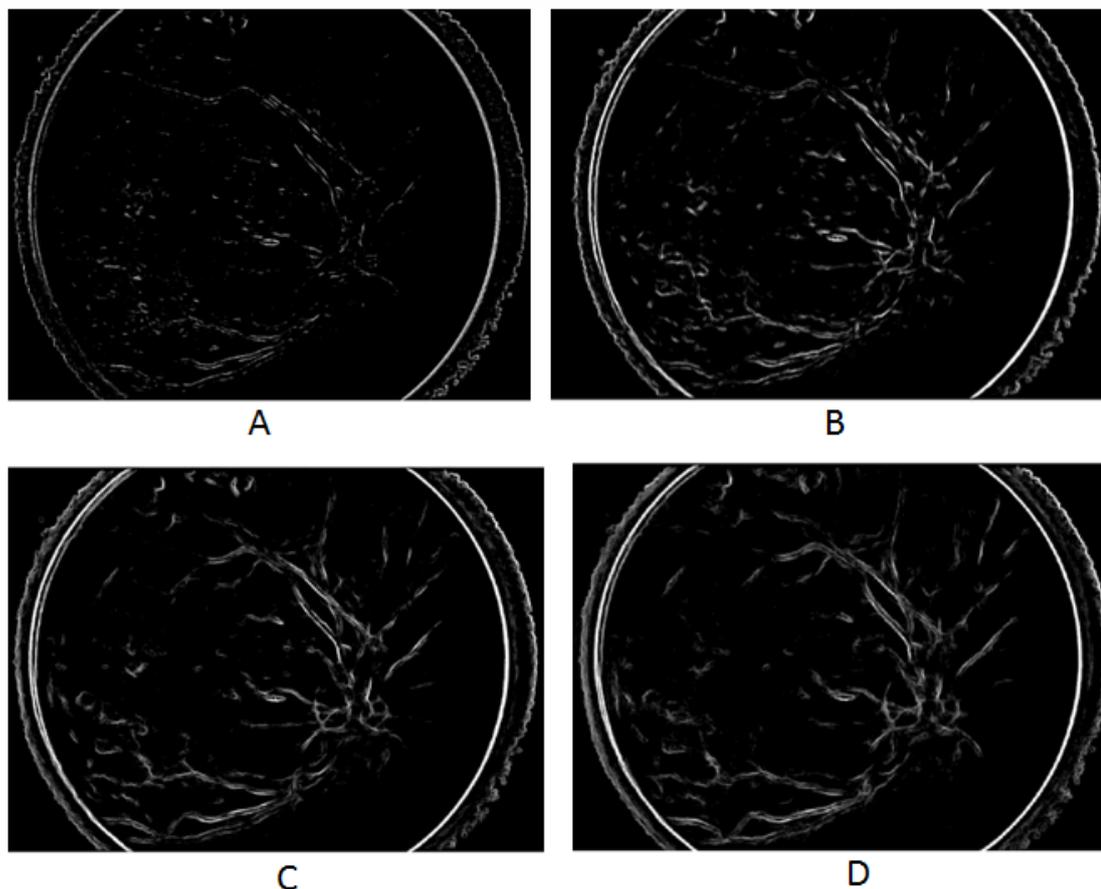


FIGURE 3.5 – L'image A est la segmentation de l'image initiale illustrée dans la figure 3.4 sans pré-traitement. Les images B, C et D sont respectivement les résultats obtenus après la réduction de la taille de l'image initiale à $1/2$, $1/3$ et $1/4$.

Nous avons remarqué qu'en changeant la taille de l'image les résultats de la segmentation automatique changent. Ceci s'explique par le fait que la taille des patches utilisés dans la ToolBox est fixée à 32×32 pixels, ce qui est très petit pour détecter les contours d'objets d'une image de haute résolution.

Donc nous étions obligés de réduire la qualité des images de la base de données DRD pour avoir de bons résultats. Et nous avons trouvé que la taille qui correspond le mieux à la taille du patch 32×32 est de 768×768 pixels.

Une autre constatation a été faite, c'est qu'en changeant la rotation de l'image, les résultats de segmentation automatique changent. De nouveaux contours apparaissent et d'autres disparaissent.

En se basant sur les deux remarques précédentes pour obtenir le meilleur résultat de la segmentation nous avons :

- (a) Redimensionné l'image à 768×768 pixels ;

- (b) Réalisé des pré-traitements sur l'image originale pour obtenir 7 autres images : une rotation à 90° , 180° et 270° , une symétrie verticale, horizontale, première diagonale et seconde diagonale.
- (c) Segmenté chacune de ces 7 images en plus de l'image originale ;
- (d) Réalisé, sur chacune des 8 images segmentées, l'inverse du pré-traitement qui lui a été fait. Par exemple, pour l'image qui a eu une rotation de 90° ensuite segmentée, une rotation à -90° lui sera effectuée ;
- (e) Superposé ces 8 images pour obtenir l'image finale segmentée.

Ce processus est illustré dans la figure 3.6.

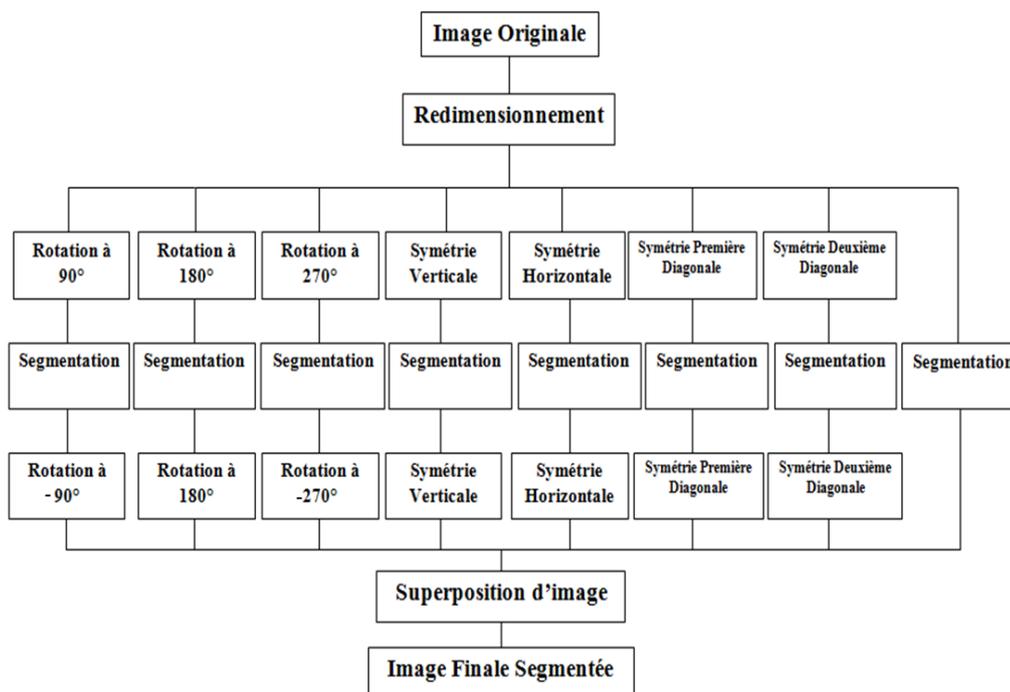


FIGURE 3.6 – Processus de segmentation.

La figure 3.7 montre un exemple, de gauche à droite, d'une image rétinienne originale, une image segmentée sans pré-traitement et une image avec les pré-traitements précédemment cités.

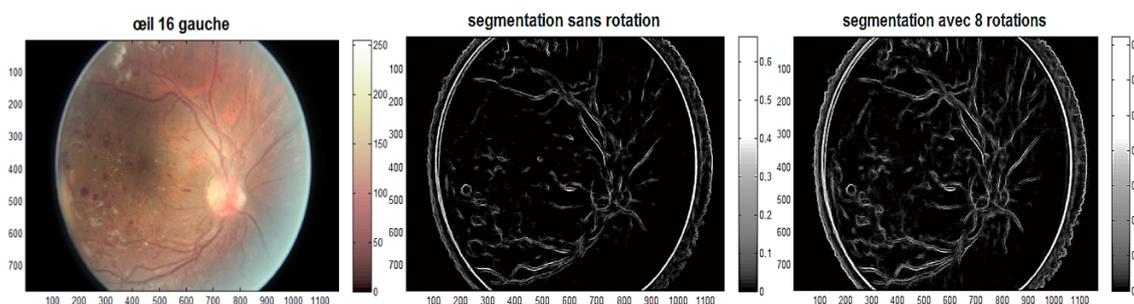


FIGURE 3.7 – Comparaison entre des segmentations sans et avec pré-traitements.

Nous pouvons conclure : bien que la base de tokens présente dans la toolbox contient 150 000 tokens, cette base ne contient pas tous les contours existants dans les images rétiniennes.

Les tokens de la base de tokens présentes dans le toolbox concernent les images de la nature et les images satellites. Pour obtenir de meilleurs résultats de segmentation, cette base doit contenir des sketches, qui doivent être réalisés par les experts du domaine d’ophtalmologie (ophtalmologues et radiologues).

Sur les tests que nous avons effectués, nous avons remarqué que pour certaines images rétiniennes, l’algorithme FAS ne peut détecter que les grands vaisseaux mais pas les capillaires. Comme il est montré dans la figure 3.8, la segmentation de l’image d’un œil sain contient les grands vaisseaux et seulement quelques capillaires.

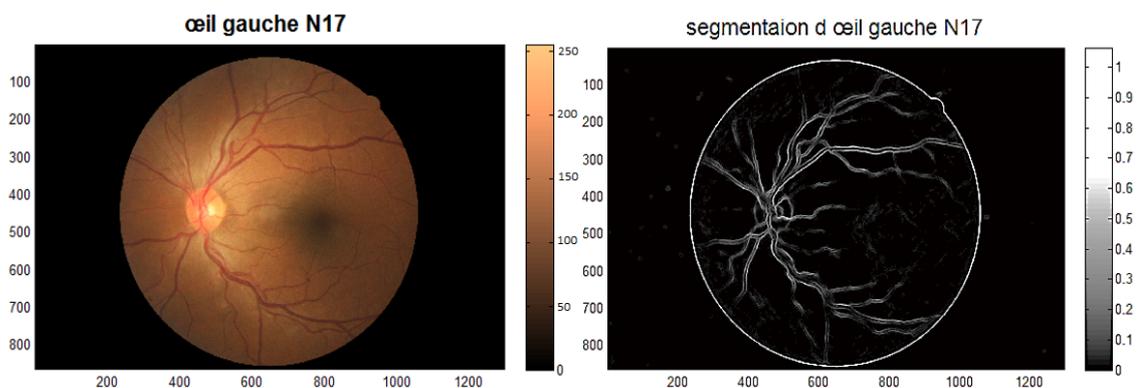


FIGURE 3.8 – Image d’un œil sain avant le traitement à gauche et après la segmentation à droite.

3 Expérimentation 3 : Segmentation d’autres types d’images médicales

Nous avons voulu tester l’algorithme FAS sur d’autres types d’images médicales. Les figures 3.9, 3.10, 3.11 et 3.12 montrent respectivement la segmentation d’une image d’un TDM cérébral, une mammographie, une IRM et un TDM abdominal.

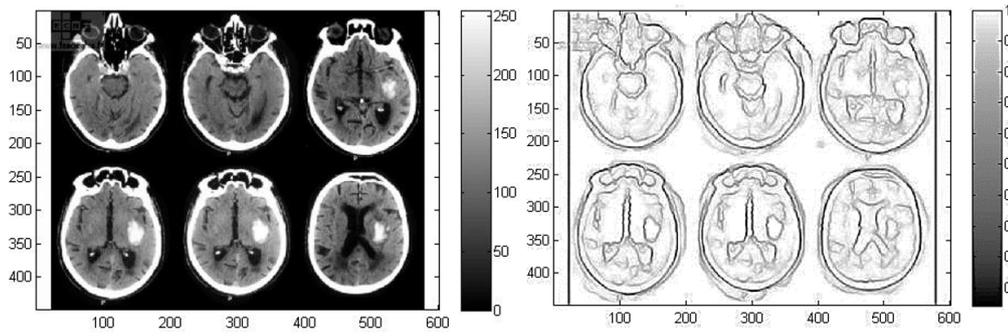


FIGURE 3.9 – Segmentation d’une image TDM d’un patient atteint d’un cancer cérébral [6].

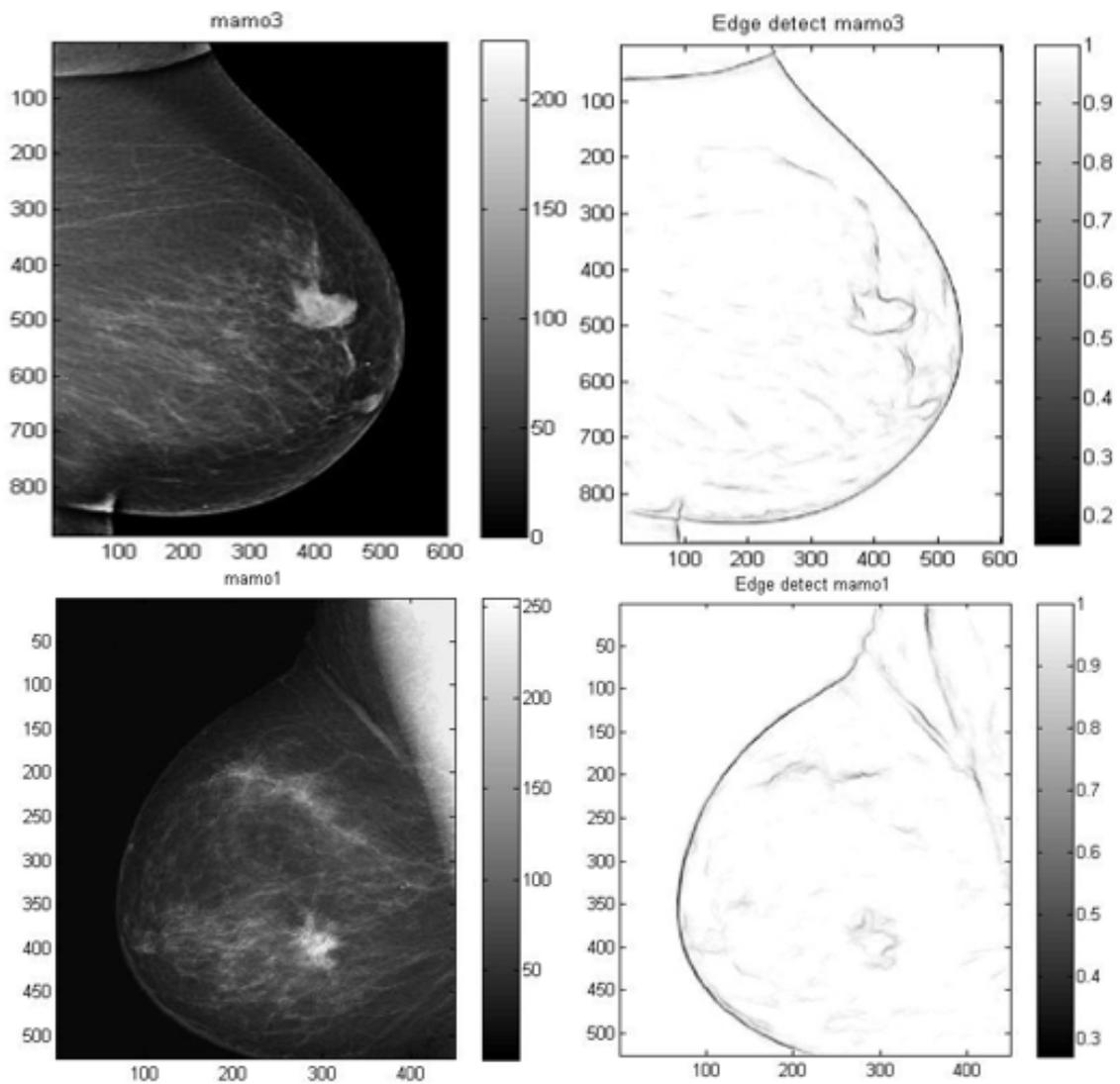


FIGURE 3.10 – Segmentation d’une image mammographique d’une patiente atteinte d’un cancer du sein [7] [8].

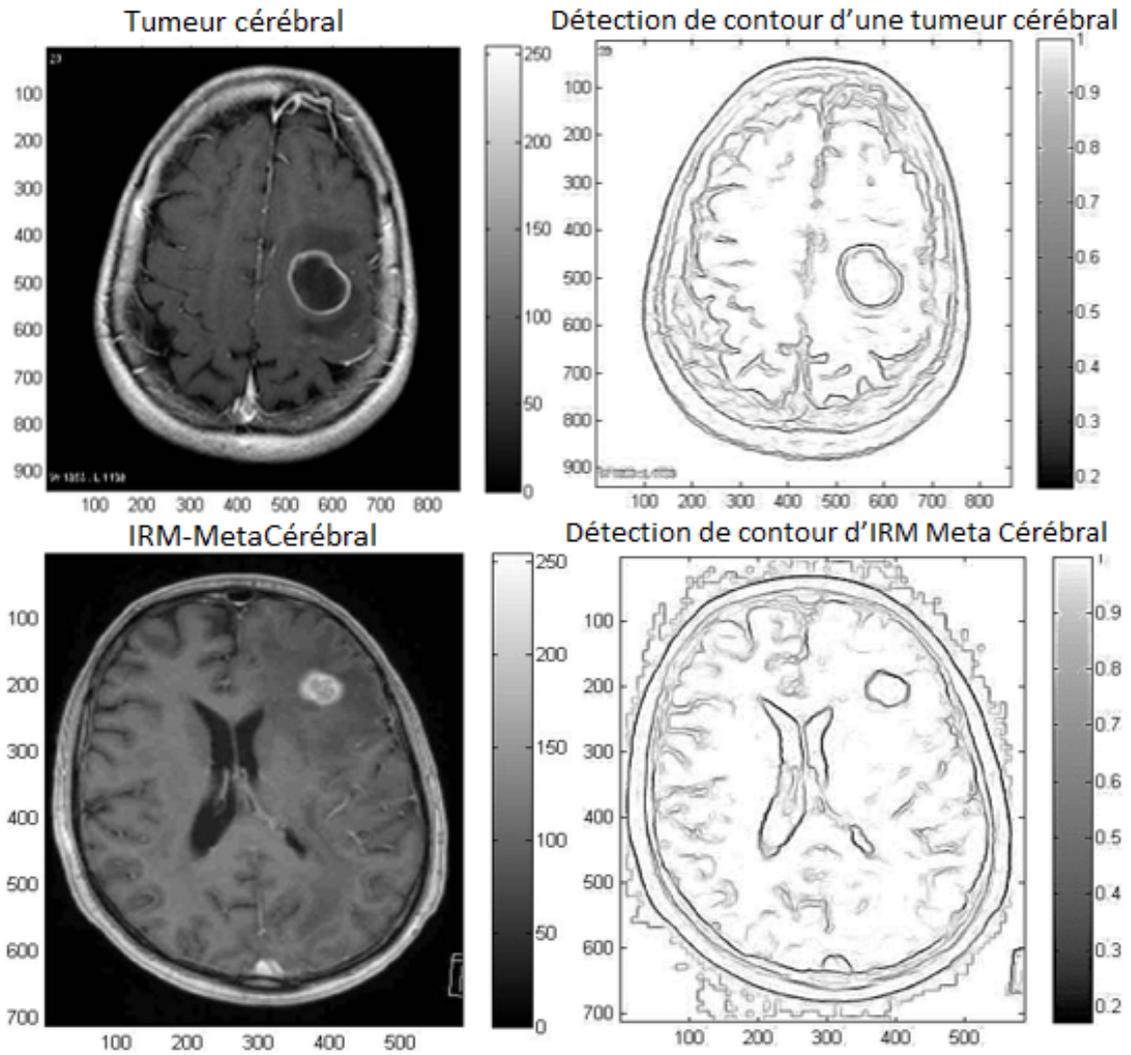


FIGURE 3.11 – Segmentation des images IRM de pathologies cérébrales [9] [10].

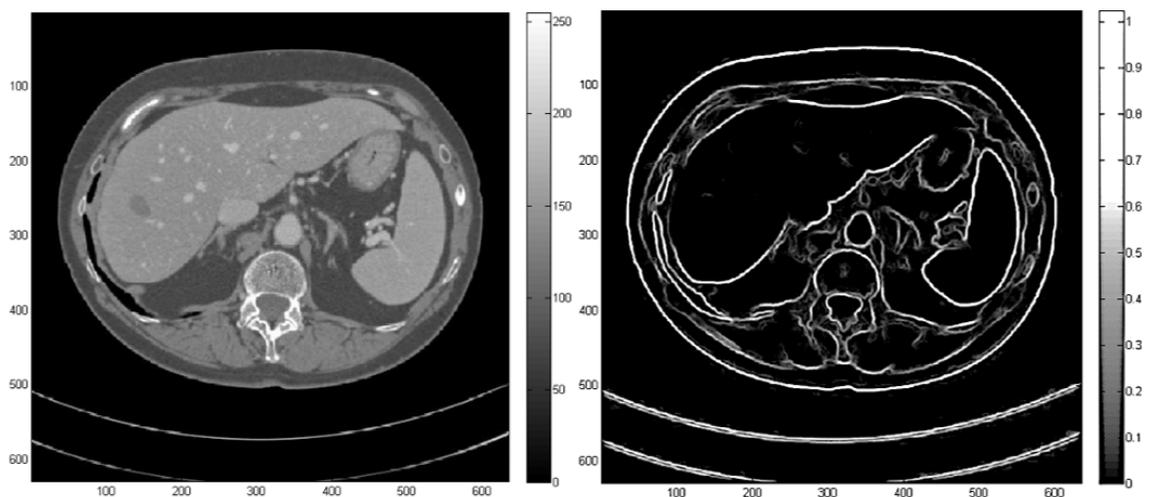


FIGURE 3.12 – Segmentation d'une image TDM de l'abdomen [11].

La segmentation des images des quatre figures précédentes 3.9, 3.10, 3.11 et 3.12 a été faite sans pré-traitement. Nous avons remarqué l'efficacité de cet algorithme pour la détection et la segmentation des objets, des organes et des tumeurs.

Si les organes présents dans une image ont le même niveau de gris, les algorithmes classiques de la détection de contour n'arrivent en général pas à différencier entre ces différents organes.

L'application sur ces quatre différents type d'images montrent bien que l'approche FAS détecte chaque organe ou tumeurs comme un objet entier donc elle permet de différencier chaque organe des autres organes qui peuvent avoir le même niveau de gris.

4 Étude comparative

Dans cette section nous abordons une comparaison en terme de qualité de segmentation et de temps d'exécution entre l'algorithme de la forêt aléatoire structurée (FAS) et celui de Vlachos et Dermatas (VD). Nous avons utilisé pour cette comparaison des images des bases de données IOVS, DRD et DRIVE. Cette dernière a été utilisée par Vlachos et Dermatas dans leur étude.

Description de la base de données DRIVE : [60] Les photographies de la base de données DRIVE ont été obtenues à partir d'un programme de dépistage de la rétinopathie diabétique aux Pays-Bas. La population de dépistage était composée de 400 sujets diabétiques âgés de 25 à 90 ans. Quarante photographies ont été sélectionnées au hasard. 33 ne montrent aucun signe de rétinopathie diabétique et 7 montrent des signes de rétinopathie diabétique légère et précoce. Chaque image a été compressée en JPEG.

Les images ont été acquises à l'aide d'une caméra Canon CR5 non mydriatique 3CCD avec un champ de vision de 45 degrés (FOV). Chaque image a été capturée en 8 bits par plan de couleur à 768X584 pixels. Le FOV de chaque image est circulaire avec un diamètre d'environ 540 pixels. Pour cette base de données, les images ont été recadrées autour de la FOV. Pour chaque image, une image de masque est fournie qui délimite le FOV.

L'ensemble des 40 images a été divisé en une base d'apprentissage et de test, tous les deux contenant 20 images. Pour les images d'apprentissage, une seule segmentation manuelle du système vasculaire est disponible.

Résultats de la comparaison : Le tableau suivant montre quelques exemples des résultats obtenus lors de l'exécution des algorithmes FAS et VD sur les 3 différentes bases de données :

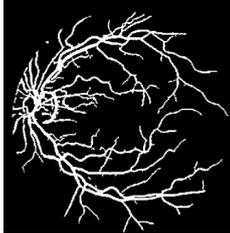
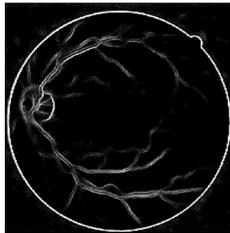
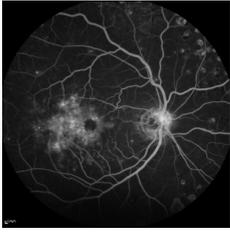
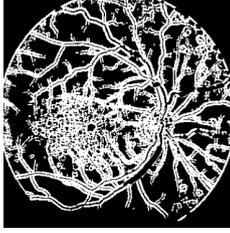
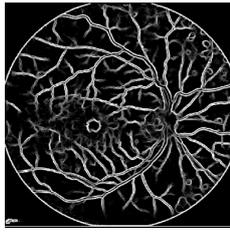
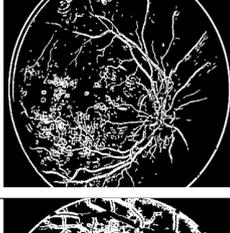
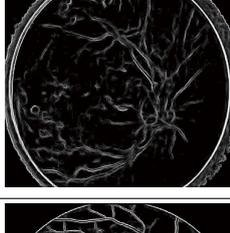
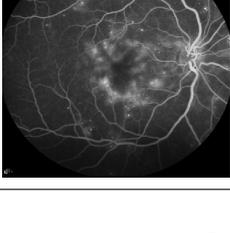
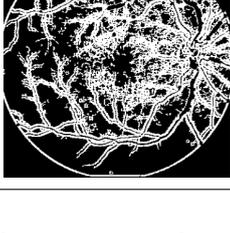
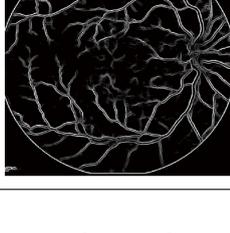
Base de données	Image initiale	VD	FAS	Temps de VD en S	Temps de FAS en S
DRIVE				7.599016	0.360496
IOVS				13.697326	0.686385
DRD				16.731075	1.008270
IOVS				14.841649	0.931537

TABLE 3.1 – Quelques exemples des résultats obtenus

Qualité de segmentation : L'évaluation expérimentale de la méthode de VD sur les images de la base de données DRIVE montre une extraction précise du réseau vasculaire. Tandis qu'elle a échoué à extraire le réseau vasculaire sur les images des bases de données IOVS et DRD. Alors que FAS a donné de bons résultats pour toutes les images des 3 bases de données utilisées.

Temps d'exécution : Nous pouvons remarquer que l'algorithme FAS est nettement plus rapide que VD. Sur les tests que nous avons effectués, FAS était au minimum 16 fois plus rapide que VD. FAS est tellement rapide qu'il donne l'impression que les images sont segmentées en temps réel.

5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les tests de l'approche FAS des images et vidéos de 3 bases de données rétiniennes. Nous avons enrichi l'algorithme du toolbox utilisé, avec des pré-traitements et des post-traitements pour avoir une meilleure qualité de segmentation. Nous l'avons aussi enrichi pour qu'il puisse segmenter des vidéos.

Les tests effectués ont montré que l'approche FAS est efficace dans la segmentation des réseaux vasculaires des images et vidéos rétiniennes et elle est très rapide. Nous avons remarqué aussi que l'approche donne de bons résultats pour d'autres types d'images tel que les images IRM, Mammographiques et TDM.

Les tests ont montré aussi que pour avoir une segmentation de bonne qualité, la taille des images à segmenter doit être proportionnelle à la taille des patches utilisés. La qualité d'ensemble de tokens utilisé doit être adaptée au domaine étudié. La toolbox que nous avons utilisé a prouvé son efficacité sur les images de la nature et les images satellites mais il n'a pas pu segmenter quelques détails dans certaines images rétiniennes.

Conclusion

Notre travail s'intègre dans le contexte de l'apprentissage structuré pour la détection de contour. Nous avons décrit l'approche Forêt Aléatoire Structurée (FAS) de Dollàr et Zitnick qui utilise de manière robuste des labels structurés pour sélectionner les répartitions dans les arbres.

La forêt aléatoire structurée pour la détection de contour est capable de segmenter l'image en temps réel tout en obtenant une précision presque équivalente à celle de l'état de l'art. Cela est recommandé pour les applications nécessitant une détection rapide de contour. Par exemple, l'approche FAS peut être bien adaptée à la segmentation vidéo ou à des tâches de reconnaissance d'objets sensibles au temps, telles que la segmentation automatique des images rétiniennes ou des vidéos d'angiographie fluorescéinique.

Une segmentation automatique du système vasculaire pourra réduire la charge de travail des ophtalmologues et peut aider à caractériser les lésions détectées et à identifier les faux positifs.

Nous avons testé l'efficacité de l'algorithme de cette approche dans le domaine médical en utilisant 3 bases de données d'images rétiniennes (IOVS, DRD et DRIVE). Cet algorithme a bien montré son efficacité dans les tests que nous avons réalisés. Nous avons obtenu les résultats dans un temps nettement plus rapides que l'approche de segmentation que nous avons sélectionné.

D'après les expérimentations que nous avons effectuées, nous pensons qu'avec un ajustement de la taille des patches et une utilisation des tokens lié au domaine nous pouvons améliorer la segmentation des images médicales tout en gardant la rapidité de traitement.

Cette technique pourra être compléter pour construire un outil de classification automatique de rétinopathie pour aider les ophtalmologues à faire des dépistages des maladies oculaires dans un grand nombre d'images rétiniennes.

En plus des images rétiniennes nous avons testé cet algorithme dans d'autres images médicales tel que les images mammographiques, les images de TDM cérébral et même les images d'IRM. Nous avons obtenu de très bons ré-

sultats. Donc, en plus des ophtalmologues, cette technique pourra aider aussi les radiologues à automatiser le dépistage des maladies dans un grand nombre d'images médicales.

En plus du domaine médical, vu que cette technique est très rapide, nous pensons que nous pouvons l'appliquer dans la reconnaissance d'empreintes digitales de l'œil un projet entrepris à réaliser au laboratoire GBM.

Bibliographie

- [1] Novartis Pharma Canada, "Oedeme maculaire diabetique", https://www.mitchelleyecentre.com/wp-content/uploads/2013/07/dme_brochure_fr.pdf," 2012.
- [2] inca, "Oedeme maculaire diabetique", <http://www.cnib.ca/fr/vos-yeux/maladies-oculaires/point-de-vue/retinopathie-diabetique/apropos/pages/2017>.
- [3] Hossein Rabbani, Michael J Allingham, Priyatham S Mettu, Scott W Cousins, and Sina Farsiu, "Fully automatic segmentation of fluorescein leakage in subjects with diabetic macular edema automatic leakage segmentation in dme," *Investigative ophthalmology & visual science*, vol. 56, no. 3, pp. 1482–1492, 2015.
- [4] Joseph J Lim, C Lawrence Zitnick, and Piotr Dollár, "Sketch tokens : A learned mid-level representation for contour and object detection," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013, pp. 3158–3165.
- [5] Piotr Dollár and C Lawrence Zitnick, "Fast edge detection using structured forests," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 37, no. 8, pp. 1558–1570, 2015.
- [6] Sarah RIVIERE Mathilde NATIVEL, "Scanner cerebral", <http://tpe-le-cerveau.e-monsite.com/pages/ii-techniques-d-imagerie-modernes.html>," 2013.
- [7] Centre de radiologie Belledonne, "image mammographique", http://radiologiebelledonne.fr/radiobel_mammographie.html," .
- [8] SMARTfiches Medecine, "Mammographie - cancer du sein", <http://smartfiches.fr/oncologie/item-309-tumeurs-cancer-sein/examens-paracliniques>," 08 2014.
- [9] Centre Frans BACLESSE, "Metastases cerebrales", http://www.oncoprof.net/generale2000/g16_urgences/index/g16_dx11.php," 062011.
- [10] A.Prof Frank Gaillard, "Ring enhancing cerebral metastasis", <https://radiopaedia.org/images/22581>," 02 2009.
- [11] "La tomographie", <https://www.radiologie-leipzig.de/leistungsspektrum/computertomographie.html>," .
- [12] CP Wilkinson, Frederick L Ferris, Ronald E Klein, Paul P Lee, Carl David Agardh, Matthew Davis, Diana Dills, Anselm Kampik, R Pararajasegaram, Juan T Verdaguier, et al., "Proposed international clinical diabetic retinopathy and diabetic macular edema disease severity scales," *Ophthalmology*, vol. 110, no. 9, pp. 1677–1682, 2003.

- [13] P Massin, S Baillif, C Creuzot, F Fajnkuchen, and L Kodjikian, "Œdème maculaire diabétique : diagnostic et bilan pré-thérapeutique," *Journal Français d'Ophthalmologie*, vol. 38, no. 9, pp. e187–e189, 2015.
- [14] OMS Organisation Mondiale de la Sante, "Maladies oculaires prioritaires, <http://oms/maladies/oculaires/prioritaires.htm>," 2017.
- [15] R Theodore Smith, Carol M Lee, Howard C Charles, Marilyn Farber, and Jose G Cunha-Vaz, "Quantification of diabetic macular edema," *Archives of Ophthalmology*, vol. 105, no. 2, pp. 218–222, 1987.
- [16] Roger Jagoe, Christopher I Blauth, Peter L Smith, John V Arnold, Kenneth Taylor, and Richard Wootton, "Automatic geometrical registration of fluorescein retinal angiograms," *Computers and Biomedical Research*, vol. 23, no. 5, pp. 403–409, 1990.
- [17] CE Baudoin, BJ Lay, and JC Klein, "Automatic detection of microaneurysms in diabetic fluorescein angiography.," *Revue d'épidémiologie et de santé publique*, vol. 32, no. 3-4, pp. 254–261, 1983.
- [18] Shirin Hajeb Mohammad Alipour and Hossein Rabbani, "Automatic detection of micro-aneurysms in retinal images based on curvelet transform and morphological operations," in *SPIE Optical Engineering+ Applications*. International Society for Optics and Photonics, 2013, pp. 88561W–88561W.
- [19] Gabriel Landini, Gary P Misson, and Philip I Murray, "Fractal analysis of the normal human retinal fluorescein angiogram," *Current eye research*, vol. 12, no. 1, pp. 23–27, 1993.
- [20] Robert Koprowski, Sławomir Jan Teper, Beata Węglarz, Edward Wylegała, Michał Krejca, and Zygmunt Wróbel, "Fully automatic algorithm for the analysis of vessels in the angiographic image of the eye fundus," *Biomedical engineering online*, vol. 11, no. 1, pp. 35, 2012.
- [21] Yogesan Kanagasingam, Alauddin Bhuiyan, Michael D Abramoff, R Theodore Smith, Leonard Goldschmidt, and Tien Y Wong, "Progress on retinal image analysis for age related macular degeneration," *Progress in retinal and eye research*, vol. 38, pp. 20–42, 2014.
- [22] Asieh Soltanipour, Saeed Sadri, Hossein Rabbani, Mohammadreza Akhlaghi, and Alimohammad Doost-Hosseini, "Vessel centerlines extraction from fundus fluorescein angiogram based on hessian analysis of directional curvelet subbands," in *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on*. IEEE, 2013, pp. 1070–1074.
- [23] M Victoria Ibañez and Amelia Simó, "Bayesian detection of the fovea in eye fundus angiographies," *Pattern Recognition Letters*, vol. 20, no. 2, pp. 229–240, 1999.
- [24] J Conrath, R Giorgi, D Raccah, and B Ridings, "Foveal avascular zone in diabetic retinopathy : quantitative vs qualitative assessment," *Eye*, vol. 19, no. 3, pp. 322–326, 2005.
- [25] Allan J Frame, Peter E Undrill, Michael J Cree, John A Olson, Kenneth C McHardy, Peter F Sharp, and John V Forrester, "A comparison of computer based classification methods applied to the detection of microaneurysms in ophthalmic fluorescein angiograms," *Computers in biology and medicine*, vol. 28, no. 3, pp. 225–238, 1998.

- [26] L Martinez-Costa, P Marco, G Ayala, E De Ves, J Domingo, and A Simó, "Macular edema computer-aided evaluation in ocular vein occlusions," *Computers and biomedical research*, vol. 31, no. 5, pp. 374–384, 1998.
- [27] Michael J Cree, John A Olson, Kenneth C McHardy, Peter F Sharp, and John V Forrester, "The preprocessing of retinal images for the detection of fluorescein leakage," *Physics in medicine and biology*, vol. 44, no. 1, pp. 293, 1999.
- [28] Harish Rajula, "automatic segmentation of blood vessels in retinal images, <https://www.slideshare.net/harish412/automatic-blood-vessels-segmentation-of-retinal-images>," 10 may 2015.
- [29] Marios Vlachos and Evangelos Dermatas, "Multi-scale retinal vessel segmentation using line tracking," *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 34, no. 3, pp. 213–227, 2010.
- [30] AyePACS, "Diabetic retinopathy detection , <https://www.kaggle.com/c/diabetic-retinopathy-detection/data>," 2015.
- [31] Peter Kotschieder, Samuel Rota Buló, Horst Bischof, and Marcello Pelillo, "Structured class-labels in random forests for semantic image labelling," in *Computer Vision (ICCV), 2011 IEEE International Conference on*. IEEE, 2011, pp. 2190–2197.
- [32] J. R. Fram and E. S. Deutsch, "On the quantitative evaluation of edge detection schemes and their comparison with human performance," *IEEE TOC*, vol. 100, 1975.
- [33] et al. R. O. Duda, P. E. Hart, "Pattern ssification and scene analysis," *Wiley New York*, vol. 3, 1973.
- [34] G. S. Robinson, "Color edge detection," *Optical Engineering*, vol. 16, 1977.
- [35] Shimon Ullman and Ronen Basri, "Recognition by linear combinations of models," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 13, no. 10, pp. 992–1006, 1991.
- [36] Vittorio Ferrari, Loic Fevrier, Frederic Jurie, and Cordelia Schmid, "Groups of adjacent contour segments for object detection," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 30, no. 1, pp. 36–51, 2008.
- [37] Jitendra Malik, Serge Belongie, Thomas Leung, and Jianbo Shi, "Contour and texture analysis for image segmentation," *International journal of computer vision*, vol. 43, no. 1, pp. 7–27, 2001.
- [38] Pablo Arbelaez, Michael Maire, Charless Fowlkes, and Jitendra Malik, "Contour detection and hierarchical image segmentation," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 33, no. 5, pp. 898–916, 2011.
- [39] Michael Kass, Andrew Witkin, and Demetri Terzopoulos, "Snakes : Active contour models," *International journal of computer vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.
- [40] John Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, , no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [41] Pietro Perona and Jitendra Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 12, no. 7, pp. 629–639, 1990.

- [42] William T Freeman, Edward H Adelson, et al., "The design and use of steerable filters," *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, vol. 13, no. 9, pp. 891–906, 1991.
- [43] Kevin Bowyer, Christine Kranenburg, and Sean Dougherty, "Edge detector evaluation using empirical roc curves," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1999. IEEE Computer Society Conference on*. IEEE, 1999, vol. 1, pp. 354–359.
- [44] Salvatore Tabbone Djemel Ziou, "Edge detection techniques - an overview," *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 8, pp. 537559, 1998.
- [45] David R Martin, Charless C Fowlkes, and Jitendra Malik, "Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 26, no. 5, pp. 530–549, 2004.
- [46] Julien Mairal, Marius Leordeanu, Francis Bach, Martial Hebert, and Jean Ponce, "Discriminative sparse image models for class-specific edge detection and image interpretation," *Computer vision–ECCV 2008*, pp. 43–56, 2008.
- [47] Iasonas Kokkinos, "Boundary detection using f-measure-, filter-and feature-(f3) boost," in *European Conference on Computer Vision*. Springer, 2010, pp. 650–663.
- [48] Nicolas Widynski and Max Mignotte, "A particle filter framework for contour detection," *Computer Vision–ECCV 2012*, pp. 780–793, 2012.
- [49] Marius Leordeanu, Rahul Sukthankar, and Cristian Sminchisescu, "Generalized boundaries from multiple image interpretations," *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 36, no. 7, pp. 1312–1324, 2014.
- [50] Xiaofeng Ren, Charless C Fowlkes, and Jitendra Malik, "Scale-invariant contour completion using conditional random fields," in *Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on*. IEEE, 2005, vol. 2, pp. 1214–1221.
- [51] Ren Xiaofeng and Liefeng Bo, "Discriminatively trained sparse code gradients for contour detection," in *Advances in neural information processing systems*, 2012, pp. 584–592.
- [52] Saurabh Gupta, Pablo Arbelaez, and Jitendra Malik, "Perceptual organization and recognition of indoor scenes from rgb-d images," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013, pp. 564–571.
- [53] Piotr Dollár, Zhuowen Tu, and Serge Belongie, "Supervised learning of edges and object boundaries," in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference on*. IEEE, 2006, vol. 2, pp. 1964–1971.
- [54] Songfeng Zheng, Alan Yuille, and Zhuowen Tu, "Detecting object boundaries using low-, mid-, and high-level information," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 114, no. 10, pp. 1055–1067, 2010.
- [55] Jyri J Kivinen, Christopher KI Williams, Nicolas Heess, et al., "Visual boundary prediction : A deep neural prediction network and quality dissection.," in *AI-STATS*, 2014, vol. 1, p. 9.
- [56] Xiaofeng Ren, Charless C Fowlkes, and Jitendra Malik, "Figure/ground assignment in natural images," in *European Conference on Computer Vision*. Springer, 2006, pp. 614–627.

- [57] Sebastian Nowozin, Christoph H Lampert, et al., "Structured learning and prediction in computer vision," *Foundations and Trends® in Computer Graphics and Vision*, vol. 6, no. 3–4, pp. 185–365, 2011.
- [58] Bryan Catanzaro, Bor-Yiing Su, Narayanan Sundaram, Yunsup Lee, Mark Murphy, and Kurt Keutzer, "Efficient, high-quality image contour detection," in *Computer vision, 2009 IEEE 12th international conference on*. IEEE, 2009, pp. 2381–2388.
- [59] Leo Breiman, "Random forests," *Machine learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, 2001.
- [60] Image Sciences Institute, "Digital retinal images for vessel extraction , <http://www.isi.uu.nl/research/databases/drive/>," 2017.

Résumé

Ce travail de fin d'études de Master se situe dans le contexte des méthodes de détection de contour dans les images médicales et plus particulièrement les images rétiniennes pour la détection d'œdèmes maculaires. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement à l'approche récente des Forêts Aléatoires Structurées (FAS) afin de tester leur efficacité et performance sur les images et vidéos rétiniennes. Pour ce faire, nous réalisons en premier lieu, une étude théorique constituée de quelques définitions du contexte applicatif, la rétinopathie diabétique et l'œdème maculaire diabétique avec un état de l'art des travaux sur la segmentation automatique des images rétiniennes. En second lieu, nous réalisons une étude des approches de la segmentation globale basées sur le contour et celles basées sur la FAS. En dernier lieu, nous expérimentons l'algorithme de FAS pour la segmentation d'images/vidéos rétiniennes de trois bases de données. L'étude comparative menée entre FAS et un des derniers aboutissements pour la segmentation des images rétiniennes indiquent des résultats très prometteurs pour l'algorithme FAS surtout pour des applications temps réel.

Abstract

This Master thesis is situated in the context of the methods of edges detection of medical images and more particularly the retinal images for the detection of macular edema. We are particularly interested in the recent approach of Structured Random Forests (SRF) to test their efficiency and performance on retinal images and videos. We first realize a theoretical study consisting of some definitions of the application context, diabetic retinopathy and diabetic macular edema with a state of the art works on the automatic segmentation of retinal images. Secondly, we study global segmentation approach based on the edge and those based on SRF. Finally, we experiment the SRF algorithm for the segmentation of retinal images / videos of three databases. The comparative study carried out between SRF and one of the outcomes for the segmentation of retinal images indicates very promising results for the SRF algorithm, especially for real-time applications.

المخلص

هذا العمل الذي يندرج في مذكرة تخرج الماجستير يكمن في سياق وسائل كشف الحدود في الصور الطبية وخاصة صور شبكية العين للكشف عن وذمة البقعة الصفراء. الهدف من عملنا هو القيام ببحث حول المواضيع التي درست منهجية الغابات العشوائية المنظمة واختبار كفاءتها وادائها على صور وفيديوهات الشبكية. نفتتح مذكرتنا بالجانب النظري الذي يحتوي على بعض تعريفات السياق التطبيقي، واعتلال الشبكية لمرضى السكري ووذمة البقعة الصفراء لمرضى السكري مع بعض الاعمال السابقة المتصلة بالتجزئة التلقائية لصور شبكية العين. ويعرض الجزء الثاني بعض الأساسيات اللازمة للتجزئة التلقائية للصور باستعمال الغابات العشوائية المنظمة مع الاستشهاد ببعض المنهجيات السابقة للتجزئة التلقائية للصور. الجزء الأخير يشرح اختبارات مطبقة على خوارزمية الغابات العشوائية المنظمة لتجزئة صور/ أشرطة الفيديو الشبكية من ثلاثة قواعد بيانات. الدراسة المقارنة التي أجريت بين الغابات العشوائية المنظمة وواحد من النتائج النهائية لتجزئة الصور الشبكية تشير إلى نتائج واعدة جدا لخوارزمية الغابات العشوائية المنظمة، وخاصة بالنسبة للتطبيقات في الوقت الحقيقي