

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique



Université Abderrahmane Mira

Faculté de la Technologie



Département d'Automatique, Télécommunication et d'Electronique

Projet de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunication.

Spécialité : Réseaux et Télécommunication.

Thème

**Modèle Déformable Géométrique avec Différents Termes d'Énergies pour
la Segmentation d'Image Rétinienne.**

Préparé par :

- Messaadi Charinez.
- Messaadi Kenza.

Dirigé par :

Mme : S. Ghennam.

Examiné par :

M : Alliche (P).

Mme : Ouali.

Année universitaire : 2021/2022

Remerciements

Tout travail de recherche n'est jamais totalement l'œuvre d'une personne, A cet effet, nous tenons à exprimer nos sincères reconnaissances et nos vifs remerciements à tous ceux qui ont contribué et qui ont pris un part activé à l'élaboration de ce mémoire.

*Nous remercions tout d'abord **ALLAH** de nous avoir donné la force et le courage de mener jusqu'à la fin ce travail.*

*Nos remerciements à notre promotrice **Mme ghenam** pour nous avoir honorés en acceptant de diriger ce travail, pour sa disponibilité permanente, ces conseils judicieux, ces remarques et orientations, mais aussi pour ces qualités humaines qu'elle se donne pour mission de transmettre. Qu'elle trouve ici le témoignage de notre profond respect.*

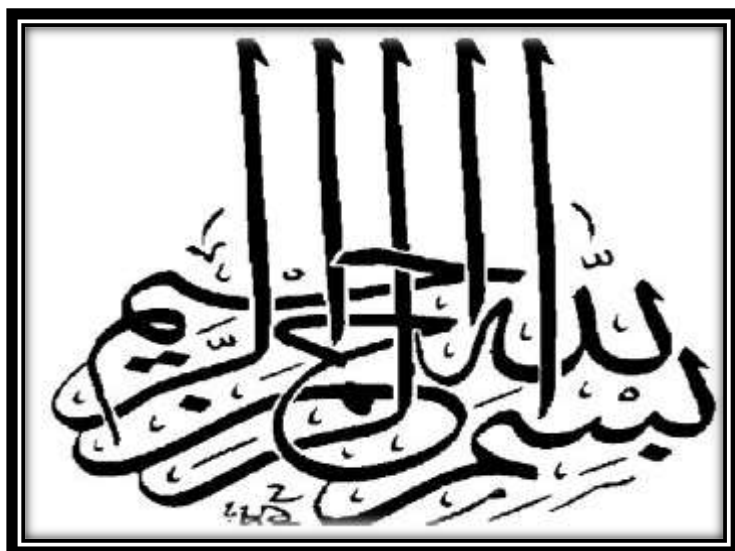
Nous exprimons notre gratitude pour l'ensemble des enseignants du département ATE pour nous avoir fait bénéficier de leurs connaissances tout au long de notre parcours universitaire.

*Nous remercions également **les membres de jury** d'avoir accepté d'évaluer ce modeste travail et de participer à notre soutenance.*

Nos vifs remerciements s'adressent à nos parents, qui nous ont toujours suivis avec leurs prières et leurs soutien moral et financier.

Que tous ceux qu'on n'a pas cités trouvent également l'expression de notre profonde gratitude.

Dédicace



Je dédie ce mémoire à ma chère famille :

A ma mère, qui s'est sacrifié pour mon bonheur et ma réussite, qui m'a beaucoup aidée par ses prières.

A mon père, qui a été mon ombre durant toutes les années des études, qui a veillé à me donner l'aide, à m'encourager et à me protéger.

Que dieu les gardes et les protèges, j'espère qu'ils trouveront dans ce travail toute ma reconnaissance et tout mon amour.

Mon frère Rayane et Mes sœurs imène et Houda.

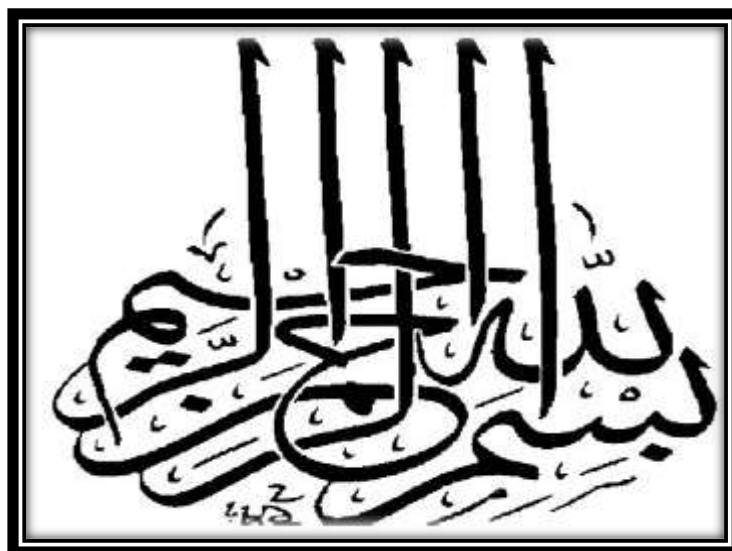
A ma sœur et ma binôme Messaadi Kenza sans elle ce travail n'aurait pas vu le jour.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

A toutes les personnes que j'aime et qui m'aiment

Dédicace



Je dédie ce mémoire à ma chère famille :

A ma mère, qui s'est sacrifié pour mon bonheur et ma réussite, qui m'a beaucoup aidée par ses prières.

A mon père, qui a été mon ombre durant toutes les années des études, qui a veillé à me donner l'aide, à m'encourager et à me protéger.

Que dieu les gardes et les protèges, j'espère qu'ils trouveront dans ce travail toute ma reconnaissance et tout mon amour.

Mon frère Rayane et Mes sœurs imène et Houda.

A ma sœur et ma binôme Messaadi Charinez sans elle ce travail n'aurait pas vu le jour.

A toute ma famille.

A tous mes amis.

A toutes les personnes que j'aime et qui m'aiment.

Table des matières :

| | |
|--|------------------------------------|
| Introduction générale : | 1 |
| Chapitre I : Imagerie Rétinienne. | 3 |
| 1 Intérêt de l'imagerie rétinienne : | 4 |
| 1.1 Le Diabète : | 4 |
| 1.2 Glaucome : | 5 |
| 2 Méthode d'acquisition : | 5 |
| 2.1 Angiographie à la fluorescéine : | 5 |
| 2.2 Rétinographie : | 6 |
| 3 Intérêt de la segmentation de l'arbre vasculaire : | 7 |
| 4 Problématique sur les images rétiniennes : | 10 |
| Chapitre II : | 13 |
| Segmentation de l'arbre vasculaire Rétinien : Etat de l'Art..... | 13 |
| 1 Principe de segmentation : | 13 |
| 2 Base de données des Images rétiniennes..... | 14 |
| 2.1 Base de données DRIVE : | 15 |
| 2.2 Base d'images STARE : | 15 |
| 2.3 Base d'images HRF : | 16 |
| 3 Mesures de performance pour la segmentation des vaisseaux rétiniens | 17 |
| 4 Classification des vaisseaux rétiniens (approches de segmentation) : | 19 |
| 4.1 Techniques de reconnaissance de formes | 19 |
| 4.1.1 Approches supervisées..... | 20 |
| 4.1.2 Approches non supervisées | 20 |
| 4.2 Filtrage adapté : | 21 |
| 4.3 Suivi/Traçage des vaisseaux : | 21 |
| 4.4 Morphologie mathématique..... | 21 |
| 4.5 Approches multiéchelles | 22 |
| 4.6 Approches basées sur des modèles déformables : | 22 |
| 4.7 Approches parallèles/matérielles | Erreur ! Signet non défini. |
| . Chapitre III | 25 |
| Modèles déformables | 26 |
| 1 Présentation du Modèle Déformable : | 26 |

| | | |
|-------|--|----|
| 2 | Le Contour Actif Paramétrique | 27 |
| 2.1 | Energie :..... | 28 |
| 2.2 | Énergie interne : | 29 |
| 2.3 | Énergie externe :..... | 29 |
| 2.3.1 | Énergie totale : | 30 |
| 3 | Le Contour Actif Géométrique : | 31 |
| 3.1 | La Vitesse F :..... | 33 |
| 3.2 | La Fonction d'Arrêt g :..... | 33 |
| 3.3 | Représentation en ensemble de niveaux (Levels Sets) :..... | 34 |
| 3.4 | Equation d'évolution de la fonction ϕ :..... | 36 |
| 3.5 | Le modèle de Chan et Vese (VS) :..... | 37 |
| 3.5.1 | Energie externe | 38 |
| 3.5.2 | Energie externe | 39 |
| 3.5.3 | Formulation de Chan et Vese avec la méthode des Level Sets :..... | 40 |
| 3.5.4 | Implémentation numérique du modèle de Chan et Vese..... | 42 |
| 4 | Application du modèle Chan et Vese dans la segmentation des images rétiniennes | 43 |
| | Chapitre 4 : | 49 |
| | Adaptation du Modèle Déformable Géométrique à la Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien. | 49 |
| 1 | Méthodes basées sur le « Vesselness map »..... | 50 |
| 1.1 | Filtre Gaussien :..... | 50 |
| 1.2 | Filtre de Frangi : | 51 |
| 1.3 | Filtre basé sur la phase locale | 52 |
| 1.4 | Le modèle IPACHI : | 53 |
| 2 | Méthodes basées sur les Statistiques Locales..... | 54 |
| 2.1 | Le modèle LBF :..... | 55 |
| 2.2 | Le Modèle LMF : | 56 |
| 2.3 | Le modèle LIF :..... | 57 |
| 3 | Application sur les images Rétiniennes..... | 58 |
| 3.1 | Modèle déformable CV et la vesselness du Filtre de Frangi :..... | 58 |
| 3.2 | IPACHI : Modèle déformable CV et la vesselness de la phase locale..... | 59 |
| 3.3 | Le modèle LBF :..... | 60 |
| 3.4 | Mesure de performance : | 61 |
| | Conclusion générale : | 64 |

Table des Figures :

| | |
|---|----|
| Figure I. 1: illustration du fond d'œil. | 3 |
| Figure I. 2: Exemple d'images rétiniennes droite et gauche de l'œil d'un même individu. | 4 |
| Figure I. 3: Appareil d'Angiographie Rétinienne. | 6 |
| Figure I. 4: Rétinographie. | 7 |
| Figure I. 5: Changements structurels dans le système vasculaire. (a) micro-anévrisme et exsudats associés à la RD, (b) néovascularisation associée à la RD proliférative (RDP), (c) tortuosité de vaisseau associée à la rétinopathie prématurée RP, et (d) Coupure artère..... | 10 |
| Figure I. 6: image rétinienne en niveau de gris. | 11 |
| | |
| Figure II. 1: (a) Image de la base de donnée DRIVE (b) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue..... | 15 |
| Figure II. 2: (a) Image de la base de données STARE ; (b) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue..... | 16 |
| Figure II. 3: (a) image de la base de donnée HRF ; (a) : image saine (niveau de gris) ; (b) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue..... | 17 |
| Figure II. 4: Résultat de segmentation de l'arbre vasculaire rétinien en utilisant différentes méthodes existantes : (a) image rétinienne originale. (b) l'image segmenté manuellement par des experts, (c) en utilisant la méthode supervisées KNN.: Erreur ! Signet non défini. | |
| | |
| Figure III. 1: Illustration du processus d'évolution du contour actif vers les contours de l'objet d'intérêt..... | 27 |
| Figure III. 2: L'abscisse curviligne s et sa position en fonction des coordonnées cartésiennes pour un contour actif..... | 28 |
| Figure III. 3: Représentation d'une fonction de distance signée..... | 32 |
| Figure III. 4 : Forces régissant l'évolution du contour actif. | 32 |
| Figure III. 5: Représentation de la fonction de l'ensemble des niveaux. | 35 |
| Figure III. 6: Définition de ϕ et du contour C associé à ϕ_0 | 36 |
| Figure III. 7: Illustration des régions $R_{int}=Inside(C)$ et $R_{extt}=Outside(C)$ de Chan et Vese..... | 38 |
| Figure III. 8: Les valeurs des termes de raffinement et les cas possibles de la courbe C | 39 |
| Figure III. 9: Images tests, (a) image rétinienne synthétique, (b) image rétinienne de la base DRIVE, (c) image (b) prétraitée. | 44 |
| Figure III. 10: Résultats de la Segmentation par la méthode de Chan et Vese sur l'image figure III.9.a. (a) : image segmenté ($\lambda=150$) ; (b) image segmenté 2 ($\lambda=300$), .. | 44 |

Figure III. 11: Résultats de la Segmentation par la méthode de Chan et Vese sur l'image figure 3.9.c. (a), (b) et (c) : image segmentés pour respectivement $\lambda_1=150, \lambda_2=300,$ et $\lambda_3=1500$ 45

Figure VI. 1 : Segmentation d'image DRIVE en utilisant le Filtre Frangi..... 58

Figure VI. 2 : Segmentation d'image DRIVE en utilisant le Modèle IPATCH 59

Figure VI. 3: segmentation d'image DRIVE par le modèle LBF..... 60

Liste Des Tableaux :

Tableau II. 1: Classification des vaisseaux..... 18

Tableau VI. 1: Mesures de performances des différentes méthodes. 61

Table d'abréviations :

RD : Rétinopathie Diabétique

DMLA : Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age

RDP : Rétinopathie Diabétique Proliférant

RP : Rétinopathie du Prématuré

AV : Les coupures Artério-veineuses

RGB : Rouge-Jaune-Bleu

HRF : Erlangen high- Resolutuion Fundus

TP : (True Positive) signifie le pixel de vaisseau est correctement identifié

TN : (True Négative) signifie le pixel non-vaisseau est aussi correctement identifié

FP : (faux positif) signifie le pixel de vaisseau mal identifié

FN : (faux négatif) signifie le pixel non-vaisseau mal identifié

SEN : La Sensibilité

SPE : Spécificité

ACC : exactitude

CV : Chan et Vese

Length (c) : la longueur de la courbure

Area : l'aire de la région à l'intérieur et à l'extérieur

Vesselness Map : une image ou une carte où les vaisseaux sanguins sont rehaussés

IPACHI: INFINITE PERIMETER ACTIVE CONTOUR WITH HYBRID REGION INFORMATION

LBF: local binary fitting

LMF : Local Morphologie Fitting

Introduction générale :

La segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des traitements d'images effectués postérieurement. Elle permet d'isoler dans l'image les objets sur lesquels doit porter l'analyse. En effet, à partir des résultats de la segmentation, il est possible ensuite d'identifier les objets dans une scène.

Dans le cas de l'imagerie médicale, l'analyse d'un ensemble de données basée juste sur l'inspection visuelle reste très difficile et requiert l'œil d'un expert. Souvent, l'information contenue dans ces images ne peut pas être entièrement captée par l'œil humain ni par les ordinateurs qui n'ont pas le sens pratique d'un être humain ou l'expérience acquise par les experts en médecine. Par conséquent, il est souhaitable de combiner les deux, experts et ordinateurs, dans un compromis optimal pour améliorer les résultats de l'étendue des applications où le traitement des images médicales de nos jours est appliqué. Ce challenge est d'autant plus important que l'opération est délicate, tel le traitement du réseau vasculaire rétinien sur lequel se focalise notre travail.

Avec l'évolution des sciences, la rétine est désormais une petite fenêtre sur l'état de santé d'un patient. En effet, une image de haute résolution de la rétine peut être un argument solide de diagnostic d'une large panoplie de pathologies. En connaissant l'anatomie d'une rétine saine, toute anomalie de l'architecture, l'aspect des couches rétiniennes ou du flux vasculaire sont des informations précieuses qui, dans un contexte clinique particulier, aident le médecin à poser le diagnostic précocement.

Il existe un nombre important de situations ou de maladies pouvant être suivies d'une modification de forme des vaisseaux de la rétine, tel que la rétinopathie diabétique, la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA)...etc. Seul un suivi fréquent et régulier peut permettre l'évaluation des risques d'une perte sévère de la

vision encourue par les patients, et grâce à l'avènement des systèmes d'angiographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'œil, entre autres, l'extraction du réseau vasculaire rétinien pour le diagnostic des pathologies.

Dans le cadre de notre travail, on se propose d'étudier les modèles déformables géométrique et leur application dans l'extraction du réseau vasculaire qui peut répondre aux exigences dans le domaine d'imagerie rétinienne. Ainsi notre mémoire est subdivisé en quatre chapitres. Le premier chapitre présente la motivation générale sur les images rétiennes, et a but de définir quelques concepts fondamentaux sur lesquels notre travail a été mené. Dans le deuxième chapitre, nous exposerons le contexte nécessaire et la revue de la littérature qui fournira l'état de l'art des techniques de segmentation de l'arbre vasculaire rétinien, ainsi que les différentes bases de données et la mesure d'évaluation de performance des algorithmes de segmentation sont présentées. Par la suite, dans le troisième chapitre nous présenterons notre première étude, qui est le modèle déformable géométrique. Le quatrième chapitre, propose les différentes méthodes abordées visant à adapter le modèle déformable géométrique aux particularités de l'image rétinienne, pour permettre de segmenter tout le réseau vasculaire, notamment les plus petits vaisseaux les vaisseaux peut contrastés. Dans ce chapitre des résultats seront exposés et les performances des méthodes seront mesurées. Enfin, ce manuscrit s'achève pour une conclusion générale où nous récapitulons notre étude, rappelons la qualité des résultats et proposons quelques perspectives envisagées.

Chapitre I : Imagerie Rétinienne.

Introduction

De nos jours, de nombreux spécialistes dans les soins oculaires utilisent l'imagerie rétinienne, mais la plupart des gens ne connaissent pas la nécessité et l'importance de cette imagerie. Cette imagerie offre une autre façon d'examiner l'organe oculaire de manière plus détaillée.

L'imagerie rétinienne, aussi connu sous le nom de la « photographie rétinienne » est un outil de diagnostic non invasif qui produit des images numériques de haute définition et d'une grande clarté, ce qui offre une excellente vision de l'œil. Elle permet aux médecins de voir la structure interne de l'œil, incluant la rétine, le nerf optique et les vaisseaux sanguins. [1]

La rétine est une membrane nerveuse très sensible sur la quelle viennent se former les images. La papille, la macula et les vaisseaux sanguins sont les principaux éléments de la rétine. (Voir figure I.1) [2]

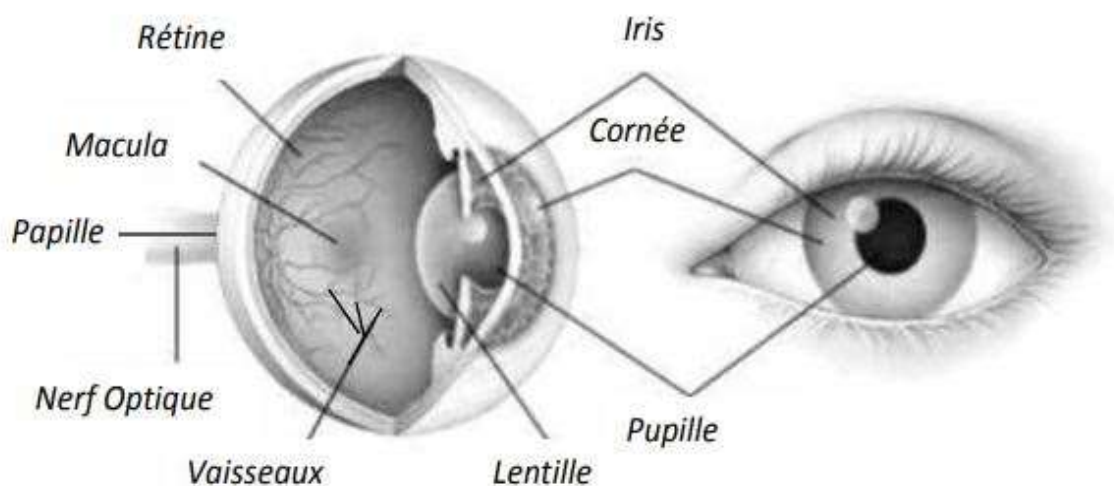


Figure I. 1: illustration du fond d'œil. [3].

1 Intérêt de l'imagerie rétinienne :

On se sert principalement à l'imagerie rétinienne (Figure I.2) pour le dépistage ou le suivi des maladies oculaires. En effet, cette technologie aide à détecter précocement tout problème de santé oculaire ou tout signe de maladies en surveillant tout changement au fil du temps. Il est couramment utilisé pour la détection précoce et la surveillance des maladies oculaires telles que le glaucome, le diabète et l'hypertension. La détection précoce de ces maladies et leur contrôle sont essentielles dans la prévention de la progression des maladies oculaires graves et de la perte de vision. [1]

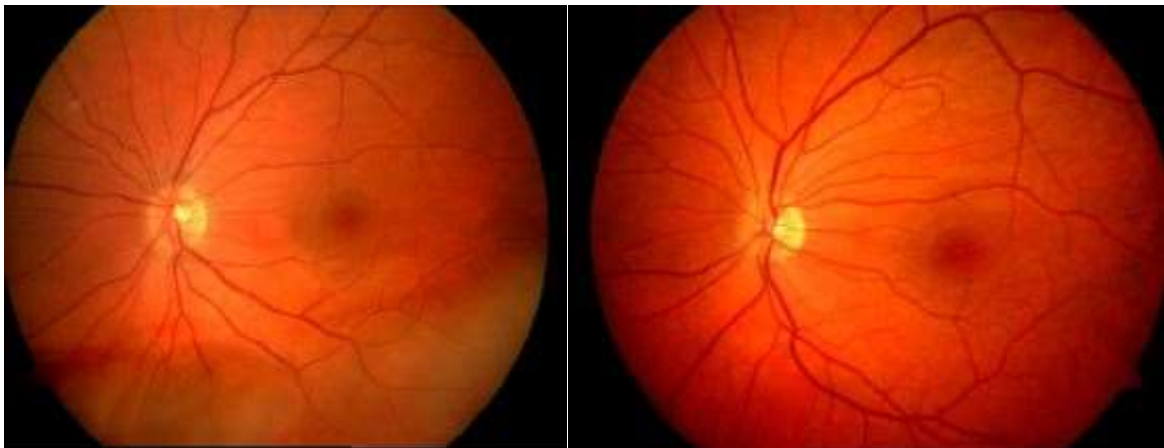


Figure I. 2: Exemple d'images rétinienne droite et gauche de l'œil d'un même individu. [3].

1.1 Le Diabète :

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

rétiniennes, des anomalies vasculaires ou encore des lésions blanchâtres de la rétine appelées nodules cotonneux]. [1]

1.2 Glaucome :

Le glaucome est une maladie de l'œil caractérisée par une atrophie du nerf optique qui est une des structures visualisées lors du fond d'œil. En l'absence de prise en charge, une altération irrémédiable du champ visuel peut survenir. Le plus souvent, le glaucome est associé à une élévation anormale de la pression à l'intérieur de l'œil (pression intraoculaire). Le fond d'œil pourra montrer une excavation anormale de la papille. Un autre élément peut également attirer l'attention du spécialiste est la présence d'une petite hémorragie au bord de la papille. [1]

2 Méthode d'acquisition :

Les dernières technologies ophtalmologiques ont conduit à la création principalement de deux appareils d'acquisition des images oculaires : l'appareil d'angiographie rétinienne et le rétinographe qui permet l'acquisition des images rétiniennes en couleurs. Grâce à ces deux appareils, les ophtalmologues disposent d'excellentes images du fond de l'œil, qui représentent un support d'aide au diagnostic et un support thérapeutique.

2.1 Angiographie à la fluorescéine :

L'acquisition des images de l'angiographie, sont réalisées à l'aide de l'angiographie à la fluorescéine (figure I.3). L'angiographie est un examen de l'imagerie médicale (radiologique) qui permet de visualiser et donc d'étudier les vaisseaux sanguins non visibles sur des radiographies classiques. Elle a pour but de détecter des troubles de la vascularisation [5]. Etymologiquement, le mot angiographie est construit avec angio- (vaisseau) et -graphie (écriture, description ou dessin), le terme autrefois désigner la description des vaisseaux et était utilisé au XIXème siècle.

Lors de l'examen des pathologies du fond d'œil avec cet appareil, les images sont prises après injection d'un colorant fluorescent (la fluorescéine) dans une veine, en

général dans le pli du coude tout comme pour une prise de sang. En quelques secondes, le colorant se déplace jusqu'aux vaisseaux sanguins à l'intérieur de l'œil. Une caméra équipée de filtres spéciaux permet de mettre en image le colorant lors de son passage à travers les vaisseaux de l'œil. Souvent les images sont prises à l'aide d'une caméra digitalisée, ce qui permet aux médecins une interprétation immédiate des résultats de l'examen. [4]



Figure I. 3: Appareil d'Angiographie Rétinienne. [6]

2.2 Rétinographie : [7]

L'acquisition des images couleurs du fond d'œil sont réalisées à l'aide d'un rétinographe (figure I.4). Pour répondre à une demande croissante, un grand industriel de la photographie propose un rétinographe simple d'utilisation.

Il n'est pas besoin de dilater la pupille avec un produit éblouissant pendant plusieurs heures. Un infirmier doit seulement aligner l'œil du patient avec la lumière de l'appareil et actionner le système. L'appareil se place seul à la bonne distance de la

rétine, grâce à une lumière infrarouge invisible. Le patient fixe une lumière verte puis un flash de Zénon permet de capturer l'image du fond d'œil.

La particularité technologique de l'appareil est de créer une image de haute définition. L'appareil interprète les données : profondeur, couleur, brillance et contraste. Ces photos sont transférées directement sur un ordinateur. Elles peuvent être envoyées à un centre médical ou un spécialiste de l'œil qui pourra interpréter les résultats.



Figure I. 4: Rétinographie. [7]

De même, des lecteurs de rétine sont de plus en plus disponibles, et permettent d'obtenir des images de très grande qualité. Ils capturent l'image d'une rétine en éclairent le fond d'œil à l'aide d'un faisceau lumineux à travers la pupille et le corps vitreux. Un système de caméra très précis vient ensuite récupérer l'image de la rétine.

3 Intérêt de la segmentation de l'arbre vasculaire :

La segmentation de l'ensemble des vaisseaux rétiniens, qu'on appelle arbre vasculaire rétinien, joue un rôle très important dans la détection de plusieurs pathologies oculaires, et de ce fait dans l'aide au diagnostic et la poursuite de la progression de ces pathologies. Parmi elles, on distingue la dégénérescence

maculaire liée à l'âge, la rétinopathie diabétique y compris la précoce, l'hypertension, l'obstruction veineuse et le glaucome. Vu son intérêt, la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien est devenue une étape cruciale. [8]

Dans la pratique clinique, la segmentation des vaisseaux par la voie manuelle a une faible efficacité, une forte subjectivité et la précision de la segmentation fluctue avec l'expérience du médecin. Par conséquent, les algorithmes de segmentation automatique des vaisseaux sanguins rétiens deviennent inévitables pour une segmentation objective et précise, et leurs interventions deviennent des plus efficaces dans l'aide au diagnostic des maladies oculaires. [8]

Par ailleurs, l'arbre vasculaire dispose de plusieurs caractéristiques morphologiques telles que la variation de l'épaisseur des vaisseaux (épais, minces), leur convergence du centre du disque optique, la réduction de l'épaisseur en s'éloignant du disque optique, etc. Des études ont montré une forte relation entre le système vasculaire rétinien et un certain nombre de maladies, telles que l'hypertension, le diabète et les maladies cardiovasculaires. Ces maladies peuvent entraîner des rétinopathies bien connues telles que : la rétinopathie diabétique (RD) ou la rétinopathie hypertensive, et d'autres anomalies tels que dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) et le glaucome. L'analyse des vaisseaux rétiens est particulièrement importante pour faciliter le diagnostic, le traitement et la planification chirurgicale de ces maladies rétiennes. Certains changements structurels dans le système vasculaire rétinien sont énumérés ci-dessous : [9]

- L'une des études majeures a montré un lien fort entre la rétinopathie diabétique et les modifications de la structure vasculaire rétinienne, comme le montre la figure I.5.a, à savoir, le développement de micro anévrismes et d'exsudats.
- La rétinopathie diabétique proliférante (RDP) est un stade avancé de la RD et se caractérise principalement par une croissance anormale de nouveaux

vaisseaux sanguins, appelée néovascularisation. Déclenchée principalement pour compenser les vaisseaux sanguins endommagés causés par la RD. De nouveaux vaisseaux sanguins apparaissent principalement dans la zone du disque optique ou dans des structures annulaires près des veines, comme le montre la figure I.5.b.

- Une étude récente a démontré un lien entre la rétinopathie du prématuré (RP) et les modifications temporelles de la largeur et de la tortuosité des vaisseaux rétiniens. Le premier changement visible dans la morphologie des vaisseaux est l'augmentation de la tortuosité des vaisseaux, comme le montre la figure I.5.c
- Les coupures artériovoineuses (AV) illustrées à la figure I.5.d, ont été associées à l'hypertension, aux maladies cardio-vasculaires et autres maladies systémiques.

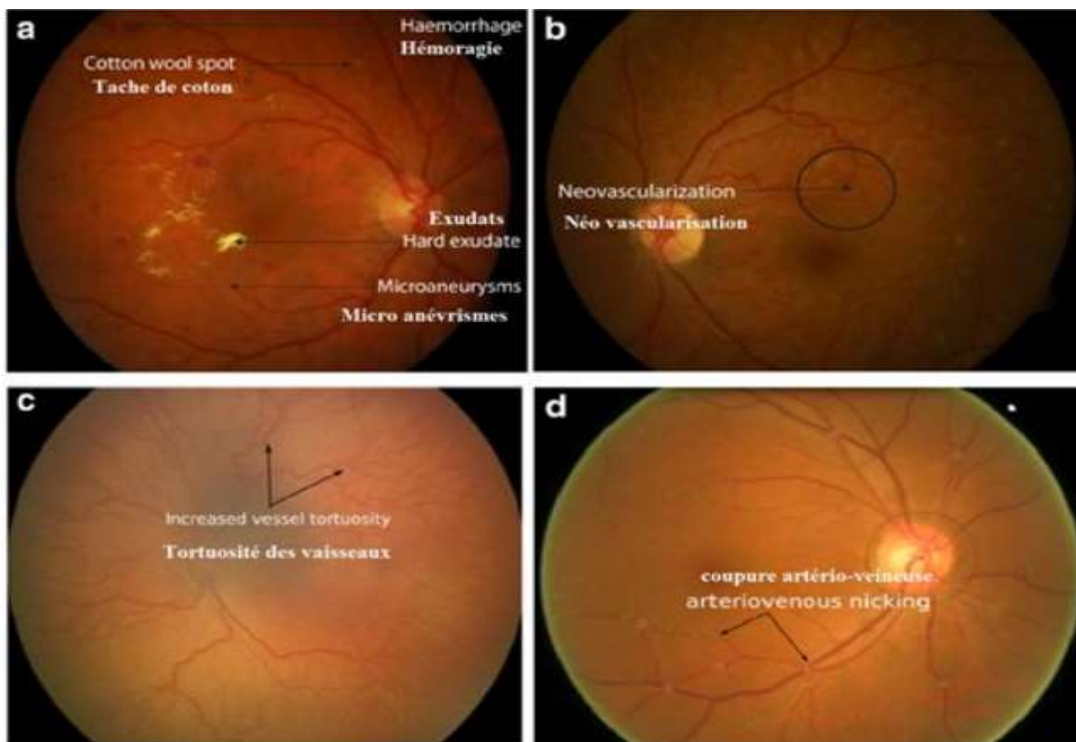


Figure I. 5: Changements structurels dans le système vasculaire. (a) micro-anévrisme et exsudats associés à la RD, (b) néovascularisation associée à la RD proliférative (RDP), (c) tortuosité de vaisseau associée à la rétinopathie prématurée RP, et (d) Coupure artère

La segmentation des vaisseaux rétiniens est en effet une étape fondamentale dans la visualisation précise et la quantification des pathologies rétiniennes, tels que la forme, la tortuosité, le motif de ramification et la largeur des vaisseaux, ce qui permet une détection précoce et précise de nombreuses maladies rétiniennes.

4 Problématique sur les images rétiniennes :

Malgré les progrès considérables dans le domaine d'acquisition d'images rétiniennes, il y a toujours des images de mauvaise qualité (faible contraste, bruit, non uniformité de luminosité...etc.). [4]

Cependant, la détection des vaisseaux, dans une image rétinienne est un problème très compliqué en effet, les images rétiniennes peuvent souffrir de problèmes d'illumination non uniformes, ce qui conduit à une mauvaise définition des bords de vaisseaux et une interruption de la connexité du réseau vasculaire, et rendant aussi l'apparition des petits vaisseaux très faibles par rapport à la région de fond adjacente.

Par exemple, En observant l'image en niveau de gris (Figure I.6), nous remarquons que le contraste n'est pas vraiment élevé (surtout autour des petits vaisseaux), ce qui peut poser des problèmes lors de l'extraction des caractéristiques : [4]

- ✓ La luminosité est très faible, alors les informations se mélangent, et on obtient beaucoup de faux positifs lors de la détection du réseau vasculaire.
- ✓ Les vaisseaux sanguins sont souvent corrompus par le bruit, ce qui rend l'extraction des bords des vaisseaux pénibles.

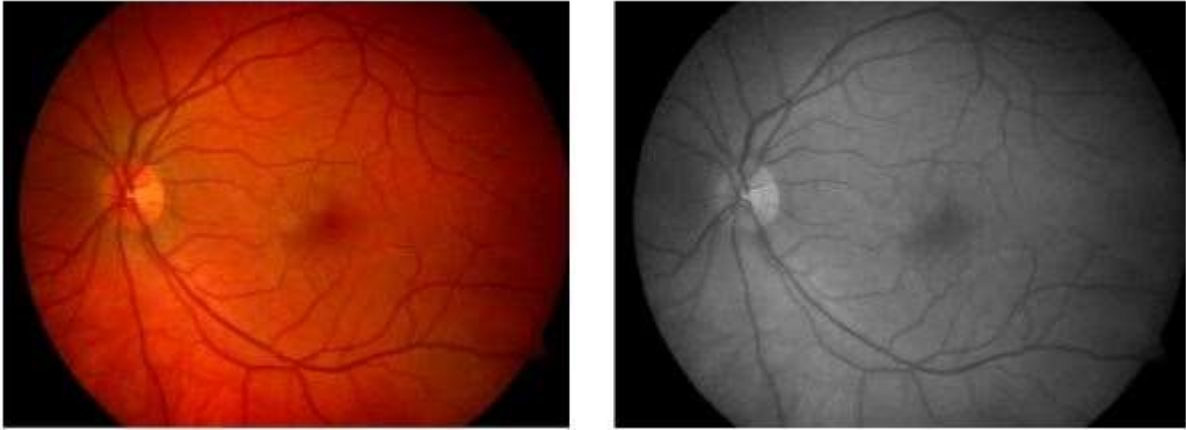


Figure I. 6: image rétinienne en niveau de gris.

Conclusion :

L'imagerie rétinienne permet aux ophtalmologistes de voir des signes de maladies oculaires qu'ils ne peuvent pas voir autrement. Le test lui-même est indolore et les résultats sont faciles à interpréter pour les médecins. Le médecin peut stocker les images sur un ordinateur et les comparer avec d'autres scans, il peut aussi les interpréter pour décider du diagnostic en s'aidant des méthodes de segmentation des vaisseaux rétiens. Dans ce chapitre nous avons abordé les différentes techniques d'acquisition des images rétinienne, l'intérêt de la segmentation, les différentes pathologies où la segmentation pourrait apporter une aide au diagnostic et les difficultés rencontrées avec ce type d'image lors du traitement de segmentation afin de les prendre en compte lors de développement de nouvelles méthodes

Références:

- [1]: Dr. Asim Prasad, "why Retinal imaging is an important part of your eye examen",
- [2]. F. Perronnin and J.-L. Dugelay, "Introduction à la biométrie authentification des individus par traitement audio-vidéo," *Traitement du signal*, vol. 19, no. 4, 2002.
- [3]. S. aliouche and H E. chetiti, "Reconnaissance biométrique des personnes par la caractérisation de la rétine", Mémoire master in université Mohammed seddik benyahia en : informatique, Jijel.
- [4]. Hichem T. Betaouaf, "caractérisation de la rétine pour l'identification biométrique des personnes", 2011, université Aboubakr belkaid, Tlemcen.
- [5]. [6]. Fr.kanghua-ophtalmologie.com.
- [7]. Examen Rétinographie à Toulouse, photographie fond d'œil, centre ophtalmologiejeanjaures.fr.
- [8]. Boucher Kahina, " Traitement d'image pour l'extraction et l'analyse du réseau vasculaire et application en biométrie et imagerie médicale, " mémoire de magister, université Mouloud Mammer- Tizi Ouzou.
- [9]. Henda Boudegga, Rahma Boukaddida, Yaroub Elloumi, Rostom Kachouri, Asma Ben Abdallah, et al. Segmentation de l'arbre vasculaire rétinien: étude de la performance en fonction de l'approche de segmentation. *Applications Médicales de l'informatique : Nouvelles Approches (AMINA'2020)*, Déc. 2020, Monastir, Tunisie. Ffhal-03363238f

Chapitre II :

Segmentation de l'arbre vasculaire Rétinien : Etat de l'Art

Introduction

Nous avons déduit que la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien dans l'image du fond d'œil est une tâche primordiale pour le diagnostic et la thérapie de plusieurs pathologies oculaires. En plus, la segmentation des vaisseaux rétiniens présente aussi une étape principale dans les méthodes de localisation d'autres composantes rétiniennes autres que les vaisseaux, telles que le disque optique qui représente la zone de convergence des vaisseaux et la macula dont la texture ne contient pas des vaisseaux

De plus, la configuration des vaisseaux sanguins rétiniens représente une structure d'identification : chaque personne possède sa propre carte vasculaire. De ce fait, la localisation de l'arbre vasculaire rétinien est susceptible d'être employée dans des systèmes biométriques.

Dans l'actuel chapitre nous allons aborder les différentes approches et méthodes de segmentation de l'arbre vasculaire rétien qu'on trouve dans la littérature et qui servent de support pour les recherches dans ce domaine. Mais d'abord, on donnera un bref principe de la segmentation, on présentera les bases de données des images rétiniennes qui servent de ressources data pour les méthodes de segmentation dans ce domaine.

1 Principe de segmentation :

Les méthodes de segmentation sont généralement composées de trois phases principales : pré-traitement, segmentation et post-traitement.

- a. L'étape de prétraitement vise à améliorer la qualité de l'image et à faciliter la segmentation, et consiste le plus souvent en l'élimination du bruit et la transformation de l'image à la forme adéquate. Les principaux traitements fréquemment utilisés sont :
- La conversion de l'image RGB en niveau de gris,
 - La correction de la luminosité,
 - L'égalisation du contraste,
 - L'élimination du bruit.
- b. La phase de segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image formée de sous-ensembles appelés régions. La segmentation est alors obtenue par extraction des composantes connexes des pixels partageant une même propriété de similitude, à savoir, niveau de gris, couleur, texture...etc. Ainsi, une région sera constituée de pixels similaires, faisant d'elle une région homogène. Différentes et nombreuses méthodes de segmentation ont été développées et répertoriées en littérature du traitement d'image, certaines sont devenues des références. Vu leur nombre important, dans le paragraphe suivant on nous basera et intéresserons uniquement aux méthodes de segmentation des vaisseaux rétiniens.
- c. Le posttraitement consiste généralement à une amélioration des résultats de la segmentation, pour permettre au spécialiste une meilleure lecture et analyse des composantes de l'image visées par la segmentation.

2 Base de données des Images rétiniennes

Les bases de données sont une ressource essentielle dans le développement des algorithmes d'analyse d'images rétiniennes, ils aident considérablement les chercheurs à évaluer et comparer les méthodes développées par rapport aux travaux rapportés dans l'état de l'art. Elles conduisent à la mise au point des meilleurs

algorithmes. Dans cette section, nous présenterons les différentes bases de données des images rétiniennes mentionnées dans la littérature.

2.1 Base de données DRIVE :

La base de données DRIVE comprend 40 [10] 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 JPGE, avec une taille de 768*584 pixel. La base d'image est divisée en deux ensembles, 20 images pour l'apprentissage et 20 images pour le test. La base comporte aussi des segmentations manuelles du réseau vasculaire des différentes images, effectuées par deux ophtalmologues. Il y'a de ce fait 2*40 images segmentées manuellement. La figure II.1 illustre une image rétinienne de la base DRIVE et sa segmentation manuelle.

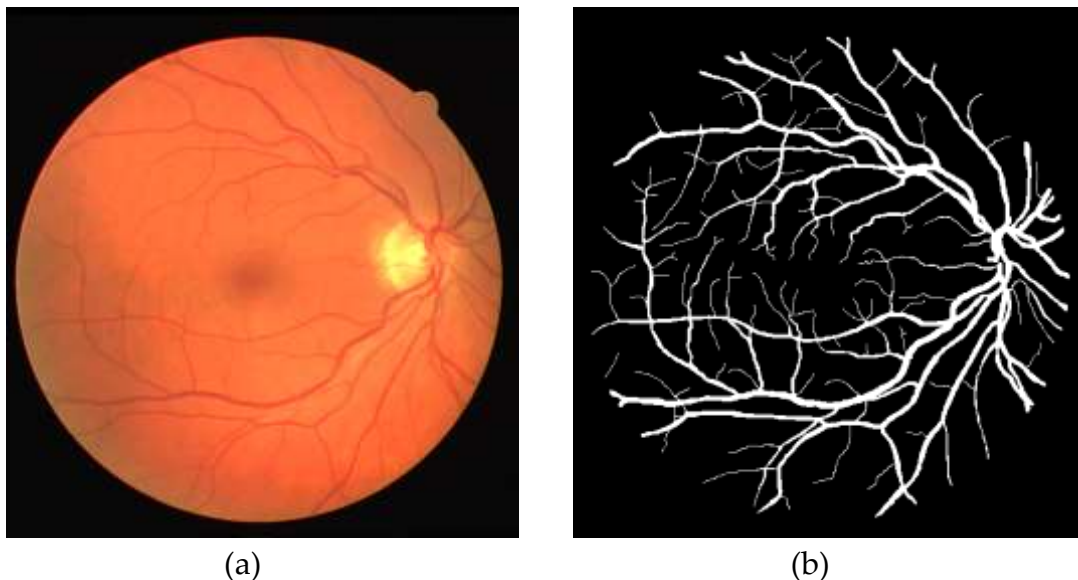
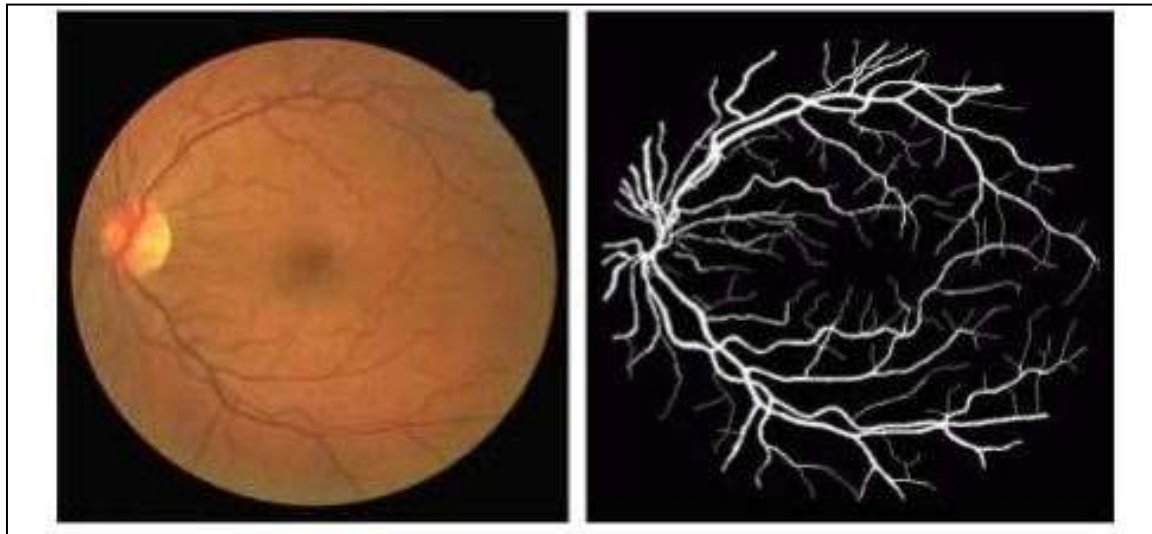


Figure II. 1: (a) Image de la base de donnée DRIVE (b) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.

2.2 Base d'images STARE :

Cette base d'images est composée de 20 images couleurs de la rétine dont 10 images saines et 10 pathologiques [11]. Les images sont acquises par un rétinographe de type TopCon TRV-50 avec un champ de vision de 35 degré. Les images sont de taille

605*700 pixels avec un codage de 24 bits par pixel. Pour les 20 images, le réseau vasculaire est segmenté manuellement par deux experts en ophtalmologie. Un exemple de la base de donnée STARE est montré dans la figure II.2.



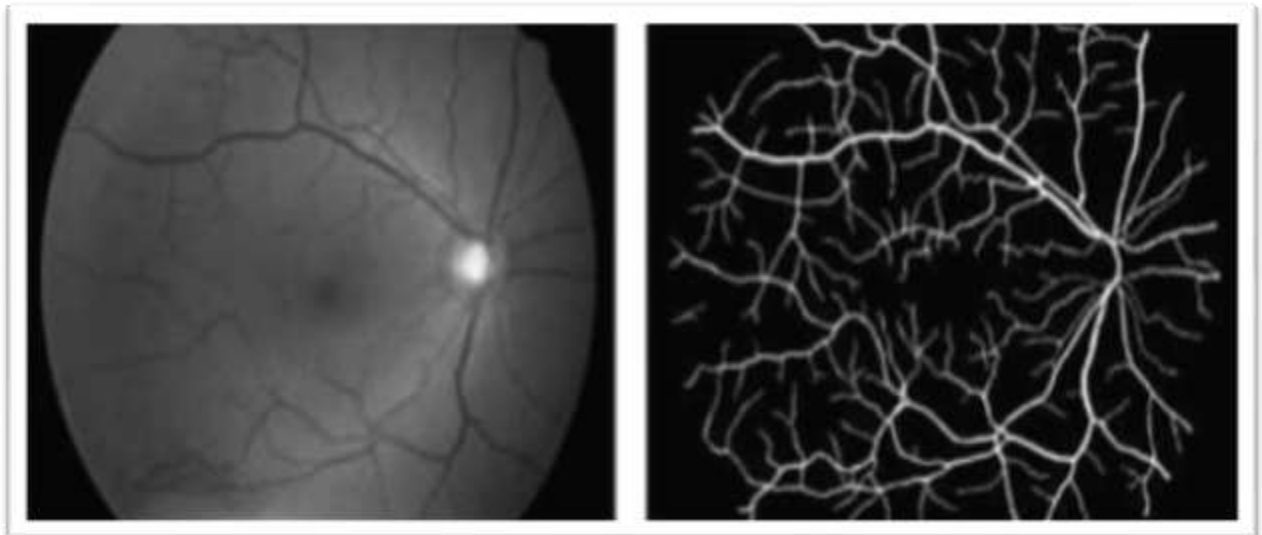
(a)

(b)

Figure II. 2: (a) Image de la base de données STARE ; (b) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.

2.3 Base d'images HRF :

La base de donnée HRF (Erlangen high- Resolutuion Fundus) [3] été récemment établie par un groupe de recherche collaboratif. La base de données contient 15 images saines, 15 images de rétinographie diabétiques et 15 image glaucomateuse. Les images HRF ont été acquise à l'aide d'une caméra Canon CF-60UVi avec une résolution d'image fixe de 3504*2336 pixels. Des segmentations manuelles des vaisseaux par un expert sont également disponibles pour les trois catégories d'images. Un exemple d'image de la base de donnée HRF est montré dans la figure II.3.



(a)

(b)

Figure II. 3: (a) image de la base de donnée HRF ; (a) : image saine (niveau de gris) ; (b) : segmentation manuelle du réseau vasculaire par un ophtalmologue.

3 Mesures de performance pour la segmentation des vaisseaux réiniens

La mesure de la performance des méthodes de segmentation des vaisseaux dépend de deux mesures de classifications ainsi que de deux mesures d'erreurs de classification qui sont :

- Bonne classification :
 - TP (True Positive) signifie le pixel de vaisseau est correctement identifié.
 - TN (True Négative) signifie le pixel non-vaisseau est aussi correctement identifié.
- Mauvaise classification :
 - FP (faux positif) signifie le pixel de vaisseau mal identifié.
 - FN (faux négatif) signifie le pixel non-vaisseau mal identifié.

De ces quatre événements, il ressort les mesures suivantes :

1. Taux des vrais positifs TP : mesure le nombre des pixels correctement identifiés comme pixels de vaisseau, et est calculé par l'équation suivante :

$$TP = \frac{\text{number of pixels correctly as vessel pixel}}{\text{number of pixels actually in vessel}} \quad 2.1$$

2. Taux des faux positifs FP : mesure le nombre de pixels identifiés à tort comme des pixels de vaisseaux et est calculé par l'équation :

$$FP = \frac{\text{number of pixels wrongly detected as vessel pixel}}{\text{number of pixels actually in non-vessel region}} \quad 2.2$$

3. Les pixels vrais négatifs (TN) sont prédits comme des non-vaisseaux et appartiennent au tissu rétinien (prédiction correcte).
4. Enfin, les faux négatifs (FN) sont des pixels non vasculaires, mais ils ont été classés comme vaisseaux rétiniens (prédiction incorrecte).

Tableau II. 1: Classification des vaisseaux.

| Classification | Vaisseaux | Non-vaisseaux |
|----------------|-----------|---------------|
| Vaisseaux | TP | FP |
| Non-vaisseaux | FN | TN |

5. La Précision : est calculée par l'équation (2.3)

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{\text{number of correctly classified pixel}}{\text{number of pixel in image FOV}} \quad 2.3$$

6. La Sensibilité : mesure la capacité à détecter les pixels des vaisseaux et indique les performances d'un bon algorithme pour classer correctement les pixels des vaisseaux, et est exprimée comme suit :

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN} \quad 2.4$$

7. Spécificité : Elle mesure la capacité à détecter les pixels non-vaisseaux. SPE est exprimé comme ci-dessous

$$SPE == \frac{TN}{TN + FP} \quad 2.4$$

Ces mesures sont utilisées pour quantifier les performances des algorithmes de segmentation des vaisseaux rétiniens qui seront abordées dans la section suivante.

4 Classification des vaisseaux rétiniens (approches de segmentation) :

Une catégorisation commune des algorithmes de segmentation des structures vasculaires dans les images rétiniennes adoptée en littérature et dans l'état de l'art de la segmentation de ce type d'image, classe les techniques selon la méthodologie de traitement d'image employée et les algorithmes utilisés. Une classification groupant les algorithmes de segmentation des vaisseaux rétiniens en six catégories principales ; (1) techniques de reconnaissance de formes, (2) filtrage adapté, (3) suivi/traçage des vaisseaux, (4) morphologie mathématique, (5) approches multiéchelles, et (6) approches basées sur des modèles déformables. Certaines de ces catégories peuvent être divisées en sous-catégories.

4.1 Techniques de reconnaissance de formes

Les algorithmes basés sur la reconnaissance de formes visent à la détection ou de la classification automatique des caractéristiques des vaisseaux sanguins rétiniens et d'autres objets non vasculaires, y compris l'arrière-plan. Ces techniques sont divisées en deux catégories [12] ; approches supervisées et approches non supervisées. Les méthodes supervisées exploitent certaines informations à priori pour décider si un pixel appartient ou non à un vaisseau, tandis que les méthodes non supervisées effectuent la segmentation du vaisseau sans aucune connaissance à priori.

4.1.1 Approches supervisées

Dans les méthodes supervisées, la règle pour l'extraction des vaisseaux est apprise par l'algorithme en se basant sur un ensemble d'images segmentées manuellement par un ophtalmologiste [13] [14].

Les réseaux de neurones artificiels ont été largement étudiés pour segmenter les caractéristiques de la rétine [15] [16], Ils sont appliqués directement sur les pixels de l'angiographie sans détection antérieure des caractéristiques. La phase d'apprentissage est faite en utilisant les images de vérité terrain d'angiographie pour définir les poids du réseau neuronal. La méthodologie établie en [7] est évaluée sur deux bases de données DRIVE et STARE aboutissant à une exactitude moyenne de 0.9466 et 0.9480 respectivement. Cependant, il ne donne pas de bons résultats pour des images qui présentent des zones d'illumination non uniformes telles que les frontières des disques optiques, les hémorragies et d'autres pathologies qui présentent des forts contrastes.

4.1.2 Approches non supervisées

Les approches basées sur la classification non supervisée essayent de trouver des modèles inhérents aux vaisseaux sanguins dans des images rétinienne qui peuvent alors être utilisées pour décider qu'un pixel particulier appartient ou non aux vaisseaux [17] [18]. Les données d'apprentissages ou celles de vérité terrain ne contribuent pas directement à la conception de l'algorithme dans ces approches.

Tolias et Panas [19] développent une méthode basée sur l'algorithme Fuzzy-C-means pour suivre les vaisseaux des images angiographiques de fond d'œil. Le processus de suivi est basé tout d'abord sur la recherche du disque optique et ses limites qui est détecté et utilisé en tant que point de départ de l'algorithme du suivi itératif. Les faux vaisseaux sont rejetés après deux ou trois itérations. L'algorithme a donné un bon résultat dans le suivi des vaisseaux qui sont bien clairs et définis dans l'image. Cependant, il n'a pas pu détecter quelques vaisseaux de petit diamètre et de faible contraste.

4.2 Filtrage adapté :

L'une des méthodes de segmentation introduites pour les vaisseaux rétiniens était le filtrage adapté. Cette approche, a été proposé par la première fois dans les années 80, elle est basée sur l'appariement de gabarits d'un petit segment de vaisseau représentatif le long de l'image entière dans le domaine spatial. Le filtrage adapté a été largement utilisé pour la segmentation des vaisseaux rétiniens [20], ainsi que pour la détection des artères coronaires par angiographie aux rayons X [21] et le dépistage des neurones [22]. Dans le cas des vaisseaux rétiniens la conception est basée sur quatre hypothèse pour le système vasculaire. Premièrement, les grands vaisseaux présentent de petites courbures de sorte que le filtre peut être approché par un noyau droit par morceaux. Deuxièmement, le profil d'intensité transversal des vaisseaux peut être approximé par un gaussien, de sorte que le profil du filtre doit aussi être gaussien. Troisièmement, les vaisseaux peuvent apparaître dans différentes orientations et échelles, le filtre doit donc être adapté en conséquence. Enfin, les vaisseaux sont plus foncés que leur arrière-plan, de sorte que les côtés des filtres doivent être à un niveau d'intensité plus élevé que la région centrale.

De plus, Lorsque le filtrage adapté est appliqué, l'effet est l'amélioration des vaisseaux par rapport à leur arrière-plan.

4.3 Suivi/Traçage des vaisseaux :

La méthode de suivi des navires segmente un navire entre deux points en identifiant l'axe du navire plutôt que des navires entiers à la fois. Dans cette méthode, le traçage du navire, qui ressemble à une ligne, se fait en utilisant des informations locales et en Suivant les bords du navire.

4.4 Morphologie mathématique

Rudnicka et al. [23] ont introduit une méthode supervisée basée sur la transformation morphologique à chapeau haut de forme à. Ils ont utilisé une collection de dérivés des filtres gaussiens et des filtres de Gabor, associés à une

transformation morphologique pour générer le vecteur caractéristique de l'arbre vasculaire.

Dans, La morphologie mathématique est une théorie non linéaire, fondée sur les ensembles, et treillis. Elle est utilisée pour filtrer, segmenter et quantifier des images. Initialement destinée au traitement des images binaires.

4.5 Approches multiéchelles

Cette approche a été proposée par Martinez et al. [24] est basée sur la segmentation multi-échelle du réseau vasculaire en faisant varier la résolution de l'image [25]. Dans cette méthode, 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. Donc, le gain majeur de cette méthode de segmentation multiéchelles réside dans la vitesse de traitement, de la classification des résolutions.

4.6 Approches basées sur des modèles déformables :

Cette approche de segmentation a pour but de déterminer les contours des objets présents dans l'image. Elles utilisent principalement des courbes paramétriquement fermées ou des surfaces, qui partant d'une position initiale, se déformant jusqu'à épouser la forme de l'objet à détecter. Dans, l'évolution de la courbe est régie par une force externe jusqu'à atteindre un équilibre ou l'énergie est minimale. Afin de garder la courbe aussi lisse que possible, la force interne doit être intrinsèquement liée à la surface ou la courbe elle-même. La force externe est définie par l'image, afin de guider la courbe vers les contours désirés. Plusieurs méthodes, basées sur le modèle déformable ont été proposées dans la littérature. Parmi celles qui ont trouvé le plus succès, on cite les contours actifs (Snake) [26] [27], la méthode des Levels sets [28]. [29].

Conclusion :

La segmentation des vaisseaux sanguins rétiniens présente un élément fondamental pour les systèmes d'aide au diagnostic des différentes pathologies oculaires. La littérature proposée présente un état de l'art sur les méthodes de segmentation des vaisseaux sanguins rétiniens dans des images de fond d'œil.

De ce faite, une variété des méthodes de segmentation des vaisseaux rétiniennes ont été développées. Certaines, sont basées sur Machine Learning, alors que d'autres sont développées sans recours aux classificateurs. En outre, les méthodes de segmentation sont toujours initialisées par une étape de prétraitement qui consiste généralement à une amélioration de l'image entrante.

De plus, il y a une diversité des bases des données des images, utilisée pour l'évaluation expérimentale des méthodes de segmentation telles que DRIVE, STARE, HRF.... Cependant, la plupart des méthodes n'ont été évaluées que sur DRIVE et STARE en s'appuyant sur les métriques suivantes : Accuracy (ACC), Sensitivity (SE), Specificity (SP) et Area Under Curve (AUC).

En outre, on a constaté que les méthodes qui sont basées sur machine Learning sont plus performantes que les méthodes qui sont développées sans classificateurs.

Références:

- [10]. Staal, M. D. Abràmoff, M. Niemeijer, M. A. Viergever, and B. Van Ginneken, "Ridge-based vessel segmentation in color images of the retina," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 23, no. 4, pp. 501-509, 2004.
- [11]. A. D. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response," *IEEE Transactions on Medical imaging*, vol. 19, no. 3, pp. 203-210, 2000.
- [12]. Elizabeth Berry. *A practical Approach to Medical Image Processing*. Edition Taylor et Francis Group.2008.
- [13]. V.B. Soares, J.J.G. Leandro. Retinal vessel segmentation using the 2D Gabor wavelet and supervised classification. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 25, pp.1214–1222, 2006.
- [14]. Diego Marín, Arturo Aquino. A New Supervised Method for Blood Vessel Segmentation in Retinal Images by Using Gray Level and Moment Invariants-Based Features. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 30, JAN 2011.
- [15]. G.G. Gardner, D. Keating, T.H. Williamson, A.T. Elliott. Automatic detection of diabetic retinopathy using an artificial neural network: A screening tool, *British Journal of Ophthalmology*: pp 940-944, 1996.
- [16]. R. Nekovei, S. Ying. Back-propagation network and its configuration for blood vessel detection in angiograms. *IEEE Transactions on Neural Networks* 6, pp 64–72,1995.
- [17]. Bhuiyan.A, Nath.B. Blood vessel segmentation from color retinal images using unsupervised texture classification. *IEEE International Conference. Image Processing*, pp 521–524, 2007.
- [18]. Ahlem.Bougarradh, Slim.Mhiri, Faouzi.Ghorbel. Segmentation non supervisée d'images angiographiques de la rétine par le système de Pearson et le ré-échantillonnage bootstrap. *Ecole Nationale des Sciences Informatiques (ENSI) Campus Universitaire de Manouba*, 2010 Tunisie.
- [19]. A.D. Hoover, V. Kouznetsova, M. Goldbaum. Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 19, pp 203–210, 2000.

- [20]. S. Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum, "Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters," *IEEE Transactions on medical imaging*, vol. 8, no. 3, pp. 263-269, 1989.
- [21]. C. Y. Lin and Y. T. Ching, "Extraction of coronary arterial tree using cine X-ray angiograms," *Biomedical Engineering: Applications, Basis and Communications*, vol. 17, no. 3, pp. 111-120, 2005.
- [22]. K. A. Al-Kofahi et al., "Rapid automated three-dimensional tracing of neurons from confocal image stacks," *IEEE Transactions on information technology in biomedicine*, vol. 6, no. 2, pp. 171-187, 2002.
- [23]. A. Christodoulidis, "Segmentation and Characterization of Small Retinal Vessels in Fundus Images Using the Tensor Voting Approach," *These de doctorat. École Polytechnique de Montréal*, 2017.
- [24]. M. Martinez-Perez, A. Hughes, S. Thom, A. Bharath and K. Parker. Segmentation of blood vessels from red-free and fluorescein retinal images. *Med. Imag. Anal.* 11, 47-61, 2007.
- [25]. L. Wang, A. Bhalerao and R. Wilson. Analysis of Retinal Vasculature using a Multi-resolution Hermite Model *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol.26, pp. 137-152, 2007
- [26]. M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," *International journal of computer vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321-331.
- [27]. T., Terzopoulos, D. McInerney, "T-snakes: Topology adaptive snakes," *Medical image analysis*, vol. 4, no. 2, pp. 73-91, 2000.
- [28]. A. Sethian, "A fast marching level set method for monotonically advancing fronts," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 93, no. 4, pp. 1591-1595.
- [29]. D.Cremes, M. Rousson, and R. Deriche, "A review of statistical approaches to level set segmentation: integrating color, texture, motion and shape," *International journal of computer vision*, vol. 72, no.2, pp. 195-215, 2007.

Introduction

Le modèle déformable, également connu sous le nom de « **contour actif** » représente une classe importante des méthodes d'analyse d'image qui permettent l'extraction de primitive et cela sous des contraintes données. Cette méthode est intensivement utilisée dans la détection des contours, la reconnaissance des formes, le suivi d'objet en mouvement dans une vidéo (motion tracking), et dans la segmentation d'image.

Dans ce chapitre nous présenterons le modèle déformable ainsi que les deux types les plus connus de ce modèle. Nous nous attarderons ensuite sur l'un des deux modèles, en l'occurrence le modèle géométrique pour le détailler et qui servira de base à notre travail.

1 Présentation du Modèle Déformable :

Un modèle déformable dit aussi contour actif est défini comme étant une courbe ou surface fermée ou non fermée qui à partir d'une position initiale proche de l'objet d'intérêt va se déformer jusqu'à se superposer avec les frontières de l'objet (Figure III.1). Pendant son évolution, le contour est soumis à l'action de plusieurs forces qui le déforment et le font bouger dans l'image. Ces forces s'appuient sur la notion d'énergie intérieure et extérieure [30], et l'équation de l'évolution du contour s'appuie sur la minimisation d'une fonction englobant ces énergies, cette fonction est dite fonction d'énergie. La minimisation de cette fonction mène à l'équation de mouvement ou équation d'évolution qui régit le déplacement du contour.

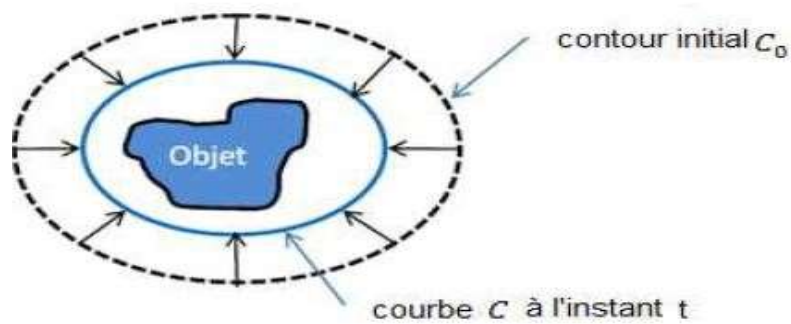


Figure III. 1: Illustration du processus d'évolution du contour actif vers les contours de l'objet d'intérêt.

Principalement, deux conceptions existent pour la modélisation des contours actifs. La première, qualifiée de formulation lagrangienne représentant les contours actifs de manière explicite, le contour dans ce cas-ci est appelé contour paramétrique. La seconde, qualifiée de formulation eulérienne, représente le contour de manière implicite, et le contour est dit géométrique.

2 Le Contour Actif Paramétrique

Dans cette modélisation, le contour actif est défini sous forme de représentation paramétrique (figure III.2). Il est assimilé à une courbe « C » représentée selon l'expression suivante :

$$C = \{v(s, t)\} = \{x(s, t), y(s, t)\}; \forall (s, t) \in [0, 1] \times [0, +\infty]. \quad 3.1$$

Où [1] :

- $v(s, t)$: position d'un point de C à un instant t .
- x et y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.
- s : désigne l'abscisse curviligne de long du contour.
- t : instant de l'évolution du contour C dans l'image.

La figure III.2 illustre le contour paramétrique et ses paramètres, coordonnées cartésiennes x et y , l'abscisse curviligne s et n nombre d points.

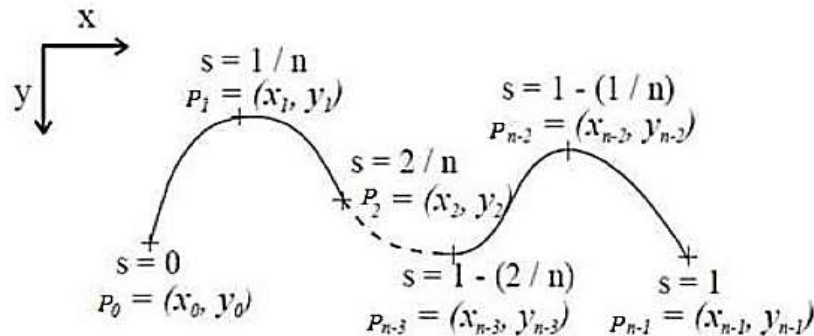


Figure III. 2: L'abscisse curviligne s et sa position en fonction des coordonnées cartésiennes pour un contour actif.

Comme tout actif déformable, l'objectif est de le faire évoluer et de façon itérative, jusqu'à atteindre les contours de l'objet et cela en minimisant une énergie [30] calculée en fonctions de divers critères. On verra par la suite ces différents critères.

2.1 Énergie :

La fonction d'énergie E_{tot} (eq 3.2) attachée au contour actif est composée de deux termes :

- Un terme contrôlant l'aspect de la courbe C , il est souvent appelée **énergie interne** E_{int} .
- Un terme attirant la courbe C vers l'objet dont on cherche les frontières, il est souvent appelé **énergie externe** E_{ext} .

$$E_{tot} = E_{int} + E_{ext} \quad 3.2$$

2.2 Énergie interne :

L'énergie interne E_{int} (eq 3.3) gère la cohésion de la courbe. Elle maintient la liaison des points qui composent le contour ainsi que la raideur de la courbe.

$$E_{int}(v) = \frac{1}{2} \int_0^1 (\alpha(s) \cdot |v'(s)|^2 + \beta(s) \cdot |v''(s)|^2) ds. \quad 3.3$$

Les termes v' et v'' représentent les dérivées première et secondaire de v par rapport à s .

- Le terme du premier ordre correspond à la tension de la courbe. Il prend une valeur importante quand la courbe se distend. Lorsque $\alpha(s) = 0$, la courbe peut présenter des discontinuités. Nous parlerons donc d'énergie de continuité ou d'élasticité.
- Le terme de second ordre correspond à la courbure, il prend une valeur importante lorsque la courbe s'incurve rapidement, entraînant la formation d'encoignures. Lorsque $\beta(s)$ est grand, la courbe devient rigide et tendra vers un cercle si elle est fermée ou une droite si elle est ouverte.
- $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ représentent respectivement les coefficients d'élasticité et de rigidité de la courbe. Ce sont deux valeurs réelles.

2.3 Énergie externe :

Cette énergie correspond à l'apport des données, et prend en compte les caractéristiques de l'image. Dans notre cas, ce sont les contours qui sont recherchés donc les points de fort gradient. Pour la recherche des zones de fort gradient dans l'image, on introduit la fonction ci-dessous (eq 3.4) : [31]

$$E_{ext}(v) = - \int_0^1 \|\nabla(I(v(s)))\|^2 ds \quad 3.4$$

où $\nabla I(v(s))$ représente le gradient de l'image I en $v(s)$.

C'est souvent le gradient gaussien qui est utilisée, la fonction sera écrite comme suit [31] :

$$E_{\text{ext}}(v) = - \int_0^1 \|\nabla((G_\sigma * I)(v(s)))\|^2 ds \quad 3.5$$

où G_σ est une fonction gaussienne centrée d'écart type σ , elle permet un lissage préalable de l'image. Si le paramètre σ est choisi très grand, ça peut entrainer des erreurs de localisation.

2.3.1 Énergie totale [31] :

$$E_{\text{tot}}(v) = \int_0^1 \left[\frac{1}{2} \left\{ \alpha(s) \cdot \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \cdot \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 \right\} - \|\nabla((G_\sigma * I)(v(s)))\|^2 \right] ds \quad 3.6$$

Minimisation de cette énergie (eq 3.6) revient à résoudre l'équation d'Euler Lagrange :

$$\alpha(s) \cdot v''(s) + \beta(s) \cdot v''''(s) + \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad 3.7$$

où $\nabla E_{\text{ext}} = - \|\nabla((G_\sigma * I)(v(s)))\|^2$, qui se traduit par la suite comme un équilibre de forces :

$$\vec{F}_{\text{int}} + \vec{F}_{\text{ext}}^{(s)} = 0. \quad 3.8$$

Où :

$$F_{\text{int}} = \alpha(s) \cdot v''(s) + \beta(s) \cdot v''''(s). \quad 3.9$$

Et

$$F_{\text{ext}}^{(s)} = \nabla E_{\text{ext}}. \quad 3.10$$

- La force interne (eq 3.9) tend à limiter les longueurs de la courbure et les torsions trop importantes.
- La force externe (eq 3.10) plaque le contour déformable contre les contours de l'objet à détecter.

3 Le Contour Actif Géométrique :

Cette méthode a été proposée en 1993 par Caselles et al. Elle modélise le contour déformable par une courbe se déformant dans le temps et l'espace et cela selon sa normal, et selon une vitesse proportionnelle à sa courbure.

Cette méthode considère qu'un contour actif C est le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieur $\phi : R^2 \times R^+ \rightarrow R$, tel que [32] :

$$x \in C(s, t) \Leftrightarrow \Phi(x, t) = 0. \quad 3.11$$

Où :

- x et y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.
- s : désigne l'abscisse curviligne de long du contour.
- t : instant de l'évolution du contour C dans l'image.

La figure III.3 représente un niveau particulier de la fonction de l'ensemble des niveaux $\phi(x, y)$ (Level set), qui est usuellement le niveau 0 de la fonction

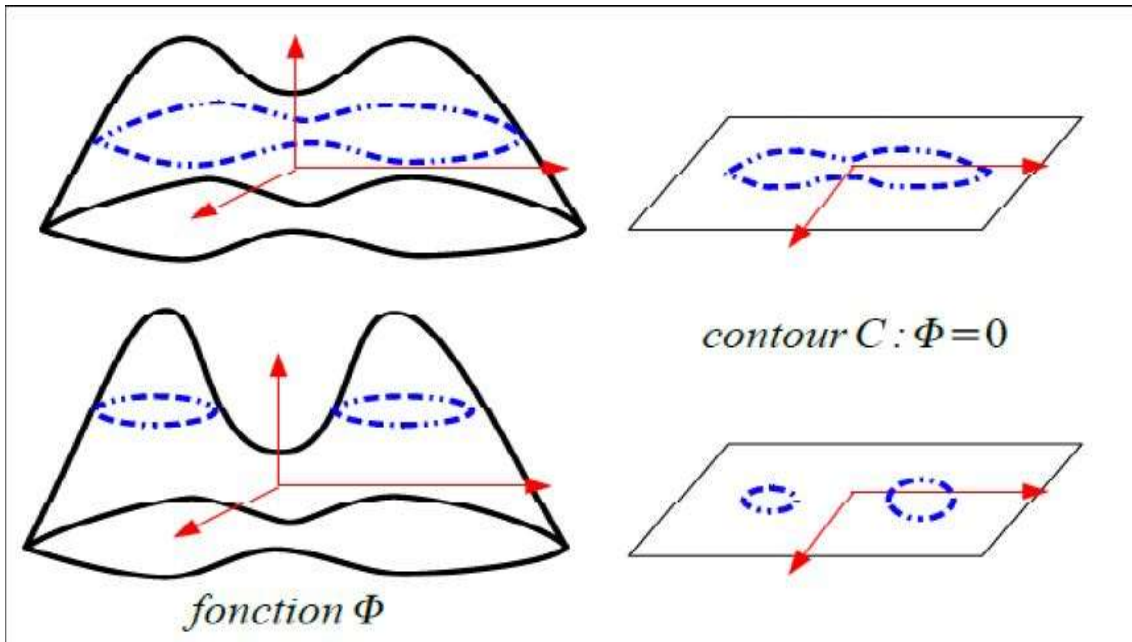


Figure III. 3: Représentation d'une fonction de distance signée [3].

En considérant \vec{N} la normal intérieur à la courbe (figure III.4) et F un terme de vitesse dépendant de la courbure K, l'équation d'évolution (eq 3.12) serait de la forme [33] :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F\vec{N}. \quad 3.12$$

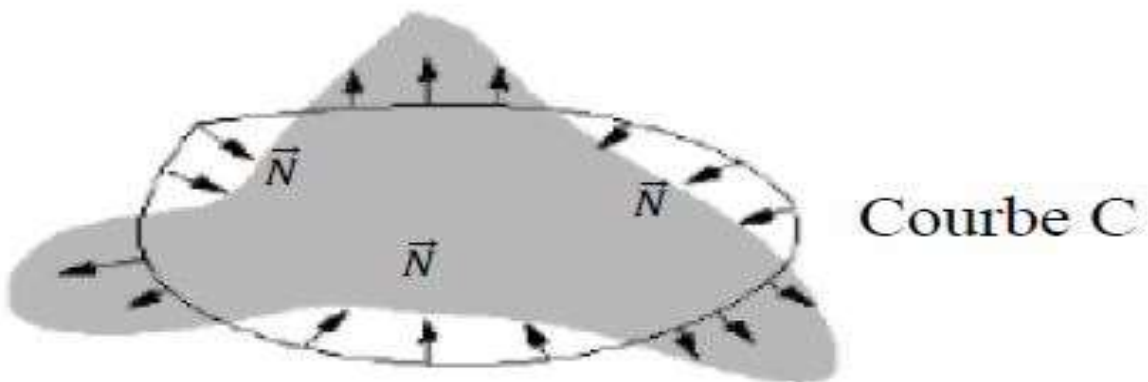


Figure III. 4 : Forces régissant l'évolution du contour actif.

Le niveau $\mathbf{0}$ de la fonction ϕ évolue suivant l'équation [4] :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F|\nabla\phi|. \quad 3.13$$

3.1 La Vitesse F :

La fonction de vitesse F est définie de façon à ce que l'évolution cesse lorsque la courbe entoure l'objet à segmenter.

$$F = gK.\vec{N}. \quad 3.14$$

où g est la fonction d'arrêt et K est la courbure de la courbe C , et \vec{N} est le vecteur normal à la courbe C .

D'autre part, l'expression $g.K$ ne permet pas d'étirer la courbe totalement vers les trous de l'objet. C'est pour cela, nous introduisons une constante positive v , chargée de forcer l'évolution du contour vers les limites d'intérêt de l'objet. Donc la fonction de vitesse devient (eq 3.15) :

$$\vec{F} = g.(K + v).\vec{N} \quad 3.15$$

où $v.\vec{N}$ est une vitesse constante, et par conséquent, l'équation de mouvement de la courbure s'écrit (eq 3.16) :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(K + v)\vec{N} \quad 3.16$$

Où $\frac{\partial c}{\partial t} = K.\vec{N}$: Représente l'équation de la chaleur.

3.2 La Fonction d'Arrêt g :

Pour faire converger la courbe C vers les frontières (bord) d'un objet, la vitesse F dépendrait également d'une fonction d'arrêt « g » (eq 3.17) qui permet à la courbe de s'arrêter sur ces bordures. Souvent cette fonction est notée par :

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I)|^p} \quad 3.17$$

C'est une fonction décroissante du gradient de l'image, où G_σ représente la distribution gaussienne en 2D de déviation standard σ , et ∇ est l'opérateur du gradient (avec $p = 1$ ou 2).

Si nécessaire, la fonction d'arrêt g peut être modifiée en ajoutant un paramètre d'échelle δ pour éliminer le gradient inférieur à ce paramètre (eq 3. 18) :

$$g(I) = \frac{1}{1 + \left| \frac{|\nabla(G_\sigma * I)|}{\delta} \right|^p} \quad 3.18$$

Si $|\nabla(G_\sigma * I)| \rightarrow \infty$, le terme g vaut 0, donc la minimisation de ce terme tend bien à attirer la courbe vers les bords de l'objet.

3.3 Représentation en ensemble de niveaux (Levels Sets) :

Cette méthode permet de représenter une courbe fermée C , par une fonction de dimension supérieur Φ . Elle est définie comme étant la distance signée d .

$$\phi(x,y) = \pm d[(x,y), C]. \quad 3.19$$

Tel que $d(x,y)$ représente la distance signée entre le pixel d'image de coordonnées (x,y) du plus proche pixel voisin sur le contour C associé au niveau zéro ϕ_0 . La Figure.III.5 illustre le processus de l'évolution de la fonction Level Set.

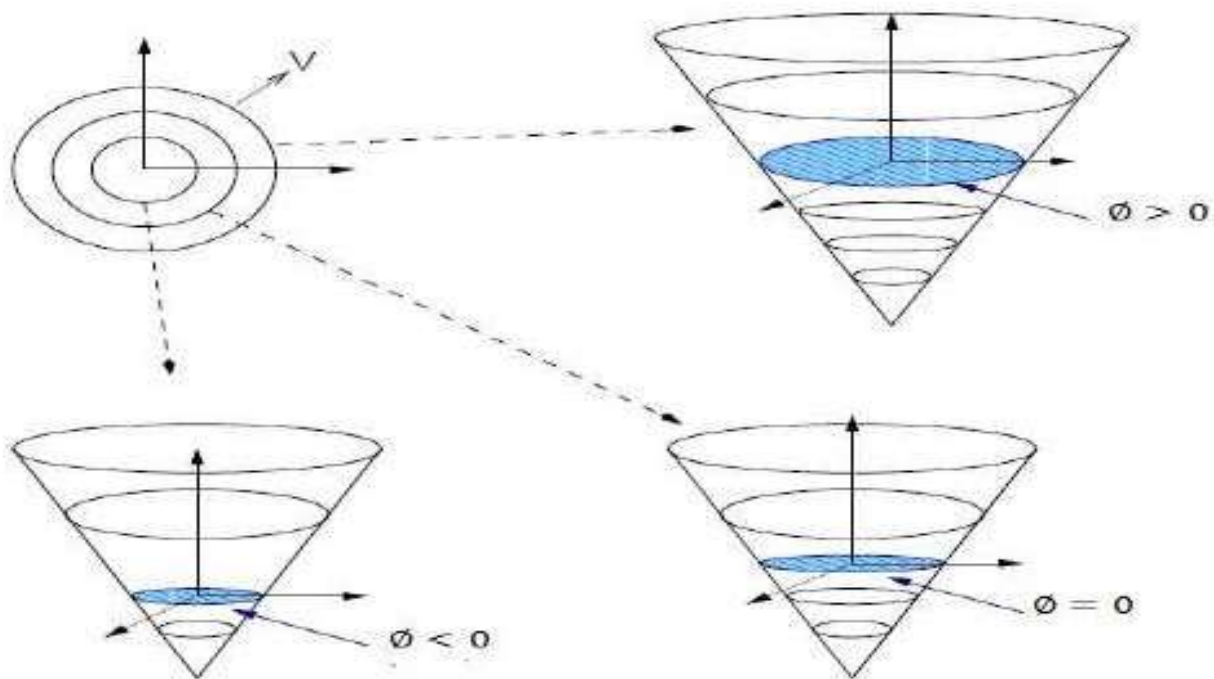


Figure III. 5: Représentation de la fonction de l'ensemble des niveaux.

Comme la fonction Level Set $\phi(x; y)$ passe de sa phase initiale, vers l'ensemble de contours C correspondant c'est-à-dire le contour bleu se propage vers l'extérieur. Avec cette définition, l'évolution du contour est équivalente à l'évolution de la fonction Level set, c'est-à-dire :

$$\phi(x, y, t) = \begin{cases} = 0 & \text{if } (x, y) \in C \\ < 0 & \text{if } (x, y) \in \text{à l'interieur de } C \\ > 0 & \text{if } (x, y) \in \text{à l'exterieur de } C \end{cases} \quad 3.20$$

Le Contour C est donnée à chaque instant t par (voir aussi figure III.6) :

$$C(t) = \{(x, y) / \phi(x, y, t) = 0\} = \phi_0 \quad 3.21$$

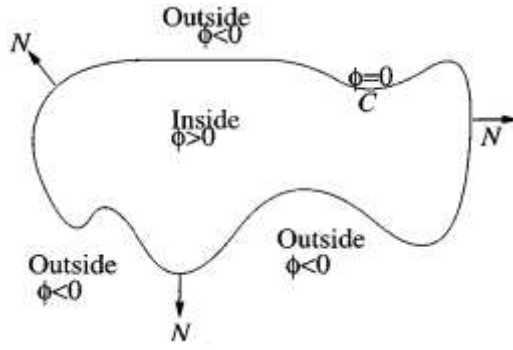


Figure III. 6: Définition de ϕ et du contour C associé à ϕ_0 .

3.4 Equation d'évolution de la fonction ϕ :

L'équation d'évolution du contour (eq 3. 22) est équivalent à l'équation d'évolution de la fonction ϕ [chu,2005].

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \frac{\partial \phi (x, y)}{\partial t}. \quad 3.22$$

L'avantage principal de cette méthode est de pouvoir gérer automatiquement le changement topologique de la courbe en évolution par l'équation d'évolution de la fonction (eq 3.23), qui est :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = F \cdot |\nabla \phi|. \quad 3.23$$

Sachant que le vecteur normal \vec{N} s'exprime en fonction de ϕ par la relation ci-dessous :

$$\vec{N} = - \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}. \quad 3.24$$

Delà, on peut déduire que :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(I) \cdot (v + K) \cdot |\nabla \phi| \quad 3.25$$

Ou bien :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = g(I) \cdot (v + \varepsilon \cdot K) \cdot |\nabla \phi| \quad 3.26$$

D'autre part, la courbure K s'exprime de même en fonction de ϕ comme suit :

$$K = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) = \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi}{\|\nabla \phi\|} \right) \quad 3.27$$

Ce qui implique :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = v \cdot g(I) \cdot |\nabla \phi| + g(I) \cdot \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \cdot |\nabla \phi| \quad 3.28$$

Cette équation (eq 3.28) permet de poursuivre l'évolution du contour géométrique déformable à chaque instant en direction des contours de l'objet. Elle est toutefois laborieuse à implémenter. Dans ce qui suit, nous présenterons un modèle pour sa mise en œuvre.

3.5 Le modèle de Chan et Vese (VS) :

Le modèle Chan et Vese considère le contour C comme une courbe évoluant dans un domaine Ω de l'image. Soit ω une région du domaine Ω , autrement dit $\omega \subset \Omega$ et $C = \partial \omega$. On pose les notations suivantes : [34] [33]

- *Inside* (C) : est la région ω même, se trouvant à l'intérieur de la courbe C .
- *Outside* (C) : est la région $\bar{\omega} = \Omega / \omega$, se trouvant à l'extérieur de la courbe C .



Figure III. 7: Illustration des régions R_{int} =Inside (C) et R_{ext} =Outside (C) de Chan et Vese.

3.5.1 Énergie externe

Ce modèle est basé sur la minimisation de l'énergie lié aux données de l'image et les contours des objets, qui est appelée énergie externe. C'est une combinaison de deux termes d'énergie F_1 et F_2 [34], appelés termes de raffinement :

$$F_1(C) + F_2(C) = \int_{\text{inside}(C)} |I(x,y) - c_1|^2 dx dy + \int_{\text{outside}(C)} |I(x,y) - c_2|^2 dx dy. \quad 3.29$$

où c_1 et c_2 représentent les moyennes de niveaux de gris à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe C . On pose les considérations suivantes :

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

Voici une illustration qui permet de mieux comprendre :

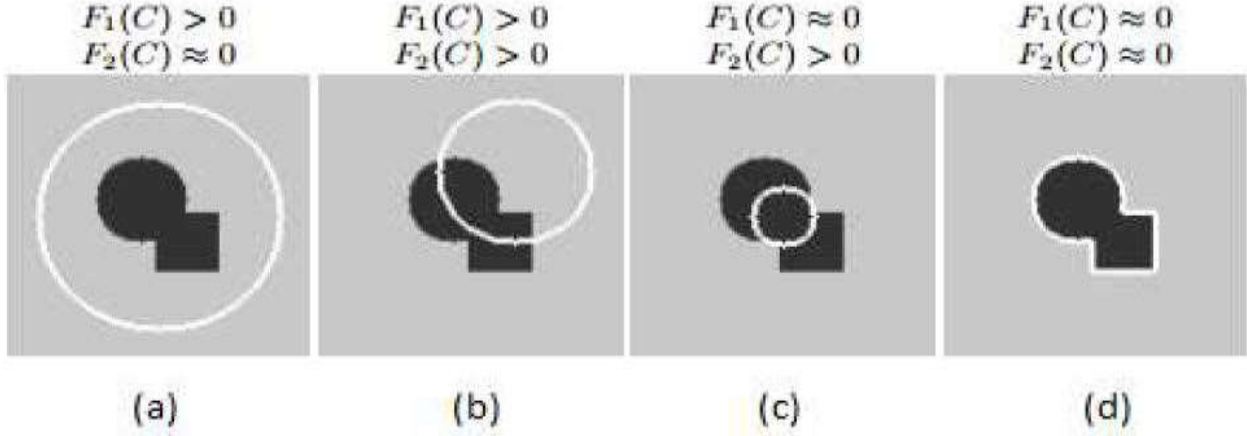


Figure III. 8: Les valeurs des termes de raffinement et les cas possibles de la courbe C .

3.5.2 Energie externe

Une énergie interne au contour déformable sera ajoutée sous forme de longueur et de l'aire afin d'assurer une certaine régularité de la courbe. Ce qui introduit la fonctionnelle d'énergie E [34]:

$$\begin{aligned}
 E(C) = & \mu \text{length}(C) + v \cdot \text{area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |I(x,y) - C_1|^2 dx dy & 3.30 \\
 & + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |I(x,y) - C_2|^2 dx dy .
 \end{aligned}$$

avec $\text{length}(c)$ représente la longueur de la courbe C , $\text{area}(\text{inside}(C))$ représente l'aire de la région à l'intérieur du contour, et $v \geq 0$, $\mu \geq 0$, $\lambda_1, \lambda_2 \geq 0$ sont des paramètres pondérant les différents termes de la fonctionnelle d'énergie.

Les termes de longueur de la courbe et l'aire de la région à l'intérieur de la courbe sont formulés ainsi [34] :

$$\text{length}(C) = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x,y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\phi(x,y)) |\nabla \phi(x,y)| dx dy. \quad 3.31$$

$$\text{area}(\text{inside}(C)) = \int_{\Omega} (\phi(x,y)) dx dy \quad 3.32$$

3.5.3 Formulation de Chan et Vese avec la méthode des Level Sets :

On rappelle juste que dans la formulation par les Levels Sets, la courbe évolutive est représentée par le niveau zéro d'une fonction distance signée ϕ où l'intérieur et l'extérieur du contour sont représentés respectivement comme une surface positive (ω) et une surface négative ($\Omega - \omega$), tel que [34]:

$$\left\{ \begin{array}{l} C = \partial\Omega = \{(x, y) \in \Omega; \phi(x, y) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \Omega_{\text{inside}} = \omega = \{(x, y) \in \Omega, \phi(x, y) < 0\}. \\ \text{outside}(C) = \Omega_{\text{outside}} = \Omega - \omega = \{(x, y) \in \Omega; \phi(x, y) > 0\}. \end{array} \right. \quad 3.33$$

Dans la suite, on se servira de la fonction de Heaviside et la fonction de Dirac dans la formulation de la fonctionnelle d'énergie. Ces fonctions sont données respectivement par :

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \geq 0 \\ 0 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad 3.34$$

Et :

$$\delta(x) = \frac{\partial H(x)}{\partial x} \quad 3.35$$

et les termes dans l'énergie $E(C)$ sont reformulés de la façon suivante [34] :

$$\begin{aligned} F_1(C) &= \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - C_1|^2 dx dy && 3.36 \\ &= \int_{\phi > 0} |I_0(x, y) - C_1|^2 dx dy \\ &= \int_{\Omega} |I_0(x, y) - C_1|^2 \cdot H(\phi(x, y)) dx dy \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
F_2(C) &= \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - C_2|^2 dx dy & 3.37 \\
&= \int_{\phi < 0} |I_0(x, y) - C_2|^2 dx dy \\
&= \int_{\Omega} |I_0(x, y) - C_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy
\end{aligned}$$

$$\triangleright \text{length}(C) = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy. \quad 3.31$$

$$\triangleright \text{area}(\text{inside}(C)) = \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \quad 3.32$$

Par conséquent, la fonctionnelle d'énergie $E(C)$ peut être réécrite comme :

$$\begin{aligned}
E(C) &= \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\phi(x, y)| dx dy + v \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - C_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - C_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy. & 3.38
\end{aligned}$$

Les constantes C_1 et C_2 , les moyennes de niveaux de gris de I respectivement à l'intérieur et à l'extérieur de la courbe C , sont calculées ainsi [34] :

$$C_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I \cdot H(\phi(x, y)) d\Omega}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) d\Omega} \quad 3.39$$

Et

$$C_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y)(1 - H(\phi(x, y))) d\Omega}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) d\Omega} \quad 3.40$$

Au final, l'équation d'évolution de ϕ est décrite par l'équation d'évolution suivante, la descente du gradient sur le terme d'énergie $E(C)$ [34] :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_E \left[\mu \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \lambda_1 (I - C_1)^2 + \lambda_2 (I - C_2)^2 \right] \quad 3.41$$

Où les deux premiers termes de courbure $\mu \cdot \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$ et de vitesse constante v correspondent aux forces de régularisation de la courbe. Alors que les termes $\lambda_1 (I - C_1)^2$ et $\lambda_2 (I - C_2)^2$ sont les forces d'attaches aux données ou forces externes qui permettent la segmentation des régions, ils correspondent aux termes F_1 et F_2 définis dans les équations 3.36 et 3.37. La somme de ces deux forces peut être positive ou négative, il y a donc un double sens de propagation selon que le contour $C(t)$ se trouve dans Ω_{in} ou Ω_{out} , d'où la déduction que les forces d'attache aux données jouent un rôle très important dans l'évolution de la courbe, en effet :

- $-\lambda_1 (I - C_1)^2$, force l'appartenance du pixel d'intensité I à la phase de moyenne C_1
- $+\lambda_2 (I - C_2)^2$, force l'appartenance du pixel d'intensité I à la phase de moyenne C_2 .

3.5.4 Implémentation numérique du modèle de Chan et Vese

Afin de résoudre l'équation partielle (3.41), nous devons d'abord régulariser $H(\phi)$ et $\delta(\phi)$. Chan et Vese [Chan 01] proposent :

$$H_\varepsilon(\phi) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \arctan\left(\frac{\phi}{\varepsilon}\right). \quad 3.42$$

$$\delta_\varepsilon(\phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \quad 3.43$$

Lorsque ε tend vers zéro, $H_\varepsilon(\phi)$ converge vers $H(\phi)$ et $\delta_\varepsilon(\phi)$ converge vers $\delta(\phi)$.

L'implémentation numérique du modèle de Chan et Vese nécessite la discrétisation des deux termes C_1 et C_2 des équations (3.39) et (3.40), ce qui introduit :

$$C_1(\phi) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I(i,j) H_\varepsilon(\phi(i,j))}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M H(\Phi(x,y))}. \quad 3.44$$

$$C_2(\phi) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I(i,j)(1 - H_\varepsilon(\phi(i,j)))}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M H_\varepsilon(\phi(i,j))}. \quad 3.45$$

Delà, l'implémentation numérique de l'équation (3.41) est donnée par :

$$\frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n}{\Delta t} = \delta_\varepsilon(\phi_{i,j}^n) \cdot \left[\frac{\mu}{h^2} K - \lambda_1 (I(i,j) - C_1(\phi^n))^2 + \lambda_2 (I(i,j) - C_2(\phi^n))^2 \right] \quad 3.46$$

où Δt est un pas temporel et h est un pas spatial, la courbure K est calculée selon l'équation 3.27.

4 Application du modèle Chan et Vese dans la segmentation des images rétiniennes

Nous appliquerons le modèle de Chan et Vese sur deux images rétiniennes. La première est bien contrastée ne contenant pas les particularités connues des images d'angiographie rétinienne (figure III.9.a), et la deuxième est tirée de la base des données DRIVE (figure III.9.b). Pour l'image de la base DRIVE qui est en couleur, on prend le canal vert qui est le plus contrasté (parfois, on calcule l'image de luminance à niveau de gris à partir de l'image en couleur). Sur cette dernière on duplique les pixels de bord sur les périphériques (figure III.9.c) pour éviter le problème d'effet de bord (aliasing) lors de calcul de convolution ce qui pourrait augmenter le taux des fausses segmentations. Le seul prétraitement est l'amélioration du contraste sur toute la dynamique des niveaux du gris

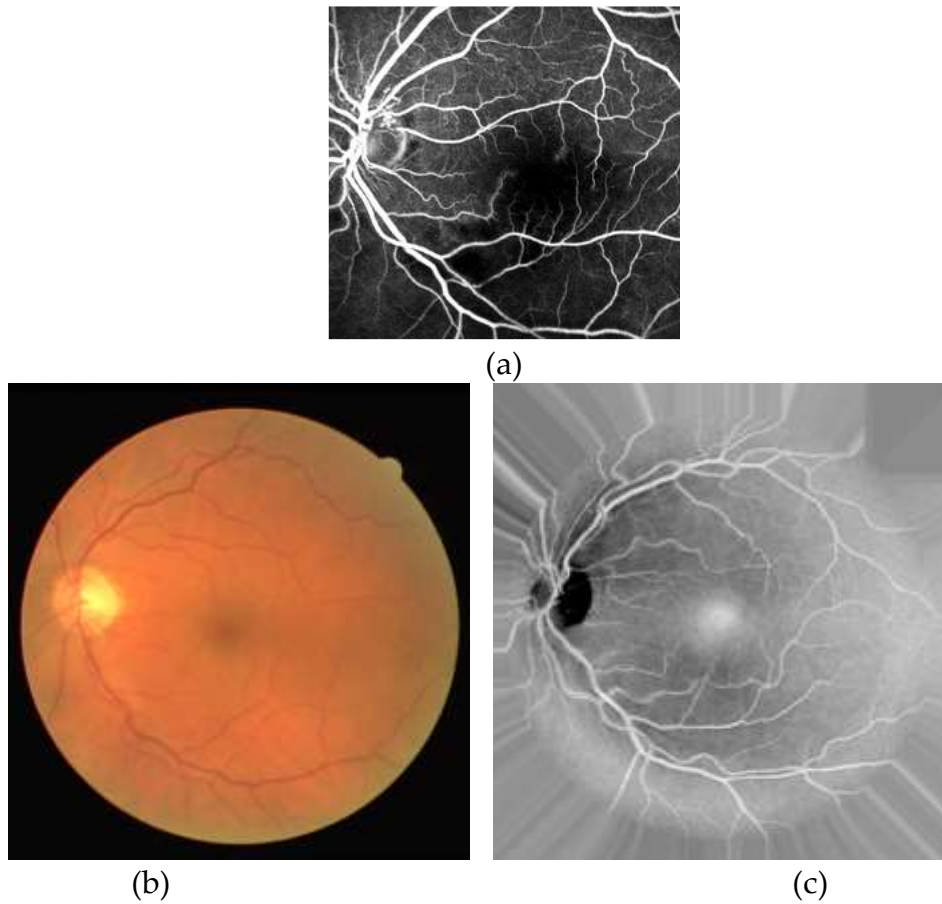


Figure III. 9: Images tests, (a) image rétinienne synthétique, (b) image rétinienne de la base DRIVE, (c) image (b) prétraitée.

Pour chaque segmentation, on affiche l'évolution finale du contour actif ainsi que le résultat de la segmentation et cela pour plusieurs valeurs des paramètres de pondération.

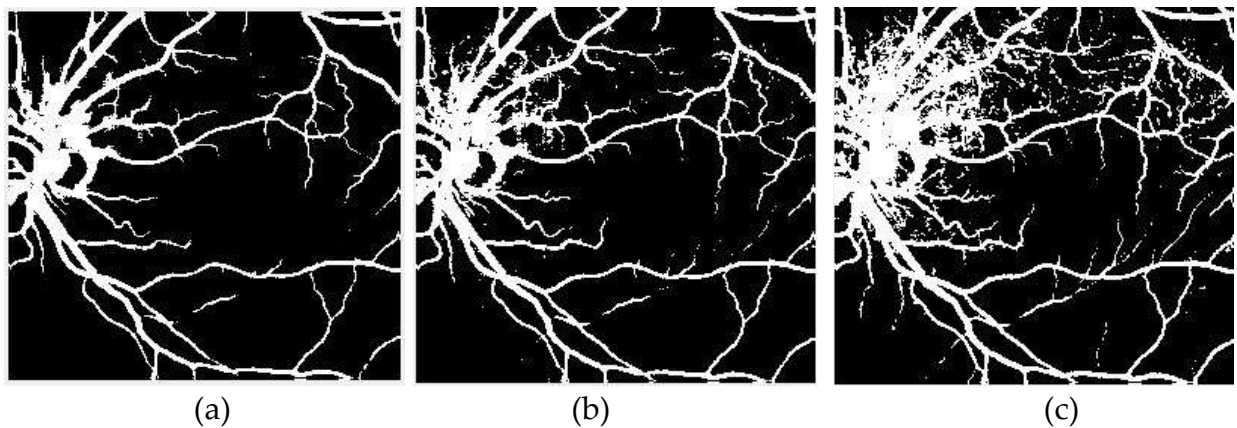


Figure III. 10: Résultats de la Segmentation par la méthode de Chan et Vese sur l'image figure III.9.a. (a) : image segmenté ($\lambda=150$) ; (b) image segmenté 2 ($\lambda=300$),

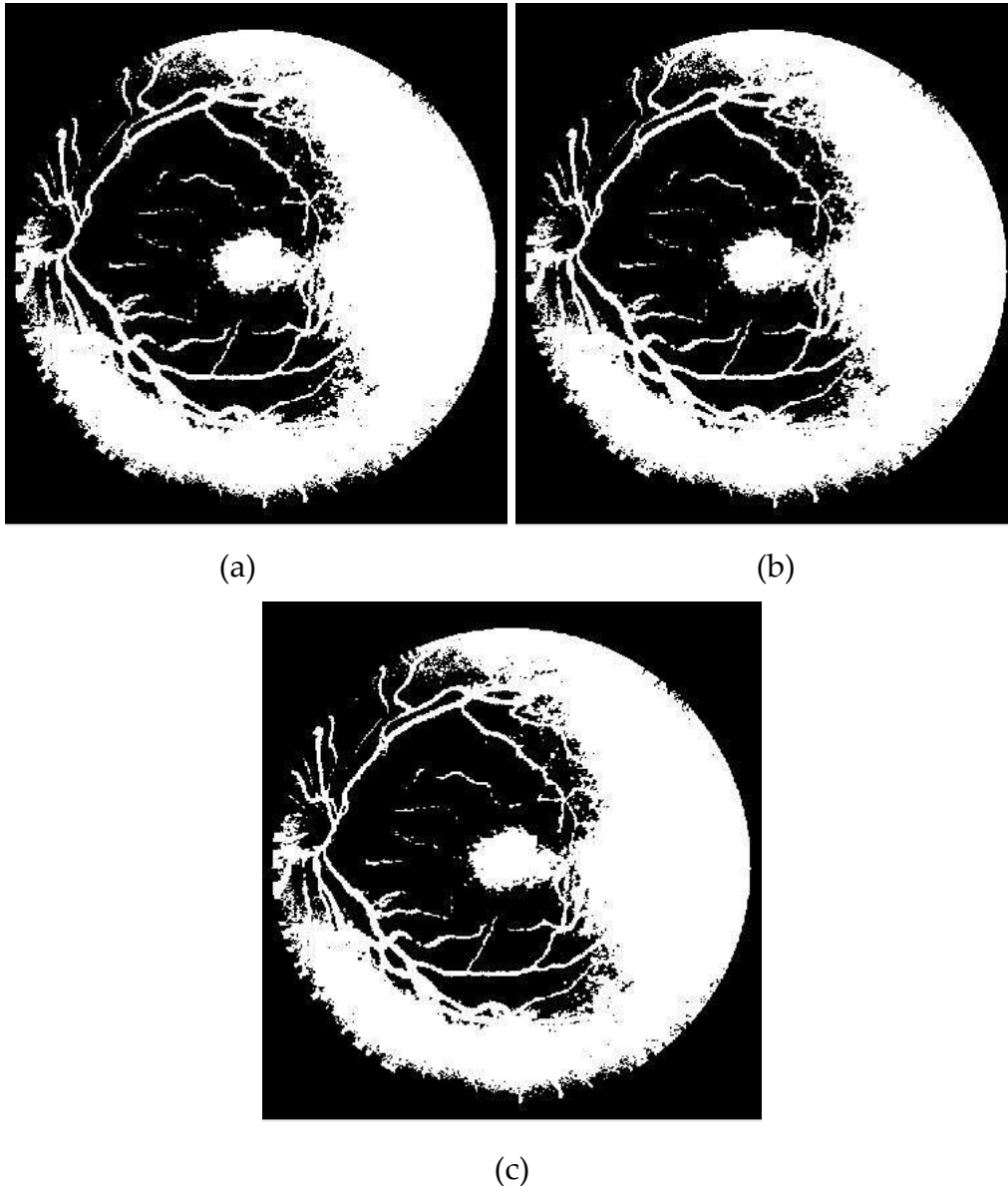


Figure III. 11: Résultats de la Segmentation par la méthode de Chan et Vese sur l'image figure 3.9.c.
 (a), (b) et (c) : image segmentés pour respectivement $\lambda_1=150, \lambda_2=300,$ et $\lambda_3=1500$

Les figure III.10 et III.11, illustres les différents résultats obtenus à la segmentation des images de base de données (III.9.a et III.9.c)

Au premier pas nous avons fixés les paramètres : $\mu =0.01, v =0.5$ et $\varepsilon =1$ pour les deux images, et ensuite on varie la valeur de λ_1 et λ_2 , respectivement :

En premier abord, sur l'image synthétique on remarque que le modèle de CV réussit la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien, toutefois cette réussite dépend des valeurs de λ_1 et λ_2 . Plus ils sont petits plus on observe un résultat moins

satisfaisant où seules les vaisseaux de tailles moyenne et grande sont bien détectés. Par contre, pour des valeurs élevées de λ_1 et λ_2 (300, 1500), on remarque une détection globale de l'arbre vasculaire rétinien, y compris les vaisseaux fins, mais malheureusement au dépend du bruit d'une accentuation de la présence du bruit. (III.10.3 et III.10.4).

Par contre pour l'image tirée de la base DRIVE (Figure III.9.c), le modèle déformable de CV échoue complètement à segmenter l'arbre vasculaire. Une partie de background, fort éclairé et ayant la même intensité que certains vaisseaux, est segmentée faussement comme vaisseaux. Et certains vaisseaux, mal éclairés notamment les plus fins, et les vaisseaux moyens apparents et distinguables visuellement mais dont l'intensité est faible par rapport à d'autres vaisseaux, c'est ce qu'on appelle la non-homogénéité de la luminance, ces vaisseaux se trouvent être faussement segmentés comme background.

Discussion

La conclusion qui en ressort est que le modèle déformable de Chan et Vese échoue à segmenter correctement l'arbre vasculaire rétinien à cause des particularités de l'image rétinienne :

- Illumination non homogène. Les vaisseaux ne sont pas éclairés de manière identique, ils n'ont pas donc tous la même intensité, de ce fait ils ne peuvent pas être regroupés dans la même région.
- Cette illumination non homogène concerne en grande proportion les petits vaisseaux, qui mal éclairés sont à peine visibles et sont confondus avec le background autour
- Et parfois le background à cause de la forme globulaire de l'œil, n'est pas lui aussi éclairé de manière régulière. Il y'a même des zones qui fortement illuminées qu'elles ont la même intensité que certains vaisseaux, et se trouve de ce fait segmentées tels des vaisseaux.

A cause de ces particularités que des méthodes nouvelles de segmentation de l'arbre vasculaire rétinien ont vu le jour, toutes prennent en considération ces spécificités de l'image rétinienne. Les méthodes basées sur le modèle déformable, notamment le modèle Chan et Vese tentent de l'adapter à ces spécificités, en intégrant dans la fonction d'énergie ou dans l'équation d'évolution des termes qui les prennent en compte.

Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons abordé le contour déformable, notamment le modèle de Chan et Vese dans la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien. Nous avons vu qu'il réussit parfaitement la segmentation dans une image synthétique bien contrastée, par contre il échoue sur les images rétiniennes réelles d'angiographie. D'où la nécessité de l'adapter à ce type d'image, ce qui fera l'objet du chapitre suivant.

Référence :

[30] : **ROUSSELLE J-J.**, " Les contours actifs, une méthode de segmentation application à la l'imagerie médicale", thèse de doctorat en informatique, Université François Rabelais de tours, France, Juillet 2003 ;

[31] : **DALI L, DEBIANE M A.**, " Etude des contours actifs et introduction aux multi-objets", mémoire de master en automatique, université de Mouloud MAMMERI de TIZIOUZOU, Algérie, septembre 2012.

[32] : **BENDAOU M H.**, "Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris ", thèse de doctorat en physique, université Mohammed BOUDHIAF d'Oran, Algérie, février 2017.

[33] : **BOUAZZA F.**, " *Les contours actifs en segmentation d'images texturées* ", mémoire d'ingénieur en Automatique, Faculté de Génie Electrique et d'Informatique, Université Mouloud MAMMERI de TIZI OUZOU, Algérie, Juillet 2009 ;

[34] : **CHAN T. et VESE L.**, " An active contour model without edges", IEEE transaction on image processing, vol.10, no.2, pp. 266-277, février 2001.

[35] : **CHASSERY, J.M. MONTANVERT, A.** Géométrie discrète en analyse d'images, Ed. Hermès, pp. 538, mai 1991.

Chapitre 4 :

Adaptation du Modèle Déformable Géométrique à la Segmentation de l'Arbre Vasculaire Rétinien.

Introduction

Dans le chapitre précédent, nous sommes arrivés à la conclusion de la nécessité d'adapter le modèle déformable, notamment le modèle de Chan et Vese, aux particularités de l'image afin de permettre une extraction favorable de l'arbre vasculaire rétinien. Ces particularités peuvent être résumées en deux points :

- Illumination non homogène qui fait que le n'ont pas donc tous la même intensité, de ce fait ils ne peuvent pas être regroupés dans la même région, et que les petits vaisseaux éclairés et à peine visibles sont confondus avec le background autour
- La forme globulaire de l'œil fait que le background soit éclairé de manière irrégulière, et certaines de ses zones fortement illuminées ont la même intensité que certains vaisseaux et sont de ce fait segmentées tels que des vaisseaux

Pour remédier à ces difficultés les méthodes basées sur le modèle déformable, tentent d'intégrer dans la fonction d'énergie ou dans l'équation d'évolution des termes qui arrivent à les pallier.

Pour pallier principalement au problème de la non-homogénéité de la luminance, certaines méthodes tentent de faire évoluer le modèle dans une image ou une carte où les vaisseaux sanguins sont rehaussés. Ces cartes sont appelées « Vesselness Map » et plusieurs méthodes en utilise, nous en aborderont l'approche dans ce chapitre.

D'autres, introduisent le concept de calcul d'énergie locale, en effet, au lieu de laisser le modèle évoluer sous l'action des énergies à l'extérieur et à l'intérieur du modèle déformable, et dont les moyennes sont calculées globalement sur toute l'image. On fera plutôt évoluer le contour sous l'action d'énergie calculées localement

et prendre en considération que les statistiques, en l'occurrence les moyennes, où le contraste existerait entre vaisseau et background, même minime, malgré l'illumination non homogène ou le fort éclairage du background.

1 Méthodes basées sur le « Vesselness map »

Pour rehausser les vaisseaux et produire des « Vesselness Map » [36], il est souvent appliqué à l'image un filtre permettant de faire ressortir les structures vasculaires, nous en dénombrons trois, et seront abordés dans la suite [37], [38], [39].

Dans ces méthodes, le contour déformable évolue au lieu d'évoluer sur l'image I , il va évoluer sur la « Vesselness Map » qui sera noté v_0 . Ainsi l'équation (3.30) devient :

$$E(\phi(x)) = \mu \int |\nabla H(\phi(x))| dx + \lambda_1 \int_{\Omega} |v_0(x) - C_1|^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |v_0(x) - C_2|^2 (1 - H(\phi(x))) dx. \quad 4.1$$

Où les moyennes C_1 et C_2 à respectivement à l'intérieur et l'extérieur du contour déformable sont calculées à partir de la carte v_0 .

1.1 Filtre Gaussien :

Le filtrage adapté bidimensionnel basé sur une fonction gaussienne a été utilisé pour la première fois pour la segmentation des vaisseaux sanguins rétiniens par Chaudhuri et al. [40]. Etant donné que le profil de vaisseau en coupe transversale rétinienne est similaire à une forme gaussienne, un modèle d'appariement bidimensionnel à base de gaussienne pourrait être utilisé pour une meilleure approximation des vaisseaux sanguins. L'équation mathématique d'un modèle gaussien 2D est décrite comme :

$$G(x, y) = - \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right). \quad 4.2$$

où σ est l'écart type de la fonction gaussienne et pourrait être supposée être l'échelle du filtre gaussien, x et y les paramètres sont tournés pour couvrir toutes les

orientations possibles. Les valeurs de l'écart type σ sont fixées en fonction des largeurs des vaisseaux, et sont variées de façons à prendre toutes les valeurs possibles qui correspondraient aux gros et aux petits vaisseaux.

1.2 Filtre de Frangi :

Une approche multi-échelle pour le rehaussement des structures vasculaires a été suggérée par Frangi et al. [41]. Ils ont développé un filtre qui permet de rehausser localement les formes linéiques et tubulaires. Selon le procédé, la matrice du Hessian de l'intensité de l'image qui utilise les dérivées partielles secondes est obtenue, puis les valeurs propres de la matrice du Hessian sont calculées, à partir desquelles le filtre est conçu.

La matrice du Hessian est donnée par :

$$H = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix}. \quad 4.3$$

où I_{xx} , I_{xy} , I_{yx} et I_{yy} sont les deuxièmes dérivés partielles de l'intensité d'image. Les valeurs propres de la matrice du Hessian λ_1 et λ_2 sont calculés et ordonnés comme $|\lambda_1| < |\lambda_2|$. Ensuite, une valeur de vraisemblance de la vasculature (c'est à dire le filtre) est obtenue selon la fonction $V(s)$:

$$V(s) = \begin{cases} 0 & \lambda_2 > 0 \\ \exp\left(-\frac{R_b^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{s^2}{2c^2}\right)\right) & \lambda_2 \leq 0 \end{cases} \quad 4.4$$

avec $R_B = \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_2|} \cdot s = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2}$, où β et c sont des paramètres utilisés pour configurer la sensibilité des valeurs R_B et s respectivement. Le paramètre d'échelle est s et prend des valeurs entières entre 1 et 5. La valeur maximale de toutes les réponses $V(s)$ est sélectionnée pour chaque pixels, et ça correspondrait à la « Vesselness Map » convoitée.

1.3 Filtre basé sur la phase locale [39]

La phase locale est une caractéristique locale importante qui peut mesurer les informations structurelles telles que les lignes et les bords d'une image. Il a récemment été montré que ces informations pouvaient être utilisées pour améliorer l'apparence des vaisseaux de manière plus précise et produire des résultats de segmentation prometteurs [39]. Il convient de noter que la phase locale et l'énergie locale sont souvent utilisées de manière interchangeable, selon la convention, ici ce filtre est toujours appelé filtre « basé sur la phase locale » uniquement, même s'il a été modulé par l'énergie locale.

Pour les applications d'imagerie, la phase locale peut être estimée en utilisant des filtres en quadrature. Un filtre en quadrature comprend une paire de filtres pair et impair avec une différence de phase de $\frac{\pi}{2}$. Soit e_n^j et o_n^j désignant les parties symétriques paire et impaire d'un filtre en quadrature à l'échelle n et à l'orientation j . A chaque point x dans une image I , la réponse du filtre $q_n^j(x)$ est donné par :

$$q_n^j = e_n^j(x) + o_n^j(x)i, \quad i = \sqrt{-1}. \quad 4.5$$

Tandis que

$$e_n^j(x) = I(x) * e_n^j. \quad 4.6$$

Et

$$o_n^j(x) = I(x) * o_n^j. \quad 4.7$$

où $*$ désigne l'opération de convolution. Pour éviter les problèmes causés par les changements de direction structurelle, la valeur absolue de la partie imaginaire o_n^j est utilisé :

$$q_n^{-j} = e_n^j + |o_n^j|i. \quad 4.8$$

La réponse à l'échelle n , est donc définie comme :

$$q_n = \sum_{j=1}^J q_n^{-j} \quad 4.9$$

Où J est le nombre de directions considérées. En combinant les réponses de chacune des échelles, la réponse globale p est donnée ci-dessous.

$$p = \frac{\sum_{n=1}^N q_n |q_n|^\beta}{\sum_{n=1}^N |q_n|^\beta}. \quad 4.10$$

où N est le nombre d'échelles et β est un paramètre de pondération de valeur ≥ 1

Par la suite, afin de rendre les vaisseaux plus d'apparence régulière à des fins de segmentation, P sera normalisé pour produire la carte de vasculature finale :

$$LP = \frac{p|p|}{|p|^2 + \alpha^2}. \quad 4.11$$

où α est un nombre positif. En pratique, la partie réelle de LP est utilisé comme « vesselness map ». Cette carte de vasculature a des propriétés uniques, elle des valeurs positives à l'intérieur des vaisseaux, mais des valeurs négatives en arrière-plan, et une valeur nulle au bord des structures de lignes, ce qui s'apprête parfaitement au modèle déformable.

1.4 Le modèle IPACHI : [42]

IPACHI sont les initiales de (INFINITE PERIMETER ACTIVE CONTOUR WITH HYBRID REGION INFORMATION), ce modèle combine entre l'image et la vesselness map calculée au moyen de la méthode de la phase locale. En effet le contour déformable est régi par une équation dans les énergies ainsi que les moyennes sont calculées à partir de l'image et la vesselness map.

$$E^{IPACHI}(\phi(x)) = \mu \int |\nabla H(\phi(x))| dx + R(\phi(x)) + \lambda_1 \int_{inside(C)} |I(x) - C_1|^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{outside(C)} |I(x) - C_2|^2 (1 - H(\phi(x))) dx + \lambda_3 \int_{inside(C)} |v_0(x) - C_3|^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_4 \int_{outside(C)} |v_0(x) - C_4|^2 (1 - H(\phi(x))) dx \quad 4.12$$

Où :

- $R(\phi(x))$: Terme de régularisation.
- $I(x)$: L'image initial et v_0 : image à vesselness map.
- C_1 : la moyenne à l'intérieur du contour et C_2 : moyenne à l'extérieur du contour dans l'image initial I .
- C_3 : moyenne à l'intérieur du contour et C_4 : moyenne à l'extérieur du contour de la vesselness map v_0 .
- les paramètres λ_3 et λ_4 pondèrent les termes fondé sur la vasculature, tandis que λ_1 et λ_2 pondèrent les termes fondés sur l'intensité.

Dans cette équation est introduit un terme de régularisation $R(\phi(x)) = \nabla^2 \phi - \text{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right)$, qui force le Level set à être une fonction de distance signée, et éviter sa réinitialisation.

2 Méthodes basées sur les Statistiques Locales

Au lieu de laisser le modèle déformable évoluer sous l'action des énergies dont les moyennes sont calculées globalement sur toute l'image, ces méthodes visent à introduire des termes dans l'équation d'évolution qui prennent en considération que les statistiques locales où le contraste sera discernable certainement entre vaisseau et background, même minime qu'il soit et cela malgré l'illumination non homogène ou le fort éclairage du background.

2.1 Le modèle LBF :

Était proposé par Li et Al. [43]. Consiste à intégrer dans l'équation d'évolution une information locale de l'image. Il est capable de segmenter les images même avec des inhomogénéités d'intensité. Par conséquent, il est beaucoup plus efficace que le modèle classique. Dans l'idée de base est d'introduire une fonction noyau pour définir une énergie LBF fonctionnelle comme suit :

$$E^{LBF}(c, f_1, f_2) = \lambda_1 \int_{in(x)} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy + \lambda_2 \int_{out(c)} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy. \quad 4.13$$

Où :

- λ_1 et $\lambda_2 > 0$: Sont des paramètres de pondération.
- $I: \Omega \rightarrow R$: représente l'image initiale.
- K_σ : noyau gaussien d'écart-type σ .
- f_1 et f_2 : Deux fonctions lisses qui reprochent des intensités locales de l'image à l'intérieur et à l'extérieur du contour C.

En minimisant la fonctionnelle énergétique E^{LBF} par rapport à ϕ , nous aurons une équation d'évolution de la forme :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left(\nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) + v \delta_E(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \delta_E(\phi) (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \quad 4.14$$

Les coefficients λ_1 et λ_2 pondèrent les deux intégrales sur les régions à l'intérieur et à l'extérieur du contour, $e_1(x)$ et $e_2(x)$ sont définis comme suit :

$$e_1(x) = \int_{\Omega} K_\sigma(y-x) |I(x) - f_1(y)|^2 dy \quad 4.15$$

$$e_2(x) = \int_{\Omega} K_\sigma(y-x) |I(x) - f_2(y)|^2 dy \quad 4.16$$

Avec :

$$K_{\sigma}(x) = \frac{1}{(2 \cdot \pi)^{n/2} \sigma^n} e^{-|x|^2/2\sigma^2} \quad 4.17$$

$$\text{et : } f_1(x) = \frac{K_{\sigma}*[H_E(\phi)I(x)]}{K_{\sigma}*H_E(\phi)} \quad 4.18 \quad \text{et } f_2(x) = \frac{K_{\sigma}*[1-H_E(\phi)I(x)]}{K_{\sigma}*(1-H_E(\phi))} \quad 4.19$$

Évidemment, f_1 et f_2 peut-être visualisé sous forme de moyennes pondérées des intensités d'image dans une fenêtre gaussienne, respectivement, à l'intérieur et à l'extérieur du contour. C'est pourquoi le modèle LBF peut bien gérer l'image avec des inhomogénéités d'intensité.

2.2 Le Modèle LMF :

Plusieurs efforts ont été déployés pour modifier le modèle CV afin qu'il puisse être utilisé pour traiter des problèmes compliqués. Sun et al. [43] ont proposé le modèle LMF (Local Morphologie Fitting) qui modifie simplement les termes de données (ou de région), et ajoute un terme de régularisation de l'ensemble de niveaux avec une pondération positive v . Les moyennes à l'intérieur et à l'extérieur du contour sont calculées sur une image ayant subi un filtrage par morphologie, utilisant des éléments structurants linéiques dans des orientations différentes. Ce filtre morphologique utilise essentiellement l'opération morphologique dite l'ouverture mathématique. Pour chaque pixel x , l'ouverture maximal et l'ouverture minimal sont calculées dans différentes orientations, ces valeurs vont être utilisées comme termes d'ajustement d'intensités de gris pour le modèle déformable et qui seront nommés I_{min} et I_{max} :

La fonction d'énergie E^{LMF} est décrite comme suit :

$$E^{LMF}(\phi(x)) = \mu \int |\nabla H(\phi(x))| dx + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x) - I_{max}(x)|^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x) - I_{min}(x)|^2 (1 - H(\phi(x))) dx + v \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)| - 1)^2 dx. \quad 4.20$$

Où, $\mu, \lambda_1, \lambda_2$ et v sont des constantes positives, I_{min} et I_{max} désigne l'ouverture minimale et l'ouverture maximale :

$$I_{\max} = \max_{i=1,\dots,N}(I' \bar{\circ} SE^i). \quad 4.21$$

Ou

- I' : L'image normalisée de l'image initial I .
- SE^i : L'élément structurant linéique.
- $\bar{\circ}$: désigne l'opérateur morphologique d'ouverture

Et

$$I_{\min} = \min_{i=1,\dots,N}(I' \bar{\circ} SE^i) \quad 4.22$$

2.3 Le modèle LIF :

Zhang et al. [44] ont proposé le modèle LIF, ou la fonction énergétique est décrite par :

$$E^{\text{LIF}}(m_1, m_2, \phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |I_0 - I^{\text{LFI}}|^2 dx \quad 4.23$$

Où :

$$I^{\text{LFI}} = m_1(x)H_{\varepsilon}(\phi) - m_2(x)(1 - H_{\varepsilon}(\phi)) \quad 4.24$$

$$m_1(x) = \text{mean}(I_0(x), x \in \{x \in \Omega | \phi < 0\} \cap w_k(x)) \quad 4.25$$

$$m_2(x) = \text{mean}(I_0(x), x \in \{x \in \Omega | \phi > 0\} \cap w_k(x)) \quad 4.26$$

où $m_1(x)$ et $m_2(x)$ peuvent être considérés comme la moyenne de l'intensité de l'image dans une fenêtre $w_k(x)$. Par conséquent, $m_1(x)$ et $m_2(x)$ sont équivalents à f_1 et f_2 dans le modèle LBF. En utilisant les informations d'image locales, le modèle LIF est capable de segmenter les images avec une intensité inégale et n'utilise que la moitié des opérations de convolution par rapport au modèle LBF. Cependant, il reste sensible à l'initialisation, comme le modèle LBF.

3 Application sur les images Rétiniennes

Sont implémentées les méthodes à base du modèle déformable CV avec les deux vesselness map du filtre Frangi et de la phase locale. Sont aussi implémentées les méthodes IPACHI et LBF. Ces quatre versions sont testées sur une image de la base DRIVE.

3.1 Modèle déformable CV et la vesselness du Filtre de Frangi :

La figure VI.1 illustre les différents résultats de la segmentation par le filtre Frangi sur les figures de base DRIVE.

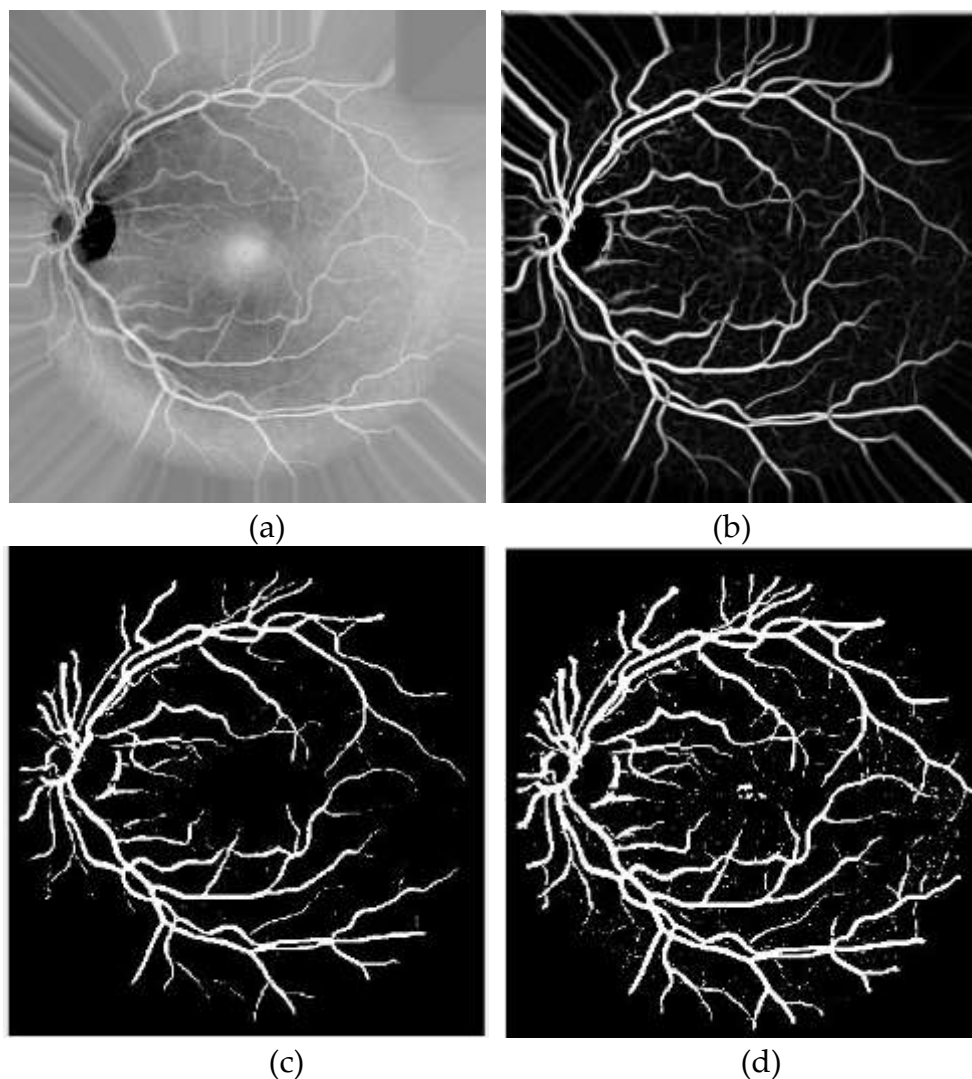


Figure VI. 1 : Segmentation d'image DRIVE en utilisant le Filtre Frangi

(a) Image initial, (b) La vesselness map obtenue avec le filtre de Frangi, (c) Image segmenté (1) ($\lambda_1 = 0$ et $\lambda_2 = 3000$) et (d) Image segmenté (2) ($\lambda_1=3000$ et $\lambda_2 = 300000$)

Les figures VI.1 illustre les résultats de la segmentation en laissant le contour évoluer dans vesselness map obtenue par le filtre Frangi. Nous illustrons deux résultats pour deux valeurs différentes des paramètres de pondération λ_1 et λ_2 afin d'observer tout changement conçue à la structure de l'arbre vasculaire rétinien. Comparativement aux résultats obtenus dans le chapitre 3, la vesselness map de Frangi améliore grandement les performances du modèle déformable. En effet, la vesselness de Frangi, décrit une vraisemblance de la vasculature locale de l'image qui mène à avoir un système vasculaire rétien bien visible.

Ce modèle offre une bonne détection des vaisseaux rétiens, et offre des résultats très satisfaisants du moment que pratiquement toutes les composantes de l'arbre vasculaire sont extraites : les vaisseaux de grande taille ainsi que ceux de très petite taille ou ceux dont la contraste est très faible.

3.2 IPACHI : Modèle déformable CV et la vesselness de la phase locale



(a)

(b)

(c)

Figure VI. 2 : Segmentation d'image DRIVE en utilisant le Modèle IPATCH

(a) Image segmenté (1) ($\lambda_1 = 300$ et $\lambda_2 = 30000$, (b) image segmenté (2) ($\lambda_1 = 300000$ et $\lambda_2 = 3000$) (c) Image segmenté (3) ($\lambda_1 = 30000$ et $\lambda_2 = 3000000$)

Le modèle IPACHI permet une bonne détection des grands vaisseaux ainsi que les moyens. Dont la quel le système vasculaire rétinien est bien détecté.

3.3 Le modèle LBF :

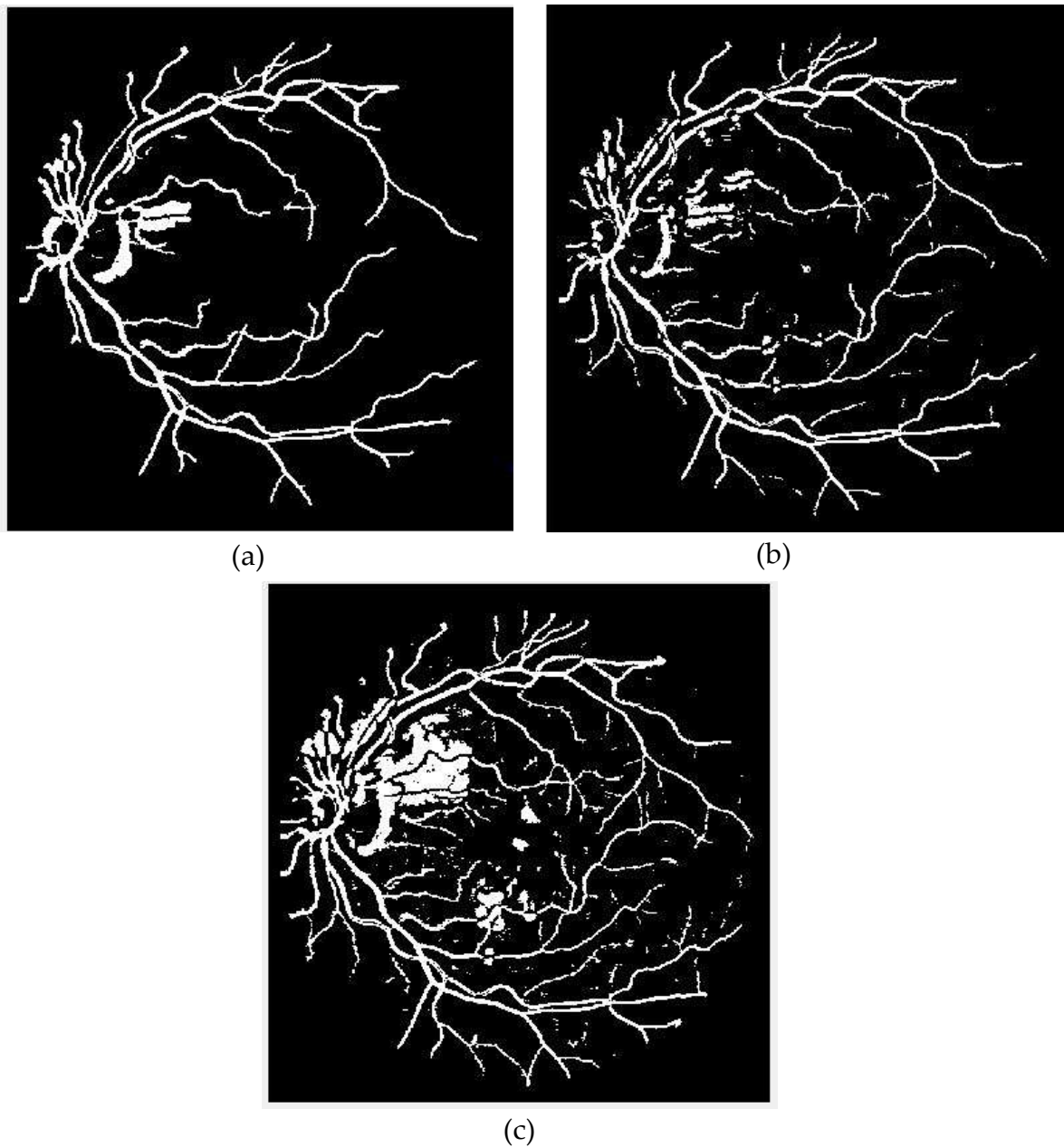


Figure VI. 3: segmentation d'image DRIVE par le modèle LBF.

(a) Image segmenté ($\lambda_{1,2} = 5$), (b) image segmenté ($\lambda_{1,2} = 1$), (c) image segmenté ($\lambda_1 = 3$ et $\lambda_2 = 2$).

D'après les résultats expérimentaux visualisés dans les figures VI.3 par le Modèle LBF. On remarque que le modèle permet une nette amélioration de la détection au niveau des vaisseaux très fins et des vaisseaux à faible contraste, avec l'augmentation des valeurs de λ . Cette amélioration est malencontreusement accompagnée par une petite accentuation du bruit au niveau de l'image.

3.4 Mesure de performance :

En utilisant les paramètres de mesure de performance des méthodes de segmentation des vaisseaux rétiniens cités dans le chapitre 2 en section 3. En comparons les différents résultats obtenus avec l'image segmentée vérité terrain, image segmentée manuellement par un spécialiste et qui se trouve dans la base DRIVE, nous listons dans le tableau 4.1, les mesures de performances obtenues :

Tableau VI. 1: Mesures de performances des différentes méthodes.

| | ACC | SPE | SEN |
|--------|--------|--------|--------|
| FRANGI | 0.9721 | 0.9909 | 0.1011 |
| IPACHI | 0.8000 | 0.8611 | 0.5173 |
| LBF | 0.9619 | 0.989 | 0.095 |

Tableau VI.1 montre les mesures de performance des différentes méthodes étudiées pour la segmentation des vaisseaux rétiniens sur une image de la base des données DRIVE. D'après ces mesures, la méthode qui parait la plus performante est celle de CV combinée avec la vesselness de Frangi car elle réalise une exactitude et une précision ou forte ressemblance avec l'image segmentée manuellement, son

exactitude est de 97.21% et ce résultat peut être amené à la hausse avec des choix optimaux des paramètres. La méthode de la BLF réalise une exactitude de 96.10% et celle de IPACHI 80%. En terme de spécificité et la méthode CV combinée avec la vesselness de Frangi présente la meilleure performance de 99.09%, contre 98.9% et 86.11% respectivement pour LBF et IPACHI. Quant à la robustesse, et notamment au bruit les deux méthodes CV_Frangi et BLF avec des mesures presque nulles en sensibilité, présentent d'excellents résultats (visiblement sensible au bruit) par contre la IPACHI reste beaucoup plus sensible au bruit.

Conclusion :

Dans cette section, plusieurs méthodes ont été abordées pour remédier aux inconvénients du modèle de Chan et Vese abordés en chapitre 3. Ces méthodes sont les vesselness map de Frangi et la phase locale à travers le modèle IPACHI, et le modèle LBF. Nous avons constaté que ces méthodes arrivent à pallier les lacunes du modèle de Chan et Vese et réalisent une bonne détection des gros et des moyens vaisseaux quelques soient leurs luminances. Le problème de l'illumination non-homogène serait en partie résolu. Pour les petits vaisseaux mal contrastés leur bonne détection est fortement liée aux paramètres choisis, sinon on peut réaliser des résultats très satisfaisants. En effet, les méthodes étudiées ont été testées sur une image de la base de données DRIVE. La méthode qui présente les meilleures performances en terme d'exactitude, de spécificité et de robustesse est la méthode du modèle de Chan et Vese combinée avec la vesselness de Frangi. La LBF réalise aussi d'excellentes performances mais sont légèrement moindres que celles de CV_Frangi. Par contre, les performances de la IPACHI sont moyennement satisfaisantes.

Références:

- [36]. W. S. Oliveira, J. V. Teixeira, T. I. Ren, G. D. C. Cavalcanti, and J. Sijbers, "Unsupervised retinal vessel segmentation using combined filters," *PLoS One*, vol. 11, no. 2, article e0149943, 2016.
- [37]. A. Hoover, "Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 19, no. 3, pp. 203–210, 2000.
- [38]. A. Can, H. Shen, J. N. Turner, H. L. Tanenbaum, and B. Roysam, "Rapid automated tracing and feature extraction from retinal fundus images using direct exploratory algorithms," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 3, no. 2, pp. 125–138, 1999.
- [39]. D. Marín, A. Aquino, M. E. Gegúndez-Arias, and J. M. Bravo, "A new supervised method for blood vessel segmentation in retinal images by using gray-level and moment invariants-based features," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 30, no. 1, pp. 146–158, 2011.
- [40]. . Chaudhuri, S. Chatterjee, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum, "Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 8, no. 3, pp. 263–269, 1989.
- [41]. S. Mukhopadhyay and B. Chanda, "Local contrast enhancement of grayscale images using multiscale morphology," *Proceedings ICVGIP-2000*, 2000.
- [42]. M. Barchiesi, S. H. Kang, T. M. Le, M. Morini, and M. Ponsiglione, "A variational model for infinite perimeter segmentations based on Lipschitz level set functions: Denoising while keeping finely oscillatory boundaries," *Multiscale Model. Sim.*, vol. 8, pp. 1715–1741, 2010.
- [43]. K. Sun and S. Jiang, "Local morphology fitting active contour for automatic vascular segmentation," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 59, no. 2, pp. 464–473, Feb. 2012.

Conclusion générale :

Nous avons abordé dans ce mémoire l'étude la segmentation des images rétiniennes. L'objectif principal étant de réaliser une segmentation fiable et précise de l'arbre vasculaire rétinien afin de faciliter aux praticiens le diagnostic de certaines pathologies, à l'exemple de la rétinopathie diabétique et la dégénérescence maculaire liée à l'âge DMLA.

De nombreuses méthodes de segmentation ont été mises au point dans la littérature, et dans le présent travail nous nous sommes attelés à appliquer la méthode du modèle déformable géométrique, notamment le modèle lié aux ensemble des niveaux formulé par Chan et Vese. Une application directe de ce modèle sur une image synthétique et une image réelle d'angiographie de la base des données DRIVE, nous a vite projetés dans la réalité du sujet et les problématiques des images d'angiographie rétinienne. En effet, nous avons remarqué que ce modèle réussit parfaitement dans la segmentation de l'arbre vasculaire rétinien sur l'image synthétique par contre il rate complètement ce même traitement sur l'image d'angiographie rétinienne. Nos observations des images d'angiographie et notre compréhension du fonctionnement du modèle de CV, nous ont permis de tirer les raisons et de construire la problématique avec ce type d'image. En effet, ces images présentes plusieurs particularités qui rendraient toute méthode de segmentation laborieuse, à savoir :

- Une illumination non homogène qui fait que les vaisseaux (quelles que soient leurs tailles) ne soient pas éclairés de manière identique
- De cette illumination non homogène les petits vaisseaux mal éclairés et à peine visibles sont confondus avec le background autour

- à cause de la forme globulaire de l'œil le background n'est pas lui aussi éclairé de manière régulière.

De ces particularités et une fois la problématique est développée, la voie est tracée pour proposer des solutions pour améliorer les performances du modèle CV. Ces solutions tentent de l'adapter aux problématiques en intégrant dans la fonction d'énergie ou dans l'équation d'évolution des termes qui les prennent en compte. Et dans cette voie, nous avons étudié :

- La situation de faire évoluer le modèle dans une carte où les vaisseaux sanguins seraient rehaussés, dite « Vesselness Map », ce qui a découlé au modèle CV_Frangi et au modèle IPACHI qui utilise une carte rehaussée au moyen de la phase locale
- La situation de faire évoluer le contour sous l'action d'énergies calculées localement, au lieu qu'elles soient calculées globalement comme dans le modèle CV, et de prendre en considération que les statistiques locales où le contraste est visible entre vaisseau et background même sous une illumination non homogène. Ce qui a découlé sur le modèle LBF.

Toutes ces méthodes arrivent à segmenter correctement l'arbre vasculaire rétinien et remédier aux particularités de l'image d'angiographie qui faisaient échouer le modèle de CV. Leurs performances ont été mesurées, et la méthode qui présente les meilleures performances en terme d'exactitude, de spécificité et de robustesse est la méthode du modèle de Chan et Vese combinée avec la vesselness de Frangi, dont la précision est de 97.21%. La LBF réalise aussi d'excellentes performances mais sont légèrement moindres que celles de CV_Frangi, avec une précision de 99.09%. Par contre, les performances de la IPACHI sont moyennement satisfaisantes, avec la précision là moins convenable de 80%.

Pour finir, nous préconisons et dans un but d'améliorer les performances et de se rapprocher au maximum de la segmentation de l'expert,

- D'effectuer un post-traitement sur l'image finale afin de réduire les fausses détections ou de reconnecter les petits vaisseaux interrompus,
- D'intégrer d'autres termes dans l'équation d'évolution qui permettent de prendre en considération les statistiques locales par d'autres manières que celles abordées dans ce mémoire, tel que la « DRLSE »

- De réaliser des prétraitements sophistiqués pour corriger l'illumination non homogène de l'image rétinienne, tel le « Retinex »

Résumé :

Ce travail de mémoire s'inscrit dans le domaine de la segmentation d'image rétinienne, et s'intéresse de façon particulière au problème de la segmentation de l'image rétinienne qui consiste à l'extraction de l'arbre vasculaire rétinien (vaisseaux sanguins).

Malgré l'abondance des travaux dans ce domaine et les progrès récents dans ce domaine d'acquisition de ces images, le problème de détection des vaisseaux reste très compliqué. En effet, les images obtenues peuvent souffrir de problème d'illumination non uniformes ce qui mène à une mauvaise définition des vaisseaux, rendant ainsi l'apparition des petits vaisseaux très faible. C'est pourquoi le fait de s'orienter vers la technique du contour actif est très important, ceci permettra de proposer une segmentation robuste qui améliore la détection des vaisseaux sanguins et atténue le problème de complexité.

Mot clé : segmentation d'image ; contour actif ; extraction de l'arbre vasculaire rétinien ; image de la rétine ; Levels sets.

Abstract:

This work of memory, is part of the field of retinal image segmentation, and is particularly interested in the problem of retinal image segmentation which consists in the extraction of the retinal vascular tree (blood vessels).

Despite the abundance of work in this area and the recent advances in this field of acquisition of these images, the problem of vessel detection remains very complicated. Indeed, the images obtained may suffer from non-uniform illumination problems, which leads to a poor definition of the vessels, making the appearance of small vessels very weak. This is why the fact of moving towards the technique of the active contour is very important, this will allow to propose a robust segmentation that improves the detection of blood vessels and attenuated the problem of complexity.

Key word: image segmentation; active contour; removal of retinal vascular tree; retinal image; levels sets.

ملخص

يعد هذا العمل المتعلق بالذاكرة جزءاً من مجال تجزئة صورة الشبكية، ويهتم بشكل خاص بمشكلة تجزئة صورة الشبكية التي تتمثل في استخراج شجرة الأوعية الدموية في شبكية العين (الأوعية الدموية). على الرغم من كثرة العمل في هذا المجال والتطورات الأخيرة في هذا المجال للحصول على هذه الصور، تظل مشكلة اكتشاف السفن معقدة للغاية. في الواقع، قد تعاني الصور التي تم الحصول عليها من مشاكل الإضاءة غير المنتظمة، مما يؤدي إلى تعريف ضعيف للأوعية، مما يجعل مظهر الأوعية الصغيرة ضعيفاً للغاية. هذا هو السبب في أن حقيقة التحرك نحو تقنية الكفاف النشط مهمة للغاية، وهذا سيسمح باقتراح تجزئة قوية تعمل على تحسين اكتشاف الأوعية الدموية وتخفيف مشكلة التعقيد.