

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY

UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté: Sciences de l'ingénieur  
Département: Electronique

Année : 2008

## MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de MAGISTER

Intitulé  
SYSTEME D'AIDE AU DIAGNOSTIC PAR  
ANALYSE D'IMAGES ANGIOGRAPHIQUES  
RETINIENNES.

Option : communication et traitement numérique.

Par: Badreddine BOULEDJFANE.

DIRECTEUR DE MEMOIRE: Dr L. BENNACER.

DEVANT LE JURY

PRESIDENT : Noureddine DOGHMANE Professeur Université d'Annaba.

EXAMINATEURS : Mohamed BOUGHAZI M.C Université d'Annaba.

Messaoud RAMDANI M.C Université d'Annaba.

Kaddour SAOUCHI M.C Université d'Annaba.

INVITE : Mohamed Tahar BOUCHARBAT Dr. en ophtalmologie.

## REMERCIEMENTS

Ce mémoire a eu lieu au département d'électronique de l'université de Annaba, et fera suite de travaux de recherches du laboratoire de biomédical au sein du même département. J'exprime toute ma reconnaissance au Docteur Layachi BENNACER, qui a assumé la difficile charge de directeur de mémoire, qui m'a dirigé et orienté mes recherches.

J'exprime également ma reconnaissance au professeur Noureddine DOGHMANE, pour m'avoir fait l'honneur être le président de jury de ce mémoire.

Je tiens à exprimer ma sincère gratitude aux : Docteur Mohamed BOUGHAZI, Docteur Messaoud RAMDANI et Docteur Kaddour SAOUCHI, qui m'ont fait l'honneur être les examinateur de cette mémoire.

J'exprime également ma gratitude au Docteur LARBI au sein du département de l'électronique, qui n'a jamais cessé de me soutenir dans mon parcours de recherche.

Je voudrai remercier Docteur Mohamed Tahar BOUCHARBAT pour son implication morale dans ce mémoire.

# DEDICACE

*Je dédie cette mémoire à :*

*Ma femme Assia.*

*Mes parents*

*Mes frères et sœurs.*

*La famille Bouledjane à Collo.*

*Ma grand-mère, mes tantes et mes oncles.*

*La famille Kebbas.*

*Mes amis en France : Jouda , Redouane, Rachid, Saleh, Hichem, Kamel, Djamel et Waheb.*

*Mes amis en Algérie : Lotfi, Réda, l'équipe technique et réseau d'Extrema informatique.*

*A tous ceux qui m'ont aidé de loin eu de proche.*

## RESUME

Dans ce mémoire, nous avons présenté une nouvelle approche d'aide au diagnostic des pathologies vasculaires et à la dégénérescence maculaire liée à l'âge. L'approche se décompose en quatre parties. La première partie concerne l'amélioration de la qualité visuelle des images angiographiques rétiniennes, on a utilisé dans cette partie une amélioration de l'illumination par le modèle RETINEX et un filtrage par un filtre de choc, qui assure également le rehaussement du contraste.

La deuxième partie du schéma est axée sur les techniques de segmentation d'images rétiniennes. On a proposé deux techniques. La première concerne l'extraction de l'arbre vasculaire, à cet effet on a utilisé un filtrage par mise en correspondance (Matching Filter), suivie par d'un seuillage par entropie locale. La deuxième technique est les ensembles de niveaux (Level Set) qui est utilisé dans le but de détecter des pathologies telles que la DMLA.

La quantification des paramètres de formes constituera donc la troisième étape, qui consiste à calculer les paramètres de formes (Longueur, diamètre, excentricité, orientation), des structures obtenues lors de la segmentation.

Enfin, une mise en correspondance des paramètres de formes issues de la phase de quantification sera donc la dernière partie de ce travail. Un système d'aide au diagnostic aux rétinopathies vasculaires est donc une mise en correspondance des différentes formes du vaisseau afin de déceler une modification au niveau de la forme du vaisseau. Un système d'aide au diagnostic appliqué à la DMLA a pour but la quantification de la région de la pathologie. Les paramètres surface et orientation permettent aux médecins de suivre l'évolution de cette pathologie.

L'approche adoptée ne permette pas la détection des pathologies, mais d'apporter aux médecins des outils en traitement d'images dont le but de quantifier les différentes structures de la rétine.

# ملخص

قمنا في هذا العمل بوضع آلية جديدة لتحديد وتقييم بعض الأمراض التي تصيب شرايين شبكية العين وأمراض أخرى لها علاقة بالتقدم في السن. أولاً قمنا بتحديد شرايين الشبكية ثم تقييمها عبر حساب الطول و قطر الشريان وذلك بإستعمال طرق معالجة الشبكية بنقسيمها وإستخدام الشرايين ثم إنتقاطها بالصور التي التقطت من قبل. هذه الآلية تساعد الطبيب عن ما إذا كان هناك تغير في طول أو قطر الشرايين الامر الذي يستطيع الطبيب تقييم مرض الشرايين . أما فيما يخص الأمراض التي تصيب المريض نتيجة السن المتقدم فنقوم بتحديد منطقة المرض مستعينين بتقييم طبي، ثم تأتي بعدها عملية تقييم هذه المنطقة بتحديد مساحتها و إتجاه تطورها. الآلية التي قمنا بطرحها لا تعين ولا تحدد نوع المرض ولكن تساعد الطبيب على تقييم المناطق الموجودة بالعين ومقارنتها مع صور أخذت من المريض في فترة زمنية متفاوتة، هذا ما يمكن الطبيب من التشخيص الصحيح لحالة المريض.

## ABSTRACT

In this memory, we presented a new approach of help to the diagnosis of the vascular pathologies and Age-Related Macular Degeneration (ARMD) The approach decomposes into four parts. The first part concerns the improvement of the visual quality of angiographic retinal image; they used in this part an improvement of floodlighting by the model RETINEX and a filtration by a filter of shock, which also assures the raising of the contrast.

The second party of the schema is centered on the techniques of segmentation of retinal images. They offered two techniques. The first one concern the extraction of the vascular tree, with this effect they used a filtration by Matching Filter, follow by Local Entropy Thresholding. The second technology is Level Set which is used with the intention of discerning pathologies such as ARMD.

The quantification of the parameters of forms will constitute therefore the third stage, which consists in calculating the parameters of forms (Length, diameter, eccentricity, orientation), structures were acquired during segmentation.

At the end, a system aide to diagnosis in the vascular retinopathies is therefore a bet in correspondence of different forms of the vessel to disclose a modification of vessel's forms. A system aide to diagnosis applied to ARMD is aimed at the quantification of the region of the pathology. Parameters surface and orientation allow the doctors to follow the evolution of this pathology.

The approach adopted does not allow the detection of pathologies, but to bring to the doctors of tools in image processing to quantify different structures of the retina.

# SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
Chapitre I : Généralités sur l'angiographie rétinienne en fluorescence.	
I.1 INTRODUCTION.....	5
I.2 ANGIOGRAPHIE RETINIENNE EN FLUORESCENCE.....	5
I.2.1 Matériel utilisé.....	5
I.2.2 Intérêt de l'angiographie rétinienne numérisée.....	6
I.2.3 Examen angiographique de la rétine.....	8
I.2.4 Qualité des images .....	9
I.3 EXEMPLES DE RETINOPATHIES .....	9
I.3.1 La rétinopathie diabétique.....	10
I.3.2 Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) .....	11
I.3.2.1 Les drusen.....	11
I.3.2.2 Les néo-vaisseaux sous rétiniens maculaires .....	11
Conclusion.....	13
Chapitre II : Techniques d'amélioration et de segmentation d'images.	
II.1 INTRODUCTION.....	14
II.2 TECHNIQUES D'AMELIORATION D'IMAGES .....	14
II.2.1 Techniques de transformation d'échelle .....	14
II.2.1.1 L'histogramme d'une image discrète à niveaux de gris.....	14
II.2.1.2 Normalisation d'histogramme.....	16
II.2.1.3 L'égalisation d'histogramme .....	17
II.2.1.4 Spécification d'histogramme .....	17
II.2.2 Correction de l'illumination .....	18
II.2.2.1 Le filtrage homomorphique .....	18
II.2.3 Suppression et élimination du bruit.....	20
II.2.3.1 Filtres linéaire.....	20
II.2.3.2 Filtres de lissage non linéaire.....	21
II.2.3.2.1 Filtre d'ordre.....	21

II.2.3.2.2 Filtre morphologique.....	22
II.2.3.2.3 Filtre de NAGAO .....	24
II.2.3 Méthodes proposées .....	25
II.2.3.1 Correction d'illumination par le modèle RETINEX.....	25
II.2.3.1.1 Le principe .....	25
II.2.3.1.2 L'algorithme de McCann .....	26
II.2.3.2 Filtre de choc .....	29
II.3 TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES.....	31
II.3.1 Segmentation fondée sur une approche contour.....	31
II.3.1.1 Méthodes dérivatives.....	32
II.3.1.2 Modèle surfacique .....	34
II.3.1.3 Méthodes morphologiques .....	35
II.3.1.3.1 Gradient morphologique .....	35
II.3.2 Segmentation fondée sur une approche région .....	35
II.3.2.1 Méthodes de classification .....	36
II.3.2.2 Les méthodes structurales .....	37
II.3.2.2.1 Méthodes d'agrégation de points .....	37
II.3.2.2.2 Regroupement itératif d'ensembles de points .....	37
II.3.3 Méthodes proposées .....	38
II.3.3.1 Filtrage par mise en correspondance .....	39
II.3.3.2 Seuillage par l'entropie locale.....	39
II.3.3.3 Level Set (snake).....	41
II.3.3.3.1 Principe.....	41
II.3.3.3.2 Courbe se déformant perpendiculairement à sa normale .....	42
II.3.3.3.3 Représentation en courbe de niveaux .....	43
CONCLUSION.....	45
Chapitre III : Quantification de paramètres physiologiques par analyse d'images angiographiques.	
III.1 ANALYSE ET RECONNAISSANCE DES FORMES DE VAISSEAUX DE LA RETINE.....	46
III.1.1 Extraction de l'arbre vasculaire.....	46
III.1.2 L'extraction des paramètres de formes des segments.....	46
III.1.2.1 La détection des points de bifurcation .....	46
III.1.2.2 Calcul du diamètre d'un segment .....	47
III.1.2.3 Excentricité des vaisseaux .....	48
III.1.2.4 La tortuosité.....	49
III.1.3 La reconstruction de l'arbre vasculaire rétinien .....	50



III.1.4 Méthodes proposées .....	50
III.1.4.1 Algorithme de détection des points de bifurcation.....	50
III.1.4.2 Algorithme calcul du diamètre d'un segment.....	51
III.1.4.3 Algorithme de calcul de l'excentricité .....	52
III.1.4.4 Algorithme de calcul la tortuosité .....	54
III.1.4.5 Algorithme reconstruction des vaisseaux .....	55
CONCLUSION.....	57
Chapitre IV : Aide au diagnostic	
IV.1 INTRODUCTION.....	58
IV.2 AIDE AU DIAGNOSTIC AU RETINOPATHIE VASCULAIRE.....	58
IV.2.1 Cas d'une rétine saine.....	59
IV.2.2 Cas d'une rétine qui présente une pathologie vasculaire .....	60
IV.3 AIDE AU DIAGNOSTIC APPLICATION À LA DMLA.....	61
IV.3.1 Méthode adoptée .....	61
CONCLUSION.....	63
CONCLUSION GENERALE.....	64
ANNEXE A .....	65
BIBLIOGRAPHIE.....	66

## LISTE DES FIGURES

Figure I-1: Schéma de principe de rétinographe.....	5
Figure I-2 : Principe de l’ophtalmoscope laser à balayage.....	6
Figure I-3 : Schéma synoptique d’un système d’angiographie numérisée.....	7
Figure I-4 : a) Cliché angiographique avant injection de fluorescéine, b) Cliché angiographique après injection de fluorescéine.....	8
Figure I-5 : Courbe d’absorption et d’émission de la fluorescéine.....	9
Figure I-6 : Néo-vascularisation périphérique.....	10
Figure I-7 :a) Début de rétinopathie diabétique b) évolution 5 ans après.....	10
Figure I-9 : a) Présence des drusen durs,b) présence des drusen mous.....	11
Figure I-10 : Les néo-vaisseaux sous rétinien.....	12
Figure II-1 : Histogramme d’une image.....	15
Figure II-2: Représentation de différentes formes d’histogramme.....	15
Figure II-3 : a) Image d’origine $F(x,y)$ .b) histogramme d’origine. c) Expansion de dynamique $F_{new}(x,y)$ , d) histogramme $F_{new}(x,y)$ .....	16
Figure II-4 : a) Image d’origine $F(x,y)$ .b) histogramme d’origine. c) Egalisation de l’histogramme $F_{new}(x,y)$ . d) histogramme $F_{new}(x,y)$ .....	17
Figure II-5 : a) Image originale b) image avec le défaut c) résultat du filtrage homomorphique.....	20
Figure II-7 : a) image rétinienne initiale b) image avec bruit impulsionnel c) image filtrée par un filtre médian 3x3.....	21
Figure II-8: résultat du filtrage médian avec élément de taille 9x9.....	22
Figure II-10: éléments structurants.....	22
Figure II-11 : Illustration d’une érosion.....	22
Figure II-12 : Illustration d’une dilatation.....	23
Figure II-13 : a) objet initial. b) ouverture par l’élément M .c) fermeture par l’élément M.....	23
Figure II-14 : Illustration du principe du filtre de NAGAO.....	24
Figure II-15 a) Image initiale b) image filtrée par un filtre de NAGAO.....	24
Figure II-16 : Schéma du principe de l’algorithme de MacCann.....	28
Figure II-17 : a) image rétinienne avec un défaut d’illumination b) correction avec par l’algorithme de MacCann.....	28
Figure II-18 a) image originale b) image avec un bruit Gaussien $\mu = 0$ et $\sigma = 0,005$ PSNR=22,96 db, c) image filtrée par un filtre choc [OSH90] avec un PSNR=20,97 db.....	31
Figure II-19 Image filtrée par le filtre de NAGAO et le filtre de choc, PSNR=28,84 db.....	31
Figure II-20 : a) Image originale b) Laplacien de l’image originale.....	33
Figure II-21 : a) Image originale b) résultat de l’application du gradient morphologique.....	35
Figure II-22 : Illustration de la classification de trois classes.....	36
Figure II-23 : a) Objet à segmenter b) résultat d’une décomposition par le quadtree.....	38
Figure II-24 : a) Image originale, b) résultat de l’application d’un filtrage par mise en correspondance.....	39
Figure II-25 : Les quadrants de la matrice de co-occurrence.....	40
Figure II-25 : a) Image originale,b) résultat de l’application de l’algorithme proposé [THI03].....	41
Figure II-26 : Courbe se déformant selon sa courbure.....	42
Figure II-27 : Contour et représentation en courbe de niveaux [CAS97].....	43
Figure III-1 : Illustration de point de bifurcation.....	46

Figure III-2 : Illustration du principe de détection des points de bifurcation par l'algorithme de Koné [KON93].....	47
Figure III-3 : Profil du diamètre vaisseau.....	48
Figure III-4 : Illustration du principe de l'excentricité.....	49
Figure III-5 a) Rétine saine, b) rétine qui présente des vaisseaux tortueux.....	50
Figure IV-1 : Schéma synoptique d'un système d'aide au diagnostic.....	58
Figure IV-1 : a) Image originale, b) extraction des paramètres physiologiques de l'image originale.....	59
Figure IV-2 : a) Rétine saine, b) rétine malade (après évolution), c) extraction des paramètres de formes de la figure IV-a, d) extraction des paramètres de formes de la figure IV-b.....	60
Figure IV-2 : a) Rétine atteinte d'une DMLA b) l'évolution de la maladie pendant une année [HOL05].....	61
Figure IV-3 : a) Résultat de l'évolution du Level Set sur la figure IV-2a, b) Résultat de l'évolution du Level Set sur la figure IV-2b, c) extraction de la région pathologique figure IV-3a, d) extraction de la région pathologique figure IV-3b.....	62

## LISTE DES TABLEAUX

Tab II-1 : Quelques fonctions de spécification d'histogramme.

Tab IV-1 : Illustration des paramètres de formes calculés sur la figure IV-1b.

Tab IV-2 : Résultat de la comparaison de la figure IV-2.

Tab IV-3 : Illustration des paramètres de forme de la région (c) et la région (d).

## **INTRODUCTION GENERALE**

# INTRODUCTION GENERALE

Aujourd'hui l'imagerie médicale est, grâce à l'apparition d'ordinateurs de plus en plus performants, l'un des champs d'application privilégiés des techniques de l'analyse numérique d'images. Dans ce mémoire nous nous intéressons en particulier à l'imagerie rétinienne. En effet, avec l'avènement des systèmes d'angiographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images du fond d'oeil. Les outils d'amélioration et de segmentation d'images sont applicables aux images angiographiques rétiniennes.

Deux pathologies qui sont les premières causes de cécité légale, dans les pays industrialisés ont retenu notre attention. Il s'agit de la rétinopathie vasculaire et la dégénérescence maculaire liée à l'âge. Pour le diagnostic de ces deux pathologies on a mis en place un nouveau schéma d'un système d'aide au diagnostic pour la détection de ces deux pathologies.

Le schéma se décompose en quatre parties. La première traitera l'amélioration de la qualité visuelle d'images angiographiques rétiniennes, ensuite elle suivie par une deuxième étape qui est axé sur les techniques de segmentation d'images angiographiques rétiniennes.

La troisième partie repose sur la quantification des paramètres de forme, enfin la dernière étape traitera le système d'aide au diagnostic à la détection des rétinopathies vasculaires et la détection d'une dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).

## **Chapitre I:**

### **Généralités sur l'angiographie rétinienne en fluorescence**

## I.1 INTRODUCTION :

L'angiographie est une technique d'exploration des vaisseaux. A l'origine elle était utilisée en imagerie radiologique pour la mise en évidence des vaisseaux pulmonaires et cardiaques [FRI87], avec injection d'un produit de contraste (solution à base d'iode). Mais depuis qu'on a pu examiner pour la première fois en 1960 (grâce aux travaux de Mac Lean et de Maumenee [GIS90]), le fond d'œil à la lampe à fente après une injection intraveineuse de fluorescéine, l'angiographie rétinienne en fluorescence est devenue une partie intégrante des examens cliniques ophtalmologiques complets. C'est un examen indispensable pour le diagnostic des pathologies rétinienne.

## I.2 ANGIOGRAPHIE RETINIENNE EN FLUORESCENCE :

### I.2.1 Matériel utilisé :

Le rétinographe est l'appareil généralement utilisé pour un examen angiographique de la rétine. (La figure I-1) donne le principe de fonctionnement d'un rétinographe classique. Une lumière comportant les radiations utiles, issues d'un "flash", est guidée par le système optique du rétinographe et projetée sur le fond d'œil du patient. Le rétinographe reçoit en retour une image de fond d'œil qui vient isoler le film photographique (de type 400 ASA). Le rétinographe est muni d'un support de filtres afin de choisir différents types de lumière d'excitation (bleue, verte, rouge, blanche). Le remplacement de l'appareil photographique par une caméra vidéo permet de visualiser instantanément sur un moniteur vidéo, les images du fond d'œil. Ces images peuvent être sauvegardées et analysées automatiquement à l'aide d'un système de traitement d'images.

Le "flash" éblouit le patient et entraîne un bougé de son œil. Deux images consécutives sont donc généralement décalées l'une par rapport à l'autre.

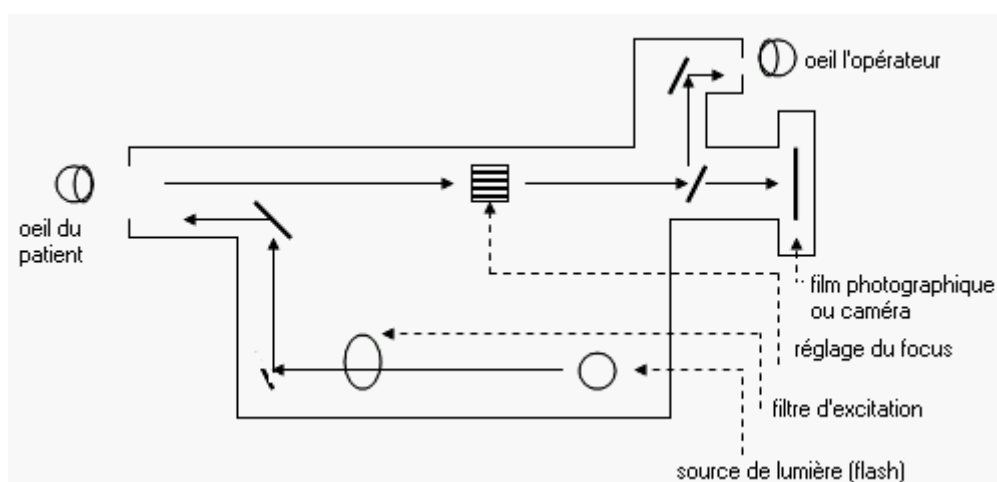


Figure I-1: Schéma de principe de rétinographe.

De conception plus récente (apparition dans les années 80), l'ophtalmoscope laser à balayage (S.L.O, Figure I-2) est un appareil permettant de réaliser directement une vidéo angiographie du fond d'œil. Son principe électro-optique associe l'illumination par un faisceau laser de faible énergie, d'un seul point de la rétine (le patient est moins ébloui).



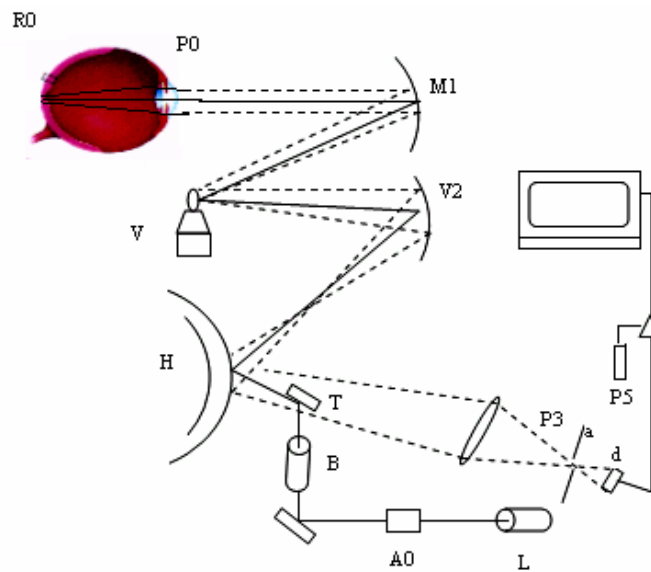


Figure I-2 : Principe de l'ophtalmoscope laser à balayage [ASS99].

L'avantage :

- Enregistrement vidéo-dynamique en temps réel continu. Le S.L.O rend possible l'examen du fond d'œil non délaté bien que les images soient dans ce cas de moins bonne qualité et permet une co-observation en groupe.
- Le S.L.O fournit 25 images par seconde ce qui est très utile pour les études dynamiques.
- L'image obtenue est une image vidéo qu'il est possible de numériser, pour réaliser des améliorations ou des analyses d'images.

Ces éléments permettent d'approcher une « carte rétinienne fonctionnelle » comportant :

1. Une acuité visuelle locale.
2. Les résultats de la macro-périmétrie statique.
3. La détermination des zones de fixation.

Les inconvénients :

- Le champ d'exploration du S.L.O semble actuellement encore limité. Il est dans le meilleur des cas de 45°, ne permettant en aucun cas la visualisation de la périphérie est essentielle dans de nombreuses affections rétinienne comme le diabète ou les accusations veineuses rétinienne.
- L'éblouissement des patients reste encore important et la dilatation somme toute, nécessaire.

### I.2.2 Intérêt de l'angiographie rétinienne numérisée :

Les systèmes d'angiographie rétinienne numérisée sont des appareils angiographiques (rétinographe, S.L.O) auxquels on a ajouté une chaîne de numérisation figure I-3. La chaîne de

numérisation permet d'avoir un codage (une valeur numérique est attribuée à chaque pixel de l'image) numérique des images observées.

La chaîne de numérisation comprend : une caméra vidéo (montée sur un rétinographe ou sur une table de numérisation de négatif), une carte de numérisation de signal vidéo, un moniteur vidéo (pour la visualisation des images) et un micro-ordinateur pour le traitement des images.

Les modalités pratiques de la réalisation de l'angiographie rétinienne numérisée restent identiques à celles de l'angiographie rétinienne classique, à la seule différence que les images sont instantanément visualisées sur un écran.

On économise ainsi le temps de développement du film photographique, et le patient peut avoir accès assez rapidement aux résultats de son examen. L'angiographie rétinienne numérisée permet surtout, de ne pas avoir à reprendre un examen en cas de problème. Par exemple, si une image est inexploitable (image floue, bougé du patient), on peut refaire immédiatement une autre image.

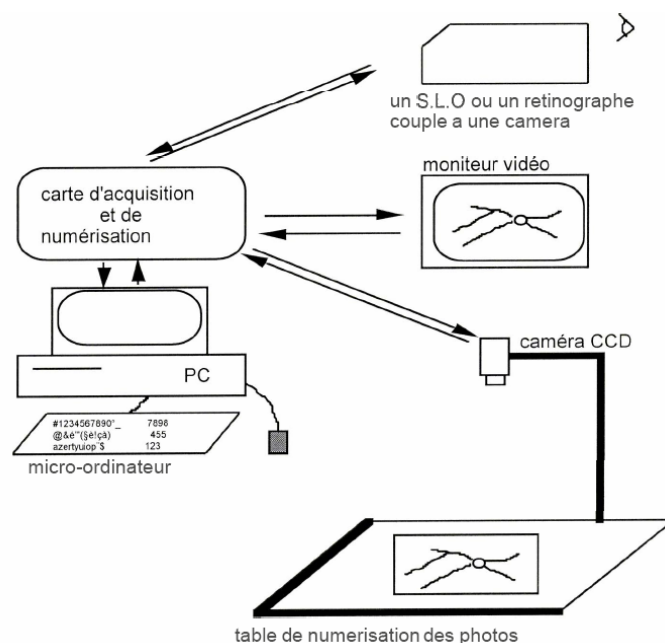


Figure I-3 : Schéma synoptique d'un système d'angiographie numérisée [ASS99].

Les images d'angiographie numérisée ont leur résolution inférieure par rapport à celle des images photographiques, mais elles présentent l'avantage incontestable d'être maniables. Elles peuvent se prêter à toutes sortes de traitement numérique.

Les images numérisées d'un examen angiographique peuvent être stockées ou transmises à travers un réseau téléinformatique à d'autres centres d'examen angiographiques (constitution possible d'une banque d'images).

Des logiciels de traitement d'images peuvent être utilisés pour améliorer la qualité des images et automatiser certaines opérations du diagnostic des pathologies rétiniennes. Nous allons présenter maintenant quelques pathologies rétiniennes dont le diagnostic peut être facilité par l'angiographie rétinienne numérisée.

### I.2.3 Examen angiographique de la rétine :

Un examen angiographique rétinien complet comporte deux parties: une première partie consacrée à la réalisation de clichés avant injection de fluorescéine et une seconde partie réservée à la réalisation de clichés après injection de fluorescéine.

#### 1. Clichés avant l'injection de fluorescéine :

Les premiers clichés effectués avant injection de fluorescéine (Figure I-4a) permettent de repérer certaines structures anatomiques. Les clichés obtenus en lumière verte et rouge montrent certains détails des gros vaisseaux rétiens et choroïdiens. Les clichés obtenus en lumière bleue mettent en évidence le pigment xanthophylle qui apparaît avec une coloration noire.

#### 2. Clichés après l'injection de fluorescéine :

La fluorescéine est une substance brune et cristalline de formule chimique  $C_{20}H_{12}Na$ . Elle est préparée par synthèse à partir de l'anhydride de l'acide phtalique et de la résorcine par chauffage à  $200^{\circ}C$ .

Elle est d'une innocuité biologique et possède la propriété de ne pas diffuser hors des vaisseaux rétiens (si un vaisseau est poreux, il y aura apparition sur le cliché, d'une tâche fluorescente entourant la zone pathologique) (Figure I-4b).

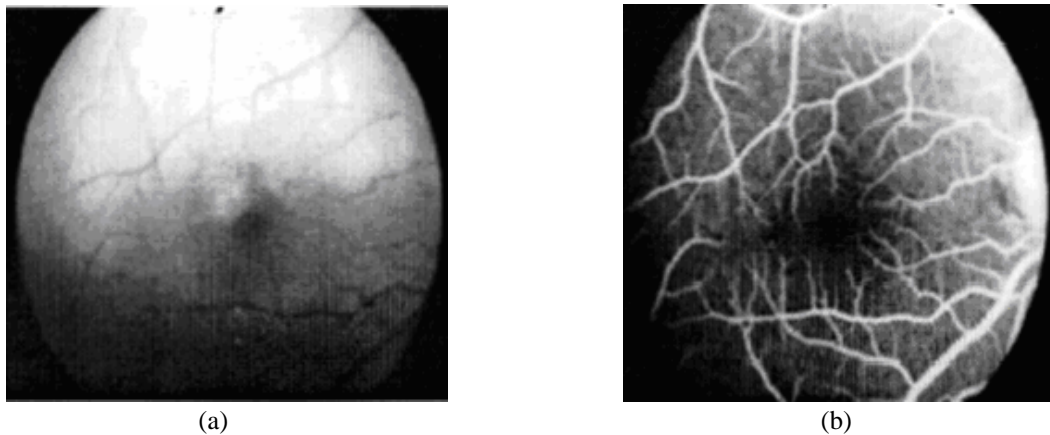


Figure I-4 : a) Cliché angiographique avant injection de fluorescéine, b) Cliché angiographique après injection de fluorescéine.

Les courbes d'absorption et d'émission (Figure I-5) montrent un maximum d'absorption pour une longueur d'onde de 488 nm (lumière bleue) et un maximum d'émission pour une longueur d'onde de 530 nm (lumière jaune-verte). La fluorescéine est aussi connue sous d'autres noms tels que : la résorcinol phtaléine et l'uranine.

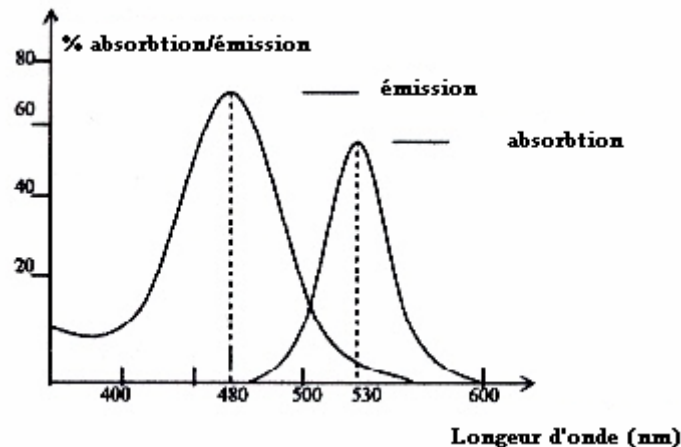


Figure I-5 : Courbe d'absorption et d'émission de la fluorescéine.

Les clichés angiographiques après l'injection de fluorescéine mettent en évidence les zones pathologiques. L'injection de la fluorescéine est effectuée dans une veine du bras du patient, son transit à travers les différents compartiments vasculaires permet de distinguer trois temps circulatoires [COS88] :

- Le temps artériel débutant 14 secondes après l'injection de la fluorescéine. Il correspond au passage de la fluorescéine dans les artères et les artérioles rétinienne.
- Le temps artérioveineux correspondant au passage de la fluorescéine dans les capillaires rétinien.
- Le temps veineux correspondant au retour de la fluorescéine au cœur. Juste après le temps veineux (environ une minute après l'injection de fluorescéine), les clichés obtenus sont qualifiés de clichés précoces. Les clichés obtenus cinq minutes environ après le temps veineux sont qualifiés de clichés tardifs.

#### I.2.4 Qualité des images :

D'une manière générale, les images sont bien contrastées, néanmoins on note une non-homogénéité dans l'intensité moyenne de l'image en fonction de la distance par rapport au centre. Les images sont plus lumineuses au centre qu'en périphérie.

En effet, la surface du fond d'œil est sphérique et l'intensité lumineuse reçue sur le film photographique couplé au rétinographe est non homogène. La fluorescéine du fond de l'image sur le cliché après injection diminue le contraste de la structure vasculaire, au profit des structures pathologiques.

Toute dégradation du "système optique" de l'œil, par exemple une déformation du cristallin (cataracte) ou une opacification du vitré (glaucome), rend flou l'image obtenue.

### I.3 EXEMPLES DE RETINOPATHIES :

Au cours des maladies vasculaires rétinienne, la paroi des vaisseaux va s'altérer [HAU89]. Les conséquences en sont suivant le cas une dilatation du vaisseau avec modification de la perméabilité pariétale et/ou un rétrécissement voire une occlusion de la lumière vasculaire.

Avec l'apparition de l'angiographie rétinienne en fluorescence qui permet de voir et d'analyser le lit capillaire, il est aujourd'hui possible de procéder à une classification de la pathologie des vaisseaux de la rétine en vue du diagnostic et du traitement en opposant essentiellement les formes oedémateuses<sup>1</sup> et les formes ischémiques :

- La dilatation et l'altération de la perméabilité pariétale ont pour conséquence l'apparition d'un oedème intra-rétinien.
- L'occlusion d'un vaisseau a pour conséquence l'ischémie (qu'on peut schématiquement comparer à une "asphyxie») du territoire de rétine auparavant vascularisé par le vaisseau déficient. L'ischémie est à l'origine du développement éventuel d'une néo-vascularisation<sup>2</sup> (figure I-6).

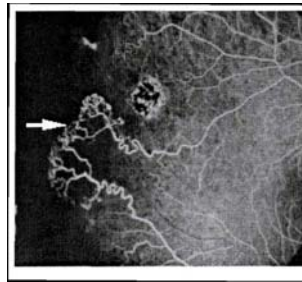


Figure I-6 : Néo-vascularisation périphérique.

Toutes ces altérations vasculaires rétiniennes sont généralement accompagnées de modification du calibre (diamètre), du trajet (tortuosité) et de la longueur des vaisseaux intéressés.

Il existe de nombreuses maladies vasculaires de la rétine, mais nous nous contenterons de présenter deux d'entre elles, il s'agit des rétinopathies diabétiques et la DMLA.

### I.3.1 La rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique est une complication grave du diabète et constitue la deuxième cause de cécité acquise chez l'adulte dans les pays industrialisés [ESC84]. Absente dans les cas de diabète de moins de cinq ans, la rétinopathie diabétique est présente dans 71% des cas de diabète de plus de dix ans [FRA80]. Le premier signe objectif de la rétinopathie diabétique est l'élargissement des limites de la zone vasculaire centrale [SAR91]. La figure I-7 présente l'image de la rétine centrale d'un patient diabétique (figure I-7a) avec l'évolution des complications ischémique et micro-anévrismale cinq ans plus tard (Figure I-7b).

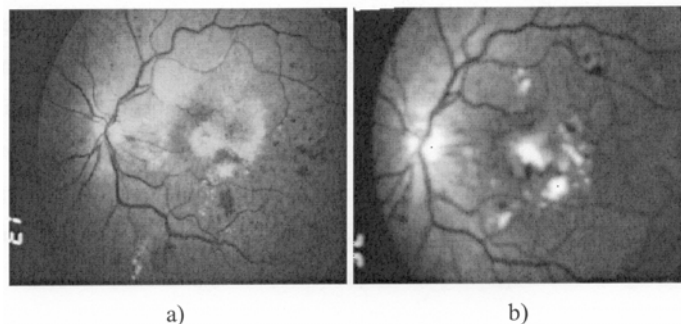


Figure I-7 :a) Début de rétinopathie diabétique b) évolution 5 ans après.

<sup>1</sup> On appelle oedème, une accumulation anormale de liquides séreux dans les espaces intercellulaires d'un tissu

<sup>2</sup> Les affections vasculaires de la rétine induisent le développement de néo-vaisseaux à partir des capillaires préexistants ou des parois veineuses.

La détection et la quantification de ces modifications permettent la surveillance étroite de la maladie.

### I.2.2 Dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA) :

La dégénérescence maculaire liée à l'âge est l'ensemble des lésions, de la région maculaire survenant après l'âge de 50 ans sur un œil auparavant normal. Elle entraîne une altération de la fonction maculaire et la vision centrale.

Elle demeure la cause la plus fréquente de cécité légale dans les pays industrialisés [KON93]. Cliniquement elle se manifeste souvent par une déformation des images vues et une baisse d'acuité avec impression de trou dans le champ visuel [SAR78].

On distingue généralement deux formes de DMLA, la forme atrophique et la forme exsudative. La forme atrophique est la plus fréquente (90%) [LEI80], et son évolution est lente. La forme exsudative est la plus sévère, elle peut entraîner des décollements hémorragiques de l'épithélium pigmentaire. Les signes précurseurs de la DMLA sont la présence de drusen et plus particulièrement, l'apparition de néo-vascularisation sous rétinienne maculaire [COS91] [ASS99].

#### I.2.2.1 Les drusen

Les drusen sont constitués de déchets excrétés par les cellules pigmentaires. On distingue les drusen durs, de petite taille, correspondant à une atteinte localisée, rarement compliqués par néo-vascularisation et les drusen mous confluents, correspondant à une atteinte diffuse, qui expose au risque de néo-vascularisation. En angiographie rétinienne en fluorescence, les drusen se présentent sous la forme de petites taches blanches jaunâtres. (Figure I-9a et Figure I-9b).

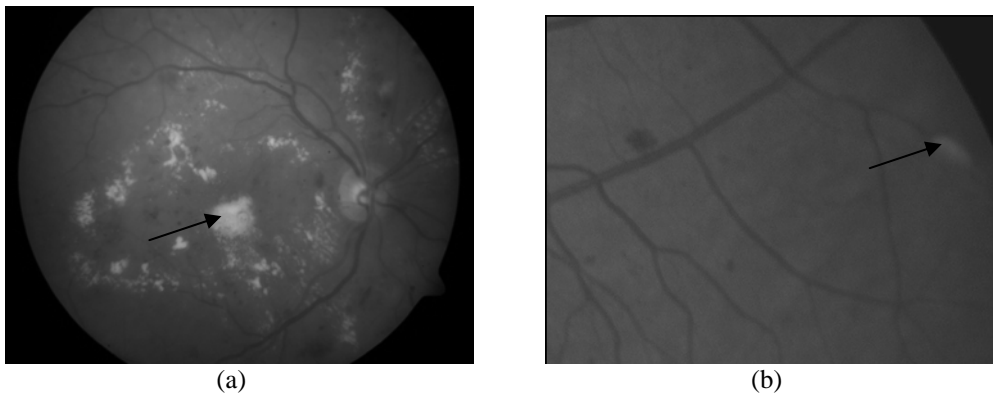


Figure I-9 : a) Présence des drusen durs, b) présence des drusen mous.

#### I.2.2.2 Les néo-vaisseaux sous rétiniens maculaires :

Les néo-vaisseaux sous rétiniens maculaires (NVSR) se signalent par un décollement séreux rétinien. En angiographie rétinienne en fluorescence le bouquet de néo-vaisseaux apparaît avec une coloration grisâtre.

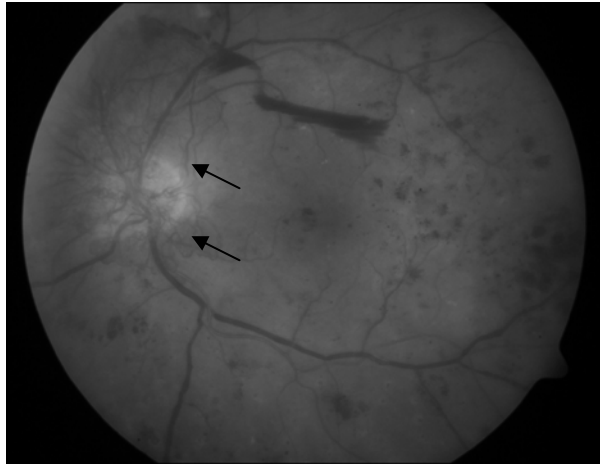


Figure I-10 : Les néo-vaisseaux sous rétiniens.

Des essais thérapeutiques permettent de classer les néo-vaisseaux sous rétiniens maculaires selon leur localisation par rapport au centre de la fovéa. Le pronostic visuel de la DMLA dépend de cette localisation [KON93] [HOL05].

## CONCLUSION :

Cette première partie consacrée à la présentation de données générales sur l'angiographie rétinienne nous a permis de situer, de comprendre les mécanismes d'obtention des images angiographiques rétiniennes dans un premier lieu et en second lieu, la possibilité de numériser, d'améliorer la qualité d'images angiographiques. Cette démarche ouvre la voie à leur analyse par des opérations de traitement numérique d'images.

On a vu que les images numériques subissent des dégradations, cela à cause du bruit ou d'effet du système d'acquisition, afin de remédier à ces dégradations, une étape d'amélioration est nécessaire.

La partie suivante traitera les différentes techniques d'amélioration et de segmentation d'images, pour améliorer la qualité de l'analyse.



## **Chapitre II :**

**Techniques d'amélioration et de segmentation d'images.**

## II.1 INTRODUCTION

L'amélioration de la qualité de l'image est un concept très subjectif, destiné à accroître le rapport signal sur bruit et à augmenter le contraste de l'image. On peut dire qu'une image est améliorée dans la mesure où son interprétation par le système visuel humain, ou son analyse par un système de traitement d'images est facilitée. L'information utile sur les images angiographiques rétiniennes étant, par exemple, la structure vasculaire, une image de la rétine à améliorer sera une image où la structure vasculaire est bien contrastée par rapport au reste de l'image. L'opération d'amélioration transforme l'information présente sur l'image en amplifiant ou en diminuant certaines de ses caractéristiques. Une connaissance a priori des causes de la dégradation d'une image peut permettre de développer des techniques spécifiques d'amélioration.

Concernant les images angiographiques rétiniennes, nous nous sommes intéressés aux techniques d'amélioration permettant la mise en évidence de la structure vasculaire dont nous nous servirons par la suite pour la segmentation d'images. Ces techniques sont la transformation d'échelle, la correction de l'illumination et le filtrage pour éliminer le bruit.

La segmentation d'images est une opération numérique chargée de partitionner la scène analysée en entités homogènes au sens d'un ou plusieurs attributs. On appelle attribut une valeur (luminance, chrominance, texture, mouvement, etc.) qui caractérise un objet ou un pixel dans une image. Dans le cadre de l'aide à l'interprétation d'images, c'est l'étape de traitement qui permettra l'obtention de l'ensemble des objets détectés dans l'image. Au cours de cette phase d'analyse, on extrait sur l'image des paramètres correspondant à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image : **contours** et **régions**. Nous présenterons dans ce travail deux techniques, la première destinée à la segmentation et l'extraction de l'arbre vasculaire en utilisant un filtrage par correspondance (Matching Filter), suivie par la suite par un seuillage par entropie. La méthode ensemble de niveaux (Level Set) sera donc la deuxième méthode qui procédera par une localisation et une détection d'une région pathologique (ex : DMLA). Nous présentons en premier lieu des généralités sur les techniques d'amélioration et de segmentation d'images, ensuite on détaillera les méthodes proposées.

## II.2 TECHNIQUES D'AMELIORATION D'IMAGES :

### II.2.1 Techniques de transformation d'échelle :

#### II.2.1.1 L'histogramme d'une image discrète à niveaux de gris :

L'histogramme représente la répartition des pixels en fonction de leur niveau de gris. Il fournit diverses informations comme les statistiques d'ordre, l'entropie, et peut permettre d'isoler des objets (seuillage).

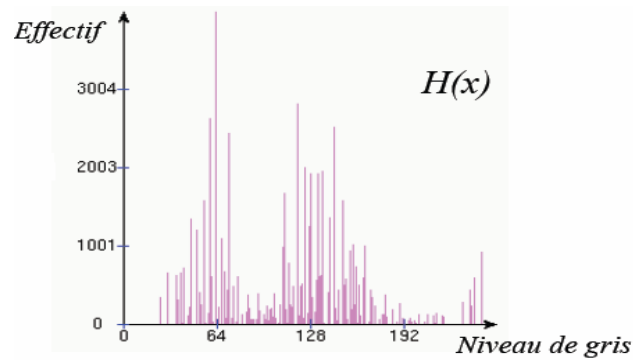


Figure II-1 : Histogramme d'une image.

La présentation visuelle de l'histogramme d'une image permet de se rendre compte rapidement des défauts de contraste dans cette image (figure II-1).

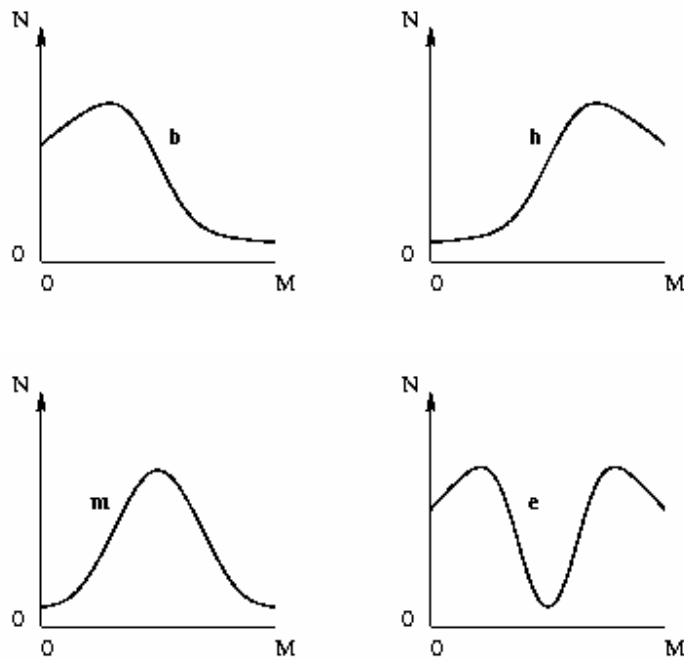


Figure II-2: Représentation de différentes formes d'histogramme.

Par exemple dans l'illustration ci-dessus,

- l'histogramme *b* est concentré sur les bas niveaux de gris, c.-à-d. l'image est trop sombre ;
- l'histogramme *h* est concentré sur les hauts niveaux de gris, c.-à-d. l'image est trop claire ;
- l'histogramme *m* est concentré sur les niveaux de gris moyens, c.-à-d. l'image manque de contraste ;

- l'histogramme  $e$  est concentré sur les niveaux de gris extrêmes, c-à-d l'image manque de nuances intermédiaires entre le sombre et le clair.

Bien sûr, la qualité visuelle d'une image ne dépend pas uniquement de son histogramme, mais surtout de la nature et du but de l'image. Par exemple, dans une image médicale, on cherchera à mettre en évidence les structures anatomiques ou pathologiques d'intérêt, aux dépens des autres. Dans une photo d'identité il importe d'établir un bon contraste entre la tête et le fond. Pour remédier à ces défauts de contraste, on peut appliquer un changement d'échelle des niveaux de gris ; cette fonction doit être choisie en fonction du défaut de l'histogramme.

### II.2.1.2 Normalisation d'histogramme :

La normalisation d'histogramme, ou expansion de la dynamique, est une transformation affine du niveau de gris des pixels de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique de

représentation [PRA92] :  $f_{new}(x, y) = (f(x, y) - N_{min}) \cdot \frac{2^D - 1}{N_{max} - N_{min}}$  (Eq.II-1)

$D$  : dynamique, dans le cas d'une image niveau de gris est égale à 8.

$N_{min}$  : la plus petite valeur dans l'image.

$N_{max}$  : la plus grande valeur dans l'image.

La Figure II-3 illustre le résultat de cette transformation.

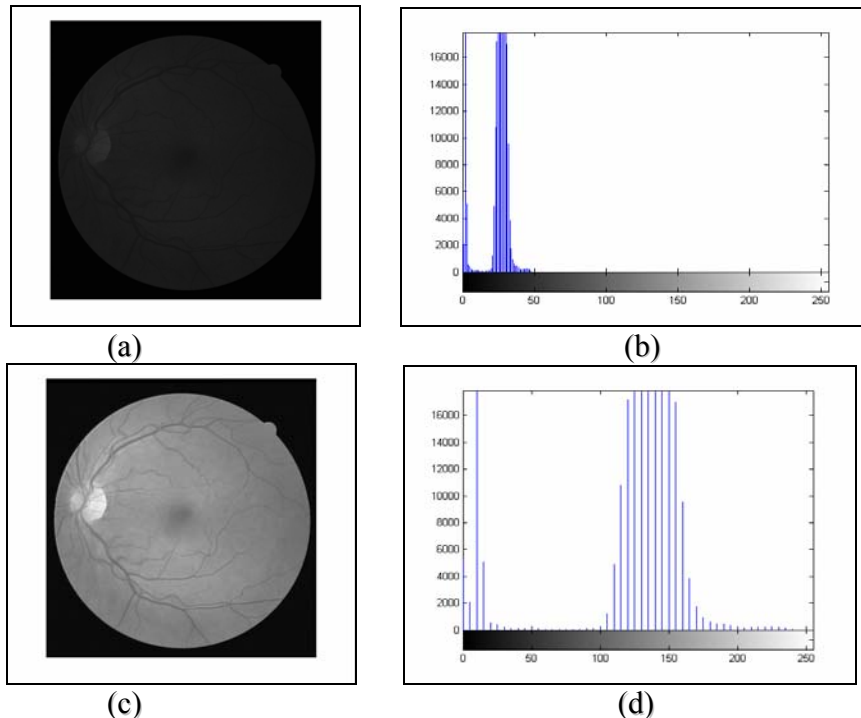


Figure II-3 : a) Image d'origine  $F(x,y)$ . b) histogramme d'origine. c) Expansion de dynamique  $F_{new}(x,y)$  d) histogramme  $F_{new}(x,y)$ .

### II.2.1.3 L'égalisation d'histogramme :

L'égalisation d'histogramme est une transformation des niveaux de gris dont le principe est d'équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique (idéalement, on cherche à obtenir un histogramme plat). La technique classique consiste à rendre « le plus linéaire possible » l'histogramme cumulé de l'image en utilisant la transformation suivante [PRA92] :  $f_{new}(x, y) = (2^D - 1) \cdot HC \left( \frac{f(x, y)}{w \cdot h} \right)$  (Eq.II-2)

D : dynamique de l'image.

w,h : dimension de l'image.

HC (.) : histogramme cumulé.

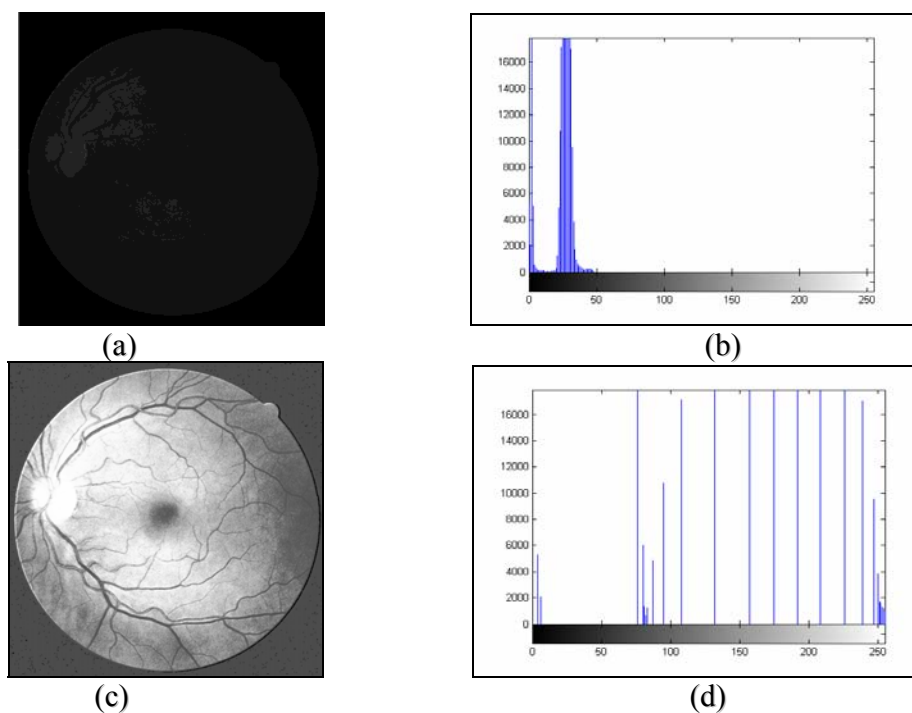


Figure II-4 : a) Image d'origine  $F(x,y)$ , b) histogramme d'origine. c) Egalisation de l'histogramme  $F_{new}(x,y)$ . d) histogramme  $F_{new}(x,y)$ .

Le résultat est une augmentation globale du contraste dans l'image. Notez dans l'exemple ci-dessus (Figure II-4), il y a eu une accentuation des défauts d'illumination.

### II.2.1.4 Spécification d'histogramme :

Une spécification à base d'histogramme, est le résultat d'une transformation de cette dernière par une fonction de transfert, le choix de cette fonction dépend de la nature du défaut dans l'image. Le tableau ci-dessous (Tab II-1) illustre une liste de fonctions mathématiques, dans le but de corriger l'histogramme.

Tab II-1 : Quelques fonctions de spécification d'histogramme.

Model	Fonction de transfert
Uniforme	$g = (g_{\max} - g_{\min})P_f(f) + g_{\min}$
Exponentiel	$g = g_{\min} - \frac{1}{\alpha_1} \ln\{1 - P_f(f)\}$
Rayleigh	$g = g_{\min} + \left[ 2\alpha_2^2 \ln\left\{ \frac{1}{1 - P_f(f)} \right\} \right]^{\frac{1}{2}}$
Hyperbolique (racine cubique)	$g = \left[ g_{\max}^{\frac{1}{3}} - g_{\min}^{\frac{1}{3}} [P_f(f)] + g_{\max}^{\frac{1}{3}} \right]^3$
Hyperbolique (logarithmique)	$g = g_{\min} \left( \frac{g_{\max}}{g_{\min}} \right) P_f(f)$

Où  $g_{\min}$  et  $g_{\max}$  sont les valeurs minimum et maximum en niveau de gris de l'image.  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont respectivement les paramètres de la fonction exponentiel et Rayleigh.  $P_f(f) \approx \sum H_f(m)$  où  $H_f$  est l'histogramme de l'image. Pour plus de détails le lecteur peut consulter la référence bibliographique suivante [PRA92] et [GON02].

## II.2.2 Correction de l'illumination :

Lors de la phase d'acquisition, il arrive parfois qu'à cause d'un mauvais calibrage de la caméra ou d'un mauvais éclairage de la scène, on obtienne une image avec une mauvaise illumination. Ce défaut est caractérisé par la non homogénéité du fond de l'image, ce dernier peut être corrigé en utilisant des techniques de traitement d'images [COC95].

### II.2.2.1 Le filtrage homomorphique :

L'image d'une scène quelconque peut se décomposer selon sa réflectance et son illumination, ces deux composantes étant combinées par multiplication [GAR02] [LIA03]: l'intensité lumineuse perçue en un point est le résultat du produit du facteur de réflectance par l'intensité d'illumination en ce point (Eq. II-3).

$$g(x, y) = i(x, y).r(x, y). \text{ (Eq. II-3).}$$

Où  $g(x,y)$  est l'image provenant de la caméra,  $i(x,y)$  le facteur multiplicatif d'illumination, et  $r(x,y)$  la fonction de réflectance, c-à-d l'image idéale en l'absence de nuance d'illumination.

En considérant ce modèle, on peut supposer que la composante d'illumination subit des variations faibles, et qu'elle représente donc les basses fréquences alors que la composante de réflectance subit des variations plus importantes qui sont associées aux moyennes et hautes fréquences dans la transformée de Fourier. L'objectif de ce filtrage est de supprimer les basses fréquences pour atténuer les irrégularités d'illumination et accentuer les hautes fréquences de manière à augmenter les contrastes. L'algorithme peut se décomposer de la manière suivante :

- Séparation des composantes d'illumination et de réflectance en prenant le log de l'image (Eq. II-4).

$$g(x, y) = \log(f(x, y)) = \log(i(x, y).r(x, y)) = \log(i(x, y)) + \log(r(x, y)) \text{ (Eq. II-4)}$$

- Calcul de la transformée de Fourier de la log-image (Eq. II-5).

$$G(w_x, w_y) = R(w_x, w_y) + I(w_x, w_y) \text{ (Eq. II-5)}$$

- Filtrage passe haut de la transformée de Fourier (Eq. II-6). A la place du filtre classique de Butterworth nous avons utilisé un filtre gaussien modifié H (Eq. II-7). Utilisé par [4][5] plus robuste face à la variabilité des conditions d'illumination dans les images. Sa réponse fréquentielle est affichée Fig. 3. Lorsque  $r_L < 1$  et  $r_H > 1$  ce filtre atténue les basses fréquences (illumination) et accentue les moyennes et hautes fréquences (réflectance) c'est à dire les contours des objets dans l'image.

$$S(w_x, w_y) = H(w_x, w_y).R(w_x, w_y) + I(w_x, w_y).R(w_x, w_y) \text{ (Eq. II-6)}$$

Avec :

$$H(w_x, w_y) = (r_H - r_L) \cdot \left( 1 - \exp\left(-\left(\frac{w_x^2 + w_y^2}{2\delta_w^2}\right)\right)\right) + r_L \text{ (Eq. II-7)}$$

Où  $r_L$  et  $r_H$  sont les coefficients maximum et minimum du filtre et  $\delta_w$  le facteur fixant la fréquence de coupure.

- Calcul de la transformée de Fourier inverse pour revenir dans le domaine spatial et application de la fonction exponentielle pour récupérer l'image filtrée.

L'exemple ci-dessous illustre le résultat du filtrage homomorphique. L'image (Figure II-5a) image rétinienne, on a ajouté un défaut d'illumination (Figure II-5b). L'image (Figure II-5c) est le résultat du filtrage homomorphique de l'image originale, les paramètres  $r_L$ ,  $r_H$  et  $\delta_w$  sont choisis empiriquement.

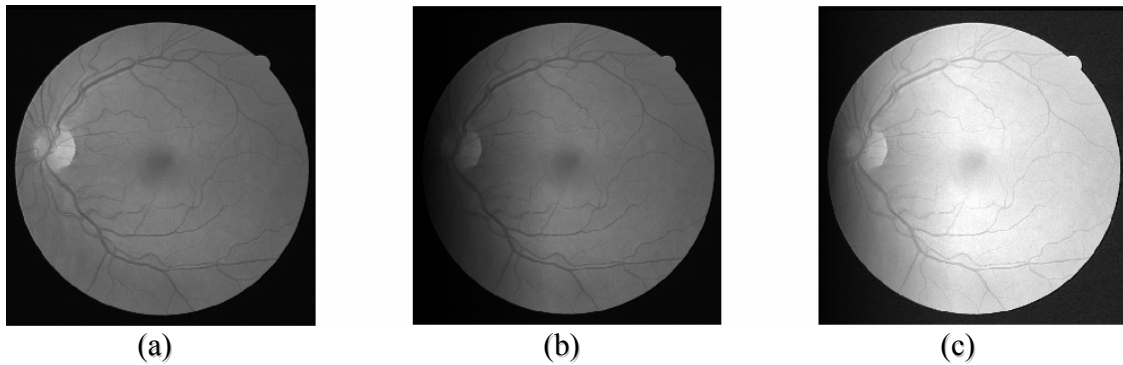


Figure II-5 : a) Image originale b) image avec le défaut c) résultat du filtrage homomorphique.

### II.2.3 Suppression et élimination du bruit :

Les techniques d'amélioration de la qualité de images numériques, ont pour objectifs l'augmentation de la qualité visuelle, ou faciliter analyse par un système de traitement. On cherche donc à atténuer, sinon supprimer une certaine dégradation. Celle-ci n'est pas forcément connue a priori, mais elle peut parfois être estimée a posteriori. On distinguera ici :

- les dégradations liées au bruit :  $g(x) = f(x)+b(x)$  ou  $g(x) = f(x)b(x)$  liées au capteur, à la quantification, à la transmission. On les traite en tirant partie des informations locales par le filtrage.
- les dégradations convolutives :  $g(x) = f(x) \square b(x)$  liées à un mouvement du capteur ou un défaut de mise au point. On les traite en inversant un opérateur linéaire, donc supposé connu : ce sont les techniques dites de restauration.

Dans la littérature on trouve deux types de filtrage, filtrage linéaire et filtrage non linéaire.

#### II.2.3.1 Filtres linéaire :

Le filtrage linéaire est caractérisé par une convolution d'un opérateur de lissage dans le cas d'un filtrage passe bas (Eq II-8).

$$s(x, y) = f(x, y) * g(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(\alpha, \beta) g(x - \alpha, y - \beta) d\alpha d\beta \quad (\text{Eq II-8}).$$

Où  $s(x,y)$ ,  $f(x,y)$  et  $g(x,y)$  sont respectivement l'image filtrée, l'image d'entrée et le noyau ou fonction de transfert du filtre. Un grand nombre de filtres linéaire peuvent être obtenus à partir de noyaux de convolution symétriques et normalisés (de somme égale à 1). Voici trois familles de filtres parmi les plus utilisés :

Moyen :

$$h(x, y) = \frac{1}{\lambda^2} \text{ si } (x, y) \in [-\lambda/2, +\lambda/2]^2$$

$$h(x, y) = 0 \quad \text{ailleurs}$$



Gaussien : 
$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right).$$

Exponentiel : 
$$h(x, y) = \frac{\gamma^2}{4} \exp(-(|x| + |y|)).$$

L'expérimentation de ces filtres a montré une dégradation de l'image au niveau des contours, ils rendent floue l'image. Pour plus de détails sur ce sujet on conseille le lecteur de voir les références [PRA91] et [GON02].

### II.2.3.2 Filtres de lissage non linéaire :

Il y a deux aspects du lissage qui sont concernés par le filtrage non linéaire :

- Le bruit impulsionnel : les filtres linéaires éliminent mal les valeurs aberrantes.
- L'intégrité des frontières : on souhaiterait éliminer le bruit sans rendre flous les frontières des objets.

#### II.2.3.2.1 Filtre d'ordre :

Les filtres d'ordres procèdent en remplaçant les valeurs de chaque pixel par la valeur qui occupe *un certain rang* lorsqu'on trie les valeurs observées dans *un certain voisinage* du pixel (élément structurant).

Les valeurs dans le voisinage de  $(x,y)$  :  $V(x,y) : \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$ , soit  $\{b_1, b_2, \dots, b_N\}$  permutation de  $\{a_1, a_2, \dots, a_N\}$  telle que  $b_1 \leq b_2 \leq \dots \leq b_N$ , alors le filtre d'ordre de rang  $k$  est défini par :  $p_k(x,y) = b_k$ . Pour  $k=N/2$ , on parle de filtre médian. Dans le cas respectivement  $k=1$  et  $k=N$ , on obtiendra un filtre MIN et MAX.

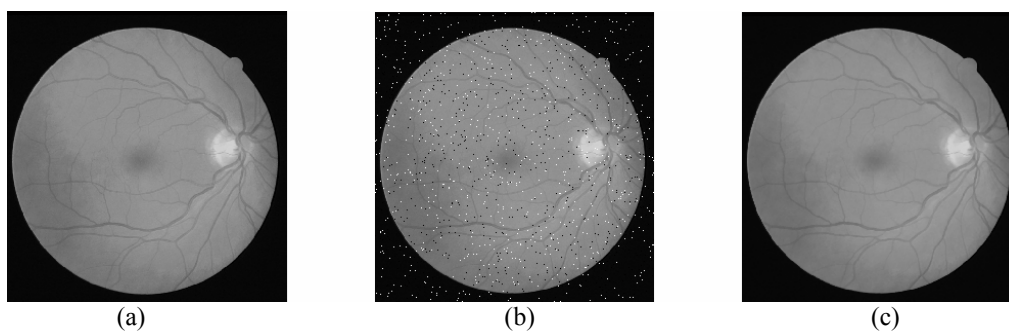


Figure II-7 : a) image rétinienne initiale b) image avec bruit impulsionnel c) image filtrée par un filtre médian 3x3.

Malgré son efficacité de supprimer les bruits, le filtre médian avec une fenêtre de voisinage grande dégrade l'image au niveau des contours, cependant il existe une variante du filtrage d'ordre qui est **Filtre Médian Pondéré**, qui est variante du filtrage

médian qui préserve mieux les contours, on conseille le lecteur de consulter la référence bibliographique suivante [FIS02], pour plus de détails sur se type de filtrage.

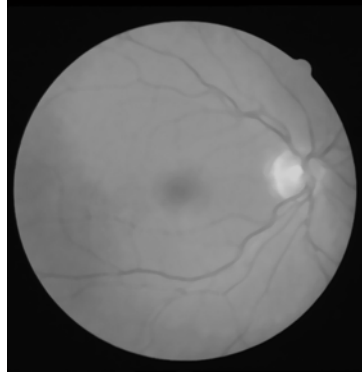


Figure II-8: résultat du filtrage médian avec élément de taille 9x9.

### II.2.3.2 Filtre morphologique :

La morphologie mathématique est dédiée à l'analyse des structures spatiales. Elle est dite morphologique parce qu'elle vise à analyser la forme des objets. L'image est vue comme un ensemble de formes. On va analyser l'image, ensemble de formes inconnues, à l'aide de formes connues appelées éléments structurants. Un élément structurant (figure II-10) est un masque binaire muni d'un point d'ancrage :

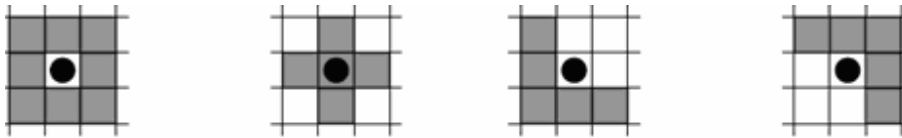


Figure II-10: éléments structurants.

Soient  $(x,y)$  les coordonnées d'un pixel et  $M$  un élément structurant. Alors,  $M(x,y)$  représente l'ensemble des pixels qui coïncident avec les points noirs de  $M$  lorsque le point d'ancrage est superposé au pixel de coordonnées  $(x,y)$ .

**Erosion** : Soit une image  $X$  et un élément structurant  $M$ . L'érosion de  $X$  par  $M$  est une image binaire définie par (Eq. II-8) :

$$Ero_M(X) = \{(x, y) \mid M_{(x,y)} \subset X\} \text{ (Eq. II-8)}$$

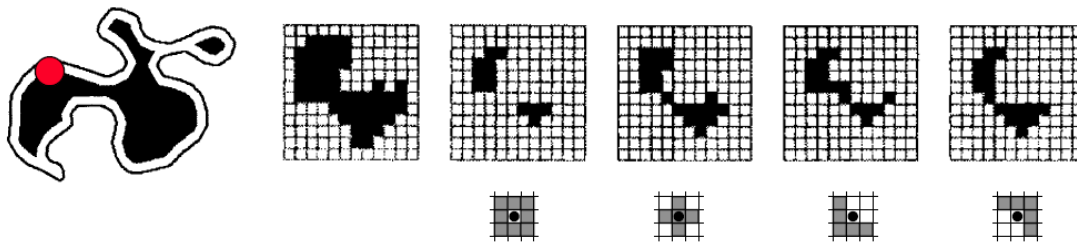


Figure II-11 : Illustration d'une érosion

**Dilatation** : Soit une image X et un élément structurant M. La dilatation de X par M est une image binaire définie par (Eq. II-9) :

$$Dil_M(X) = \{(x, y) \mid M_{(x,y)} \cap X \neq \emptyset\} \text{ (Eq. II-9)}$$

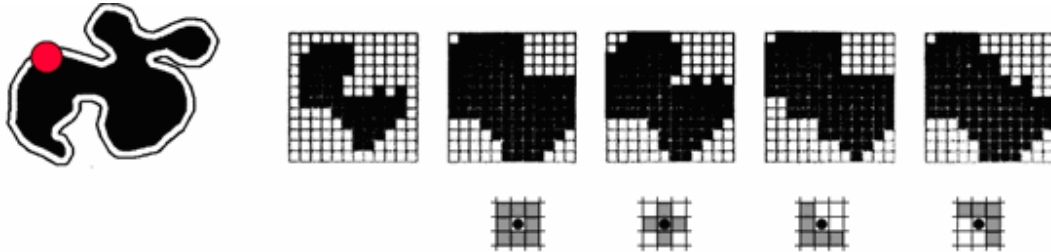


Figure II-12 : Illustration d'une dilatation

**L'ouverture morphologique** est égale à la composition d'une érosion suivie d'une dilatation. C'est un opérateur croissant et idempotent (Eq. II-10) :

$$Ouv_M(X) = Dil_M(Ero_M(X)) \text{ (Eq. II-10)}$$

**La fermeture morphologique** est l'opération duale de l'ouverture : Elle est égale à la composition d'une dilatation suivie d'une érosion (Eq. II-11) :

$$Fer_M(X) = Ero_M(Dil_M(X)) \text{ (Eq. II-11)}$$

- L'ouverture élimine les petites composantes, et ouvre les petits isthmes.
- La fermeture bouche les petites trous, et ferme les petits détroits.

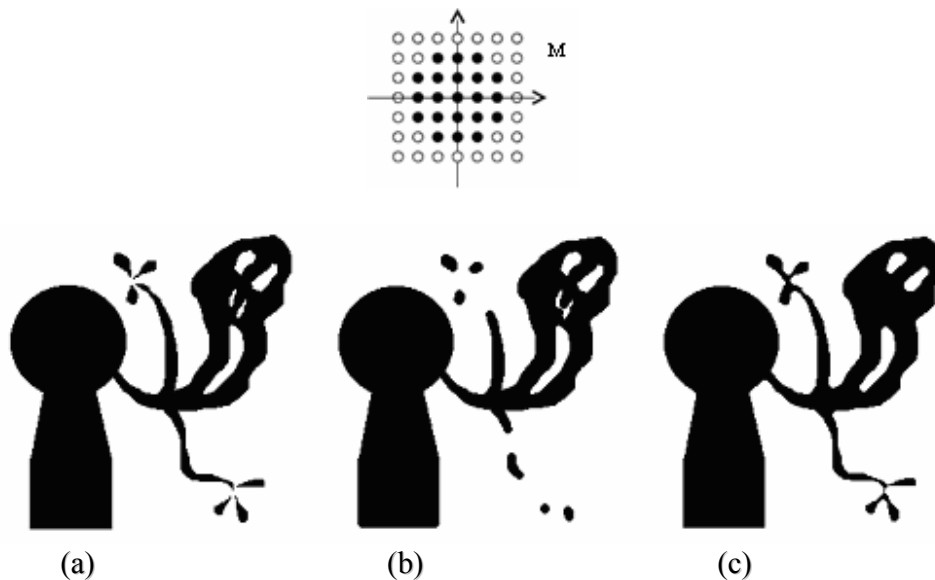


Figure II-13 : a) objet initial. b) ouverture par l'élément M .c) fermeture par l'élément M

Il y a d'autres variantes de la famille des filtres morphologiques, on laissera le lecteur de voir les différents filtres morphologiques sur la référence suivante [BLO07].

### II.2.3.2.3 Filtre de NAGAO :

Ce type de filtrage permet le lissage d'une image tout en conservant les contours, dans le but d'un prétraitement pour une segmentation par régions [NAG79].

Le principe de ce filtrage est de remplacer chaque pixel de l'image par la valeur moyenne des pixels contenus dans une fenêtre particulière. Il s'agit de choisir la fenêtre la mieux adaptée parmi un certain nombre de fenêtres prédéfinies. Neuf (09) fenêtres sont ici définies, chacune contenant 9 pixels, dont le pixel à remplacer. Elles s'inscrivent dans une fenêtre de taille 5x5 centrée sur le pixel à modifier.

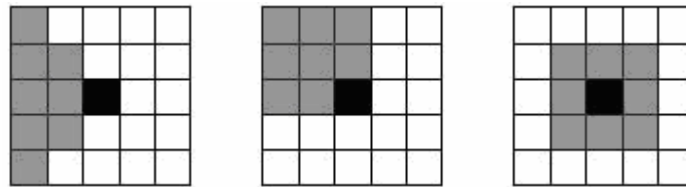


Figure II-14 : Illustration du principe du filtre de NAGAO.

Sur ce dessin sont représentées 3 fenêtres, contenant les pixels gris et le pixel noir (pixel central à remplacer). Les fenêtres de filtrages en sont déduites de la façon suivante :

- 4 fenêtres sont issues de celle de gauche (par rotations d'angles  $0^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $180^\circ$  et  $270^\circ$ ) ;
- 4 sont issues de celle du milieu de la même façon ;
- 1 est celle de droite.

La fenêtre qui sera sélectionnée est celle dont la variance est la plus faible. La valeur moyenne de cette fenêtre remplacera celle du pixel central. Ce type de filtrage est utilisé dans le but de préparer l'image à une éventuelle segmentation par région (Figure II-15).

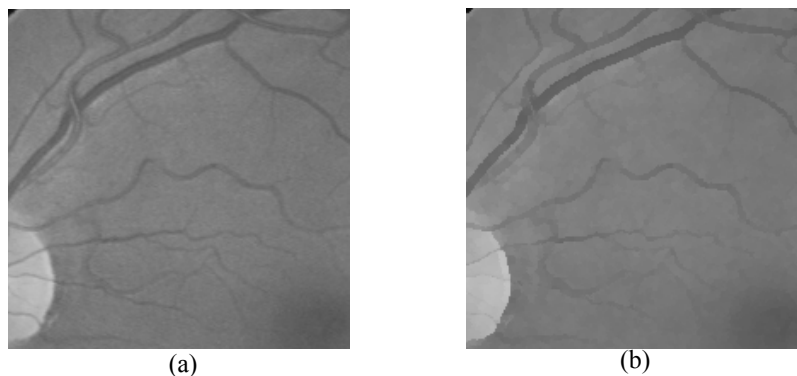


Figure II-15 a) Image initiale b) image filtrée par un filtre de NAGAO.

### II.2.3 Méthodes proposées :

On a vu l'importance d'améliorer la qualité de l'image angiographique rétinienne, en vue d'un traitement ou d'une analyse, pour cela, on va proposer deux techniques d'amélioration d'images, la première pour corriger le défaut de l'illumination : algorithme de McCann par le modèle RETINEX et la deuxième pour supprimer le bruit tout en préservant les contours : filtre choc à base des EDP.

#### II.2.3.1 Correction d'illumination par le modèle RETINEX :

Le modèle RETINEX est fondé sur des expériences psycho-visuelles, il n'a ni de justification scientifique ni de justification mathématique rigoureuse. Avant d'aborder la théorie de RETINEX, il faut revenir un instant sur le fonctionnement du système visuel humain.

Les images projetées sur la rétine sont analysées par différents types de récepteurs :

- Les bâtonnets. D'une grande sensibilité lumineuse, ils procurent une information monochrome.
- Les cônes, moins sensibles, ils sont présents dans la zone centrale de la rétine. Il en existe trois sortes qui apportent une information dépendante de la longueur d'onde de la lumière perçue.

L'information visuelle est alors convertie en signaux électriques se propageant dans le nerf optique [FUN01].

##### II.2.3.1.1 Le principe :

La transformation de base est définie en calculant en chaque point P de l'image le logarithme du quotient entre la couleur de P et une moyenne des couleurs des points situés dans un voisinage de P. On effectue ce calcul pour chacune des trois composantes R, G, et B. Si on note  $I_i(x, y)$  (avec  $i \in \{R, G, B\}$ ) la valeur d'une composante (Rouge, verte ou bleue) de la couleur du point P de coordonnées (x, y), et  $\overline{I}_i(x, y)$  la moyenne des valeurs sur un voisinage de P, le résultat de la transformation pour la composante i s'écrit :

$$R_i(x, y) = \log\left(\frac{I_i(x, y)}{\overline{I}_i(x, y)}\right) \text{ (Eq. II-12)}$$

Le calcul de la moyenne est pondéré par des coefficients calculés de la manière suivante :

$$M(u, v) = K \cdot \exp\left(-\frac{\sigma^2}{u^2 + v^2}\right) \text{ (Eq. II-13)}$$

Où  $u$  et  $v$  indiquent la position du coefficient par rapport au centre du voisinage,  $\sigma$  est un paramètre permettant de régler la taille du voisinage sur lequel est calculé le lissage, et  $K$  est choisi de sorte que la somme des coefficients  $M(u, v)$  soit égale à 1.

Le résultat de cette transformation doit être ramené dans l'intervalle de définitions de l'espace RGB. On utilise pour cela un paramètre de décalage  $O$  et un paramètre de gain  $G$ .

$$R'_j(x, y) = G.R_j(x, y) - O \quad (\text{Eq. II-14})$$

Des approches plus "modernes" apportent une implémentation algorithmique systématique plus précise. On proposera l'algorithme de McCann [FUN00] de par sa simplicité d'implémentation du modèle RETINEX.

### *II.2.3.1.2 L'algorithme de McCann :*

On considère dans cet algorithme [FUN00] que l'image d'entrée est le logarithme de l'image de départ. Le système de voisinage utilisé pour la comparaison des pixels est la 8-connextité.

Il se décompose en plusieurs étapes :

- On commence par le calcul du nombre de niveaux dans la pyramide. On calcule  $n$  de la pyramide en cherchant d'abord le plus grand diviseur commun (pgcd) en puissance de 2 du nombre de lignes et du nombre de colonnes ; c'est-à-dire :

$$PGCD(h \times 2^n, w \times 2^n) = 2^m \quad (\text{Eq. II-15})$$

Puis on prend le logarithme en base 2 du pgcd (étant une puissance de 2) d'où le nombre de niveau est  $m$  avec  $m = \{n, n+1, n+2\}$ .

On initialise ensuite AP à la valeur maximale Max des pixels de l'image.

On calcule l'image de plus basse résolution ( $h*w$  pixels):

- On forme des blocs de pixels de taille  $2^n$ .
- Chaque bloc est transformé en un pixel en moyennant les valeurs des pixels le composant.

Enfin, on applique la méthode de multirésolution pour calculer l'image de sortie. Cette étape étant la plus importante, nous allons la détailler dans le paragraphe suivant.

**La multirésolution :** On part d'une image de niveau de résolution le plus bas pour arriver une image de résolution égale à celle de l'image de départ en procédant de la façon suivante :

## Chapitre II : Techniques d'amélioration et de segmentation d'images.

---

- A chaque niveau de la pyramide, la matrice de radiance est initialisée par les valeurs des pixels de l'image de basse résolution de ce niveau.
- Puis, on procède à la comparaison de la valeur de chaque pixel avec ces voisins  $n$  iterations fois lors de cette étape, on utilise les opérations suivantes :

Le rapport-produit ; on soustrait à la radiance du pixel la radiance du pixel voisin et on lui ajoute le résultat du AP ou encore

$$IP(x', y') = AP(x, y) + RR(x', y') - RR(x, y) \text{ (Eq. II-16).}$$

Sans passer par le logarithme de l'image, l'opération de rapport-produit devient :

$$IP(x', y') = AP(x, y) \cdot \frac{RR(x', y')}{RR(x, y)} \text{ (Eq. II-17).}$$

Le seuillage ; si le résultat précédent IP est supérieur au maximum des valeurs des pixels de l'image de départ alors on donne à IP la valeur du maximum. On le traduit mathématiquement par :

$$\begin{cases} \text{si } IP(x, y) > Max \\ \text{alors } IP(x, y) = Max \end{cases}$$

La moyenne ; le nouveau résultat NP obtenu par comparaison de chaque pixel avec ses voisins est moyennée avec le AP précédent :

$$NP(x, y) = \frac{AP(x, y) + IP(x, y)}{2} \text{ (Eq. II-18)}$$

La moyenne ; le nouveau résultat NP obtenu par comparaison de chaque pixel avec ses voisins est moyenné avec le AP précédent  $NP = (AP + IP)/2$ .

Si  $m$  est égal au plus haut niveau alors on a la nouvelle image par NP.

### Notations

**L** : logarithme de l'image.

**I** : image.

**(x,y)** : pixel .

**(x',y')** : pixel voisins.

**nIterations** : nombre d'itérations pour chaque pixel .

AP : matrice des anciens produits pour chaque pixel.

NP : matrice des nouveaux produits pour chaque pixel.

IP : matrice des produits intermédiaires.

RR : radiance d'entrée.

n : nombre de niveaux de la pyramide.

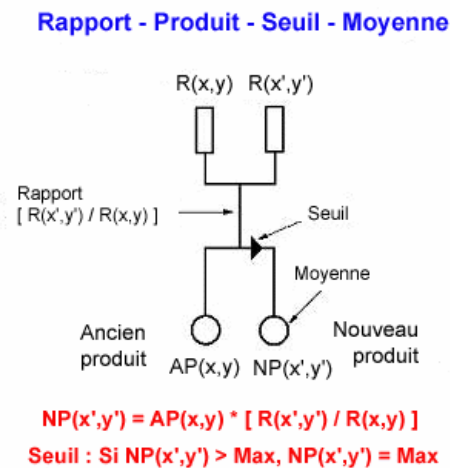


Figure II-16 : Schéma du principe de l'algorithme de MacCann

Pour utiliser cet algorithme, il faut prendre des images de taille  $w * 2^n$  par  $h * 2^n$  où  $w, h$  sont des entiers compris entre 1 et 5 et  $h \leq w$ . Cette condition est essentielle pour utiliser l'algorithme. En effet, le principe de la multirésolution est de donner une suite d'images de l'image de départ, chacune à une résolution qui diffère de la précédente d'un facteur de deux. On choisit  $h$  et  $w$  compris entre 1 et 5, pour avoir l'image de plus basse résolution de taille en pixels  $1*1, 1*2, 1*3, 2*3, 3*4, 3*5, 4*5$  ou  $5*5$ .

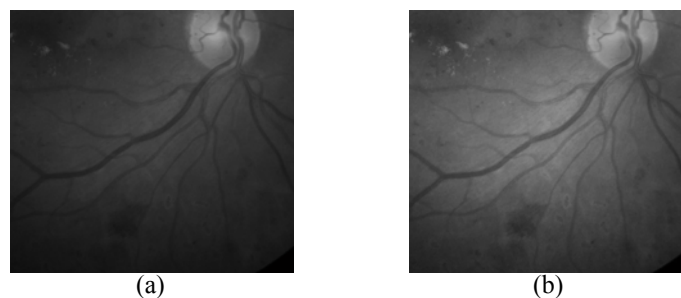


Figure II-17 : a) image rétinienne avec un défaut d'illumination b) correction avec par l'algorithme de MacCann.

On constate une amélioration de la qualité visuelle de l'image obtenue par l'application de l'algorithme de MacCann.



### II.2.3.2 Filtre de choc :

La plupart des techniques de filtrages utilisées fournissent des résultats qui présentent des oscillations près des discontinuités. Pour contourner cette difficulté, les nouvelles approches posent le problème de l'amélioration d'images comme un problème de régularisation avec l'introduction des EDP [RAC96]. L'approche classique utilise une EDP linéaire où l'image améliorée  $u$  peut s'écrire comme produit de convolution de l'image bruitée  $v$  avec un opérateur de lissage  $G : u = G * v$ . Si l'on suppose  $G$  gaussien, l'équation peut alors se mettre sous la forme d'une équation aux dérivées partielles de type parabolique linéaire :

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = u_{xx}(x, y, t) + u_{yy}(x, y, t) \\ u(x, y, t) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (\text{Eq. II-18})$$

Cette EDP permet une diffusion isotrope, ce qui présente des inconvénients notamment au niveau de la qualité visuelle de l'image. Pour contourner cette difficulté, on utilise le modèle de Perona et Malik [PER90] donné par (Eq. II-19) :

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla u(x, y, t)|))\nabla u(x, y, t) \\ u(x, y, t) = u_0(x, y) \end{cases} \quad (\text{Eq. II-19})$$

Où  $\text{div}$  et  $\nabla$  représentent respectivement les opérateurs de divergence et de gradient par rapport aux variables spatiales.

•  $c$  : fonction de seuillage régulière, telle que  $c(0)=1$ ,  $c(x) \geq 0$  et  $c(x)$  tend vers 0 lorsque  $x$  tend vers l'infini, exemples:

$$c_1(|\nabla u|) = \exp\left(-\frac{|\nabla u|}{k}\right)$$

$$c_2(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla u|}{k}\right)^2}$$

L'équation ci-dessus est une EDP non linéaire. Mais ce modèle s'avère inefficace dans les zones où le bruit présente de grosses discontinuités. Pour surmonter ces difficultés d'autres modèles sont présentés. S.Osher et L. Rudin [OSH90] proposent, la notion de filtre de choc, l'utilisation de concepts et de techniques développés dans le cadre des solutions d'EDP hyperboliques non-linéaires pour le traitement d'images.

L'idée est d'inverser le sens du flux au niveau des structures à rehausser afin d'améliorer le contraste. Un moyen de faire cela est d'imposer des niveaux de gris opposés de part et d'autre du contour. Le filtre de choc s'écrit sous la forme suivante :

$$I_t = -|I_x|F(I_{xx}) \quad (\text{Eq. II-20})$$

$$\text{Où } F = \begin{cases} F(0) = 0. \\ F(s).sign(s) \geq 0. \end{cases} \quad (\text{Eq. II-21}).$$

Choisissons  $F(s) = sign(s)$  on obtiendra la formule classique du filtre choc proposé dans [OSH90] :

$$I_t = -sign(I_{xx})|I_x| \quad (\text{Eq. II-22}).$$

Dans le cas 2D l'équation (Eq. II-21) s'écrira sous la forme suivante :

$$I_t = -sign(I_{\eta\eta})|\nabla I| \quad (\text{Eq. II-23}).$$

Où  $\eta$  est la direction du gradient.

Le schéma numérique de l'équation (Eq. II-21) présenté dans [GIL02] est comme suite :

$$I_i^{n+1} = I_i^n - \Delta t |\Delta I_i^n| sign(\Delta^2 I_i^n) \quad (\text{Eq. II-24})$$

Avec :

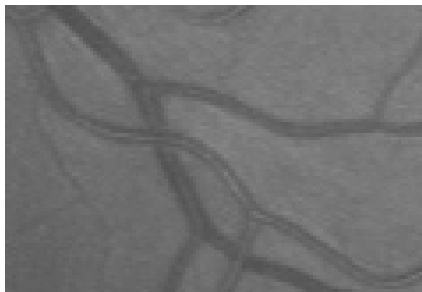
$$\Delta I_i^n = \frac{m(\Delta_+ I_i^n, \Delta_- I_i^n)}{h}$$

$$\Delta^2 I_i^n = \frac{m(\Delta_+ \Delta_- I_i^n)}{h^2}$$

$$m(x, y) = \begin{cases} sign(x) \min(|x|, |y|) & \text{si } xy > 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$\Delta_{\pm} = \pm(I_{i\pm 1} - I_i)$$

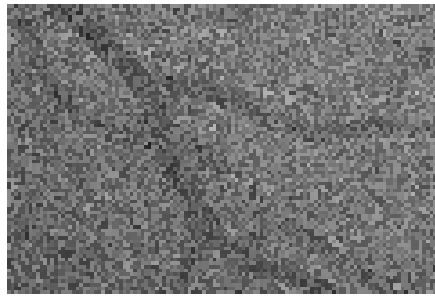
Ce filtre permet, en théorie, de rehausser les contours des images de façon stable et non oscillante ainsi que de reconstruire une image constante par morceaux. L'image de la Figure II-18c est le résultat de l'application du filtre choc sur une base d'image rétinienne.



(a)



(b)



(c)

Figure II-18 a) image originale b) image avec un bruit Gaussien  $\mu = 0$  et  $\sigma = 0,005$  PSNR=22,96 db  
c) image filtrée par un filtre choc [OSH90] avec un PSNR=20,97 db.

On remarque que le filtrage n'a pas donné de bons résultats dans ce type d'image, pour remédier à cet inconvénient, on utilisera un filtre de NAGAO [NAG79] pour qu'il nous fasse apparaître des structures dans l'image bruitée, après cela on utilisera le filtre choc pour mieux faire apparaître les contours de l'image.

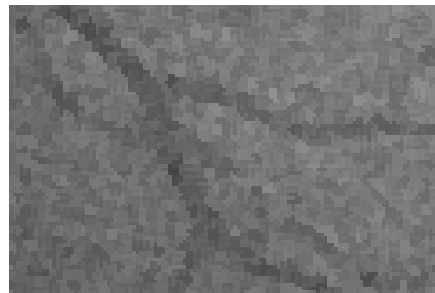


Figure II-19 Image filtrée par le filtre de NAGAO et le filtre de choc, PSNR=28,84 db.

Si le résultat obtenu dans la figure II-19 est utilisé dans une chaîne de segmentation, il sera préférable d'utiliser une segmentation par région, car cette dernière est la mieux adaptée pour ce type d'images.

## II.3 TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGES :

### II.3.1 Segmentation fondée sur une approche contour :

La forme des objets dans une image est souvent indiquée par les variations ou les discontinuités des intensités des attributs telle que la luminance. Les lignes de transition entre des zones différentes par leur éclaircissement ou leur texture définissent ainsi les *contours* des objets dans une image. Nous présenterons de se qui va suivre, les différentes technique utilisées dans la littérature.

### II.3.1.1 Méthodes dérivatives:

Le principe général des méthodes dérivatives consiste à mettre en évidence les zones de transition séparant deux plages de l'image. Soit  $I(x,y)$  une fonction décrivant l'image en un point de coordonnées  $x$  et  $y$ . La localisation de la transition peut se faire par la recherche du maximum local de la valeur absolue de la dérivée première ou par la recherche du passage par zéro de la dérivée seconde de  $I(x,y)$ . En d'autres termes, les méthodes dérivatives utilisent des opérateurs du type différentiel calculant le vecteur gradient sur l'image. Les composantes  $G_x$  et  $G_y$  du vecteur gradient de  $I(x,y)$  s'expriment comme suit :

$$G_x = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \text{ et } G_y = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y}.$$

On définit le module  $G$  et l'argument  $\theta$  du vecteur gradient comme étant:

$$G = \left[ G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \text{ et } \theta = \text{arctg} \left( \frac{G_x(x,y)}{G_y(x,y)} \right) \text{ (Eq. II-25)}.$$

Quand l'image est discrète, les dérivées partielles sont remplacées par des différences et on calcule l'image des gradients en  $x$  et en  $y$  par convolution de l'image originale avec deux noyaux de convolution  $G_x$  et  $G_y$  représentés ci-dessous :

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & 1 \end{pmatrix} \text{ et } G_y = \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

Roberts [BEA88] propose un opérateur calculant le gradient sur une fenêtre 2x2 avec les masques suivants :

$$G_x = \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \text{ et } G_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Cet opérateur gradient est très sensible au bruit et ne peut convenir que pour la détection de forts contrastes du fait de la faible taille du noyau de convolution. Il existe des opérateurs de plus grande taille tels que ceux de Sobel ou de Prewitt. Les expressions de ces opérateurs sont les suivantes:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -C & 0 & C \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } G_y = \begin{bmatrix} 1 & C & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -C & 1 \end{bmatrix}$$

Avec  $C = 2$  pour l'opérateur de Sobel et  $C = 1$  pour l'opérateur de Prewitt.

Quel que soit le masque utilisé, les points de l'image pour lesquels le module est élevé sont considérés comme des points de contour. On remarque que les opérateurs de Sobel et de Prewitt n'utilisent que deux directions (horizontale et verticale). L'opérateur de Kirsh [PRA91] est un opérateur à huit masques correspondant chacun à une direction préférentielle. En combinant un filtre moyenneur et l'opérateur de Prewitt, on peut obtenir un opérateur dénommé MDIF. L'opérateur MDIF a été présenté par J-P. Cocquerez

[COC95]. Le même auteur a également présenté un opérateur dénommé NAGDIF qui est une combinaison d'un dérivateur conditionnel et du filtre de Nagao [NAG79]. On peut aussi effectuer une dérivation du 2<sup>ième</sup> ordre en calculant le Laplacien de chaque point de l'image et en utilisant de la même façon des masques de convolution appropriés:

$$\nabla I(x, y) = L_{xy} = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \quad (\text{Eq. II-26}).$$

Quand l'image est discrète, les dérivées partielles de second ordre sont remplacées par des différences et on calcule l'image du Laplacien en  $x$  et en  $y$  par convolution de l'image originale avec le noyau de convolution représenté ci-dessous :

$$L_{xy} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Les points de contours seront obtenus cette fois-ci en recherchant les passages par zéro du Laplacien, qui correspond au maximum du gradient donc à la zone de transition la plus importante. Le passage par zéro du Laplacien (qui correspond au maximum du gradient) définit un point de *contour*. La figure II-20 présente un exemple de l'utilisation du Laplacien pour la détection du contour des vaisseaux de la rétine. On remarque l'effet du bruit haute fréquence qui se manifeste par la non connexité de certains points de contour.



Figure II-20 : a) Image originale b) Laplacien de l'image originale.

Marr et Hildreth [COC95] proposent un détecteur de contours fondé sur le lissage de l'image originale par une gaussienne de la forme :

$$g(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\pi\sigma^2}\right) \quad (\text{Eq. II-27}).$$

Suivi de la détermination des passages par zéro de l'image filtrée. Huertas et Medoni [COC95] proposent un filtre qui est une décomposition en filtres séparables de l'opérateur Laplacien d'une gaussienne :

$$\nabla g(x, y) = \frac{1}{G_0} \left(2 - \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{\sigma^2}\right) \quad (\text{Eq. II-28}).$$

Où  $G_0$  est un coefficient de normalisation. Par la suite, Canny [MAO96] a amélioré cette approche en proposant un opérateur optimal sous forme d'un filtre à réponse impulsionnelle finie. L'approche de Canny est présentée en monodimensionnel. Elle est fondée sur un modèle de contour en forme de marche d'escalier. Canny définit une fonction échelon d'amplitude  $h_e$ , à quoi il ajoute un bruit blanc gaussien d'écart type  $\sigma_n$ . Les contours sont alors détectés par la convolution d'un signal bruité  $f(x)$  avec une fonction à réponse impulsionnelle anti-symétrique  $h(x)$  dont l'amplitude est nulle en dehors de la fenêtre de convolution  $[-W, W]$ ,  $h(x)$  doit satisfaire les conditions suivantes:

- Pour avoir une bonne détection, le rapport signal sur bruit (**snr**) du gradient  $f(x) \otimes h(x)$  doit être maximal pour obtenir une faible probabilité d'échec dans le marquage des vrais points de contour et une faible probabilité de non marquage des faux points de contour. Le rapport **snr** est défini par :

$$snr = \frac{h_e}{\sigma_n} S(h) \text{ Avec } S(h) = \frac{\int_{-W}^0 h(x) dx}{\int_{-W}^W [h(x)]^2 dx} \text{ (Eq. II-29).}$$

- Les points marqués par l'opérateur doivent être aussi proches que possible du centre du contour. Ainsi, on définit un facteur de localisation des points de contour par :

$$LOC = \frac{h_e}{\sigma_n} L(h) \text{ Avec } L(h) = \frac{h'(0)}{\int_{-W}^W [h'(x)]^2 dx} \text{ (Eq. II-30).}$$

Où  $h'(x)$  est la dérivée de  $h(x)$ .

Il doit y avoir unicité dans la détection des vrais points de contour. Shen et Castan [LIU93] ont adopté la même démarche que Canny. Ils déterminent dans un premier temps, les caractéristiques d'un filtre optimal de lissage. Ensuite, en utilisant les fonctions de transfert de ce filtre, de ses dérivées premières et secondes, ils calculent le gradient et le Laplacien de l'image lissée. Les opérateurs obtenus sont semblables aux opérateurs de Prewitt ou à l'opérateur MDIF.

### II.3.1.2 Modèle surfacique :

Il est possible de considérer l'image des intensités  $I(x,y)$ , comme une surface. Plusieurs approches sont envisageables. Le principe de l'approche proposée par Hueckel [COC95] est de se donner un modèle idéal de transition représentée par un échelon bidimensionnel dans un voisinage circulaire. Le problème est de calculer les paramètres du modèle qui approche au mieux l'image en un point donné, centre d'un domaine circulaire. Afin de minimiser l'écart quadratique entre le modèle et l'image, Hueckel décompose l'échelon bidimensionnel  $I(x,y)$  sur une base de fonctions orthogonales définie dans le domaine de Fourier.

Dans l'approche de Harralick [HAR69], la portion de l'image discrétisée située dans une fenêtre de taille  $N \times N$  centrée au point  $[i, j]$  est approximée par le polygone dont le degré maximum en  $i$  ou  $j$  est  $N-1$ . Dans l'approche, les masques utilisés pour estimer la dérivée première dépendent de la taille du voisinage, de l'ordre de la fonction d'approximation et de sa nature.

### II.3.1.3 Méthodes morphologiques :

#### II.3.1.3.1 Gradient morphologique :

Dans le cas d'une image au niveau de gris, la norme du gradient morphologique est définie comme suit :

$$|\nabla A| = \frac{(Dil_M(A) - Ero_M(A))}{2} \quad (\text{Eq. II-31}).$$

Où  $A$  est l'image initiale,  $Dil_M$  et  $Ero_M$  sont respectivement les opérateurs dilatation et érosion par l'élément structurant  $M$ . Le calcul de la norme du gradient morphologique est sensible au bruit, il ne peut s'appliquer que sur une image lissée. De plus, les contours obtenus après un simple seuillage sont épais, il faut donc les amincir.

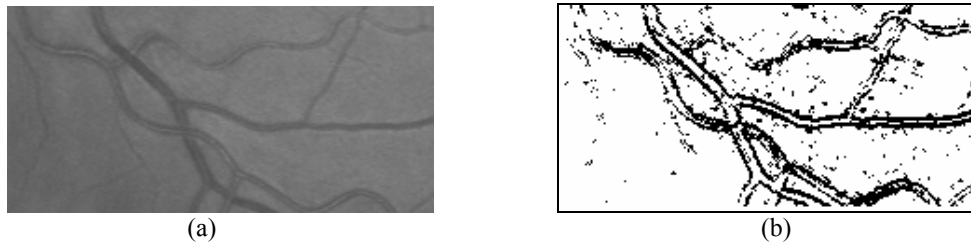


Figure II-21 : a) Image originale b) résultat de l'application du gradient morphologique

La figure b, montre le résultat du gradient morphologique après une binarisation, on remarque les petits points noirs, résultat d'un mauvais seuillage, cette partie ne sera pas traitée dans ce travail, le lecteur peut se référer sur la référence [COC95] pour plus de détails.

### II.3.2 Segmentation fondée sur une approche région :

On appelle région, un ensemble de points connexes vérifiant des propriétés identiques. L'ensemble des régions constitue une partition de l'image. Elle consiste à définir pour une image  $I$ , un prédicat d'uniformité  $P$  pour aboutir à un partitionnement de  $I$  en  $n$  régions  $\{R_1, R_2 \dots, R_n\}$  tel que :

- 1-  $R_i$  est connexe  $\forall i \in [1, n]$ .
- 2-  $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$  et  $R_i \cap R_j = \emptyset \quad \forall i \neq j \in [1, n]$ .
- 3-  $P(R_i) \quad \text{VRAI} \quad \forall i \in [1, n]$ .
- 4-  $P(R_i \cup R_j) \quad \text{FAUX}$  pour  $i \neq j$  et  $R_i$  et  $R_j$  adjacents.

Le prédicat est un mode de contrôle défini *a priori*. Il peut être de nature géométrique (région rectangulaire, région convexe, ..), de nature radiométrique (région homogène) ou une combinaison des deux.

La *propriété 1* définit la topologie d'une *région* : chaque *région* est composée de points contigus. La *propriété 2* impose à la régionalisation d'être complète : chaque pixel doit appartenir de façon unique à une *région*. La *propriété 3* tient compte d'un prédicat d'uniformité qui détermine effectivement la segmentation et la *propriété 4* exprime le fait qu'en aucun cas deux *régions* adjacentes ne peuvent fusionner selon le prédicat d'uniformité P. Il n'existe pas une méthode unique de segmentation des images par approche région. Le choix d'une technique est lié à la nature de l'image du moins à la description que l'on en fait.

### II.3.2.1 Méthodes de classification :

Classifier consiste à regrouper des objets en catégories les plus homogènes possibles. On nomme généralement ces catégories des classes. Les éléments constitutifs des classes s'appellent des individus ou échantillons. Toute opération de classification commence par une phase très importante d'extraction des caractéristiques les plus pertinentes pour distinguer les éléments entre eux. Suivant que l'on utilise un scalaire ou un vecteur comme attribut pour caractériser l'ensemble des échantillons à classifier, on distingue les méthodes **monodimensionnelles** et les méthodes **multidimensionnelles**.

Les méthodes monodimensionnelles reposent sur l'exploitation de la distribution (histogramme) des niveaux de gris. Elles identifient les seuils qui séparent les classes et procèdent à l'extraction des composants connexes de chaque classe. Parmi les précurseurs de la segmentation d'images par classification, on peut citer Haralick et Kelly [HAR69]. Il est souvent nécessaire de définir un vecteur attribut pour chaque pixel pour pouvoir séparer les différentes classes d'objets les uns des autres lorsque l'attribut utilisé est un scalaire [JAH95].

Dans les méthodes par classification multidimensionnelle, un pixel est représenté par un vecteur attribut  $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ . Une partition optimale du nuage de points en plusieurs classes est recherchée.

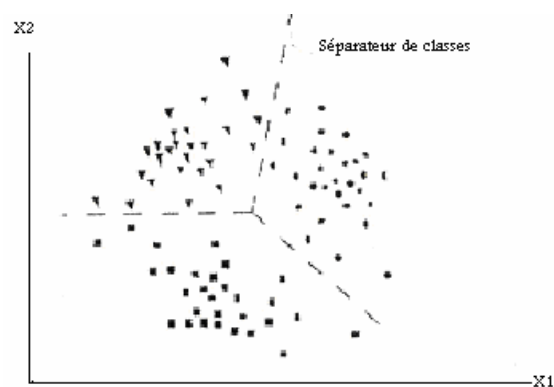


Figure II-22 : Illustration de la classification de trois classes.



La Figure II-22 présente une illustration de classification utilisant un vecteur attribut à deux composantes,  $x_1$  et  $x_2$ . Le résultat de la classification est une image où chaque pixel porte l'étiquette d'une classe. La séparation entre classes se fait sur un calcul de distance entre centres de classes dans l'espace des attributs. L'histogramme en niveau de gris peut révéler le nombre de classes ainsi que les centres de ces classes.

### II.3.2.2 Les méthodes structurales :

Nous présenterons dans cette partie les méthodes d'agrégation de points et les méthodes de regroupement itératif d'ensemble de points. Dans les méthodes d'agrégations de points, la segmentation est un processus ascendant qui fait intervenir initialement un niveau simple de représentation, pouvant aller jusqu'au niveau élémentaire du pixel. Dans les méthodes de regroupement itératif d'ensembles de points le processus démarre à un niveau plus élevé pouvant atteindre l'image entière.

#### II.3.2.2.1 Méthodes d'agrégation de points :

La méthode par agrégation de points procède par regroupement de pixels voisins suivant un critère d'uniformité. L'idée de base est de réunir deux pixels si leur différence de niveau de gris est assez faible. A chaque pixel est associé un vecteur attribut définissant le critère d'uniformité. Plusieurs variantes d'algorithmes ont été proposées selon les modifications qui ont été apportées au niveau des composantes du vecteur attribut. Horaud et Monga [HOR93] ont fait une revue de la question. Les limitations de ce type d'approche (par agrégation de points) sont liées au fait que les entités que l'on regroupe (les pixels) véhiculent peu d'information. Le problème principal que posent les différents algorithmes de segmentation par point est la corrélation des composantes du vecteur attribut. En effet ces méthodes consistent à déterminer des noyaux et ensuite à agréger itérativement des points à ces noyaux. Les seules informations dont on dispose pour décider d'un regroupement sont les caractéristiques du noyau et la luminance du point.

#### II.3.2.2.2 Regroupement itératif d'ensembles de points :

Il y a deux approches du regroupement itératif d'ensembles de points : la fusion et la division/fusion des *régions*. Muerle et Alen [COC95] ont été les premiers à suggérer l'utilisation des caractéristiques spatiales des images pour fusionner les *régions* en vue de leur partitionnement en se basant sur le test de Kolmogorov-Smirnov. Ils ont été suivis par un algorithme de fusion de *régions* fondé sur un critère de similarité des distributions de niveaux de gris de deux *régions* adjacentes. Les couples de *régions* sont regroupés séquentiellement lorsqu'une fraction significative de la frontière entre les deux régions possède un contraste faible. Horowitz et Pavlidis [HOR74] ont été les premiers à proposer un algorithme de division et de fusion plus connues sous le terme "Split-and-Merge algorithm". La structure de données la plus utilisée par la mise en oeuvre de ces algorithmes est celle du "quadtree".

Le principe des quadtree est celui de la décomposition récursive de l'espace, considérons la figure II-23a.

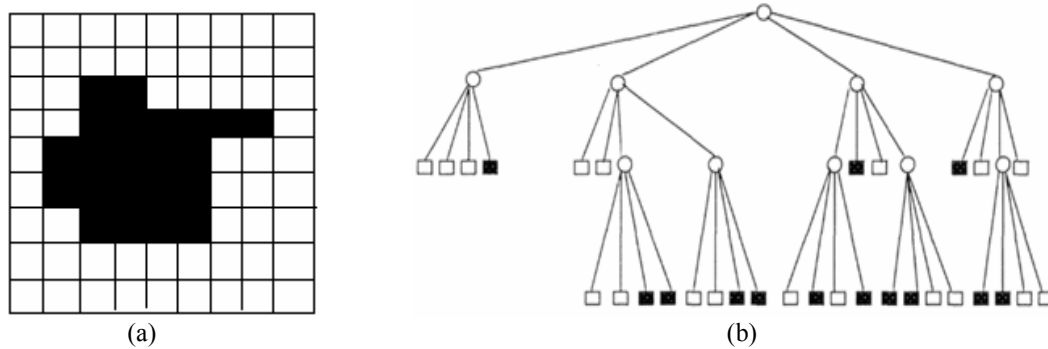


Figure II-23 : a) Objet à segmenter b) résultat d'une décomposition par le quadtree.

Dans un premier temps, toute l'image est décomposée en quatre quadrants de tailles égales. Un quadrant est subdivisé en quatre sous-quadrants lorsqu'il ne contient pas une région uniforme c'est-à-dire lorsqu'il ne couvre pas entièrement l'objet ou le fond. La décomposition s'arrête lorsque tous les quadrants sont uniformes ou ne contiennent qu'un seul pixel. Cette décomposition récursive peut être représentée par un arbre tel que le montre la figure II-23b.

La racine de l'arbre représente l'image entière et c'est par elle que démarre la décomposition. Elle est reliée à quatre noeuds fils qui représentent de gauche à droite les quadrants NO, NE, SO et SE. Les quadrants qui n'ont plus besoin de subdivision sont représentés par les feuilles. Les feuilles sont noires lorsqu'elles représentent l'objet et blanches lorsqu'elles représentent le fond de l'image. Les noeuds qui ne sont pas des feuilles nécessitent d'autres subdivisions. Lorsque la division est terminée, on reprend de façon également récursive la fusion par couple de régions adjacentes lorsque leur union vérifie le prédicat d'uniformité

Beaucoup d'autres algorithmes de regroupement itératif d'ensemble de points ont été développés. L'un d'entre eux est la représentation de données de l'image par un **diagramme de Voronoï**. L'ensemble de tous les points plus proches d'un site donne que tous les autres sites d'un ensemble sont une structure géométrique importante appelée le polygone de Voronoï (PV) de ce site. L'union de tous les PV d'un nuage de sites est appelée le diagramme de Voronoï (DV) de cet ensemble [COC95]. Le PV d'une région est constitué des médiatrices des segments reliant la région aux régions qui lui sont les plus proches dans l'image.

### II.3.3 Méthodes proposées :

L'algorithme que nous avons adopté, est basé sur l'étude de [THI03]. La segmentation de l'arbre vasculaire, se décompose en deux étapes : la première est l'application d'un filtrage de mise en correspondance (Matching Filter) utilisé par Chaudhuri [CHA89] utilisant un profil du segment vasculaire approximé à une gaussienne, suivie d'un seuillage par entropie locale [PAL89]. Nous détaillerons dans la partie suivante les différentes parties de l'algorithme.



La probabilité de la co-occurrence  $p_{ij}$  des niveaux de gris  $i$  et  $j$  peut s'écrire sous la forme suivante :

$$p_{ij} = \frac{t_{ij}}{\sum_i \sum_j t_{ij}} \quad (\text{Eq. II-34}).$$

Si  $s$ ,  $0 \leq s \leq L-1$  est le seuil, donc la matrice  $t_{ij}$  peut être partitionnée en quatre quadrants (A, B, C et D) :

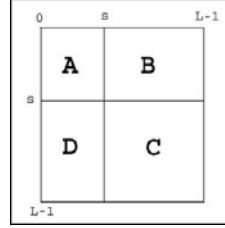


Figure II-25 : Les quadrants de la matrice de co-occurrence.

On définit les quantités suivantes [PAL89]:

$$P_A = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^s p_{ij} \quad (\text{Eq. II-35}).$$

$$P_C = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} p_{ij} \quad (\text{Eq. II-36}).$$

Normalisant les probabilités de chaque quadrant de sorte que la somme des probabilités de chaque quadrant sont égales à 1. Nous obtenons les probabilités pour chaque quadrant :

$$P_{ij}^A = \frac{p_{ij}}{P_A} = \frac{t_{ij}}{\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^s t_{ij}} \quad \text{avec} \quad 0 \leq i \leq s \quad \text{et} \quad 0 \leq j \leq s \quad (\text{Eq. II-37}).$$

$$P_{ij}^C = \frac{p_{ij}}{P_C} = \frac{t_{ij}}{\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} t_{ij}} \quad \text{avec} \quad s+1 \leq i \leq L-1 \quad \text{et} \quad s+1 \leq j \leq L-1 \quad (\text{Eq. II-38}).$$

L'entropie de second d'ordre de l'objet peut être écrite sous la forme :

$$H_A^{(2)}(s) = -\frac{1}{2} \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^s P_{ij}^A \log_2 P_{ij}^A \quad (\text{Eq. II-39}).$$

Par analogie l'entropie de second d'ordre du fond de l'image peut être écrite sous la forme suivante :

$$H_C^{(2)}(s) = -\frac{1}{2} \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=s+1}^{L-1} P_{ij}^C \log_2 P_{ij}^C \quad (\text{Eq. II-40}).$$

Finalement, l'entropie locale de second d'ordre de l'image (objet et fond) est :

$$H_T^{(2)}(s) = H_A^{(2)}(s) + H_C^{(2)}(s) \quad (\text{Eq. II-41}).$$

Le niveau de gris correspondant au maximum de  $H_T^{(2)}(s)$  donnera le seuil optimal.

La figure ci-dessous est le résultat de l'application de l'algorithme proposé par [THI03]

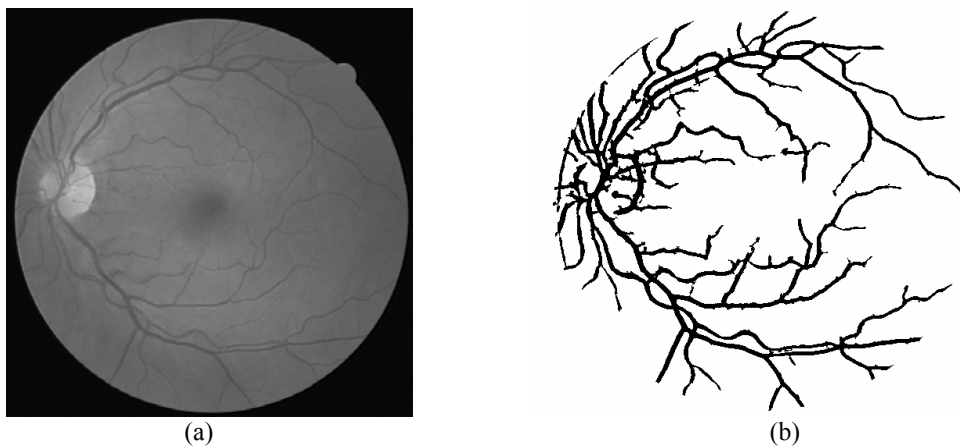


Figure II-25 : a) Image originale, b) résultat de l'application de l'algorithme proposé [THI03].

### II.3.3.3 Level Set (snake):

Les contours actifs sont une méthode relevant de l'analyse d'image qui permet l'extraction de primitives sous contraintes. Il s'agit d'objets de nature mathématique auxquels est conféré un comportement mécanique réalisé par la minimisation d'une énergie potentielle calculée à partir de l'image [KAS88][CAS93][GOM00]. La conversion en énergie cinétique amène le contour à converger vers les structures d'intérêt. Cette méthode a pour avantage, entre autre, de contrôler la forme de la solution, qui peut être contrainte à être fermée par la représentation de contour adoptée.

#### II.3.3.3.1 Principe:

Le principe du Level Set repose sur la notion de modèle géométrique des contours actifs, Cette méthode met en oeuvre une courbe se déformant dans le temps et l'espace pour atteindre les frontières d'un objet à détecter dans une image  $I(x,y)$ . La courbe se déforme : selon sa normale et à une vitesse proportionnelle à sa courbure.

**II.3.3.2 Courbe se déformant perpendiculairement à sa normale :**

En notant  $C$  la courbe,  $\vec{N}$  la normale intérieure à la courbe,  $F$  un terme de vitesse dépendant de la courbure  $k$ , l'équation d'évolution est de la forme :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \vec{N} \quad (\text{Eq. II-42}).$$

Pour faire converger la courbe vers les frontières d'objets, la vitesse dépend également d'une fonction  $g$  qui permettra l'arrêt sur ces frontières.  $g$  est une fonction décroissante du gradient de l'image tendant vers 0 en l'infini et est souvent définie ainsi:

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla \hat{I}|^p} \quad (\text{Eq. II-43}).$$

$\hat{I}$  étant l'image régularisée par un opérateur gaussien et  $p = 1$  ou  $2$ .

D'autre part, on introduit une constante positive  $v$ , chargé de forcer l'évolution du contour vers les frontières de l'objet. On peut alors écrire :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)(v + k)\vec{N} \quad (\text{Eq. II-44}).$$

Interprétons cette équation :

- $\frac{\partial C}{\partial t} = F \vec{N}$  est l'équation de la chaleur, connue pour ses propriétés géométriques lissantes. En effet, imaginons que la courbe ci-dessous se déforme selon cette équation. Les flèches représentent la force  $F \vec{N}$  en différents points de la courbe (courbure positive (resp. négative) aux points des flèches rentrantes (resp. sortantes)).

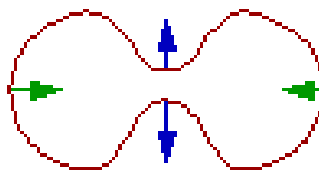


Figure II-26 : Courbe se déformant selon sa courbure.

- $k \vec{N}$  est une vitesse constante qui agit comme une "force ballon". Elle pousse la courbe vers l'intérieur ou vers l'extérieur avec la même force en chaque point du contour, et permet à une courbe initialement convexe de devenir non-convexe et de détecter ainsi des objets non convexes. Cela est nécessaire car selon l'équation de la chaleur, une courbe convexe ne peut que rester convexe.

•  $g(I)$  représente une "fonction d'arrêt" dépendant du contenu de l'image et permet d'arrêter l'évolution de la courbe quand celle-ci arrive sur les frontières de l'objet à détecter.

En résumé, la "force" ( $v + k$ ) agit comme la force interne dans le modèle classique du snake, le terme de courbure ayant une fonction lissante, et  $g(I)$  comme la force externe.

### II.3.3.3 Représentation en courbe de niveaux :

Ici, le front 2D à propager  $C(t)$  est considéré comme le niveau  $\psi = 0$  d'une fonction 3D  $\psi$ . L'idée de ces courbes de niveaux (Level Set) de [OSH88] est alors de déduire la propagation de  $C(t)$  à partir de la propagation de  $\psi$ . La courbe  $C(t)$  peut alors changer de topologie sans problème de paramétrisation contrairement aux cas des contours actifs classiques.

En effet, dans le cas des snakes, la courbe à l'instant  $t+1$  se déduit de la courbe à l'instant  $t$  et cela implique donc une paramétrisation intrinsèque à la courbe. Dans la technique des courbes de niveaux,  $C$  est l'intersection de  $\psi(t)$  avec le plan défini par  $\psi = 0$ , la forme de cette intersection pouvant être quelconque.

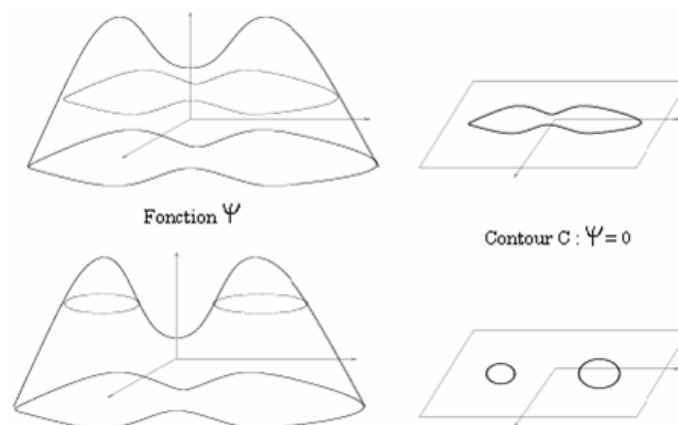


Figure II-27 : Contour et représentation en courbe de niveaux [CAS97].

Il peut être utile de préciser que dans le cas de la propagation d'un contour,  $\psi$  prend ses valeurs dans  $\mathbb{R}^2$  et à ses valeurs dans  $\mathbb{R}$  et peut donc être représentée en 3 dimensions. Dans le cas de la propagation d'une surface,  $\psi$  est définie ainsi :  $\mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ .

La fonction  $\psi$  est initialement la distance signée au contour  $C$ . Elle est ainsi définie ainsi : soit  $x$ , point de  $\mathbb{R}^2$ , appartenant au plan de  $C$ , donc  $\psi$  est :

$$\psi(x, t = 0) = \pm d(x, C(t = 0)) \quad (\text{Eq. II-45}).$$

Avec  $-$  (resp.  $+$ ) si  $x$  est à l'intérieur (resp. l'extérieur) de  $C(t)$ .

Le front  $C(t)$  est récupéré par la détection de la courbe de niveau zéro de  $\psi$ . Sachant que, quelle que soit la fonction  $F$ , si  $C(t)$  évolue selon :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \vec{N}, \text{ alors } \frac{\partial \psi}{\partial t} = F |\nabla \psi| \quad (\text{Eq. II-46}).$$

On peut déduire donc que :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I)(v + k) |\nabla \psi| \quad (\text{Eq. II-47}).$$

D'autre part, la courbure  $k$  s'écrit

$$k = \text{div} \left( \frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|} \right) \quad (\text{Eq. II-48}).$$

Il vient alors :

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I) |\nabla \psi| \text{div} \left( \frac{\nabla \psi}{|\nabla \psi|} \right) + v g(I) |\nabla \psi| \quad (\text{Eq. II-49}).$$

Cette équation permet une bonne mise en oeuvre des contours déformables. En effet, les changements de topologie sont gérés automatiquement. Ainsi, si l'image contient plusieurs objets, le contour se scinde au cours de son évolution pour englober chaque objet séparément. Le contour peut également se déformer pour s'ajuster à des formes complexes (avec des excroissances par exemple). Un autre point positif est que cette méthode ne dépend pas de l'initialisation.



## CONCLUSION :

Le traitement numérique d'images comprend un ensemble d'opérateurs ou de techniques dont l'utilisation dépend de l'application visée. L'utilisation d'opérateurs d'amélioration d'images dépend des caractéristiques des images à améliorer. Il est possible d'améliorer le contraste des images angiographiques rétiniennes, ainsi que leurs qualités visuelles, en augmentant le PSNR.

Les caractéristiques des images angiographiques rétiniennes sont trop variables en fonction des patients et des conditions d'acquisition.

La segmentation d'images regroupe les techniques d'analyse d'images qui permettent l'extraction des éléments caractéristiques d'une image. La décomposition de l'image en informations utiles, permettra au médecin de mieux visualiser l'image, ce qui donnera un meilleur diagnostic.

Les différentes techniques d'amélioration et de segmentation utilisées dans ce chapitre, auront pour objectif la préparation de l'image du patient afin d'extraire ou de quantifier les différentes paramètres de quantifications existantes.

## **Chapitre III :**

**Quantification de paramètres physiologiques par analyse d'images angiographiques.**

## III.1 ANALYSE ET RECONNAISSANCE DES FORMES DES VAISSEAUX DE LA RETINE :

Le principe adopté pour l'analyse et la reconnaissance des formes des vaisseaux de la rétine repose sur trois composantes principales :

1. L'extraction de l'arbre vasculaire.
2. L'extraction des paramètres des formes des segments.
3. La reconstruction de l'arbre vasculaire de la rétine.

Nous allons détailler les trois composantes citées ci-dessus.

### III.1.1 Extraction de l'arbre vasculaire :

Nous avons vu dans le paragraphe § II.3.3 la méthode adoptée pour la segmentation de l'arbre vasculaire qui se décompose en deux parties : la première consiste à utiliser un filtrage par mise en correspondance [voir §II.3.3.1], dont l'objectif est la détection des vaisseaux en utilisant une approximation du profil d'un segment à une fonction gaussienne, après l'étape de convolution de l'image angiographique rétinienne par plusieurs noyaux qui assurent les différentes orientations possible, le résultat obtenu sera injecté dans un algorithme de seuillage par entropie locale [voir §II.3.3.2] pour la phase de binarisation de l'arbre vasculaire. A la fin de cette étape une squelettisation de l'arbre vasculaire est imposée afin de procéder à une phase d'extraction des paramètres de formes des segments (la fonction squelette du Matlab).

### III.1.2 L'extraction des paramètres de formes des segments :

Il existe dans l'analyse des formes des segments de la rétine plusieurs formes, dans notre travail en se base sur les paramètres suivants : les point de bifurcation, le diamètre et l'excentricité d'un segment.

#### III.1.2.1 La détection des points de bifurcation :

En angiographie rétinienne en fluorescence, la détection des points de bifurcation est d'une grande importance dans le diagnostic des pathologies vasculaires .En effet, ces points sont des points de référence [ASS99] dans la rétine, ceci explique leur utilisation dans des méthodes de recalage [KON93] en angiographie rétinienne.

Par définition, un point de bifurcation (Figure III-1) est un point d'intersection, sur l'image, d'au moins trois branches vasculaires.

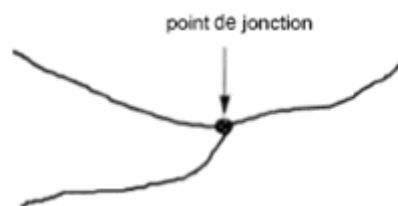


Figure III-1 : Illustration de point de bifurcation.

Koné [KON93] utilise des fenêtres concentriques de convolution ( $F_0, F_1, F_2, \dots, F_n$ ) comme le montre la figure III-5.

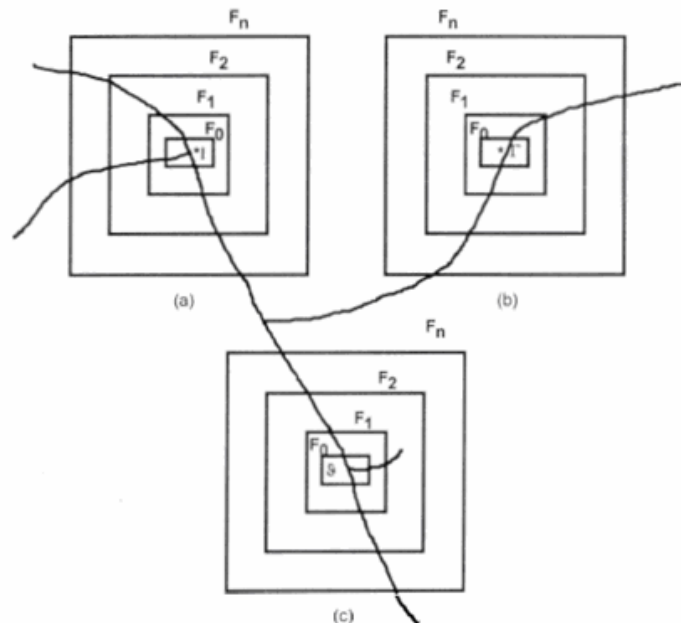


Figure III-2 : Illustration du principe de détection des points de bifurcation par l'algorithme de Koné [KON93]

- a) I est un point de bifurcation ayant pour longueur de branche la demi-longueur de la fenêtre  $F_n$ .
- b) :  $\Gamma$  n'est pas un point de bifurcation.
- c):  $Q$  est un point de bifurcation ayant pour longueur de branche la demi-longueur de la fenêtre  $F_1$ .

Sur chaque point P de l'arbre vasculaire, on centre les fenêtres de convolution ( $F_0, F_1, F_2, \dots, F_n$ ) et de manière répétitive, on dénombre les branches sur le périmètre des fenêtres.

Si sur le périmètre de la fenêtre  $F_0$ , on dénombre au moins 3 branches vasculaires (trois points d'intersection entre l'arbre vasculaire et la fenêtre), on passe à la fenêtre  $F_1$ . Si sur le périmètre de la fenêtre  $F_1$ , on dénombre au moins 3 branches vasculaires, on passe à la fenêtre  $F_2$  et ainsi de suite.

L'itération s'arrête si on atteint la fenêtre  $F_n$ , comme le montre la figure III-2a ou si on ne peut dénombrer que 3 branches vasculaires sur le périmètre des fenêtres intermédiaires comme le montre la figure III-2c. Les points pour lesquels on dénombre moins de trois branches sur le périmètre de la fenêtre  $F_0$ , ne sont pas des points de jonction comme le montre la figure III-2b.

### III.1.2.2 Calcul du diamètre d'un segment :

Dans la mesure du diamètre des segments du vaisseau, deux catégories de méthodes sont utilisées : les méthodes densitométriques et les méthodes géométriques. Dans les méthodes densitométriques, l'aire de la section est considérée comme proportionnelle à l'intégrale du profil de densité pondérée par le coefficient d'atténuation [SAN85] [SAN87].

Dans les méthodes géométriques, l'aire est calculée par reconstruction 3D de l'ensemble des sections constituant le segment d'intérêt à partir des contours détectés [SON93] [YAN94].

Dans les méthodes densitométriques, l'évaluation d'un petit changement dans le diamètre d'un vaisseau peut être obtenue par le calcul de la différence  $D_i - D_f$  avec  $D_i$  le diamètre initial et  $D_f$  le diamètre final en un point du vaisseau. Dans l'étude faite par Sandor et Spears [SPE83], les points d'inflexion  $d_1$  et  $d_2$  sur le profil d'exploration des vaisseaux en coronarographie ont été utilisés pour déterminer la distance horizontale qui les sépare. Cette distance a été considérée comme le diamètre du vaisseau. La figure III-19 montre le principe.

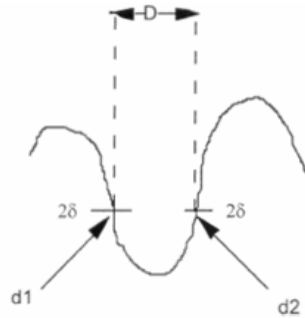


Figure III-3 : Profil du diamètre vaisseau.

En faisant une étude statistique de la mesure du diamètre en un point d'un vaisseau sur plusieurs images [SPE83], les auteurs ont déterminé l'écart-type  $\delta$  de la mesure et l'ont considéré comme une mesure de précision. Mais la méthode a conduit à une sous-estimation de la valeur des diamètres [ASS99].

Dans une autre étude, la méthode de mesure du diamètre proposé par Sandor, d'Adamo et al. [SAN87] consiste à détecter le contour des vaisseaux, à déterminer la ligne centrale d'un segment et à compter le nombre de pixels entre la ligne centrale et les points de contour situés sur une droite perpendiculaire à chaque ligne centrale.

Le principe de détermination de la ligne centrale consiste à calculer les coordonnées  $\bar{x}$  et  $\bar{y}$  du centroïde en différents points. On a :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad \text{et} \quad \bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$$

Afin de déterminer la ligne perpendiculaire à la ligne centrale, il faudra s'assurer de la linéarité de cette ligne centrale sur au moins 5 points consécutifs de centroïde. Le problème est que l'écart-type des coordonnées d'un centroïde est de l'ordre de 0,2 pixels pour  $\bar{x}$  et 0,5 pixels pour  $\bar{y}$ . Ainsi, les auteurs ont dû se résoudre à utiliser des techniques statistiques pour obtenir des valeurs approximatives des diamètres.

Une deuxième méthode de calcul du diamètre des vaisseaux consiste à définir deux fenêtres de taille 1x10 et 10x1 pour la détection du diamètre des vaisseaux horizontaux et verticaux [MAR93].

### III.1.2.3 Excentricité des vaisseaux :

En observant les segments de vaisseaux dans une image d'angiographie rétinienne, on remarque qu'ils partent des points de jonction en s'orientant dans des directions privilégiées.

L'orientation d'un objet dans une image est une propriété importante qui permet de décrire l'objet avec des attributs plus élaborés. L'orientation est, par exemple, un attribut clef dans l'analyse des mouvements.

A partir de ce constat, nous avons pris comme hypothèse de travail l'orientation des segments de vaisseaux pourra nous permettre de procéder à une analyse spatiotemporelle de leur forme. En tenant compte du nombre relativement important de segments de vaisseaux (en moyenne 500 par image 512x512 de la rétine périphérique) à analyser, il est apparu nécessaire de définir un attribut plus discriminant à partir du vecteur d'orientation.

La méthode la plus utilisée en mécanique classique pour définir le vecteur d'orientation d'un objet est la méthode des tenseurs [ASS99]. Le passage de la théorie de la mécanique classique à la notion de vecteur d'orientation dans une image 2D se fera par la théorie des moments.

L'excentricité d'un objet est le rapport, constant, des distances d'un point quelconque de l'objet à une droite fixe (directrice) et à un point fixe (foyer).

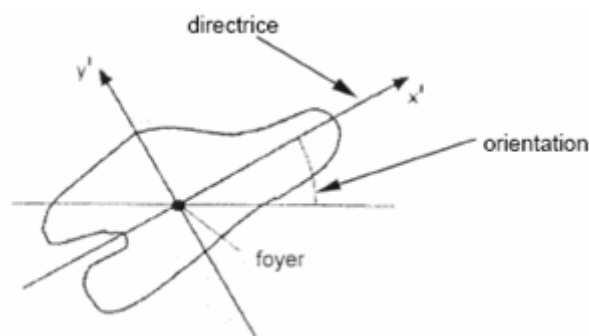


Figure III-4 : Illustration du principe de l'excentricité.

L'orientation d'un objet est définie comme l'angle entre l'axe des x et l'axe autour duquel l'objet subit une rotation avec une inertie minimale ( $X'$  ou  $Y'$ ). L'objet est allongé dans cette direction (dans notre cas  $X'$ ) comme le montre la figure.

#### III.1.2.4 La tortuosité :

Dans une image angiographique rétinienne, les vaisseaux prennent une forme droite ou une courbe. Dans certaines maladies (ex : rétinopathie diabétique) les vaisseaux deviennent tortueux, dilatés et embauchent un sentier serpentin [DAV07].

La tortuosité peut être locale, en se produisant seulement dans une petite région ou globale impliquant l'arbre vasculaire rétinien en entier.

En utilisant l'intégral curviligne d'un vaisseau, et en détectant le nombre de points d'inflexion tout au long du vaisseau, on pourra quantifier la tortuosité [ASS99].

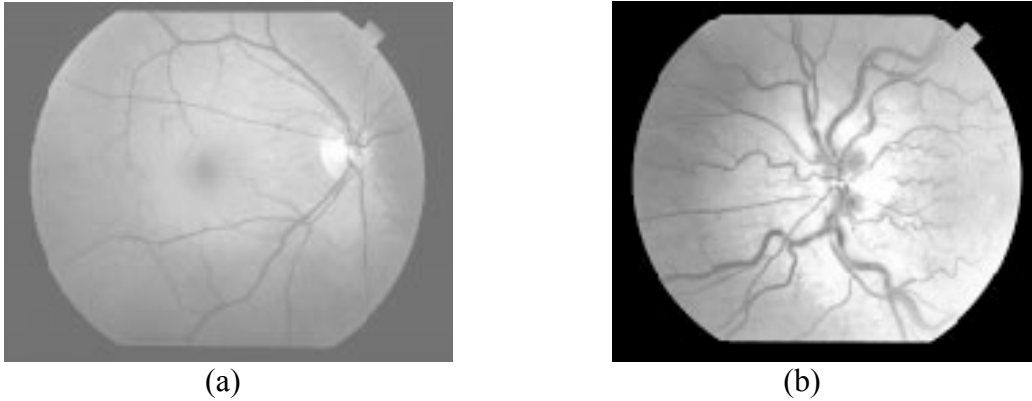


Figure III-5 a) Rétine saine, b) rétine qui présente des vaisseaux tortueux.

### III.1.3 La reconstruction de l'arbre vasculaire rétinien :

La méthode de reconstruction de l'arbre vasculaire [ASS99] rétinien repose sur les informations issues de l'extraction de l'arbre vasculaire et l'extraction des paramètres de formes pour distinguer les artères et les veines du reste de la structure vasculaire rétinienne.

Dans cette étape on procède à une phase d'étiquetage des segments de vaisseaux (diamètre, excentricité, tortuosité et points de bifurcation), pour permettre aux médecins de mieux diagnostiquer les différentes pathologies.

Dans le paragraphe suivant nous allons présenter les différentes techniques adoptées et développées dans notre travail et qui ont pour but d'analyser les formes des vaisseaux rétiniens.

### III.1.4 Méthodes proposées :

L'étape de l'extraction de l'arbre vasculaire a été traitée au paragraphe § II.3.3, après cela, une étape d'extraction des paramètres des formes des segments s'impose. Nous allons présenter les méthodes adoptées et développées dans cette partie.

#### III.1.4.1 Algorithme de détection des points de bifurcation :

On propose l'algorithme utilisé par Assogba [ASS99] pour la détection des points de bifurcation, il se présente de la façon suivante :

##### Données

*quadi*, l'image des lignes centrales d'un arbre vasculaire.  
*quado*, l'image de la fonction Détection-point-bifurcation.

##### Variables

*P*, pixels.

*F1*, pixels entourant *P* dans un voisinage 8 connexe.

*F2*, pixel entourant *P* et adjacent à *F1* dans le sens des directions de Freeman.

*Nbre\_segments*, nombre de segments entourant un point de bifurcation.

*cmpt*, nombre de points allumés autour de *P* dans un voisinage 8 connexe.

*Nbre\_jcts*, nombre de points de bifurcation détectés dans *quadi*.

#### Initialisation

*Nbre\_jcts*  $\leftarrow$  0

#### Boucle Principale

POUR chaque point P allumé de *quadi*

*cmpt*  $\leftarrow$  0

Pour tout point *F1*

SI *F1* est allumé

*cmpt* = *cmpt* + 1

FINSI

FINPOUR

SI *cmpt* > 2

FAIRE

SI un point *F1* est allumé et un point *F2* est allumé

*cmpt* = *cmpt* - 1

FINSI

SI *cmpt* > 2

*Nbre\_segments*  $\leftarrow$  *cmpt*

*Nbre\_jcts*  $\leftarrow$  *Nbre\_jcts* + 1

FINSI

FINFAIRE

FINSI

FINPOUR

La figure III-6 illustre l'application de l'algorithme de détection des points de bifurcation dans [ASS99] :



Figure III-6 : Résultat de la détection des points de bifurcation

Il est important de noter que dans la phase de détection des points de bifurcation, il n'y a pas la notion d'unicité.

#### III.1.4.2 Algorithme calcul du diamètre d'un segment [ASS99] :

L'algorithme de calcul du diamètre se présente de la manière suivante :

#### Données

*quadi*, l'image de la structure vasculaire segmentée avec discrimination des lignes centrales et des points de bifurcation.



quado, l'image de la fonction détermination des diamètres.

### Variables

$P$ , pixel de la ligne centrale différent d'un point de jonction.

$d_1, d_2, d_3, d_4$ , directions d'un pixel  $P$  sur une fenêtre de taille  $9 \times 9$ .

$q$ , pixel du segment n'appartenant pas à la ligne centrale.

$q_1, q_2, q_3, q_4$ , somme des  $q$  dans les directions  $d_1, d_2, d_3, d_4$ .

$S$ , maximum des  $d_i$

$d_{ortho}$ , direction orthogonale à une direction  $d_i$

$q_{ortho}$ , valeur de  $q$  dans la direction  $d_{ortho}$

$diam$ , valeur du diamètre en un point  $P$ .

### Initialisation

$d_1 \leftarrow 0; d_2 \leftarrow 0; d_3 \leftarrow 0; d_4 \leftarrow 0;$

$q_1 \leftarrow 0; q_2 \leftarrow 0; q_3 \leftarrow 0; q_4 \leftarrow 0;$

### Boucle principale

FAIRE

Pour tout  $P$  candidat, sommer les  $P$  allumés dans les directions  $d_1, d_2, d_3, d_4$ .

$S = \text{Max} \{ d_i \}$

$d_{ortho} = (S+1) \% 4 + 1$

$diam = q_{ortho}$

FINPOUR

$diam = diam + 1$

FINFAIRE

La figure III-7 est l'illustration de l'application de l'algorithme de calcul du diamètre [ASS99]:



Figure III-7 : Résultat de la détection des points de bifurcation

Le diamètre moyen du segment de la figure III-7b est 6,54 pixels.

### III.1.4.3 Algorithme de calcul de l'excentricité :

L'algorithme proposé est celui de [ASS99] :

segment : segment de vaisseau .

$(x1, y1)$  : coordonnées du point de jonction auquel est rattaché le segment dont on détermine l'excentricité.

$i1$  : direction du segment (code de Freeman)

$ficout$  : fichier contenant le résultat des opérations.

### Variables

$(x,y)$  : coordonnées des pixels de la ligne centrale du segment

$i2$  : direction du point  $(x, y)$

$longueur$  : longueur du segment

$M, N$  : valeurs définissant la taille de l'image du segment

$somme\_x$  : somme des pixels allumés appartenant au segment dans la direction des  $x$

$somme\_y$  : somme des pixels allumés appartenant au segment dans la direction des  $y$

$mu11, mu02, mu20$  : les moments centres d'ordre 2 du segment.

$xbar, ybar$  : coordonnées du CDM du segment.

$Epsilon$  : valeur de l'excentricité du segment.

### Initialisation

$M \leftarrow N \leftarrow 0$

$longueur \leftarrow 0$

$somme\_x \leftarrow somme\_y \leftarrow 0$

$mu11 \leftarrow mu02 \leftarrow mu20 \leftarrow 0.0$

### Boucle principale

A partir de  $(x1, y1)$ , se positionner dans la direction  $i1$ .

Lire le niveau de gris de  $(x, y)$

FAIRE

    Si  $(x,y)$  est le début d'un segment

TANTQUE

    pixel dans une direction  $i2$  appartenant à la ligne centrale,

$M=M+1; N=N+1$

$longueur = longueur + 1$

FINTANTQUE

    SINON Recherche du segment suivant

FINFAIRE

POUR  $i=1$  à  $i=longueur$

$Somme\_x=somme\_x+x$  ;

$Somme\_y=somme\_y+y$  ;

FINPOUR

$ybar=somme\_y/N$

$xbar=somme\_x/M$

POUR  $i=0$  à  $i=M-1$

    POUR  $j=0$  à  $j=N-1$

$mu11=mu11+(x_i-xbar)*(y_j-ybar)$

```

mu20=mu20+(xi-xbar)*(xi-xbar)
mu02=mu02+(yi-ybar)*(yi-xbar)
FINPOUR
FINPOUR

```

$$\epsilon = \frac{(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4\mu_{11}}{(\mu_{20} + \mu_{02})^2}$$

```

Ficout←(x1,y1,i1).
Ficout←longeur.
Ficout←epsilon.

```

Le résultat de l'algorithme est présenté par la figure III-8.



Figure III-8 : Résultat de la détection des points de bifurcation

L'excentricité du segment de la figure III-8b est 0,98.

#### III.1.4.4 Algorithme de calcul la tortuosité :

Deux méthodes existent pour mesurer la tortuosité des vaisseaux réiniens [DAV07] [PAN04] : la première, consiste à calculer la tortuosité comme le rapport de la longueur de vaisseau totale (la ligne violet figure III-9A) à une ligne droite tirée entre les points 1 et 2 (la ligne rouge figure III-9A). La deuxième méthode consiste à choisir des points le long du vaisseau, environ 40 pixels à part, et qui représentent une courbe lisse (montré dans rouge) raccordant ces points. La tortuosité est alors calculée comme le rapport de la longueur de vaisseau totale (la ligne pourpre figure III-9B) à la longueur de la courbe lisse (la courbe rouge figure III-9B) entre les points 1 et 2.

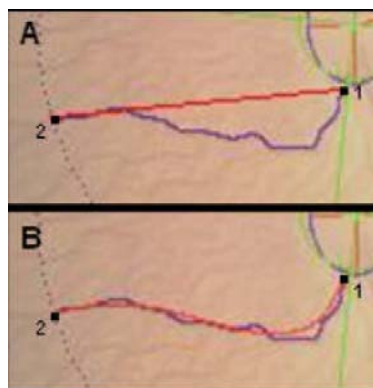


Figure III-9 : Deux méthodes de calcul de la tortuosité.

### Chapitre III : Quantification de paramètres physiologiques par analyse d'images angiographiques.

On proposera la première approche pour le calcul de la tortuosité. On considère l'ensemble de points  $x_i$  sur la droite qui relie le début et la fin du vaisseau (figure III-9A). On considère aussi les  $f(x_i)$  comme les ordonnées, on utilise les  $x_i$  comme abscisse. Panagiotis [PAN04] calcule la tortuosité d'un vaisseau rétinien de la manière suivante :

$$Tor = \sqrt{\sum_{i=1}^{n-1} (x_{i+1} - x_i) \left\{ [f'(x_i)]^2 + [f''(x_i)]^2 \right\}} \quad (\text{Eq III-1}).$$

$$f'(x_i) = \frac{f(x_{i+1}) - f(x_i)}{dx}$$

$$f''(x_i) = \frac{f(x_{i+1}) - 2f(x_i) + f(x_{i-1}))}{(dx)^2}$$

Où  $dx = x_{i+1} - x_i$ ,  $f'(x_i)$  et  $f''(x_i)$  sont respectivement la dérivée première et la dérivée seconde de  $f(x_i)$ . En effectuant un test sur l'algorithme sur les fonctions suivantes :

Fonction	Tortuosité
$f(x) = \sin(x)$	2.5066
$f(x) = \sin(2x)$	7.9265
$f(x) = \sin(4x)$	29.2292
$f(x) = x$	0

Tab III-1 : Tableau récapitulatif des résultats de la tortuosité.

Le tableau ci-dessus, montre que le facteur de tortuosité est important lorsque une courbe présente des points d'inflexion plus importants que le reste des fonctions.

#### III.1.4.5 Algorithme reconstruction des vaisseaux :

On adopte l'algorithme proposé dans [ASS99], on procède donc à une connexion des segments de vaisseau qui appartient à une même classe (artère, veine, artériole ou veinule), ceci n'est possible que lorsqu'on utilise les paramètres de quantification calculés auparavant (point de bifurcation, diamètre et tortuosité). L'algorithme proposé se présente de la manière suivante :

#### Données

Ior : Image originale en niveau de gris

Ilc : Image résultat de la détermination de la ligne centrale des sv de Ior.

Isq1 : Image du squelette de la structure vasculaire de Ior, placée dans le plan, marquage des diamètres moyens .

Isq2 : Image du squelette de la structure vasculaire placée dans le plan, marquage des niveaux de gris moyens .

#### Variables

pb : point de bifurcation (coordonnées x, y).

sv : segment de vaisseau (coordonnées x, y du pb autour duquel se trouve le sv,

direction du pixel de début du sv ).  
n : nombre de sv autour d'un pb .  
début \_sv : pixel de debut du sv de coordonnées xd, yd.  
fin-\_sv : pixel de fin du sv de coordonnées xf, yf.  
diamoy : diamètre moyen d'un sv .  
sv \_dmin : sv ayant une valeur minimale de diamoy autour d'un pb .  
nvmoy : niveau de gris moyen d'un sv .  
nn min : nombre de sv ayant une valeur minimale de nvmoy autour d'un pb .  
ter min al : drapeau indiquant si le pixel suivant fin\_sv est un pb ( ter min al = 0) ou un point NUL ( ter min al = 1).  
Parcours : fonction permettant de parcourir un sv du début à la fin.

Marquer : fonction permettant de marquer le début et/ou la fin d'un sv d'une valeur donnée.

### Boucle principale

```
DEBUT
POUR TOUT pb
  POUR TOUT sv autour de pb .
    diamoy = parcours( sv , Ior )
    nvmoy = parcours( sv , Ilc )
    marquer( début_sv , Isq1 , diamoy )
    marquer( début_sv , Isq 2, nvmoy )
    SI ter min al=0
      marquer( fin_sv , Isq 1 , diamoy )
      marquer(fin_sv , Isq 2, nvmoy )
    SINON continuer

  FINSI
FIN POUR
FIN POUR

POUR TOUT pb
  Déterminer n .
  SI n =3
    SI nn min = 2
      éliminer sv _d min dans Isq2
    SINON
      éliminer le sv ayant une valeur minimale de nvmoy dans Isq2
    FIN SI

  SINON
    éliminer les deux sv _d min dans Isq2.
  FINSI
FIN POUR
  Binariser Isq2 .
FIN
```

## CONCLUSION :

Nous avons proposé et présenté un ensemble d'algorithmes en vue de procéder à une analyse et à une reconnaissance des formes des vaisseaux de la rétine. Une première étape est utilisée pour l'extraction de l'arbre vasculaire, suivie d'une seconde étape destinée à la détection des points de bifurcation. Une procédure d'étiquetage des différents segments de vaisseau basée sur l'évaluation du diamètre moyen (paramètre de quantification et de classification) a permis d'une part de reproduire graduellement la reconstruction de l'arbre vasculaire, et d'autre part une classification des vaisseaux (artère et veines).

Dans la suite de ce travail, nous présenterons une mise en œuvre des algorithmes développés sur une application destinée à l'aide au diagnostic appliqué à la détection des rétinopathies vasculaires et à la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).

## **Chapitre IV :**

### **Aide au diagnostic**

### IV.1 INTRODUCTION

Le principe du système d'aide au diagnostic appliqué à la quantification des paramètres physiologiques des vaisseaux rétiniens et à la dégénérescence maculaire liée à l'âge repose sur le schéma synoptique de la figure suivante :

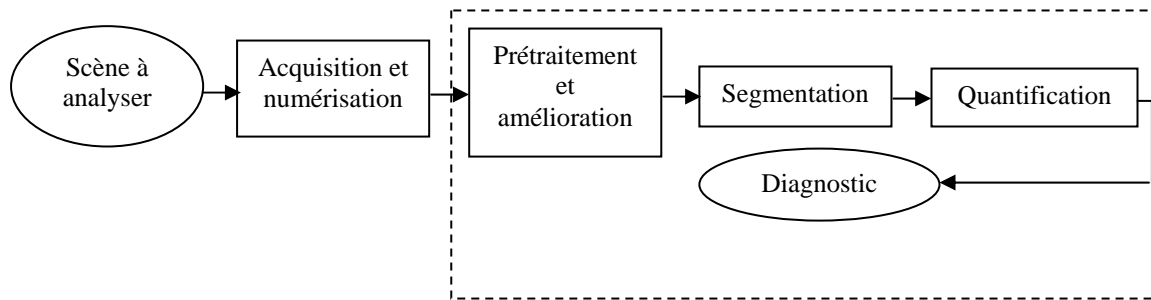


Figure IV-1 : Schéma synoptique d'un système d'aide au diagnostic

La première partie prétraitement et amélioration, a été traitée au paragraphe §II.2, on a utilisé deux techniques d'amélioration de la qualité d'image visuelle, la première sur le modèle RETINEX (paragraphe §II.2.3.1) et l'autre sur le filtre choc (paragraphe §II.2.3.2).

La seconde partie du système destinée à la segmentation et l'extraction de l'arbre vasculaire (paragraphe §II.3), deux techniques ont été adoptées : la première celle du filtrage par mise en correspondance (Matching Filter : paragraphe §II.3.3.1), suivie d'un seuillage par entropie locale (paragraphe §II.3.3.2). La deuxième est celle des ensembles de niveaux (LEVEL SET), que nous avons examinés au paragraphe §II.3.3.3.

La troisième partie du système est donc la quantification des paramètres physiologiques abordée au chapitre III.

Enfin, la partie sensible du système d'aide au diagnostic sera développée dans la suite de ce travail, qui concerne l'aide au diagnostic des rétinopathies vasculaires et à la dégénérescence maculaire liée à l'âge (DMLA).

### IV.2 AIDE AU DIAGNOSTIC AU RETINOPATHIE VASCULAIRE :

L'objectif n'est pas d'apporter une aide à la détection des pathologies vasculaires [ASS99], mais d'aider à la quantification des modifications liées à ces manifestations, il s'agit des modifications du diamètre et de la longueur.



### IV.2.1 Cas d'une rétine saine :

#### Les segments du vaisseau :

La figure ci-dessous représente une région d'intérêt prise d'une image rétinienne afin que nous puissions calculer les différents paramètres de forme (voir Annexe A et paragraphe §III.1.2).

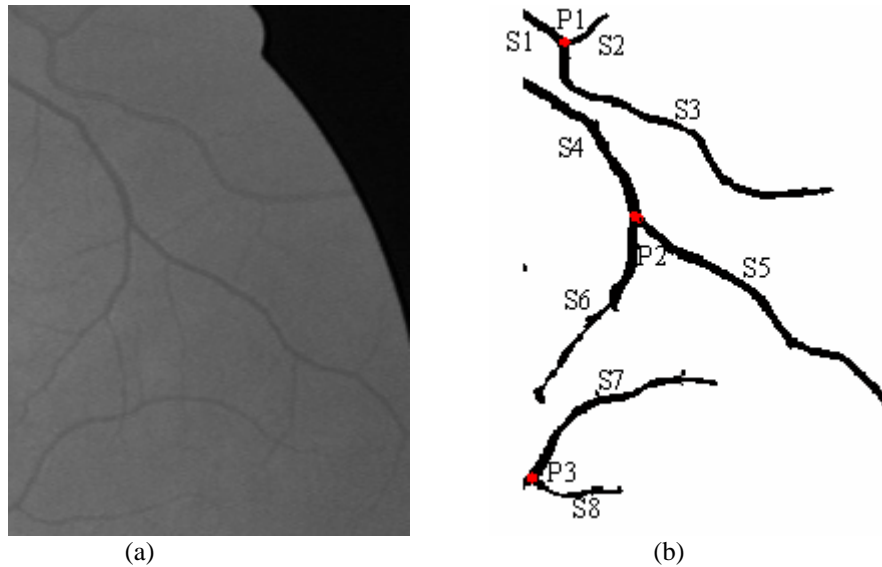


Figure IV-1 : a) Image originale, b) extraction des paramètres physiologiques de l'image originale.

La figure IV-1b est le résultat de l'application de l'algorithme d'extraction de l'arbre vasculaire, la détection des points de bifurcation et l'étiquetage des différents segments de la figure IV-1a en utilisant les différents paramètres de formes traités précédemment.

#### Résultats :

Le tableau ci-dessous représente les différents résultats des paramètres obtenus pour la quantification des paramètres de formes des vaisseaux de l'exemple figure IV-1.

Point de bifurcation	Segments	Surface (pixels)	Longueur (pixels)	Diamètre moyen (pixels)	Tortuosité	Excentricité	Orientation (degré)
P1	S1	93	22	4,22	6,55	0,99	-34,22
	S2	71	22	3,22	5,38	0,98	35,58
	S3	620	159	3,89	79,28	0,99	-29,98
P2	S4	450	90	5	17,94	0,98	-49,78
	S5	618	140	4,41	18,11	0,99	-36,44
	S6	383	87	4,40	16,91	0,99	56,77
P3	S7	405	103	3,93	58,83	0,98	26,26
	S8	122	48	2,54	73,66	0,99	-4,05

Tab IV-1 : Illustration des paramètres de formes calculés sur la figure IV-1b.

IV.2.2 Cas d'une rétine qui présente une pathologie vasculaire :

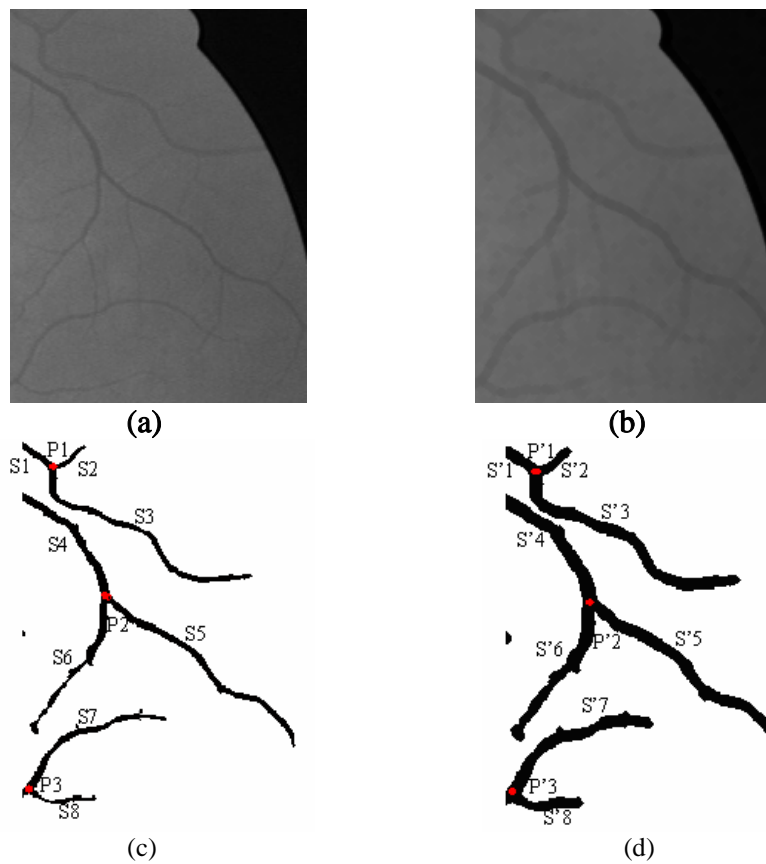


Figure IV-2 : a) Rétine saine, b) rétine malade (après évolution), c) extraction des paramètres de formes de la figure IV-a, d) extraction des paramètres de formes de la figure IV-b.

L'exemple de la figure IV-2 montre une évolution d'une rétinopathie vasculaire présentée dans la figure IV-2b. Nous allons comparer respectivement les segments S3, S4 et S5 avec les segments S'3, S'4 et S'5, en utilisant le diamètre et la longueur comme paramètre de comparaison.

Segments	Longueur	Diamètre moyen
S3	159	3,89
S'3	159	7,67
S4	90	5
S'4	96	8,1
S5	140	4,41
S'5	141	8,21

Tab IV-2 : Résultat de la comparaison de la figure IV-2.

On constate une légère modification au niveau de la longueur, mais le paramètre diamètre présente une modification considérable de l'ordre de +3 à +4 pixels.

### IV.3 AIDE AU DIAGNOSTIC APPLICATION À LA DMLA

Le principe de la pathologie liée à l'âge, la DMLA, a été décrit (voir paragraphe §I.2.2). L'objectif est la quantification de la zone de pathologie pour une image angiographique rétinienne donnée.

#### IV.3.1 Méthode adoptée :

Le principe de la méthode adoptée est axé autour de trois principales étapes :

1. Prétraitement de l'image.
2. Segmentation de l'image par la méthode Level Set.
3. Quantification des paramètres physiologiques (surface, périmètre, excentricité, orientation).

Nous allons présenter l'application de ces méthodes sur une image qui montre la pathologie d'une DMLA.



Figure IV-2 : a) Rétine atteinte d'une DMLA b) l'évolution de la maladie pendant une année [HOL05]

La figure IV-2 montre l'évolution de la DMLA chez un patient pendant une année [HOL05]. On va procéder par un prétraitement dont le but est d'éliminer les vaisseaux rétiniens et de ne laisser que la région de la pathologie, pour obtenir ce résultat, on appliquera une dilatation après une érosion, utilisant le carré comme élément structurant (voir plus de détails sur les opérateurs de la morphologie mathématique au paragraphe §II.2.3.2.2).

Les images de la figure IV-3 sont l'illustration de l'application de la technique du Level Set sur les images figure IV-2a et figure IV-2b.

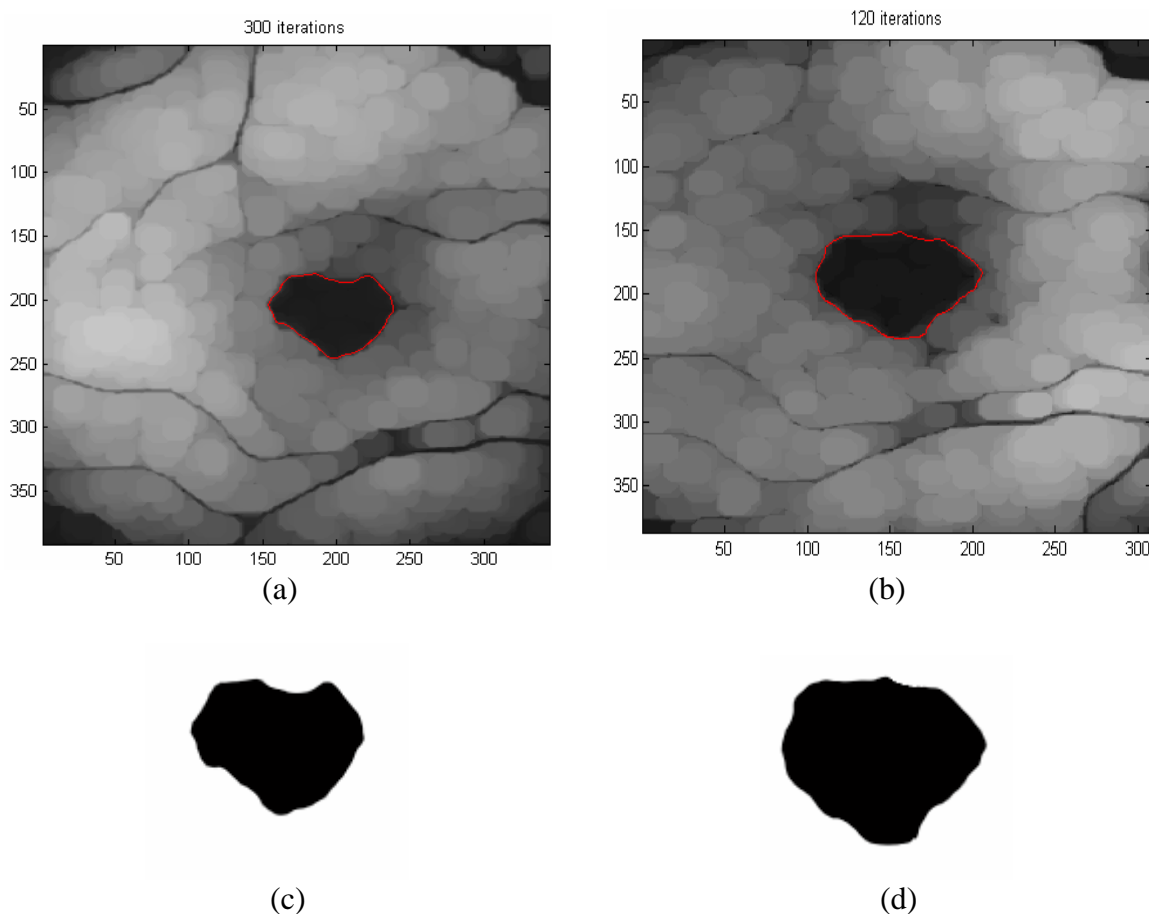


Figure IV-3 : a) Résultat de l'évolution du Level Set sur la figure IV-2a, b) Résultat de l'évolution du Level Set sur la figure IV-2b, c) extraction de la région pathologique figure IV-3a, d) extraction de la région pathologique figure IV-3b.

Les images respectivement figure IV-3a et figure IV-3b sont le résultat de l'application du Level Set sur l'image figure IV-2a et figure IV-2b

Nous allons montrer dans le tableau ci-dessous (Tab IV-2), les différents paramètres de forme pour quantifier une pathologie telle que la DMLA.

	Région (c)	Figure (d)
Surface	4047	5969
Périmètre	254	310
Excentricité	0,67	0,58
Orientation	-10,98	-0,01

Tab IV-2 : Illustration des paramètres de forme de la région (c) et la région (d).

Les paramètres surface et orientation montrent une évolution considérable de la pathologie, on peut dire que la pathologie se développe progressivement, l'exemple montre que l'évolution de la maladie pendant une année sans traitement progresse de +47%.

### CONCLUSION :

Nous avons développé dans ce chapitre un nouveau schéma d'un système d'aide au diagnostic des images angiographiques rétiniennes.

L'analyse de forme des vaisseaux rétiens nous a permis de distinguer les modifications constatées lors de l'évolution d'une pathologie vasculaire. Dans le cas d'une DMLA, on a montré qu'on peut suivre l'état de l'évolution de la maladie en mesurant les différents paramètres de quantification tels que la surface, périmètre, excentricité et l'orientation.

Le schéma adopté et les techniques développées constituent une palette d'outils pour aider l'ophtalmologue à mieux diagnostiquer les différentes pathologies.

# ANNEXE

## ANNEXE A : PARAMETRES DE FORMES:

On distingue [BEL92]:

- ✓ Les mesures topologiques.
- ✓ Les mesures de formes.
- ✓ Les mesures statistiques.

Les mesures topologiques concernent :

- La surface : nombre de pixel à l'intérieur de l'objet.
- Le périmètre : nombre de pixels situés le long de la frontière de l'objet.
- Le nombre de cavités : nombre de trous ou zones composées de pixels n'ayant pas les mêmes niveaux de gris que les pixels de l'objet.

Les mesures de formes concernent :

- La compacité:  $C = \frac{S}{P^2}$ , où S est la surface et P le périmètre.
- L'allongement :  $A = \frac{\text{long}}{\text{large}}$ , où long correspond à la plus grande dimension de la région, et large à la plus petite.

Les mesures statistiques concernent :

1. L'histogramme : distribution de la brillance du niveau de gris de l'images.
2. Les mesures de textures : la texture est la valeur de répartition des niveaux de gris des pixels d'une région. Pour caractériser certaines propriétés de la texture d'une région, certaines mesures sont utilisées :

- La moyenne :  $\overline{g}_R = \frac{1}{S} \sum_{g=0}^{n-1} g \times Fr(g)$ , où  $Fr$  est la fréquence d'apparition du niveau de gris  $g$  dans une région  $R$  de  $n$  niveaux de gris et  $S$  sa surface ;
- La variance :  $\sigma_R^2 = \frac{1}{S} \sum_{g=0}^{n-1} (g - \overline{g}_R)^2 \times Fr(g)$  ;
- L'entropie :  $T_R = -\frac{1}{S} \sum_{g=0}^{n-1} Fr(g) \times \log_2(S)$  ;
- L'énergie :  $E_R = -\frac{1}{S} \sum_{g=0}^{n-1} (Fr(g))^2$  ;
- La dissymétrie :  $D_R = \frac{1}{S\sigma_R^3} \sum_{g=0}^{n-1} (g - \overline{g}_R)^3 \times Fr(g)$  ;
- L'aplatissement :  $A_R = \frac{1}{S\sigma_R^4} \sum_{g=0}^{n-1} (g - \overline{g}_R)^4 \times Fr(g)$ .

## CONCLUSION GENERALE



## CONCLUSION GENERALE

Nous avons développé dans ce mémoire un nouveau schéma d'un système d'aide au diagnostic des images angiographiques rétiniennes.

L'analyse de forme des vaisseaux rétiens nous a permis de distinguer les modifications constatées lors de l'évolution d'une rétinopathie vasculaire. On a montré qu'on peut suivre l'état de l'évolution de la maladie en mesurant les différents paramètres de quantification tels que les points de bifurcation, excentricité, le diamètre et la tortuosité.

On a montré également, qu'on peut suivre l'état de l'évolution d'une maladie telle qu'une dégénérescence maculaire liée à l'âge, en mesurant des paramètres de forme tels que la surface, l'orientation.

Le schéma adopté et les techniques développées constituent une palette d'outils pour aider l'ophtalmologue à mieux diagnostiquer les différentes pathologies.

Au cours de ce travail on vu la nécessité d'avoir une grande base d'images angiographiques rétiniennes, l'existence de telle base concrétisera les méthodes et les algorithmes développés.

Il est nécessaire d'avoir un avis d'experts (médecins spécialistes, radiologues), pour la validation des résultats obtenus.

## **BIBLIOGRAPHIE**

## BIBLIOGRAPHIE

- [ASS99] ASSOGBA K., « Analyse et reconnaissance des formes des vaisseaux rétiniens pour la quantification de leurs modification », thèse de doctorat, université Paris XII, Mars 1999.
- [BEA88] Besançon J. E « Vision par ordinateur en deux et trois dimensions », Edition Eyrolles, Paris 1988.
- [BEL92] Belaïd B. et Belaïd Y. « Reconnaissance des formes : Méthodes et applications », InterEditions, Paris, 1992.
- [BLO07] Bloch I., Maître H., Tupin F. et Manzanera A., « Traitement et reconnaissance d'images », Cours Master IAD 2007.
- [CAS93] Caselles V., Catte F., Coll T., Dibos F., «A geometric model for active contours», Numerische Mathematik, vol. 66(1), pp. 1-31, 1993.
- [CAS97] Caselles V., Kimmel R., Sapiro G., « Geodesic active contours », International Journal of Computer Vision, vol. 22(1), pp. 61-79, 1997.
- [CHA89] Chaudhuri S. , Chatterjee S. ,Katz N.,Nelson M., and Goldbaum M., «Detection of blood vessels in retinal images using two-dimensional matched filters » IEEE Trans. Medical imaging, vol. 8, no. 3, September 1989.
- [COA92] Coatrieux J.L, Collorec R., Toumoulin C., Garreau M., Brunc A. « Reconstruction vasculaire, synthèse et perspectives », rapport interne, LTSI, Université de Rennes I, Beailieu, 1992.
- [COA94] Coatrieux J.L, Garreau M.,Collorec R., Roux C., « Computer vision approaches for the three dimensional reconstruction of coronary arteris : reviews and prospects », Critical Reviews in Biomedical Engineering, 1 ,pp 1-38 1994.
- [COC95] Cocquerez J.P. et S. PHILIPP. « Analyse d'images: filtrage et segmentation », Editions Masson Paris 1995.
- [COS88] Coscas G. et Glacet-Bernard A. « Occlusions veineuses rétiniennees. » Encycl. Méd. Chir. (Paris-France), Ophtalmologie 1988.
- [COS91] Coscas.G « Dégénérescence maculaire acquises liées à l'âge et néo-vaisseaux sous-rétiniens » , Edition Masson, Paris 1991.
- [DAV07] David K. Wallace « Computer-Assisted quantification of vascular tortuosity in retinopathy of prematurity », Trans Am Ophthalmol Soc. 105: 594–615 December 2007.
- [ESC84] Eschwege E. « Les essais thérapeutiques en diabétologie ophtalmologique : buts, méthodes, critères. Symposium international sur la rétinopathie diabétique » 11-13 octobre 1984, revue Chibret.

- [FIS02] Fisher M., Paredes J. « Weighted Median Image Sharpeners for World Wide Web » IEEE Transactions On Image Processing, Vol. 11, No. 7, July 2002.
- [FRA80] Franck R.N., Hoffinan W.H. Pdgor M.J. « Retinopathy in juvenile-onset diabetes of short duration » Ophtalmol, 1980, 87, 1-9.
- [FRI87] Frija G., Gardeur D.et Schouman-Claeys S. «Angiographie numérisée. » Editions Marketing, Paris 1987.
- [FUN00] Funt, B.V., Ciurea, F., and McCann, J.J., « Retinex in Matlab » Proc. IS&T/SID Eighth Color Imaging Conference,112-121,Scottsdale 2000.
- [FUN01] Funt, B. and Ciurea, F. « Control Parameters for Retinex» AIC 2001 Proc 9th Congress of the International Color Association, June 2001.
- [GAR02] Garcia R., Nicosevici T. and Cufi X. « On the way to solve lighting problems in underwater imaging. » IEEE OCEANS 02, 2002.
- [GIL02] Gilboa G., Sochen N.,and Zeevi Y.Y., « Regularized shock filters and complex diffusion»,ECCV-'02, LNCS 2350, pp. 399-313, Springer-Verlag 2002.
- [GIS90] Gisbert R. « Fluorescein angiography» Edition Thienne, New-York 1990.
- [GON02] Gonzalez Rafael C., Woods Richard E. « Digital Image Processing », Prentice-Hall, Inc, 2002.
- [GOM00] Gomes J., Faugeras O.D., « Reconciling distance functions and level sets », Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 11(2), pp. 209-23, 2000.
- [HAR69] Haralick R.M. and Kelly G. L. «Pattern recognition with measurement space and spatial clustering for multiple images. » Proc. IEEE April 1969, 654-665.
- [HAU89] Haut J., Monin C. et Dahfou F. « Les maladies propres des vaisseaux réiniens. » Encycl. Med. Chir. (Paris-France), Ophtalmologie, 21240 E<sup>20</sup>, 4-1989.
- [HOL05] Holz F.G. and Spraide R.F. « Medical Retina », Spring-Verlag, 2005.
- [HOR74] Horowitz S.L. and Pavlidis T., « Picture segmentation by a direct split and merge procedure » Proc. 2nd Inter Joint Conference on Pattern Recognition, pp 424-433, 1974.
- [HOR93] Horaud R. Monga O. « Vision par ordinateur outils fondamentaux », Editions Hermès, Paris, 1993.
- [JAH95] Jähne B. «Digital image processing Concepts, Algorithms and Scientific Applications » Third Edition. Springer-Verlag. Berlin Heidelberg Germany 1995.
- [KAS88] Kass M., Witkin A., Terzopoulos D., «Snakes : Active contour models», International Journal of Computer Vision, vol. 1(4), pp. 321-31, 1988.

- [KON93] Koné T. « Recalage automatique d'images angiographiques rétiniennes par analyse numérique d'images : application au suivi de séquences d'images. Thèse de Doctorat, Université Paris XII 1993.
- [NAG79] Nagao M. and Matsuyama T., « Edge preserving smoothing », Computer Graphics and Image Processing, volume 9, 1979.
- [MAO96] Mao F., C. Toumoulin. « Fusion de données par groupement perceptuel en coronarographie » Innov. Techn. Biol. Med. Vol. 1 N°6, 1996.
- [MAR93] Markow S. M. Grady Rylander H., « Real-Time Algorithm for Retinal Tracking.» IEEE Trans. On Biomedical Engineering vol. 40, No 12, December 1993.
- [LEI80] Leibourtz H.M, Krueger D.E and Mauder .L.R «The Framingham eye study monograph» Ophtalmol, 1980.
- [LIA03] Liao W. H. and Li. D. Y. « Homomorphic processing techniques for near-infrared images. » Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003.
- [LIU93] Liu I., and Y. Sun «Recursive tracking of vascular networking angiograms based on the detection-deletion scheme », IEEE Trans. Med. Imag., vol. 10, n012, pp. 334-341,1993.
- [OSH88] Osher S., Sethian J.A., « Fronts propagating with curvature-dependant speed : Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations », Journal of Computational Physics, vol. 79(1), pp. 12-49, 1988.
- [OSH90] Osher S.J. and Rudin L. I., « Feature-Oriented Image enhancement using Shock Filters », SIAM J. Numer. Anal. 27, pp. 919-940, 1990.
- [PAN04] Panagiotis .K, Michael .B, Clare .O, Andrew J. M., Nathan .E, Rayaz A. «Corneal Nerve Tortuosity in Diabetic Patients with Neuropathy», Investigative Ophthalmology and Visual Science, 45:418-422, 2004;
- [PAL89] Pal N. R. and Pal S. K., « Entropic thresholding », Signal processing, vol. 16, pp. 97.108, 1989.
- [PER90] Perona P. and Malik J. « Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion ». IEEE Trans. Pattern. Analysis and Machine Intelligence, 12(7) : 629-639, 1990.
- [PRA91] Pratt K.W. « Digital image processing. » John Wiley & Sons, Inc. New-York 1991.
- [RAC96] Rachid D. et Olivier F. « Les EDP en Traitement des Images et Vision par Ordinateur. », Traitement du Signal, 13(6), 1996.
- [SAN85] Sandor T., Spears J.R., « Statistical Considerations on the Precision of :Assessing Blood Vessel Diameter in Cine Coronary Angiography. » Comput. Biomed.. vol. 18, pp. 531-543, 1985.
- [SAN87] Sandor T., D'Adamo A., Hanlon W., Spears R. J. « High Precision Quantitative Angiography ». IEEE Transactions on Medical Imaging. Vol. MI-6 N03, September 1987.

[SAR78] Saraux .H « Abrégé d'ophtalmologie » édition Masson, Paris 1978.

[SON93] Sonka M., C. J. Wilbricht, S. R. Fleagle, S. K. Tadikonda, M. D. Winniford, and S. Collins, « Simultaneous detection of both coronary borders » IEEE Trans. Med. Imag., vol. 12, n°3, pp. 588-599, 1993

[SPE83] Spears R.J., Sandor T., Als A. V., Malagold M., Markis J. E., Grossman W. Serar J.R., Paulin S. « Computerized Image Analysis for Quantitative measurement of Vessel Diameter from Cineangiograms. » Circ., vol. 68, p.453, 1983.

[THI03] Thitiporn C., Guoliang F « An efficient blood vessel detection algorithm for retinal images using local entropythresholding », School of Electrical and Computer Engineering, 2003.

[YAN94] Yanagihara Y., T. Hashimoto, T. Sugahara, and N. Sugimoto, « A new method for automatic identification of coronary arteries in standard biplane angiograms », Int. J Cardiac Imaging, vol 10, pp. 253-261, 1994.