

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
ECOLE NATIONALE SUPERIEURE POLYTECHNIQUE



DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

**Projet de fin d'étude  
En vue de l'obtention du  
Diplôme d'ingénieur d'état en Electronique**

Thème :

SEGMENTATION PAR UNE APPROCHE MARKOVIENNE DE LA  
ZONE AVASCULAIRE CENTRALE SUR LES ANGIOGRAPHIES  
RÉTINIENNES NUMÉRIQUES

Réalisé par : **M. SEKHI Boussâad**

Soutenu le 17 Septembre 2009 devant le jury composé de :

<b>Président :</b>	M <sup>me</sup> L.HAMAMI	Professeur	ENSP
<b>Rapporteurs :</b>	M <sup>lle</sup> A.MOUSSAOUI	Chargée de cours	ENSP
	M. M.ADEL	Maître de Conférences	ECM FRANCE
<b>Examineur :</b>	M. L.SAADAOUI	Chargé de cours	ENSP

Septembre 2009

## Remerciements

*Tout d'abord remerciements et louanges à Dieu pour m'avoir permis de réaliser et de mener à bien ce travail.*

*Tous mes remerciements vont au Responsable de l'équipe Groupe Signaux Multidimensionnels (GSM) de l'Institut Fresnel de MARSEILLE, où j'ai effectué mon travail de mémoire; Monsieur le Professeur Salah BOURENNANE pour son accueil chaleureux et sa gentillesse.*

*Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à mon promoteur Mr.Mouloud ADEL Maître de Conférences à l'Ecole Centrale de Marseille, pour son aide précieuse et son suivi.*

*J'adresse mes sincères remerciements à ma promotrice M<sup>elle</sup>.Aicha MOUSSAOUI Chargée de cours à l'Ecole Nationale Supérieure Polytechnique (ENSP) pour ses bienveillants conseils avisés et son soutien, sans oublier mon professeur M<sup>me</sup>.Latifa HAMAMI pour sa disponibilité et ses encouragements. Qu'elles trouvent ici l'expression de toute ma gratitude.*

*J'exprime ma profonde reconnaissance et mes vifs remerciements à tous les professeurs de l'Ecole Nationale Supérieure Polytechnique (ENSP) de ma promotion, particulièrement ceux de la spécialité de l'Electronique.*

*Mes remerciements vont également à tous les membres du jury qui me font l'honneur d'accepter de juger et d'évaluer ce travail.*

*Que tous ceux qui ont de près ou de loin, contribué à ce travail par des renseignements, des conseils ou par un apport documentaire, et ne trouvent pas leurs noms, cités dans ce bref passage, m'en excuse et soient assurés de ma vive reconnaissance.*

*Mes plus chaleureux remerciements à ma famille, pour son soutien et son appui. Elle a su me motiver dans mon travail par son encouragement dans les moments difficiles.*



## Dedicaces

*Je dédie ce modeste travail :*

*A mes parents .*

*A ma sœur et mon frère .*

*A ma sœur et mon beau frère ainsi qu'à leur adorable petite IMANE.*

*A mes grands mères paternelle et maternelle.*

*A mes oncles et tantes.*

*A tous mes amis qui m'ont encouragé.*

# Présentation de l'Institut Fresnel et l'équipe GSM



Le stage ayant été effectué à l'Institut Fresnel et plus précisément au sein de l'équipe GSM, on fera dans ce qui suit une brève présentation de l'institut et de l'équipe GSM. Pour plus d'informations se référer au site web de l'institut [1].

## **Institut Fresnel :**

L'Institut Fresnel (UMR<sup>1</sup> 6133 du CNRS<sup>2</sup> de l'Institut des Sciences et Technologies de l'Information et de l'Ingénierie (INST2I)) accueille au quotidien 140 personnes qui se consacrent à des travaux de recherche dans les domaines de la Photonique, de l'Electromagnétisme, du Traitement des Signaux et des Images. Une majorité de ce personnel est impliquée dans des enseignements dans les établissements marseillais d'enseignement supérieur (université Paul Cézanne, Ecole Centrale, université de Provence) pour des cours d'optique, de photonique, d'électromagnétisme, de traitement des images et des signaux, de physique statistique, de télécommunications, d'électronique.

L'Institut est structuré en 7 équipes et un groupe de recherche traitant des méta-matériaux, des cristaux photoniques, de l'endommagement laser, de la diffusion lumineuse, du traitement des images, de l'optique statistique, de la biophotonique, des techniques de microscopie non linéaire, de l'imagerie hyperfréquence, de l'imagerie à haute résolution, du filtrage optique, des technologies de fabrication de composants multicouches,

---

1. UMR : Unité Mixte de Recherche

2. CNRS : Centre National de la Recherche Scientifique

du traitement de signaux multidimensionnels, de la biométrie.

Le laboratoire dispose de nombreux équipements scientifiques de toute dernière génération. Certaines des recherches menées à l'Institut Fresnel ont été à l'origine de la création de start-ups. L'ensemble des activités du laboratoire, qui concerne à la fois des aspects fondamentaux et appliqués, fait l'objet de nombreuses collaborations académiques nationales et internationales et de contrats industriels.

## **Groupe Signaux Multidimensionnels(GSM) :**

Responsable de l'équipe : Pr. Salah BOURENNANE

### **Cadre général des activités**

Le traitement du signal multidimensionnel est essentiel pour l'avancée d'un grand nombre de domaines scientifiques et techniques, relevant aussi bien de l'ingénierie des systèmes, que de l'observation des phénomènes naturels.

L'équipe GSM (Groupe Signaux Multidimensionnels) de l'Institut Fresnel développe des thèmes relevant directement du traitement du signal multidimensionnel. Ses activités de recherche ont pour principaux objectifs , les développements théoriques et les applications de méthodes de traitement de données multidimensionnelles, favorisées par l'émergence de nouveaux capteurs (multi-spectraux, multi-temporels...). Ces données multidimensionnelles mettent en exergue certaines carences méthodologiques des techniques actuelles, que l'équipe participe à résoudre.

Ainsi, l'équipe a pu perfectionner très significativement certaines méthodes d'analyse du signal en prenant en compte l'ensemble de l'information disponible, notamment au travers de techniques statistiques et algébriques. A titre d'exemple , elle a développé des méthodes de filtrage linéaire reposant sur une représentation tensorielle des données (filtrage algébrique multi-linéaire et Analyse en Composantes Principales (ACP) multimodale) et intégrant l'ensemble des informations mutuelles , contenues dans chacune des dimensions. Ces méthodes sont bien adaptées aux signaux et images multi-spectraux et aux séries temporelles d'images recalées. L'équipe GSM a également développé et adapté des techniques markoviennes aux images multi-spectrales et à la détection de changement dans des images prises à des instants différents.

Des méthodologies nouvelles ont été développées en :

- débruitage d'images couleur par filtrage tensoriel,
- aide au diagnostic par des méthodes statistiques en imagerie médicale,
- classification non supervisée par des méthodes de logique floue,

- traitement des signaux multicomposantes en utilisant des propriétés d'algèbre multilinéaire,
- poursuite de cibles pour la biométrie et la reconnaissance de gestes,
- reconstruction d'images mono-et multi-spectrales à partir de données à faible flux,
- débruitage, détection et analyse en composantes indépendantes en imagerie hyperspectrale.

Les applications développées concernent :

- l'imagerie radar, l'imagerie multicomposante, l'imagerie multispectrale et hyperspectrale ,
- l'imagerie médicale (collaboration avec l'hôpital de la Timone à Marseille),
- l'imagerie astronomique (collaboration avec le Laboratoire d'Astrophysique de Marseille, LAM),
- la biométrie et reconnaissance de gestes.

# Table des matières

Table des matières	I
Table des figures	IV
Liste des tableaux	VI
Liste des abréviations	VII
Liste des notations	VIII
Introduction générale	1
<b>1 Le contexte</b>	<b>3</b>
1.1 Introduction . . . . .	3
1.2 Anatomie de l'œil . . . . .	3
1.3 La rétine . . . . .	4
1.4 Pathologies de la rétine . . . . .	7
1.4.1 La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA) . . . . .	8
1.4.2 La Rétinopathie Diabétique (RD) . . . . .	8
1.5 Angiographie rétinienne numérique . . . . .	9
1.5.1 Principe . . . . .	9
1.5.2 Matériel . . . . .	10
1.5.3 Aspect technique . . . . .	11
1.5.4 Déroulement de l'angiographie en fluorescence de la rétine . . . . .	12
1.5.5 L'angiographie au vert d'indocyanine . . . . .	12
1.6 Conclusion . . . . .	13
<b>2 Segmentation d'images</b>	<b>14</b>
2.1 Introduction . . . . .	14
2.2 Analyse d'images . . . . .	14

2.3	Acquisition de l'image . . . . .	14
2.4	L'image numérique . . . . .	16
2.4.1	Définitions utiles : . . . . .	16
2.5	Méthodes de prétraitement . . . . .	17
2.5.1	Restauration . . . . .	18
2.5.2	L'amélioration . . . . .	20
2.5.3	Compression : . . . . .	25
2.6	Segmentation d'images . . . . .	25
2.7	Différentes méthodes de segmentation . . . . .	26
2.7.1	Approche région . . . . .	26
2.7.2	Approche contour . . . . .	29
2.8	Méthodes de segmentation testées sur des angiographies rétiniennes . . . . .	32
2.8.1	Approche région . . . . .	32
2.8.2	Approche contour . . . . .	33
2.9	Conclusion . . . . .	33
<b>3</b>	<b>Méthode proposée</b>	<b>35</b>
3.1	Introduction . . . . .	35
3.2	Définition d'un champ de Markov . . . . .	35
3.2.1	Description de l'image . . . . .	35
3.2.2	Modélisation probabiliste de l'image . . . . .	37
3.2.3	Champs de Markov - Champs de Gibbs . . . . .	37
3.3	Modélisation probabiliste . . . . .	39
3.4	Formulation du problème et approche Markovienne adoptée . . . . .	40
3.5	Description de la méthode proposée . . . . .	42
3.5.1	Expression de la fonction de vraisemblance . . . . .	42
3.5.2	Expression de la probabilité a priori . . . . .	44
3.5.3	Estimation bayésienne des paramètres statistiques . . . . .	45
3.5.4	Détermination pratique des rayons $\hat{r}_k$ . . . . .	46
3.6	Conclusion . . . . .	46
<b>4</b>	<b>Résultats et discussion</b>	<b>47</b>
4.1	Introduction . . . . .	47
4.2	Rappel de la méthodologie : . . . . .	47
4.3	Présentation des résultats des tests effectués sur les images simulées . . . . .	48



---

4.4	Présentation des résultats des tests réalisés sur des angiographies réti- niennes . . . . .	56
4.5	Conclusion . . . . .	56
	<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>59</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>61</b>
	<b>Annexes</b>	<b>66</b>
<b>A</b>	<b>Estimation bayésienne des paramètres statistiques</b>	<b>66</b>
A.1	Calculs des paramètres $\hat{\mu}_{C_k}$ et $\hat{\mu}_{\bar{C}_k}$ : . . . . .	66
A.2	Calculs des paramètres $\hat{\sigma}_{C_k}^2$ et $\hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2$ : . . . . .	67
<b>B</b>	<b>Présentation de l'interface graphique</b>	<b>71</b>

# Table des figures

1.1	Anatomie de l'œil . . . . .	4
1.2	Physiologie de la rétine . . . . .	6
1.3	Macula . . . . .	6
1.4	Fovéa . . . . .	7
1.5	Papille . . . . .	7
1.6	Angiographie contenant les principales régions de la rétine. . . . .	10
1.7	Système d'angiographie rétinienne numérisé . . . . .	11
2.1	Etapes d'une analyse d'images . . . . .	15
2.2	Principe du filtre médian . . . . .	23
3.1	Les cliques associées à deux systèmes de voisinage en dimension 2. . . . .	36
3.2	Illustration d'une interaction locale . . . . .	38
3.3	Segmentation d'une image. . . . .	40
3.4	Représentation polaire du problème sur une image X. . . . .	41
4.1	Résultats de segmentation sur des images simulées : influence du rayon d'initialisation. . . . .	49
4.2	Résultats de segmentation sur des images simulées : influence du paramètre $d$ . . . . .	50
4.3	Résultats de segmentation sur des images simulées : influence du coefficient $\delta$ . . . . .	51
4.4	Indice de qualité en fonction du rayon d'initialisation . . . . .	54
4.5	Indice de qualité en fonction du paramètre $d$ . . . . .	54
4.6	Indice de qualité en fonction du coefficient $\delta$ . . . . .	54
4.7	Influence du coefficient $\delta$ sur le nombre d'itérations . . . . .	55
4.8	Résultats de segmentation sur des images extraites des angiographies réti- niennes (1) . . . . .	57

---

4.9 Résultats de segmentation sur des images extraites des angiographies réti- niennes (2) . . . . .	58
B.1 Présentation de l'interface graphique . . . . .	71
B.2 Importer une image . . . . .	72
B.3 Ouverture d'une image . . . . .	72
B.4 Réduire la taille de l'image (étape1) . . . . .	73
B.5 Réduire la taille de l'image (étape2) . . . . .	73
B.6 Réduire la taille de l'image (étape3) . . . . .	74
B.7 Réduire la taille de l'image (étape4) . . . . .	74
B.8 Récupérer les coordonnées du centre de la ZAC (X,Y)-(1) . . . . .	75
B.9 Récupérer les coordonnées du centre de la ZAC (X,Y)-(2) . . . . .	75
B.10 Prétraitement de l'image . . . . .	76
B.11 Résultat final : segmentation de la ZAC . . . . .	76

# Liste des tableaux

2.1	Masque $3 \times 3$ du filtre smooth . . . . .	22
4.1	Influence du rayon d'initialisation . . . . .	52
4.2	Influence du paramètre $d$ . . . . .	53
4.3	Influence du paramètre $\delta$ . . . . .	53

# Liste des abréviations

<b>CNRS</b>	Centre National de Recherche Scientifique
<b>ECM</b>	Ecole Centrale de Marseille
<b>GSM</b>	Groupe Signaux Multidimensionnels
<b>ACP</b>	Analyse en Composantes Principales
<b>UMR</b>	Unité Mixte de Recherche
<b>INST2I</b>	Institut des Sciences et Technologies de l'Information et de l'Ingénierie
<b>LAM</b>	Laboratoire d'Astrophysique de Marseille
<b>v.a</b>	variable aléatoire
<b>i.e</b>	c'est à dire
<b>ENSP</b>	Ecole Nationale Supérieure Polytechnique
<b>ZAC</b>	Zone Avasculaire Centrale
<b>RD</b>	Rétinopathie Diabétique
<b>DMLA</b>	Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age
<b>RDP</b>	Rétinopathie Diabétique Proliférante
<b>RDNP</b>	Rétinopathie Diabétique Non Proliférante
<b>PC</b>	Personal Computer
<b>CD</b>	Compact Disc
<b>CCD</b>	Charged-Couple Device
<b>SLO</b>	Scanning Laser Ophtalmoscope
<b>RGB</b>	Red Green Blue
<b>MAP</b>	Maximum A Posteriori
<b>ICM</b>	Iterated Conditional Modes
<b>LZW</b>	Lempel-Ziv-Welch
<b>jpeg</b>	joint photographic experts group
<b>MRF</b>	Markov Random Fields

# Liste des notations

## Chapitre 2

### Section 2.3

$n$	Nombre de lignes de la caméra matricielle
$p$	Nombre de colonnes de la caméra matricielle

### Section 2.4

$S$	Ensemble de points de l'image
$s$	Point de l'image
$i, j$	Coordonnées du point $s$ de l'image
$Y(s)$	Luminosité de l'image au point $s$
$N$	Nombre de lignes de l'image
$M$	Nombre de colonnes de l'image
$A1, A2$	Deux zones voisines d'une image
$L1$	Degré de luminosité de la zone d'image $A1$
$L2$	Degré de luminosité de la zone d'image $A2$
$C$	Contraste de l'image

### Section 2.5

$n \times n$	Dimension de l'espace quantifiée
$H$	Réponse impulsionnelle
$I_O$	Image originale
$I_F$	Image finale

### Section 2.7

$I(x, y)$	Fonction d'intensité de l'image $I$ au point $(x, y)$
$\vec{G}$	Vecteur gradient
$\partial$	Dérivée partielle
$G_x$	Composante selon la direction horizontale
$G_y$	Composante selon la direction verticale
$G$	Module du vecteur $\vec{G}$
$\phi$	Phase du vecteur $\vec{G}$
$G_i, G_j$	Masques discrets remplaçant $G_x$ et $G_y$
$I'_j, I'_i$	Dérivées directionnelles horizontale et verticale

$h_i, h_j$	Noyaux de convolution
$h$	Noyau de convolution de taille $(2M + 1)(2N + 1)$
$h1, h2$	Masques de Roberts
$\Delta I(x, y)$	Laplacien de l'image $I(x, y)$
$H1, H2, H3$	Masques appliqués pour le calcul du Laplacien
$C(i, j)$	Gradient morphologique

### Chapitre 3

#### Section 3.2

$S$	Ensemble de sites $s_i$ de l'image
$s_i$	Site de l'image
$\mathbb{Z}^d$	Espace de dimension $d$
$E$	Espace de valeurs des descripteurs
$\mathcal{V}$	Système de voisinage
$C$	L'ensemble des cliques associé au $\mathcal{V}$
$C_k$	L'ensemble des cliques de cardinal $k$
$c_k$	clique de cardinal $k$
$U$	L'énergie globale de l'image
$U_c$	Potentiel d'une clique
$U_s$	Energie locale en un site $s$
$\mathcal{V}_s$	Voisinage du site $s$
$x_s$	Réalisation de la variable aléatoire $X_s$ en $s$
$X$	Champ aléatoire
$P$	Probabilité
$\Omega$	Espace de valeurs du champ aléatoire $X$
$x^s$	Configuration de l'image excepté le site $s$
$Z$	Constante de normalisation

#### Section 3.3

$x, y$	Réalisations des champs aléatoires $X$ et $Y$
$y_s$	Fonction d'intensité au point $s$
$x_s$	Une réalisation de la variable aléatoire $X_s$
$W$	Bruit blanc Gaussien
$(\mu, \sigma^2)$	Moyenne et variance du bruit
$K$	Nombre de zones

### Section 3.4

$O(i_0, j_0)$	Centre de la ZAC
$(\rho, \theta)$	Coordonnées polaires
$r_k$	Rayon pour chaque orientation $\theta_k$
$M$	Nombre d'orientations
$C$	La ZAC (Cible)
$\bar{C}$	Fond d'image
$\mu_{C_k}, \mu_{\bar{C}_k}$	L'intensité moyenne de la cible $C_k$ et du fond $\bar{C}_k$ selon la direction $\theta_k$
$W_{C_k}, W_{\bar{C}_k}$	Bruit dégradant la cible $C_k$ et le fond $\bar{C}_k$ selon la direction $\theta_k$
$\sim$	Suit
$N(0, \sigma_{C_k}^2)$	Loi Normale de moyenne nulle et variance $\sigma_{C_k}^2$
$N(0, \sigma_{\bar{C}_k}^2)$	Loi Normale de moyenne nulle et variance $\sigma_{\bar{C}_k}^2$
$\arg \max$	Argument max
$\prod$	Produit
$\hat{r}_k$	Rayon optimal

### Section 3.5

$P(Y/X), \mathbf{f}(Y/r)$	Fonction de vraisemblance
$Y_k(j), (1 \leq j \leq d)$	Vecteur contenant les $d$ pixels dans la direction $\theta_k$
$\sum$	Somme
$U_{C_{k-1}}, U_{C_{k+1}}$	Potentiels de cliques se trouvant en amont ( $\theta_{k-1}$ ) et en aval ( $\theta_{k+1}$ ) de $\theta_k$
$\delta$	Facteur de régularisation
$P(X = x), g(r)$	Probabilité a priori
$P(X/Y), \mathbf{f}(r/Y)$	Probabilité a posteriori
$\hat{\mu}_{C_k}, \hat{\mu}_{\bar{C}_k}, \hat{\sigma}_{C_k}^2, \hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2$	Estimation des paramètres $\mu_{C_k}, \mu_{\bar{C}_k}, \sigma_{C_k}^2, \sigma_{\bar{C}_k}^2$

## Chapitre 4

### Section 4.3

$R$	Indice de qualité
$A_d$	Ensemble des pixels contenu dans le disque de l'image artificielle
$A_s$	Ensemble des pixels se trouvant à l'intérieur de la cible obtenu par la méthode de segmentation
$Card$	Cardinal d'un ensemble



# Introduction générale

L'imagerie médicale est aujourd'hui, 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'image. Elle est un outil indispensable pour l'aide au diagnostic, le traitement et le suivi de pathologies.

Comme beaucoup de spécialités de la médecine, l'ophtalmologie utilise de plus en plus l'imagerie numérique pour la détection précoce et le suivi de l'évolution de certaines pathologies de la rétine, telles que la Rétinopathie Diabétique (RD) ainsi que la Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA) qui sont les premières causes de cécité dans les pays industrialisés. Cela est rendu possible grâce à l'avènement des systèmes d'angiographies rétinienne numérisés qui permettent à la fois d'analyser les images du fond de l'œil de manière automatique, et d'appliquer les outils d'amélioration et de segmentation aux images angiographiques numériques.

Des travaux de recherche ont été effectués, dans le cadre de l'aide au diagnostic de pathologies rétinienne, certains d'entre eux, ont été consacrés à la reconnaissance des vaisseaux, de drusens et à la détection des microanévrismes, mais très peu de travaux concernent la délimitation de la Zone Avasculaire Centrale (ZAC), dont l'étendue est à l'heure actuelle mesurée manuellement sur une angiographie, dans ce cadre une analyse automatisée de l'angiographie permettrait une évaluation plus objective et plus précise.

Le travail présenté dans ce mémoire est à l'interface des domaines des Sciences de l'Ingénieur et de la Médecine, il a pour but la segmentation de la ZAC. Ceci afin de permettre au médecin non seulement la détection et le suivi de la rétinopathie diabétique qui se manifeste par l'élargissement de la taille de la ZAC, mais aussi de guider pour certaines pathologies de la rétine le traitement éventuel par rayons laser, qui doit absolument épargner cette zone appelée aussi fovéa, située au centre de la région maculaire et qui revêt une haute importance pour la vision vu le nombre très élevé de cellules de vision qu'elle contient.

Le travail réalisé, consiste à détecter des objets de certaines formes connues a priori,

sur des images bruitées en général, et de cibler par la suite l'angiographie rétinienne pour localiser les frontières de la ZAC afin de la distinguer du fond de l'œil sur une image rétinienne, en utilisant la théorie statistique du signal et les champs de Markov.

De ce fait, ce mémoire est divisé en quatre chapitres.

Le premier étant consacré à la partie médicale du sujet où nous avons fait un bref rappel sur l'anatomie de l'œil et cité différentes pathologies de la rétine avant de définir l'angiographie rétinienne numérique.

Le second chapitre comprend une description des différentes étapes de l'analyse d'image et essentiellement celle de la segmentation, ainsi qu'une synthèse des méthodes testées sur les angiographies rétiniennes lors de certaines pathologies de la rétine et qui se sont avérées par la suite mal adaptées pour la délimitation de la fovéa.

Quant au chapitre 3, il aborde une méthode proposée comme alternative pour la segmentation de la ZAC sur des angiographies rétiniennes numériques, bâtie sur une approche bayésienne et utilisant la théorie des champs de Markov.

Dans le chapitre 4, nous présenterons les résultats des tests obtenus à partir de l'application de l'algorithme de la méthode proposée dans le chapitre précédent programmé en Matlab, effectués sur des images simulées ainsi que sur des images angiographiques réelles.

Nous finirons ce rapport par une conclusion générale et les perspectives du travail réalisé.

# Chapitre 1

## Le contexte

### 1.1 Introduction

Dans ce chapitre, on abordera la partie médicale de notre problématique qui porte sur la segmentation de la Zone Avasculaire Centrale (ZAC) sur des angiographies rétiniennes numériques.

En premier lieu, on a fait un bref rappel sur l'anatomie de l'œil et parlé précisément de la rétine. Ensuite, on a cité différentes pathologies de la rétine en décrivant brièvement deux des plus rencontrées à savoir la Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA) et la Rétinopathie Diabétique (RD). Enfin, on a défini l'angiographie rétinienne.

### 1.2 Anatomie de l'œil

L'œil est une sphère d'environ 25 mm de diamètre. C'est un organe mobile contenu dans une cavité appelée globe oculaire, qui lui empêche tout mouvement de translation (avant-arrière), mais qui lui permet la rotation grâce à des muscles permettant d'orienter le regard dans une infinité de directions. C'est ce que l'on appelle le champ visuel qui peut atteindre 200°.

L'œil est composé de 13 éléments :

- La cornée : est une membrane transparente qui nous permet de voir l'iris, le diaphragme coloré.
- La pupille : est un diaphragme qui laisse passer la lumière.

L'œil est tapissé de trois feuillets :

- La sclérotique : c'est le blanc de l'œil, elle est entourée d'une membrane très fine et transparente, appelée conjonctive.

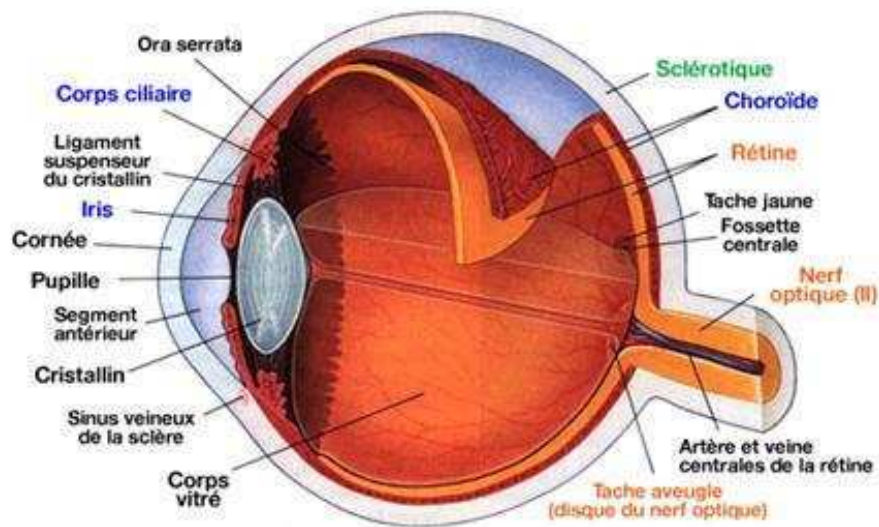


FIGURE 1.1 – Anatomie de l'œil

- La choroïde : couche pleine de pigments qui constitue une chambre noire ; elle est très vascularisée.
- La rétine : tissu très important et très fragile, c'est un tissu sensoriel transformant le flux lumineux en un flux nerveux.

Derrière l'iris se trouve le cristallin. Il est entouré par les corps ciliaires, auxquels il est maintenu par la zonule de Zinn.

- Le cristallin est transparent et peut perdre sa transparence, avec l'âge entre autre.

Entre le cristallin et le fond de l'œil, on trouve le corps vitré , qui est une masse gélatineuse blanche transparente qui maintient la forme de l'œil.

A l'avant de l'œil on délimite deux zones :

- La chambre antérieure entre la cornée et l'iris. Elle est remplie par l'humeur aqueuse.
- La chambre postérieure entre l'iris et le cristallin.

Enfin, le nerf optique fonctionne comme une courroie de transmission en direction du cerveau [2].

### 1.3 La rétine

La rétine est une membrane nerveuse hypersensible qui tapisse la face interne de l'œil qui est en contact par sa face arrière avec la choroïde. Ce contact se fait grâce à un tissu appelé épithélium pigmentaire. La face antérieure de la rétine est en contact direct avec le

corps vitré, qui est le gel remplissant la chambre postérieure de l'œil, c'est-à-dire la partie la plus volumineuse du globe oculaire [2][3].

C'est un tissu sensible et fragile. C'est la membrane la plus interne. Elle a comme épaisseur 1/10 à 4/10 de mm. Elle est très vascularisée : important réseau de veines et artères. Elle est composée de centaines de millions de cellules nerveuses : les cônes et les bâtonnets. Le rôle de ces cellules est capital. Elles permettent de voir les détails, les lumières, les couleurs, les formes et les mouvements. La lumière qui pénètre dans l'œil doit traverser la rétine pour atteindre la couche sensible des cônes et des bâtonnets [2].

### Physiologie de la rétine

Quand les rayons lumineux entrent dans l'œil en traversant la pupille, ils arrivent au niveau de la rétine et sont transformés en signaux lumineux qui, par l'intermédiaire du nerf optique, rejoignent le cerveau. La papille, lieu de départ du nerf optique, permet à l'artère centrale de la rétine d'assurer la vascularisation de celle-ci en pénétrant dans le globe oculaire. Ensuite, elle se divise en deux branches (supérieure et inférieure) qui elles-mêmes se divisent en deux autres branches (temporale et nasale). Cette vascularisation est également assurée par un système veineux, constitué par la tache centrale de la rétine. L'épithélium pigmentaire assure l'irrigation des cellules photo-réceptrices constituant la rétine.

Trois couches superposées composent la rétine. De l'arrière vers l'avant de l'œil, on distingue : Les cellules photo-réceptrices, composées de cônes et de bâtonnets, les cellules bipolaires et les cellules ganglionnaires. Voir la figure (1.2).

- Les cônes sont sensibles aux rayons lumineux et permettent la vision des couleurs. À l'endroit où l'acuité visuelle est maximale, la macula correspond à une dépression de la rétine, où le nombre de cônes est important. Dans la fovéa, qui est le centre de la macula, les cônes sont les seuls présents [3]. Ils existent 3 sortes de cônes, qui réagissent à des longueurs d'ondes différentes : bleu, vert, rouge. Les cônes sont donc responsables de la vision des couleurs [2]. Les bâtonnets, responsables de la vision en faible éclairage, sont des cellules sensibles à la quantité de lumière et à son intensité. On les retrouve un peu partout sur la rétine, leur fonction permet un agrandissement du champ visuel, appelé également vision périphérique.
- Les cellules bipolaires, autorisent le passage de l'influx nerveux entre les cellules photo réceptrices et les cellules des ganglions nerveux.
- Les cellules ganglionnaires permettent, par la réunion de leur prolongement, la constitution des fibres optiques au niveau de la papille aboutissant finalement au

nerf optique [3].

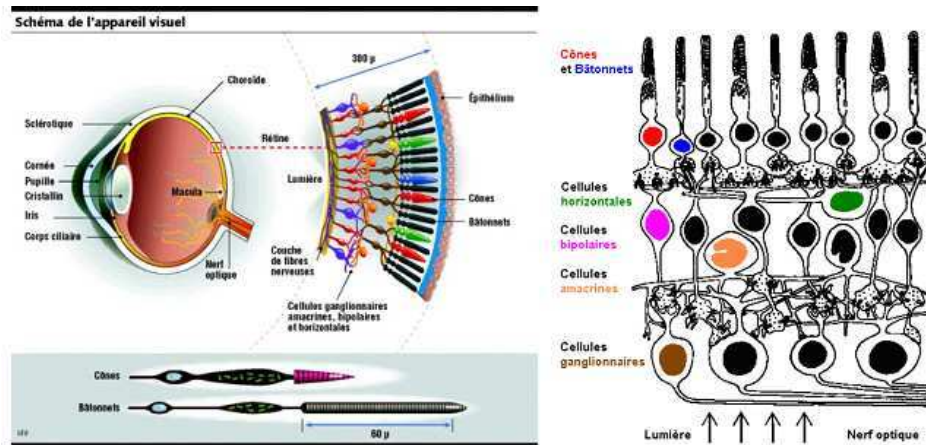


FIGURE 1.2 – Physiologie de la rétine

La surface de la rétine est formée de :

- La macula : c'est une dépression située sur l'axe optique, où il y a concentration de cônes. Elle permet la vision des détails en éclairage diurne. Dans la zone elliptique centrale se trouve le maximum de cônes. Cette zone permet donc une vision très précise. Elle mesure 3 mm dans le grand axe et 2 mm dans le petit axe [2]. Voir la figure (1.3).

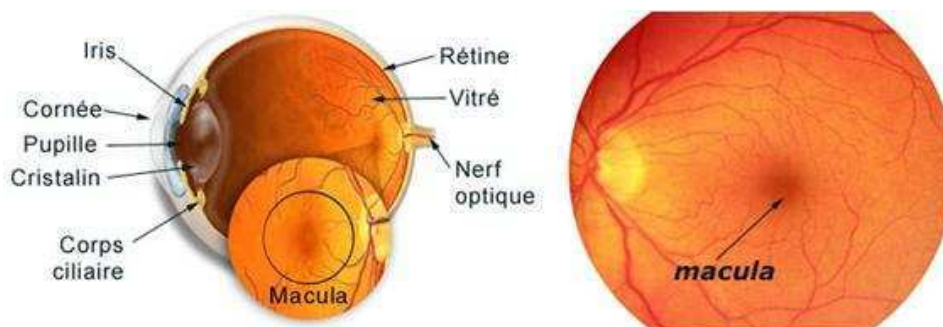


FIGURE 1.3 – Macula

- La zone avasculaire centrale ou la fovéa : est une région de la rétine située dans la macula, près de l'axe optique de l'œil. Cette région est de la plus haute importance pour la vision. C'est elle, qui donne la vision la plus précise, en éclairage diurne, c'est-à-dire pendant la journée. Quand nous fixons un objet, nous tournons les yeux de façon à aligner l'image sur cette partie de la rétine. Elle mesure 1300 à 1500 microns. Elle contient 400 000 cônes. Elle ne contient pas de cônes bleus. Elle est donc

bivariante rouge-jaune et insensible au bleu. Dans une vision encore plus centrale on trouve la fovéola. Elle mesure 300 à 400 microns de diamètre et contient 25 000 cônes. Plus au centre, on trouve une zone ponctuelle qui s'appelle le bouquet de cônes centraux. Il mesure 100 microns et contient 2500 cônes [2]. Voir la figure (1.4).

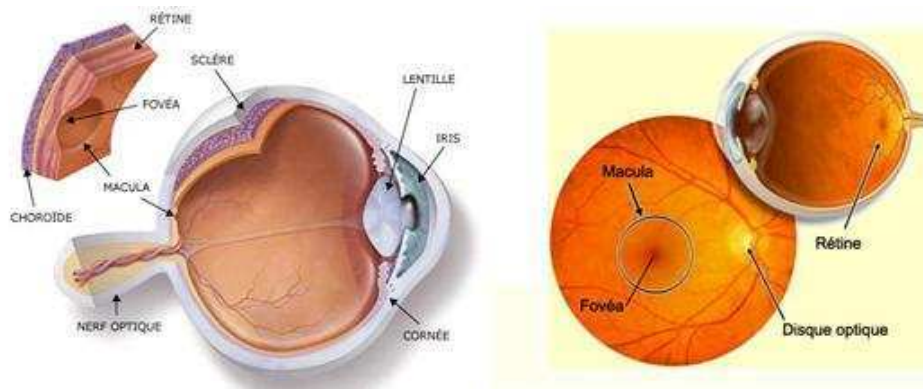


FIGURE 1.4 – Fovéa

- La papille : La zone de la rétine où se fait l'émergence des vaisseaux sanguins à travers la lame criblée, est parfois appelée papille optique, ou point aveugle [4]. Voir la figure (1.5).

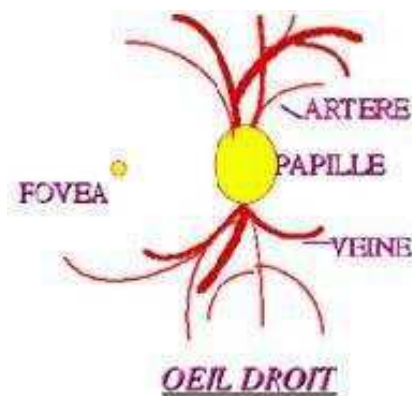


FIGURE 1.5 – Papille

## 1.4 Pathologies de la rétine

Les maladies de la rétine sont particulièrement variées. On peut lister principalement, par ordre d'importance sur le plan de la santé publique :

- La Dégénérescence Maculaire Liée à l'Age (DMLA).

- La Rétinopathie Diabétique Non Proliférante (RDNP) et Proliférante (RDP).
- L’Occlusion Veineuse de la Rétine (OVR).
- Les Lésions de la Périphérie Rétinienne prédisposant au décollement de rétine (LPR)
- Le Décollement de Rétine (DR)...etc

Il n’est pas question de toutes les citer, mais d’en décrire brièvement deux des plus rencontrées, et qui ont déjà fait l’objet d’étude dans le cadre de l’aide au diagnostic assisté par ordinateur. Il s’agit en l’occurrence de la dégénérescence maculaire liée à l’âge dite (DMLA) et de la rétinopathie diabétique(RD) .

### 1.4.1 La Dégénérescence Maculaire Liée à l’Age (DMLA)

Le pronostic de cette maladie ne peut être amélioré que par un dépistage et un traitement précoce. La DMLA est une maladie entraînant une perte progressive de la vision centrale. Il s’agit d’une atteinte de la rétine, en son centre, la macula. La macula est responsable de la vision précise, comme lors de la lecture, l’écriture, la reconnaissance des détails. Derrière la rétine se trouve la choroïde, qui apporte l’oxygène et les éléments nutritifs, et qui évacue les déchets. Avec l’âge, l’échange entre la rétine et la choroïde s’altère. Dès lors, la rétine devient sous-alimentée, et les déchets s’accumulent. L’amas des déchets s’appelle drusens. Petit à petit, les drusens causent des atteintes irréversibles aux structures de la rétine, détériorant la vue. Ceci est la forme sèche de la DMLA. Cette forme est la moins sévère, et la plus fréquente. Elle survient souvent aux deux yeux, mais habituellement de façon asymétrique. L’évolution est lente. La forme humide de la DMLA est plus rare. Suite au manque d’éléments nutritifs et d’oxygène dans la rétine, des nouveaux vaisseaux sont formés envahissant la macula et la détruisant. La forme humide progresse très rapidement, elle peut conduire à un effondrement de la vision en quelques semaines ou mois. Pour les deux formes, la vision périphérique reste intacte [5].

### 1.4.2 La Rétinopathie Diabétique (RD)

La rétinopathie diabétique est la cause de cécité la plus répandue avant l’âge de 50 ans.

Ils existent deux formes de rétinopathie diabétique :

- La forme simple, qui correspond à une enflure de la rétine due à des vaisseaux sanguins anormaux qui laissent échapper du liquide et des graisses. Elle peut entraîner une perte de la vision des détails.
- La forme proliférante, provient de certains diabètes, lesquels altèrent les vaisseaux



ou les artères rétiniennes et provoquent des hémorragies. Ceci génère une perte de la vision due à la présence de taches mobiles sur la rétine.

Elle concerne 30 à 40 % des personnes diabétiques. Mais heureusement, elles sont très peu atteintes de perte grave de la vision et peu deviennent aveugles. Si les personnes atteintes de diabète sont les premières concernées par cette maladie, seul 40 % d'entre elles consultent un ophtalmologiste. C'est dire combien un contrôle régulier est indispensable [6].

Lors de la rétinopathie diabétique, certains vaisseaux disparaissent autour de la zone avasculaire centrale, entraînant une augmentation de sa superficie. Si les modifications du diamètre de cette zone ne sont pas prises en compte, la vue du patient diabétique peut être compromise. La mesure des modifications de la taille de la Zone Avasculaire Centrale est importante pour apprécier de manière objective l'évolution de la maladie.

A l'heure actuelle, la reconnaissance des frontières de la ZAC se fait manuellement par les médecins. L'observation de l'évolution de sa taille dans le temps est importante, dans la mesure où cet élargissement touche des régions où se concentre un très grand nombre de cellules de la vision. La détection précoce de ces anomalies permet de suivre de près leur évolution dans le temps, et d'aider dans certains cas le médecin à anticiper son traitement et d'en améliorer le diagnostic. L'amélioration du suivi de cette pathologie de la rétine comme celui d'autres, peut être réalisée par l'utilisation de l'imagerie numérique et en particulier l'angiographie rétinienne numérique [7].

Le traitement de la rétinopathie diabétique passe obligatoirement par un régime alimentaire équilibré et un traitement général scrupuleusement suivi et régulièrement surveillé. Selon le degré d'évolution, l'ophtalmologiste peut être amené à proposer un traitement complémentaire par photocoagulation des lésions rétiniennes au laser [8].

## 1.5 Angiographie rétinienne numérique

### 1.5.1 Principe

L'angiographie rétinienne permet de visualiser la rétine et, spécialement, son système de vaisseaux et de microvaisseaux.

Les régions observées lors de la réalisation d'une angiographie sont :(voir figure(1.6))

- \* La papille, région plutôt claire et circulaire et contenant l'émergence du nerf optique.
- \* le réseau vasculaire,
- \* les veines qui partent de la région maculaire et des régions voisines pour converger vers la papille, et les artères qui elles, partent de la papille et vascularisent toute la rétine,

\* la région maculaire contenant la zone avasculaire centrale (ZAC).

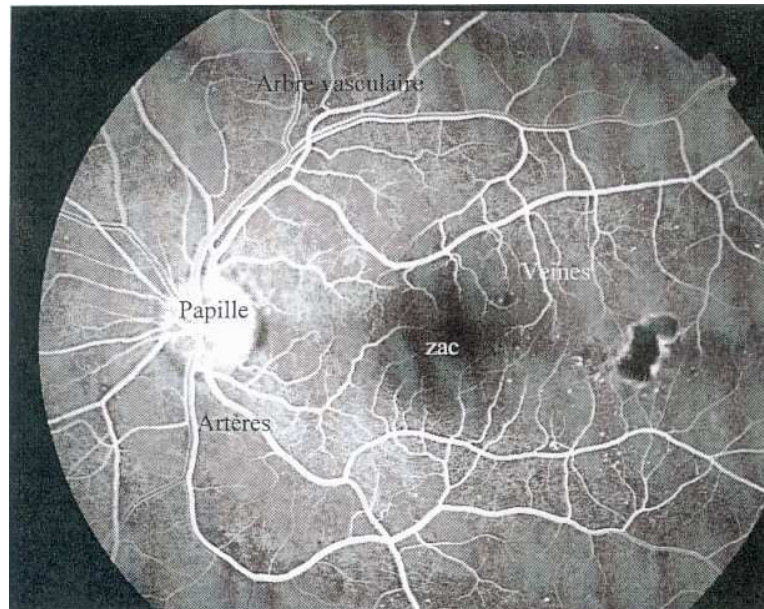


FIGURE 1.6 – Angiographie contenant les principales régions de la rétine.

Cliché du service d'ophtalmologie Hôpital de la TIMONE, Marseille

Elle est principalement indiquée en cas de dégénérescence maculaire liée à l'âge et chez les diabétiques, car ces maladies s'accompagnent d'anomalie des microvaisseaux. L'angiographie permet d'évaluer les lésions et de guider le traitement éventuel par laser. L'angiographie est un examen photographique du fond de l'œil, réalisée par l'ophtalmologiste. Ce n'est pas un examen radiologique (il n'y a pas de rayons X et elle n'est pas faite chez ou par le radiologue). Pour obtenir un meilleur contraste et un aspect fonctionnel des structures rétinienne (arbre vasculaire, dépôts lipidiques, structures pathologiques), on utilise un produit de contraste non toxique, injecté dans la circulation artérielle (fluorescéine en lumière visible, Vert d'indocyanine en Infrarouge)[8].

### 1.5.2 Matériel

Le système d'angiographie rétinienne numérisée est basé sur un ordinateur couplé à une carte d'imagerie (figure (1.7)). Cette carte permet la numérisation, au format  $512 \times 512$  pixels, de l'image vidéo du fond de l'œil provenant du rétinographe ou d'un banc de numérisation de négatifs. L'ordinateur pilote la carte d'imagerie et effectue les opérations de traitement d'images [9]. La résolution des images numériques s'est nettement améliorée ces dernières années, elle est passée de  $512 \times 512$  à  $1024 \times 1024$ , et même à  $2048 \times$

2048 sur certaines caméra d'acquisition. Ces résolutions demeurent suffisantes pour un diagnostic de qualité dans la majorité des cas pathologiques. Cette amélioration n'est pas sans conséquence sur les capacités de stockage : une image de  $1024 \times 1024$  avec 8bits/pixel correspond à 1 Méga octets, ce qui représente l'équivalent d'une disquette haute densité. La durée que nécessite le traitement des images et un éventuel transfert, sont contraignants pour l'angiographie numérique. Cependant, l'examen de la rétine par une angiographie numérique offre une série d'avantages qui sont :

- Visualisation rapide et amélioration de la qualité des images angiographiques directement sur l'écran d'ordinateur,
- possibilité de certains traitements (rehaussement de contraste, luminosité, etc ...),
- renouvellement facile de prise d'images sans coût supplémentaire,
- stockage (sur PC) et archivage (sur CD) des meilleures images seulement,
- possibilité de transmettre et ainsi de consulter à distance des images stockées,
- simplification de la gestion des dossiers médicaux des patients[7].

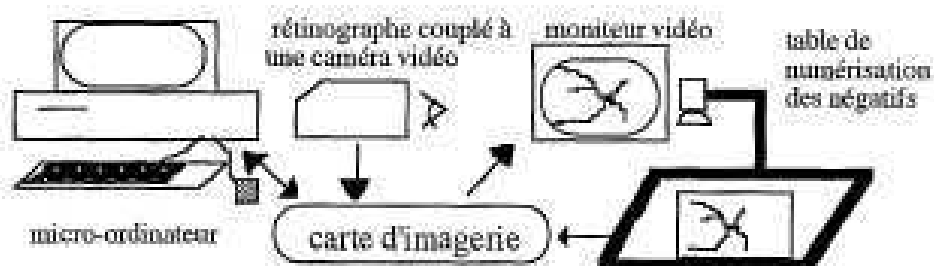


FIGURE 1.7 – Système d'angiographie rétinienne numérisé

### 1.5.3 Aspect technique

Pour réaliser une angiographie, deux types d'appareils sont généralement utilisés :

#### Angiographe conventionnel :

Il donne soit des images en noir et blanc, avec utilisation de divers filtres colorés pour sélectionner la meilleure représentation des structures anatomiques, soit des images couleurs. L'appareil de prise de vues doit être doublé par une caméra CCD<sup>1</sup> pour obtenir des images numériques.

1. Charged-Couple Device

**L’ophtalmoscope Laser à balayage ou Scanning Laser Ophtalmoscope dit(SLO) :**

L’image obtenue est fonction de la longueur d’onde du faisceau utilisé

- Lumière visible : Structures rétinienne (couches superficielles)
- Lumière Infrarouge : Structures Choroiennes (Couches profondes).

Son utilisation se justifie par son mode d’acquisition qui permet une meilleure qualité des images, avec un meilleur contraste. Ce dispositif d’acquisition n’a besoin que d’un faible flux lumineux pour que l’examen soit réalisé. En outre, il permet de travailler simultanément avec les deux produits de contraste à savoir : la fluorescéine et vert d’indocyanine, ce qui réduit considérablement la durée de l’examen angiographique. Contrairement au SLO, l’angiographe conventionnel est caractérisé d’une part, par sa capacité d’analyse d’une zone plus large de la rétine et d’autre part, par une interprétation facile des clichés tardifs, réalisés après injection du produit colorant [8],[10],[11].

**1.5.4 Déroulement de l’angiographie en fluorescence de la rétine**

L’angiographie rétinienne se réalise en ambulatoire (sans hospitalisation). Cet examen nécessite une dilatation préalable des pupilles par des gouttes. Il est donc conseillé au patient de venir soit accompagné, soit en transport public. En effet, le retour au domicile seul, est contre-indiqué en raison de l’incapacité du patient à conduire son véhicule. Avant l’injection du colorant, l’ophtalmologiste procède à un examen du fond de l’œil et à la prise de différents clichés. On injecte ensuite, un produit fluorescent (du même type que celui utilisé pour repérer le trajet sous-terrain des cours d’eau) par la veine du bras. La fluorescéine injectée est indolore, sauf bien entendu si le colorant passe à côté de la veine, ce qui ne doit pas inquiéter et qui est sans gravité. On étudie avec des clichés photographiques successifs la circulation et les fuites éventuelles du colorant dans le système des vaisseaux de la rétine, visibles au fond de l’œil, grâce à une caméra spéciale munie de filtres (le rétinographe). Des clichés du fond de l’œil sont pris à des intervalles rapprochés pendant au moins 5 à 15 minutes (parfois plus). Grâce à cet examen, il est possible d’effectuer une analyse précise des anomalies circulatoires de la rétine[8].

**1.5.5 L’angiographie au vert d’indocyanine**

Cette angiographie utilise le vert d’indocyanine, un colorant différent de la fluorescéine, qui est rendu fluorescent par la lumière infrarouge. L’intérêt principal de cette technique est que la lumière infrarouge pénètre derrière la couche pigmentée de l’œil. Cette angiographie peut être nécessaire pour connaître le type exact de la DMLA.

En général, elle est effectuée après une angiographie à la fluorescéine : la comparaison des deux examens permet de faire un diagnostic précis. Le vert d'indocyanine est bien supporté. Il ne donne ni nausées ni vomissements. Il donne peu d'allergies. L'examen est cependant un peu long : des clichés sont pris au cours des premières minutes, et jusqu'à trente minutes après l'injection du colorant.

Toutefois, il n'est pas recommandé pendant les trois premiers mois de la grossesse. Les deux examens (fluorescéine et vert d'indocyanine) sont parfois réalisés dans la même séance, successivement. La comparaison est immédiate. L'ophtalmologiste peut alors donner d'emblée les résultats des examens et leur conséquence thérapeutique [8].

## 1.6 Conclusion

Ce travail, comme nous l'avons vu est à l'interface des domaines des Sciences de l'Ingénieur et de la Médecine, d'où la nécessité d'avoir consacré ce premier chapitre à la partie médicale de notre sujet afin d'en faciliter la compréhension .

Dans le chapitre suivant, nous aborderons la segmentation d'images.

# Chapitre 2

## Segmentation d'images

### 2.1 Introduction

Dans ce chapitre, Nous présenterons les différentes étapes de l'analyse d'image et essentiellement celle de la segmentation et de ses deux approches à savoir : l'approche région et l'approche contour. Et pour terminer, nous citerons quelques méthodes de segmentation qui ont fait l'objet de tests sur les angiographies rétiniennes numériques lors de certaines pathologies de la rétine.

### 2.2 Analyse d'images

On distingue plusieurs étapes dans l'analyse d'une image, voir figure (2.1). La première étape est relative à l'acquisition et à la numérisation de l'image à analyser. En général, une image numérisée est représentée par une matrice bidimensionnelle dont chaque élément (appelé pixel) possède une valeur numérique correspondant à sa luminosité ou à son niveau de gris. La phase d'acquisition est suivie d'une phase de prétraitement qui permet d'améliorer l'image en éliminant le bruit et les défauts d'éclairage. La phase de segmentation ou d'extraction d'attributs consiste à détecter les contours, les régions de l'image. La phase d'interprétation permet de comprendre l'image en identifiant les différents objets dont elle est composée [9].

### 2.3 Acquisition de l'image

La caméra est l'un des éléments principaux de la chaîne d'acquisition d'une image. De nombreux types de caméras existent : caméras analogiques ou numériques, caméras

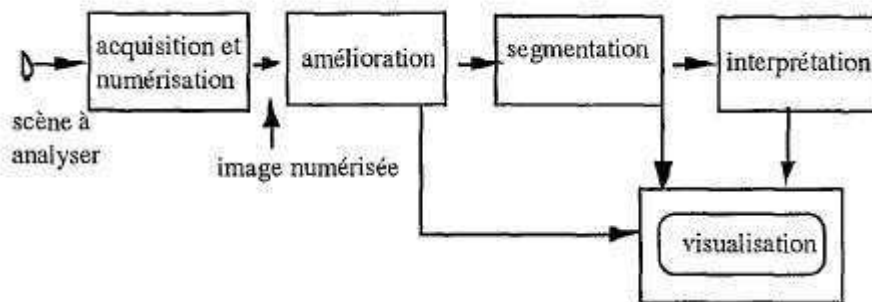


FIGURE 2.1 – Etapes d'une analyse d'images

linéaires ou matricielles, caméras multi spectrales.

Différents types de capteurs sont disponibles pour générer des images. Ils se distinguent par leur principe d'acquisition, leur vitesse, leur résolution spatiale et leur gamme spectrale ou encore leur dynamique. Néanmoins, on a vu dans le chapitre précédent que pour avoir des images numériques avec un angiographe conventionnel, l'appareil de prise de vues doit être doublé par une caméra CCD, donc les capteurs utilisés dans le système de vision sont des circuits à transfert de charges CCD. Ils résultent de l'association d'une cellule photosensible et d'un dispositif de transfert de charge.

Un élément CCD est un semi-conducteur métal oxyde formé par une ligne de minuscules cellules photosensibles. Le nombre des cellules dans une ligne détermine la résolution dans le sens horizontal. Si une ligne contient, par exemple, 5000 cellules, un scanner A4 génère 5000 points sur les 21 centimètres de largeur. Si un décalage existe, même d'une seule cellule, des rayures apparaîtront sur le scanner.

Notons que ces capteurs réalisent l'échantillonnage de l'image, mais pas sa quantification [12].

### Caméra CCD (Charged Couple Device) :

Les capteurs CCD, Dispositifs à Couplage de Charge, captent la lumière sur les petits photosites situés à leur surface. Ils tirent leur nom de la manière dont le nombre de charges est lu après une exposition à la lumière. La photodiode (ou photosite) est l'élément optique sensible à la lumière, elle est rectangulaire et c'est elle seule qui capture la lumière transitant par l'objectif.

Nous distinguons deux familles de caméras CCD :

- Les caméras matricielles : Les photodiodes sont assemblées en une matrice de  $n$  lignes et  $p$  colonnes.

- Les caméras uni lignes : Comme leur nom l'indique, les photodiodes  $y$  sont agencées suivant une seule ligne. Elles ont l'avantage de posséder une résolution supérieure à celle des caméras matricielles [13].

## 2.4 L'image numérique

La numérisation d'une image procède d'abord par introduction d'une grille de points sur l'image. Cette grille est généralement rectangulaire, et nous noterons l'ensemble de ses points par  $S = \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\}$ . Plus la grille est fine, meilleure est la qualité de la numérisation (résolution). En chaque point  $s = (i, j)$  de  $S$  de l'image, on enregistre la luminosité  $Y(s)$  en ce point. En nous restreignant aux images en noir et blanc,  $Y(s)$  représente alors le niveau de gris en  $s$  :  $Y(s)$  est de valeur entière, allant de 0 si le point est d'un noir complet, à 255 si au contraire, il est du blanc saturé. Ainsi une image numérique est mathématiquement une application  $S = \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\}$  dans  $\{0, \dots, 255\}$  ;  $s$  qui donne  $Y(s)$  .

### Cas d'une image Couleur

Pour une image en couleur, on mesure la luminosité en un point  $s$  selon les trois canaux : rouge, vert et bleu (RGB). Elle est alors représentée par un tableau de vecteurs de dimension 3 : autrement dit, une application de  $S$  dans  $\{0, \dots, 255\}^3$  [14].

#### 2.4.1 Définitions utiles :

##### L'histogramme :

C'est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de tous les niveaux de gris dans une image donnée et qui ne tient pas compte de leurs distributions spatiales. Le calcul d'histogramme peut faire l'objet d'une diminution de l'erreur de quantification, d'une comparaison de deux images obtenues sous éclairages différents et d'une amélioration de certaines proportions afin d'extraire les informations utiles [15]. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.



**Début**

**Pour** chaque niveau de gris **faire**

Balayage de l'image

Incrémentation du nombre de pixels

**Fin**

**Le contraste :**

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si  $L1$  et  $L2$  sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines  $A1$  et  $A2$  d'une image, le contraste  $C$  est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2} \quad (2.1)$$

## 2.5 Méthodes de prétraitement

Le traitement, souvent appelé prétraitement, regroupe toutes les techniques visant à améliorer la qualité d'une image. De ce fait, la donnée de départ est l'image initiale et le résultat est également une image. La notion de qualité est une notion très subjective, assujettie à la réalisation d'un objectif. La qualité d'une image n'est pas forcément la même pour un ordinateur ou pour un opérateur humain. C'est la raison pour laquelle les techniques ne sont pas les mêmes.

La restauration a pour but d'inverser l'effet du phénomène dégradant. Il s'agit donc de produire une image la plus proche de la réalité physique de la scène observée. Le plus souvent, cette étape est la première dans la chaîne de traitements constituant un système de vision.

L'amélioration a pour but de satisfaire l'œil de l'observateur humain. C'est pourquoi l'image produite peut être différente de la réalité. Dans les deux cas, la qualité (i.e capacité à interpréter facilement une image) a été accrue.

Par extension, on classe dans le domaine du traitement les techniques de compression. Il s'agit là de faciliter le traitement et surtout le stockage des images par une réduction adéquate de leur volume d'information [16].

### 2.5.1 Restauration

La restauration d'images a pour objet la réduction, voire l'élimination des distorsions introduites (bruits) par le système ayant servi à acquérir l'image. Son but est d'obtenir une image qui soit la plus proche possible de l'image idéale qui aurait été obtenue si le système d'acquisition était parfait.

#### Les sources de dégradation :

Il en existe quatre possibles :

- Bruit lié au contexte de l'acquisition.
- bruit lié au capteur,
- bruit lié à l'échantillonnage,
- bruit lié à la nature de la scène.

**Bruit lié au contexte de l'acquisition :** Dans cette première catégorie, on retrouve tous les événements inattendus, modifiant les conditions de l'acquisition du signal.

L'exemple le plus simple est le bougé. On peut aussi imaginer une modification ponctuelle des conditions d'éclairage, conduisant à une sous (sur)illumination de l'objet observé. Le caractère inattendu de ces événements fait qu'il est pratiquement impossible d'en corriger les effets sans l'intervention d'un opérateur humain pour activer le bon processus de restauration (correction de flou, de bougé, de dérive lumineuse, etc...).

**Bruit lié au capteur :** Le capteur, s'il est de mauvaise qualité ou s'il est mal utilisé, peut introduire toute sortes de bruits. On peut ainsi obtenir une distorsion de la gamme des niveaux de gris, provoquant une saturation ou bien une distorsion géométrique de l'image équivalente à l'effet d'un miroir grossissant par exemple. Une mauvaise mise au point peut provoquer un flou. Bien entendu, la meilleure restauration possible consiste à agir directement au niveau du capteur.

Cependant, si cela n'est pas possible, la connaissance de l'appareil, permet le plus souvent, de construire un modèle a priori du phénomène de dégradation; une inversion systématique est alors envisageable. C'est le cas en microscopie électronique où il est très difficile d'obtenir des images de bonne qualité, mais où les phénomènes dégradants (produisant le plus souvent un mauvais contraste ou une dérive lumineuse) sont bien connus et modélisés.

**Bruit lié à l'échantillonnage :** Une image est une forme discrète. Il est donc nécessaire de passer du domaine continu au domaine discret, au niveau de la scène et au niveau de l'intensité lumineuse émanant de celle-ci. De manière générale, le spectre des intensités lumineuses noir-blanc est quantifié sur 256 niveaux de gris différents nécessitant 8 bits pour le stockage en chaque point.

Si le capteur est bien calibré, cette quantification ne provoque pas de bruit important. Il faut savoir que cette précision est de loin supérieure à ce que l'œil humain utilise dans ses tâches quotidiennes. Par contre, la quantification de l'espace en  $n \times n$  points est un inconvénient majeur ; les capteurs actuels permettent d'obtenir sans problème  $n = 512$ . Cette précision (1/512 ème) est très souvent bien trop faible pour permettre un contrôle dimensionnel de formes.

De plus, tout objet dont la taille est inférieure à l'unité de tessellation du plan, disparaît ou bien n'est représenté que par un pixel. Cet effet est connu sous le nom d'effet "poivre et sel". Ce bruit est aussi généré par une texture dont les caractéristiques sont trop fines par rapport à la fréquence d'échantillonnage (phénomène de Moiré). Un exemple classique provient des images satellitaires lorsqu'un nuage est trop petit pour impressionner plus d'un pixel qui de ce fait a une intensité non cohérente avec son voisinage.

**Bruit lié à la nature de la scène :** L'environnement dans lequel se situe l'acquisition n'est pas toujours maîtrisable. En télédétection, la couverture nuageuse dégrade la qualité des images satellites. De même, la poussière dans un atelier de production peut être difficile à éliminer. Pour une échographie cardiaque, la masse graisseuse du patient peut induire des artefacts. Cependant, là encore, la connaissance a priori du phénomène perturbateur permet d'envisager une modélisation et donc une correction systématique.

## Modélisation

On peut regrouper les différentes dégradations subies par une image (en termes d'effets et non plus de sources) de la manière suivante :

1. Dégradation ponctuelle (effet localisé en 1 pixel),
2. dégradation spatiale (effet sur 1 pixel et son voisinage),
3. dégradation temporelle,
4. dégradation chromatique,
5. toutes combinaisons des 4 précédentes [16].

## 2.5.2 L'amélioration

Le problème de l'amélioration est un problème subjectif. L'œil humain est essentiellement sensible aux forts contrastes. C'est pourquoi les techniques d'amélioration tentent d'augmenter ceux-ci dans le but d'accroître la séparabilité des régions composant une scène. Différentes techniques sont possibles :

Il existe 2 grandes familles de méthodes :

– Les méthodes globales :

Dites aussi ponctuelles, elles modifient chaque point de l'image indépendamment de ses voisins à partir d'une information globale sur l'image. On distingue :

- La modification de l'histogramme.
- Le rehaussement de contraste.
- L'utilisation de la couleur.

– Les méthodes locales :

Elles travaillent sur des voisinages de pixels et donc localement dans l'image. On distingue :

- Le filtrage fréquentiel. Cependant cette approche, au formalisme simple, met en œuvre des processus de calculs trop lourds pour être réellement applicable (surtout dans un contexte temps-réel).
- Le filtrage linéaire
- Le filtrage non-linéaire
- Filtrage morphologique

### 2.5.2.1 Rehaussement de contraste

Dans cette première approche, chaque niveau de gris est modifié dans le but d'accroître le contraste. Dans le cas du contrôle qualité, où on a un ou plusieurs objets sur un fond continu uniforme, on s'attache à accroître les transitions objet-fond. Ce type de correction est également adapté lorsqu'une majeure partie des niveaux de gris présents dans l'image est concentrée dans un faible intervalle sur l'échelle des intensités lumineuses.

### 2.5.2.2 Modification d'histogramme

Linéarisation de l'histogramme : Pour améliorer l'information contenue dans l'image, on utilise une technique appelée linéarisation de l'histogramme ou encore égalisation d'histogramme. La transformation est construite de telle façon que le nouvel histogramme soit plat (distribution uniforme des niveaux de gris) ; cette opération est équivalente à maximi-

ser l'entropie de l'image, on obtient alors théoriquement, une image ayant une information maximale. Pour une image qui présente un pic dans les niveaux sombres, cela revient à étendre la dynamique de la zone sombre au détriment de celle de la zone claire[16].

### 2.5.2.3 Les filtres linéaires

Ces filtres opèrent sur le pixel en lui attribuant une combinaison linéaire des niveaux de gris de son voisinage.

#### Filtre moyenneur

C'est un filtre passe bas, donc il a un effet de lissage sur l'image, ce qui signifie qu'il élimine les signaux de haute fréquence, ce filtrage s'accompagne d'une perte des détails très fins de l'image accompagnée d'une désaccentuation des contours rendant l'image floue; plus la dimension du filtre augmente, donc  $N$  augmente, plus ces effets sont ressentis.

Sa réponse impulsionnelle est donnée par :

$$H(i, j) = \frac{1}{N^2} \quad i, j = 1 \dots N$$

Pour  $N = 3$  on aura le masque  $3 \times 3$  suivant :

$$H = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Donc il affecte au pixel central, sa moyenne les huit pixels qui lui sont voisins.

En général et pour une dimension impaire  $N$  du masque on a la formule :

$$I_F(x, y) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=\frac{1-N}{2}}^{i=\frac{N-1}{2}} \sum_{j=\frac{1-N}{2}}^{j=\frac{N-1}{2}} I_O(x + i, y + j) \quad (2.2)$$

Où  $I_O$  représente l'image originale et  $I_F$  représente l'image finale après application du filtrage [17].

#### Filtre smooth

Les coefficients du masque pour un filtre  $3 \times 3$  sont :

Les coefficients sont calculés en utilisant des pondérations gaussiennes. Des itérations successives permettent d'obtenir le filtre smooth  $5 \times 5$  (2 itérations) et le filtre smooth  $7 \times 7$  (3 itérations).

1	2	1
2	4	2
1	2	1

TABLE 2.1 – Masque  $3 \times 3$  du filtre smooth

L'effet du filtre augmente avec la taille de son masque. Les contours et les détails fins sont cependant mieux conservés qu'avec le moyenneur. En effet, en utilisant une pondération gaussienne, le filtre smooth prend mieux en compte les corrélations entre pixels, notamment pour une texture (la fonction de corrélation des niveaux de gris pour une texture est fréquemment modélisée par une gaussienne).

Le filtre smooth est un bon exemple des performances qu'on peut obtenir avec un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie. Le gros avantage de ces filtres est leur facilité de conception et d'implémentation, mais ils ne peuvent être utilisés pour des travaux trop fins (la détérioration des contours qu'ils induisent par exemple, empêchera une segmentation fine des images). Ces limitations ont donc conduit à la conception de filtres non linéaires [15] [18].

#### 2.5.2.4 Filtres non linéaires

Ces opérateurs ont été développés pour pallier aux insuffisances des filtres linéaires : principalement la mauvaise conservation des contours. Ils ont le défaut d'infliger des déformations irréversibles à l'image [15].

Le filtre non linéaire s'oppose au précédent dans sa dénomination car il n'est pas le résultat d'une combinaison linéaire de pixels, les pixels voisins interviennent suivant une loi non linéaire. Parmi ces filtres, on peut citer le filtre médian.

#### Filtre médian

C'est un filtre non linéaire dont le principe est de calculer en un point non pas une combinaison linéaire des niveaux de gris de ses voisins, mais une valeur médiane dépendant d'un tri des niveaux de gris des points voisins.

On peut alors suivre les étapes suivantes (figure(2.2)) :

- On classe les pixels voisins du pixel concerné par la transformation par valeurs croissantes.
- On prend la valeur médiane des pixels classés, et on l'affecte au pixel concerné, (comme le montre l'exemple si dessous)

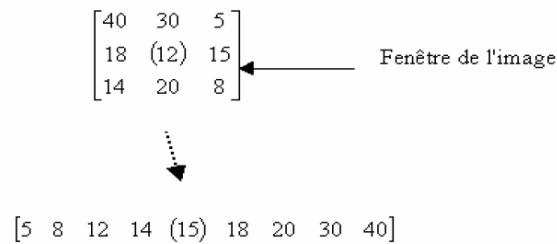


FIGURE 2.2 – Principe du filtre médian

Dans cet exemple : (12) est l'ancienne valeur du pixel central et (15) sa nouvelle valeur. Alors que le filtre moyen introduit du flou sur le bord des objets, le filtre médian permet l'élimination de parasites isolés dans l'image sans affecter les contours [19].

Il faut souligner l'intérêt du filtre Médian qui est :

- Un pixel non représentatif dans le voisinage affectera peu la valeur médiane.
- La valeur médiane choisie étant le niveau de gris d'un des pixels considérés, nous ne créons pas alors de nouveaux niveaux de gris dans l'image. Ainsi, lorsque le filtre passe sur un contour très marqué il le préservera mieux.

Le filtre médian garde donc la netteté de l'image pour les éléments de dimensions importantes par rapport au noyau du filtre, mais élimine les détails fins de manière irréversible [20].

### 2.5.2.5 Filtrage morphologique

Le filtrage morphologique repose sur la morphologie mathématique, fondée sur une description ensembliste des images. Contrairement aux opérateurs précédemment présentés, on privilégie la notion de forme par rapport aux informations sur les amplitudes des variations d'intensité.

Ce type de filtrage est utilisé pour éliminer des pixels (noirs, blancs) isolés dans des images qui sont considérés comme du bruit. Il met en correspondance chaque pixel et son voisin par une fonction logique (ET, OU, XOR)[20][21][22]. Parmi les opérateurs morphologiques, nous citons :

#### La Dilatation

La dilatation permet d'éliminer les pixels noirs isolés.

Elle consiste en le choix du plus grand des éléments du masque. Elle élimine les tâches noires dans des zones blanches mais ajoute des pixels blancs au contour des objets présents

dans l'image.

On suivra donc les étapes suivantes [20] :

- On classe les pixels voisins du pixel concerné par la transformation par valeurs croissantes.
- On prend la valeur maximale des pixels classés, et on l'affecte au pixel concerné, (dans l'exemple si dessous, le pixel en question garde la même valeur vu qu'elle est la plus grande)

178	182	230
148	230	230
138	146	149

### L'Erosion

L'érosion permet d'éliminer les pixels blancs isolés au milieu des parties noires de l'image. En appliquant une érosion, ces tâches blanches peuvent être éliminées mais la taille des objets présents dans l'image diminue car l'érosion enlève des pixels du contour, entraînant une déformation de certains objets.

L'érosion consiste en le choix du plus petit des éléments du masque. Elle entraîne des effets habituels tels que : la séparation des objets à l'endroit des étranglements, le rétrécissement des objets de grande taille et la disparition des petites composantes. Dans l'exemple si dessous, le pixel en question prend la valeur 138 vu qu'elle est la plus petite [20].

178	182	230
148	230	230
138	146	149

### L'Ouverture

L'ouverture est constituée par une opération d'érosion suivie d'une dilatation. Elle permet de retrouver la taille normale des objets de l'image.

### La Fermeture

La fermeture est une opération morphologique qui consiste à faire subir à l'image une opération de dilatation suivie d'une érosion. Elle permet aussi de retrouver la taille



normale des objets de l'image.

### 2.5.3 Compression :

La compression est aussi l'un des prétraitements qui peut être appliqué à une image. Le but des algorithmes de compression est de réduire la taille des fichiers pour diminuer l'espace nécessaire à leur stockage sur le disque ou leur transfert par le réseau. Ils encodent d'une manière différente les données de l'image afin de les rendre plus compactes. Deux familles d'algorithmes de compression se distinguent :

#### 2.5.3.1 La compression sans perte :

Historiquement, les premiers algorithmes de compression furent Shannon-Fano et Huffman, mais l'algorithme sans pertes le plus utilisé dans le domaine de l'image est LZW.

#### 2.5.3.2 La compression avec perte :

Certains types de données peuvent bien se comprimer si l'on accepte de perdre une partie de l'information. C'est notamment le cas de sons ou d'images numérisés. Les taux de compression peuvent alors être énormes (par exemple un taux de 80% pour une image). Les principales méthodes de compression avec pertes sont les transformées en cosinus discrets(jpeg), les ondelettes (jpeg2000) et les fractales[16].

## 2.6 Segmentation d'images

La segmentation joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image. Elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs processus d'analyse d'image, tel que la détection des objets. Elle aide à localiser et à délimiter les entités présentes dans l'image. Compte tenu de l'existence d'un grand nombre de techniques de segmentation, deux grandes catégories de segmentation peuvent être distinguées selon que les approches se font par régions ou par contours.

Dans l'approche par régions, les pixels adjacents, mais similaires selon un certain critère d'homogénéité, sont regroupés en régions distinctes. La croissance par région et la division-fusion sont des techniques courantes de cette catégorie.

Quant à l'approche par contours, elle permet de détecter les transitions entre les régions de l'image. Les détecteurs de contours les plus simples, sont les opérateurs de Sobel ou de Roberts. Parmi les détecteurs les plus complexes, citons l'opérateur de Canny [23].

## 2.7 Différentes méthodes de segmentation

Après de nombreuses années passées à rechercher la méthode optimale, les spécialistes du traitement d'image ont compris que la segmentation idéale n'existait pas mais plutôt qu'ils pouvaient combiner un ensemble d'outils mathématiques et algorithmiques pour résoudre des problèmes spécifiques. En effet, étant donnée une image, plusieurs types de segmentation sont possibles et une bonne méthode de segmentation est celle qui permet d'arriver à une bonne interprétation [23]. D'après Cocquerez [15], une technique de segmentation doit être choisie en fonction :

- De la nature de l'image,
- des opérations en aval de la segmentation,
- des primitives à extraire,
- des contraintes d'exploitation.

Divers travaux ont été consacrés à la question de la segmentation des images. Au départ, les premières méthodes ont été développées avec des images faiblement bruitées, formées de répartitions uniformes des niveaux de gris. Par la suite, la nécessité de localiser la forme et la frontière des objets a donné naissance aux deux sortes d'approches couramment utilisées dans le domaine de la segmentation, c'est-à-dire les approches région et les approches contour [15] [24] [25] [26] [27][28][29][30].

### 2.7.1 Approche région

Les méthodes de segmentation par région consistent à rechercher les ensembles de pixels qui possèdent des propriétés semblables selon un prédicat d'homogénéité défini a priori [15][26][31][32]. Pour cela, on procède soit par croissance de régions, soit par classification de pixels.

La croissance de régions est une technique ascendante qui partant du niveau du pixel, permet d'élaborer progressivement les régions en se basant sur un prédicat qui est un mode de contrôle défini a priori. Il peut être géométrique (région rectangulaire ou convexe) ou de nature radiométrique (région homogène) ou une combinaison des deux. La croissance des pixels peut aussi se faire à l'aide des histogrammes locaux dans le cas d'une segmentation exploitant une description de texture. Le regroupement se fait ensuite selon un double critère : l'homogénéité et l'adjacence [30].

Les méthodes opérantes par croissance de régions sont de cinq sortes :

**\*Les méthodes par division :**

Celles-ci reviennent à diviser les régions de base (image et région initiale) en régions plus petites et homogènes. Ces régions sont généralement caractérisées par leurs variances et leurs contrastes. Ces méthodes ont une faiblesse liée à la nature souvent régulière de découpage, les contours sont définis sur différents niveaux et elles produisent généralement une sursegmentation.

**\*Les méthodes par fusion :**

Elles permettent de fusionner tout couple de régions adjacentes qui vérifient un critère d'homogénéité. Mais elles sont coûteuses en temps de calcul.

**\*Les méthodes de division- fusion (Merge and Split) :**

Elles résultent de la combinaison des deux techniques précédentes : la division qui partage l'image en zones localement homogènes, suivie de la fusion des régions similaires au sens d'un prédicat de regroupement. Ces méthodes vérifient l'homogénéité imposée. Néanmoins, elles sont peu robustes et sensibles aux conditions de départ (les seuils pour la fusion). De plus, une légère modification à l'un de ses facteurs peut conduire à des segmentations différentes. Les méthodes de division-fusion procèdent par éclatement et par regroupement de composantes de l'image décrites dans un mode de codage en graphes d'adjacence, c'est-à-dire dans des partitions non régulières de l'image.

Les graphes les plus employés pour cela, sont le Quadtree, le diagramme de Veronoï et la structure pyramidale. Le Quadtree et les structures pyramidales sont des algorithmes hiérarchiques propres à la décomposition d'images numériques.

**\*Les méthodes de relaxation :**

La relaxation est une technique permettant de faire évoluer une partition de l'image en régions en n'intégrant que deux types d'information : un attribut du pixel traité et la classe de ses voisins. Le processus est itératif et converge vers une partition de l'image à partir d'une présegmentation de celle-ci ou d'un tirage aléatoire. Cette technique est utilisée en segmentation d'images uniformes en considérant les histogrammes locaux ou des moments sur une fenêtre de petite taille (par exemple, 3 x 3 pixels)[33].

**\*Les méthodes de propagation :**

La propagation consiste en une réitération de la relaxation. Après l'extraction de la composante connexe, on définit à la limite de cette région, une nouvelle zone d'initialisation afin d'extraire une nouvelle composante connexe et on recommence.

Les méthodes reposant sur la classification des pixels, ne tiennent pas compte de la distribution spatiale des pixels et ne considèrent que la distribution des niveaux de gris ou des couleurs dans l'espace de représentation utilisé. Elles consistent à classer les individus en exploitant leurs similarités. Ces individus peuvent être les pixels eux mêmes, des sous images ou des régions obtenues par segmentation. Ce type de classification fait qu'une région donnée est constituée des pixels d'une même classe et que plusieurs régions dans l'image peuvent correspondre à la même classe. La classification automatique ainsi décrite, fait appel à un ensemble d'outils mathématiques très diversifiés qui visent à analyser l'image, tout en conservant le maximum d'informations que celle-ci contient.

L'un des processus de classification couramment employé en traitement d'images, est celui opérant par maximum de vraisemblance. Il consiste à maximiser la probabilité a priori d'avoir un objet de l'image grâce au théorème de Bayes pour trouver la classe la plus probable pour cet objet.

Dans le cas où l'information n'est pas complète, ce qui est souvent le cas, on effectue soit une classification supervisée (dirigée), si on possède des connaissances a priori sur la nature des objets contenus dans l'image, soit une classification non supervisée (non dirigée), si aucune information n'est a priori disponible sur les données.

La classification peut être soit monodimensionnelle, soit multidimensionnelle. Les méthodes qui ne prennent en considération qu'un seul attribut de l'image, sont qualifiées de monodimensionnelles. Pour la plupart, elles procèdent par extraction automatique de seuils caractéristiques, puis affectation des pixels à leurs classes par comparaison de leur niveau de gris à ces seuils. Les méthodes exploitant plusieurs attributs, sont multidimensionnelles. Elles utilisent des algorithmes d'analyse de données dont le rôle est d'extraire parmi les nombreux attributs, ceux qui peuvent être discriminants, de déterminer les limites entre les classes et ensuite de classer les pixels en fonction de ces attributs.

**Méthodes morphologiques**

Une segmentation par région à partir de filtrage résultant d'une combinaison non linéaire des pixels de l'image peut être réalisée par des méthodes de traitement basées sur

des opérateurs de morphologie mathématique. Cette dernière s'est imposée ces dernières années comme la technique la plus prometteuse du traitement non linéaire appliqué à l'analyse d'images [34]. Les opérateurs issus des études sur la morphologie mathématique sont développés à partir d'un concept de transformation géométrique d'une image par un masque appelé élément structurant. Il s'agit d'une approche algébrique qui consiste à faire une comparaison entre la cible que l'on veut analyser, et un autre objet correspondant à l'élément structurant dont on connaît la forme. Comme leurs noms l'indiquent l'analyse d'images avec ces méthodes de morphologie mathématique prend en considération l'aspect morphologique lié à l'agencement spatial des pixels des objets présents sur la scène d'analyse [7].

### 2.7.2 Approche contour

Un contour est, par définition, la frontière entre deux régions relativement homogènes et regroupant des pixels de niveaux de gris différents. Autrement dit, chacune de ces régions regroupe des pixels similaires mais dont le niveau de gris diffère quand on passe d'une région à l'autre. En pratique, un contour est rarement idéal car il subit souvent des dégradations lors de sa transmission par la chaîne d'acquisition de l'image.

La notion de contour étant liée à la variation brusque des niveaux de gris, il suffit donc de détecter ce type de variation par dérivation pour localiser le contour. La détection d'un contour revient alors à rendre localement maximum le gradient d'image ou à rechercher les zéros de la dérivée seconde (à définir dans un espace bi-dimensionnel). Plus généralement, les approches dérivatives peuvent être groupées dans deux catégories, à savoir 'gradient' et 'laplacien'. La technique du gradient consiste à détecter les contours en recherchant le maximum et le minimum de la première dérivée dans l'image. La technique du laplacien repose sur la recherche des passages par zéro de la deuxième dérivée dans l'image pour trouver des contours.

Le calcul de dérivée nécessite un pré-filtrage des images. Filtrage linéaire pour les bruits de moyenne nulle (par exemple bruit blanc Gaussien, filtre Gaussien). Filtrage non-linéaire pour les bruits impulsionnels (filtre médian par exemple) [15][35].

Les différentes approches existantes se classent ensuite suivant la manière d'estimer les dérivées de la fonction d'intensité, il existe alors :

- Les méthodes dérivatives.
- Les méthodes morphologiques.

### 2.7.2.1 Méthodes dérivatives

#### A. Opérateur dérivatif du premier ordre

Cet opérateur permet de caractériser et de repérer les zones de transition. La détection de contours revient à déterminer les extrema locaux dans la direction du gradient.[15]

Considérons que l'image  $I$  est représentée au point  $(x, y)$  par la fonction d'intensité  $I(x, y)$ , et  $\vec{G}$  son vecteur gradient exprimé en ce point ayant deux composantes  $G_x$  selon la direction horizontale et  $G_y$  selon la direction verticale obtenues grâce à la dérivée partielle de  $I$ .

Le vecteur gradient image est alors défini par l'équation ci dessous :

$$\vec{\nabla} I(x, y) = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} \text{ avec } \begin{cases} G_x = \frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \\ G_y = \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \end{cases} \quad (2.3)$$

Ce vecteur peut être représenté par son module  $G$  et sa phase  $\phi$  qui donne la direction (relation 2.4) :

$$\begin{cases} G = \sqrt{(G_x(x, y))^2 + (G_y(x, y))^2} \\ \phi = \arctan \left( \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \end{cases} \quad (2.4)$$

Dans le domaine discret, les dérivées partielles peuvent être approximées par des différences finies suivant les directions x et y, nous obtenons alors les deux masques discrets  $G_i$  et  $G_j$  en remplacement des deux composantes  $G_y$  et  $G_x$

$$G_j = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix} \text{ et } G_i = [-1 \ 1] \quad (2.5)$$

$$G_x = [I(i, j) \ I(i, j + 1)] G_j \quad (2.6)$$

$$G_y = G_i [I(i, j) \ I(i + 1, j)]^t \quad (2.7)$$

Rappelons la convention d'orientation des axes :



### Opérateurs de Prewitt et de Sobel

Pour ces opérateurs, les dérivées directionnelles horizontale et verticale s'expriment sous la forme :

$$I'_j[i, j] = h_j * I[i, j] \quad \text{et} \quad I'_i[i, j] = h_i * I[i, j] \quad (2.8)$$

Avec

$$h_j = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ \alpha & 0 & -\alpha \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad h_i = \begin{bmatrix} 1 & \alpha & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -\alpha & -1 \end{bmatrix}$$

Les matrices  $h_i$  et  $h_j$ , appelées aussi masques, sont les noyaux de convolution de filtres à réponse impulsionnelle finie. Les masques de Prewitt sont définis pour  $\alpha = 1$  et les masques de Sobel pour  $\alpha = 2$ .

Rappelons que la relation entre convolution et corrélation peut être traduite par l'expression :

$$\begin{aligned} h * I[i, j] &= \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h[m, n] I[i - m, j - n] \\ &= \sum_{m=M}^{-M} \sum_{n=N}^{-N} h[-m, -n] I[i + m, j + n] \end{aligned} \quad (2.9)$$

Où  $h$  est le noyau de convolution de taille  $(2M + 1) * (2N + 1)$ .

Les calculs précédents des deux dérivées directionnelles peuvent donc être considérées comme des corrélations avec les " gabarits "  $h_j[-j]$  et  $h_i[-i]$  [36].

### Opérateurs de Roberts

C'est un détecteur de contours qui calcule les dérivées suivant les transitions diagonales, les masques de Roberts sont définis par les matrices suivantes :

$$h1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad h2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Le calcul s'effectue de la même façon que celui de l'opérateur gradient, mais qui doit être précédé par un filtrage [37].

### B. Opérateur dérivatif du deuxième ordre

Cette méthode consiste à calculer le Laplacien de l'image, et à repérer les points de contours par son passage par zéro [15]. Le Laplacien d'un signal continu est donné par la

relation suivante :

$$\Delta I(x, y) = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial^2 y} \quad (2.10)$$

En discret, l'approximation la plus simple du Laplacien est donnée par l'application de l'un des masques suivants :

$$H1 = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}, \quad H2 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad H3 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

Les points de contours correspondent alors aux passages par zéro de l'image obtenue par convolution avec l'opérateur Laplacien. Une opération de seuillage sur la norme du gradient est généralement nécessaire afin d'éliminer les contours correspondant au bruit [37].

### 2.7.2.2 Méthodes morphologiques

Le filtrage morphologique est utilisé en traitement d'image pour partitionner une image en zones homogènes selon certains critères et également pour isoler directement certains objets à étudier.

La détection de contours se fait par le calcul de la norme du gradient morphologique. Ce calcul du gradient est très 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.

Le gradient morphologique dans le cas discret est donné par la relation(2.11)

$$C(i, j) = Dilatation(A(i, j)) - Erosion(A(i, j)) \quad (2.11)$$

Notons que nous pouvons aussi utiliser le gradient par érosion ou le gradient par dilatation pour effectuer la détection de contours [38][39].

## 2.8 Méthodes de segmentation testées sur des angiographies rétiniennes

### 2.8.1 Approche région

Une méthode d'analyse d'angiographie rétinienne basée sur la morphologie mathématique a été développée par Angela Barthes [11][40]. Cette étude a permis la réalisation d'une technique nouvelle conduisant à l'automatisation de la procédure de la détection



des lésions appelées :drusens au cours de la pathologie de la dégénéresence maculaire liée à l'âge (DMLA) et a aidé en conséquence les médecins dans leur tâche de diagnostic.

L'ouverture et la fermeture ont été utilisées avec d'autres méthodes de la morphologie mathématique dans la cadre du traitement et l'analyse des images de la rétine au cours d'une RD pour améliorer leur qualité et réduire le bruit aléatoire qui les affecte [34][41][42][43][44][45].

Le problème qui se posait pour l'utilisation des filtres morphologiques était principalement lié au choix de l'élément structurant dont la forme joue un rôle capital pour extraire les objets de l'image. Un second critère lié à la taille de cet élément structurant doit être pris en considération dans la mesure où un élément d'une grande taille est censé enlever les petits détails perceptibles tandis qu'avec un élément d'une petite taille on ne peut pas enlever les grandes composantes de l'image. Chen et Yan ont utilisé des éléments structurants de tailles variables pour exécuter des opérations morphologiques [46].

## 2.8.2 Approche contour

Le gradient et le Laplacien ont été déjà exploités dans le contexte de segmentation vasculaire. WANG et LIE ont testé l'opérateur de Sobel, pour déterminer l'amplitude et la direction des contours parallèles des vaisseaux au cours d'une RD[44]. La dérivée seconde lissée par une gaussienne de paramètre  $\sigma = 4$ , a été recherchée par MARTINEZ-PEREZ [47][48].

Afin d'apporter des améliorations aux résultats, une étude ciblant la détection de contour grâce à l'opérateur Laplacien après un premier lissage par une gaussienne bidimensionnel a été effectuée par Marr [49][50]. Une autre solution a été proposée par Canny qui consiste en l'utilisation d'un filtre à réponse impulsionnelle finie pour un premier lissage de l'image dont il faut rechercher ensuite le gradient ou le Laplacien [51]. Une approche tout à fait semblable à celle de Canny basée sur la recherche d'un filtre optimal pour lisser l'image dans un premier temps et appliquer dans un second temps l'un de ces deux opérateurs a été adopté par Shen [52] et Casten [53].

## 2.9 Conclusion

Comme vu dans ce chapitre, les méthodes de segmentation testées sur des angiographies rétinienne, bien que dans le cas de certaines applications à savoir la reconnaissance des vaisseaux et de drusens les résultats obtenus étaient encourageants, se sont avérées mal adaptées pour résoudre le problème de la délimitation de la zone avasculaire centrale

pour la non uniformité de sa région et de celle du fond des images de la rétine.

Dans le chapitre qui suit, nous proposons une méthode bâtie sur des approches bayésiennes et utilisant les champs de Markov comme alternative pour la détection du contour de la ZAC.

# Chapitre 3

## Méthode proposée

### 3.1 Introduction

Nous présentons dans ce chapitre une méthode pour traiter le problème de la détection du contour de la ZAC, en utilisant les champs aléatoires de Markov dans un cadre bayésien.

Nous introduisons tout d'abord de façon intuitive la notion d'énergie locale avant de définir plus formellement un champ de Markov.

On soulignera au passage le lien entre ce dernier et le champ de Gibbs avant d'aborder la méthodologie utilisée.

### 3.2 Définition d'un champ de Markov

#### 3.2.1 Description de l'image

L'image est formée d'un ensemble fini  $S$  de sites  $s_i$  correspondant aux pixels.  $S$  est donc essentiellement un réseau discret fini, partie de  $\mathbb{Z}^d$ , si on note  $d$  la dimension de l'espace (2 le plus classiquement, 3 pour les volumes, etc.). A chaque site est associé un descripteur, représentant l'état du site et qui peut être son niveau de gris, une étiquette, ou une information plus complexe, et prenant ses valeurs dans  $E$ .

La notion d'interactions locales nécessite de structurer les relations spatiales entre les différents sites du réseau. Pour ce faire, on munit  $S$  d'un système de voisinage  $\mathcal{V}$  défini de la façon suivante :

$$\mathcal{V}_s = \{t\} \text{ tels que } \begin{cases} s \notin \mathcal{V}_s \\ t \in \mathcal{V}_s \Rightarrow s \in \mathcal{V}_t \end{cases} \quad (3.1)$$

A partir d'un système de voisinage, un système de cliques peut être déduit : une clique est soit un singleton de  $S$ , soit un ensemble de sites tous voisins les uns des autres. En fonction du système de voisinage utilisé, le système de cliques sera différent et fera intervenir plus ou moins de sites comme illustré sur la figure (3.1). On notera  $C$  l'ensemble des cliques relatif à  $\mathcal{V}$ , et  $C_k$  l'ensemble des cliques de cardinal  $k$ .

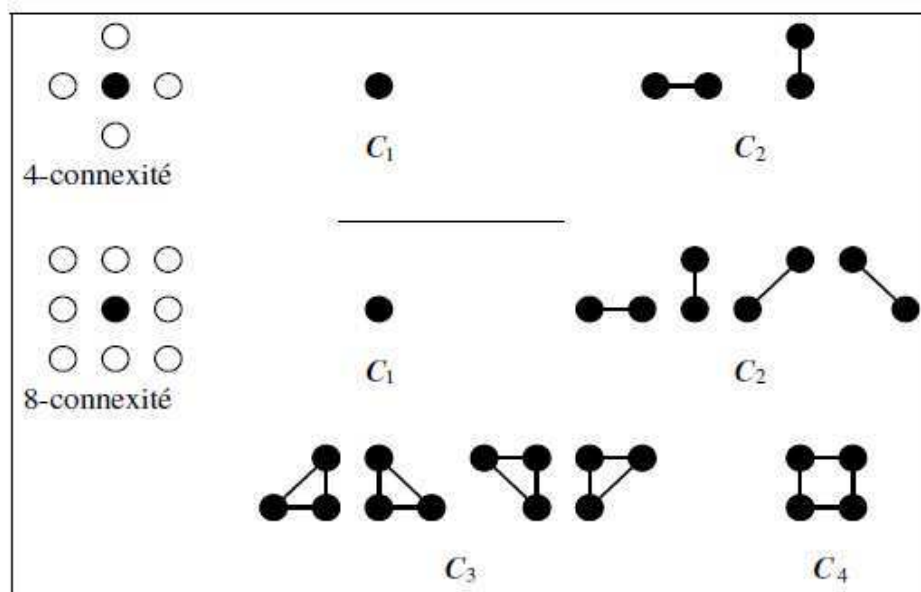


FIGURE 3.1 – Les cliques associées à deux systèmes de voisinage en dimension 2.

Les interactions locales entre niveaux de gris (ou descripteurs) de sites voisins peuvent alors s'exprimer comme un potentiel de clique. Soit  $c$  une clique, on lui associe le potentiel  $U_c$  dont la valeur dépend des niveaux de gris (ou descripteurs) des pixels constituant la clique. En poursuivant ce raisonnement, on peut définir l'énergie globale de l'image comme la somme des potentiels de toutes les cliques :

$$U = \sum_{c \in C} U_c \quad (3.2)$$

et l'énergie locale en un site comme la somme des potentiels de toutes les cliques auxquelles il appartient [54] :

$$U_s = \sum_{c \in C / s \in c} U_c \quad (3.3)$$

### 3.2.2 Modélisation probabiliste de l'image

La définition des champs de Markov qui sera donnée dans la section suivante nécessite une modélisation probabiliste de l'image. Ainsi, l'image dont nous disposons va être considérée comme une réalisation d'un champ aléatoire. Soit  $s$  un site de l'image, on peut en effet lui associer une variable aléatoire (v.a)  $X_s$  prenant ses valeurs dans  $E$ . Le niveau de gris  $x_s$  en  $s$  n'est ainsi qu'une réalisation<sup>1</sup> de la v.a  $X_s$ . On définit alors le champ aléatoire  $X = (X_s, X_t, \dots)$  prenant ses valeurs dans  $\Omega = E^{|S|}$ . On trouvera aussi le terme de processus aléatoire pour  $X$  ; en toute rigueur, " processus " devrait être réservé au cas d'un ensemble d'indexation continu, et champ au cas discret.

Dans ce cadre probabiliste, l'image considérée est simplement une réalisation  $x$  du champ. La probabilité globale de  $x, P(X = x)$ , permet d'accéder en quelque sorte à la vraisemblance de l'image, et les probabilités conditionnelles locales d'une valeur en un site permettent de mesurer le lien statistique entre un niveau de gris et le reste de l'image. L'hypothèse markovienne permet d'évaluer ces quantités.

Notons que nous nous plaçons dans le cas où  $E$ , l'espace de valeurs des descripteurs, est quantifié, ce qui nous permet de manipuler des probabilités. Dans le cas où cet espace est continu, il faut remplacer  $P$  par une densité de probabilité, mais dans ce cas le théorème que nous allons voir juste après n'est plus valable [54].

### 3.2.3 Champs de Markov - Champs de Gibbs

#### Définition d'un champ de Markov

Considérons  $x_s$  la valeur du descripteur prise au site  $s$  et  $x^s = (x_t)_{t \neq s}$  la configuration de l'image excepté le site  $s$ . La définition d'un champ de Markov est alors la suivante :

*$X$  est un champ de Markov si et seulement si la probabilité conditionnelle locale en un site n'est fonction que de la configuration du voisinage du site considéré.*

Ce qui s'exprime de façon formelle par :

$$P(X_s = x_s / x^s) = P(X_s = x_s / X_t = x_t, t \in \mathcal{V}_s) \quad (3.4)$$

Ainsi, le niveau de gris en un site ne dépend que des niveaux de gris des pixels voisins de ce site [54].

---

1. On notera généralement en lettres majuscules les variables aléatoires et en minuscules leurs réalisations.

En d'autres termes si un pixel  $s$  de l'image  $\mathcal{X}$  subit une quelconque distorsion, son impact sera réduit uniquement à son entourage immédiat comme illustré par le schéma de la figure (3.2) [7].

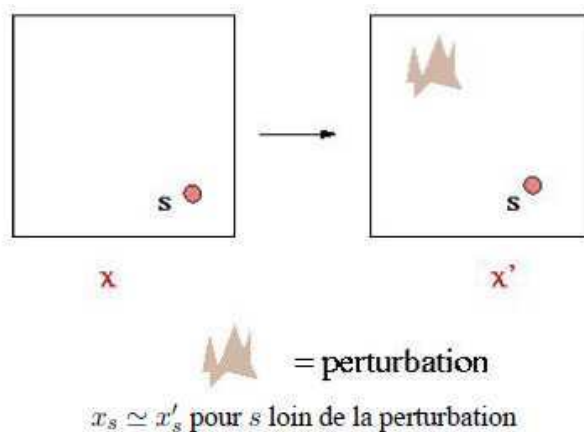


FIGURE 3.2 – Illustration d'une interaction locale

Cette hypothèse markovienne se justifie bien dans le cas de la plupart des images naturelles constituées de zones homogènes ou texturées.

L'intérêt de cette modélisation réside dans le cas où la propriété markovienne est vérifiée pour des voisinages restreints permettant des calculs rapides [54].

### Equivalence entre champs de Markov et champs de Gibbs

La modélisation markovienne prend toute sa puissance grâce au théorème que nous allons voir maintenant. En effet, celui-ci permettra d'accéder aux expressions des probabilités conditionnelles locales. Il nous faut au préalable définir un certain nombre de notions relatives aux mesures et champs de Gibbs.

Définition d'une mesure de Gibbs : La mesure de Gibbs de fonction d'énergie  $U : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  est la probabilité  $P$  définie sur  $\Omega$  par :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x))$$

avec

$$U(x) = \sum_{c \in C} U_c(x) \quad (3.5)$$

où  $C$  est le système de cliques associé au système de voisinage  $\mathcal{V}$ .

$Z = \sum_{x \in \Omega} \exp(-U(x))$  est une constante de normalisation appelée fonction de partition de Gibbs. En pratique, il est quasi impossible de calculer cette constante à cause du

très grand nombre de configurations possibles. Ne serait-ce que dans le cas d'une image binaire ( $\text{card}(E) = 2$ ) et de taille égale à  $512 \times 512$ , on a  $\text{card}(\Omega) = 2^{262144}$  configurations possibles!

La notation couramment utilisée pour  $U(x)$  est abusive car  $U_c(x)$  ne dépend pas de l'ensemble de la configuration  $x$  mais seulement de  $x$  restreinte à la clique  $c$  ( $U_c(x) = U_c(x_t, t \in c)$ ).

Nous pouvons maintenant définir le champ de Gibbs de potentiel associé au système de voisinage  $\mathcal{V}$  : c'est le champ aléatoire  $X$  dont la probabilité est une mesure de Gibbs associée au système de voisinage  $\mathcal{V}$ , ce qui implique

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in \mathcal{C}} U_c(x)\right) \quad (3.6)$$

L'énergie globale d'un champ de Gibbs possède donc la propriété de se décomposer sous forme d'une somme d'énergies locales, qui comme on le verra par la suite permettront d'accéder aux probabilités conditionnelles locales. Notons ici que plus une configuration d'un champ de Gibbs a une énergie faible, plus elle est probable.

Le théorème de Hammersley-Cliffor établit alors le résultat fondamental suivant sous les hypothèses :

- $S$  fini ou dénombrable,
- le système de voisinage  $\mathcal{V}$  est borné,
- l'espace des états  $E$  est discret.

$X$  est un champ de Markov relativement à  $\mathcal{V}$  et  $P(X = x) > 0 \forall x \in \Omega$  si et seulement si  $X$  est un champ de Gibbs de potentiel associé à  $\mathcal{V}$  [54].

### 3.3 Modélisation probabiliste

En traitement d'image, dans le cas où l'on souhaiterait modéliser, à partir de données observées, des caractéristiques de données non observables directement dites cachées, on a recours à des méthodes d'analyse probabilistes.

Dans ce contexte,  $x$  et  $y$  représentent deux réalisations des champs aléatoires  $X$  et  $Y$  correspondant respectivement à la vraie image recherchée et à l'image observée. Ces méthodes s'appliquent aussi si le lien entre les deux éléments  $x$  et  $y$  n'est pas déterministe, dans ce cas il faut définir une loi de probabilité sur  $x$  que l'observation de  $y$  doit suivre pour qu'elle puisse apporter une information sur  $x$ .

Les données observées correspondant à l'image brute seront représentées dans cette étude par la fonction d'intensité  $y_s$ , au point  $s$ , interprétée comme une réalisation de la

variable aléatoire  $Y_s$ .

L'intensité au point  $s$  correspondant à l'image recherchée est nommée  $x_s$ , une réalisation de la variable aléatoire  $X_s$ .

Soit  $W$ , bruit supposé blanc et gaussien affectant l'image observée et  $(\mu, \sigma^2)$  paramètres statistiques le caractérisant (moyenne et variance). Le caractère additif attribué au bruit nous amène pour une image  $X$  définie sur une grille de pixels de taille  $S$  telle que  $S = \{s(i, j), 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$  à un modèle théorique classique dans le domaine du traitement du signal et de l'image :

$$Y = X + W \quad (3.7)$$

Les variables aléatoires  $X_s$ ,  $Y_s$  prennent leurs valeurs dans l'ensemble  $E = \{0, \dots, 255\}$  du fait du codage des images en noir et blanc (pour notre étude) sur 8 bits. Les champs aléatoires prennent alors leurs valeurs dans l'ensemble  $E^{n \times m}$ .

Donc segmenter l'image observée  $Y$  revient à estimer le champ  $X$ , où chaque pixel  $s$  possède une étiquette unique d'appartenance à une seule région. La répartition spatiale de l'ensemble des sites  $s$  de  $S$  en  $K$  zones comme indiquée sur le schéma de la figure (3.3) est le processus de segmentation exprimé par l'équation (3.8) comme suit :

$$\begin{aligned} S &= S_1 \cup S_2 \cup \dots \cup S_K \\ S_i \cap S_j &= \emptyset \quad \forall i \neq j \end{aligned} \quad (3.8)$$

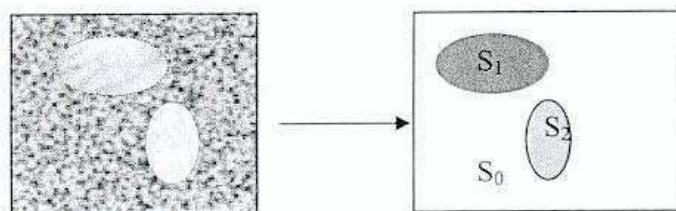


FIGURE 3.3 – Segmentation d'une image.

### 3.4 Formulation du problème et approche Markovienne adoptée

Dans la formulation de notre problème, on considère que l'image observée  $Y$  est la somme de l'image des étiquettes  $X$  et le bruit aléatoire  $W$  qui la dégrade. Cette image est vue comme une superposition de deux régions principales à savoir la cible ZAC (de forme



plutôt elliptique) et le fond d'image que l'on nommera respectivement  $C$  et  $\bar{C}$ . Dans cette étude,  $X, Y$  sont considérés comme deux champs aléatoires liés par une loi de probabilité  $P$  que l'on définira plus tard afin d'estimer  $X$  pour  $Y$  donné. La méthodologie proposée recherche le contour de la ZAC en exploitant la rupture statistique entre les pixels de la ZAC et ceux du fond.

Afin d'approcher le problème par le champ de Markov (MRF : Markov Random Fields), on considère qu'il y a une corrélation locale entre les sites. Notre image  $X$  sera définie donc par un ensemble  $L = m \times n$  points avec la propriété de dépendance locale entre les sites, limitée au 4-voisinage [55][56][57]. Etant donné la forme de la ZAC, chaque site est repéré par ses coordonnées polaires  $(\rho, \theta)$  conformément au schéma de la figure(3.4) où le centre  $O(i_0, j_0)$  est supposé connu [58]. Par rapport à  $O$ , le site  $s$  est repéré par  $s(i - i_0, j - j_0)$ .

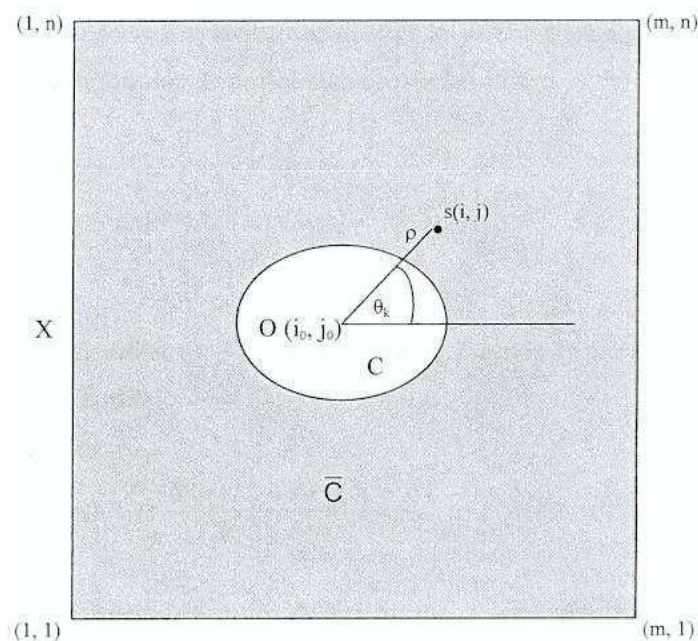


FIGURE 3.4 – Représentation polaire du problème sur une image  $X$ .

Afin de déterminer si un site  $s(i, j)$  choisi aléatoirement sur  $X$  appartient à  $C$  ou à  $\bar{C}$ , on se donne  $M$  orientations  $\theta_0, \theta_1, \dots, \theta_{M-1}$ . Le "vrai" contour de la ZAC est paramétré par le rayon  $r_k$  pour chaque orientation  $\theta_k$ . En supposant que le bruit  $W$  est du type gaussien centré additif, avec des paramètres statistiques différents pour  $C$  et  $\bar{C}$ , notre modèle s'écrit alors [58] :

$$Y(\rho_k, \theta_k, r_k) = X(\rho_k, \theta_k, r_k) + W = \begin{cases} \mu_{C_k} + W_{C_k} \\ \mu_{\bar{C}_k} + W_{\bar{C}_k} \end{cases} \quad (3.9)$$

Les deux grandeurs  $\mu_{C_k}$  et  $\mu_{\bar{C}_k}$  correspondent respectivement à l'intensité moyenne de la cible  $C_k$  et du fond  $\bar{C}_k$  selon la direction  $\theta_k$ , tandis que  $W_{C_k}$  et  $W_{\bar{C}_k}$  sont définis par :

$$\begin{cases} W_{C_k} \sim N(0, \sigma_{C_k}^2) & \text{si } \rho_k \leq r_k & (\text{cible}) \\ W_{\bar{C}_k} \sim N(0, \sigma_{\bar{C}_k}^2) & \text{si } \rho_k > r_k & (\text{fond}) \end{cases} \quad (3.10)$$

En utilisant la formule de Bayes, la segmentation de la ZAC revient à chercher l'estimation  $\hat{x}$  de  $x$  qui maximise la fonction de probabilité a posteriori  $P(X = x/Y = y)$  (critère MAP : Maximum A Posteriori) dont l'équation est :

$$\hat{x} = \arg \max_x [P(X = x/Y = y)] \quad (3.11)$$

L'argument de cette équation (3.11) représenté par la fonction  $P(X = x/Y = y)$  s'exprime selon la formule de Bayes par [59] :

$$P(X = x/Y = y) = \frac{P(Y = y/X = x)P(X = x)}{P(Y = y)} \quad (3.12)$$

$P(y)$  ne dépendant pas des réalisations du champs  $X$ , l'équation (3.11) est remplacée par :

$$\hat{x} = \arg \max_x [P(X = x)P(Y = y/X = x)] \quad (3.13)$$

où  $P(X = x)$  est la probabilité a priori donnée par l'équation (3.6),  $P(y/x)$  est la fonction de vraisemblance définie, en considérant l'indépendance des sites  $s$ , par [58] :

$$P(Y = y/X = x) = \prod_{s \in S} P(Y_s = y_s/X_s = x_s) \quad (3.14)$$

Il s'agit de trouver pour tout  $\theta_k$ , le rayon optimal  $r_k$  qui permet une meilleure estimation des deux couples de paramètres statistiques  $(\mu_{C_k}, \sigma_{C_k}^2)$  et  $(\mu_{\bar{C}_k}, \sigma_{\bar{C}_k}^2)$  correspondant respectivement aux deux régions  $C$  et  $\bar{C}$  (objet et fond).

## 3.5 Description de la méthode proposée

### 3.5.1 Expression de la fonction de vraisemblance

La résolution de l'équation (3.13) impose en premier lieu que l'on puisse exprimer chacun des termes la composant. Nous allons, dans un premier temps expliciter le terme donné par l'équation (3.14) qu'on écrira (on a choisi la loi gaussienne comme loi de probabilité )

$$P(y/x) = \prod_{s \in S} \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}(y_s - x_s)^2\right\} \quad (3.15)$$

Pour cela, nous allons faire un certain nombre d'hypothèses :

- Le centre de la ZAC est supposé connu.
- Pour chaque direction  $\theta_k$  nous allons considérer une longueur de  $d$  pixels.

La représentation polaire pour la recherche du contour de la ZAC nous amène à effectuer un changement de notations pour la suite de ce chapitre. Notons par  $y_k(j)$  le terme correspondant à l'élément  $j$  ( $1 \leq j \leq d$ ) pris dans la direction  $\theta_k$  et  $Y_k(j) = [y_k(1), y_k(2), \dots, y_k(d)]$  le vecteur contenant les  $d$  pixels dans cette même direction. La fonction de vraisemblance  $P(Y/X)$  s'exprime alors pour une longueur de  $d$  pixels dans la direction  $\theta_k$  et pour un rayon de la ZAC supposé égal à  $\rho_k$ , par la fonction  $\mathbf{f}$  définie, comme suit [58] :

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(Y/r) = \mathbf{f}(Y_k/\mu_{C_k}, \mu_{\bar{C}_k}, \rho_k) &= \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_{C_k}^2}\right)^{\rho_k}} \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_{\bar{C}_k}^2}\right)^{d-\rho_k}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left( \sum_{j=1}^{\rho_k} \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} (y_k(j) - x_k(j))^2 \right) \right\} \\ &\quad \times \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left( \sum_{j=\rho_k+1}^d \frac{1}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} (y_k(j) - x_k(j))^2 \right) \right\} \end{aligned} \quad (3.16)$$

L'expression précédente s'écrit autrement :

$$\mathbf{f}(Y_k/\mu_{C_k}, \mu_{\bar{C}_k}, \rho_k) = \beta \exp \left\{ \left[ -\frac{1}{2} \left( \sum_{j=1}^{\rho_k} \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} (y_k(j) - \mu_{C_k})^2 \right) \right] + \left[ -\frac{1}{2} \left( \sum_{j=\rho_k+1}^d \frac{1}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} (y_k(j) - \mu_{\bar{C}_k})^2 \right) \right] \right\} \quad (3.17)$$

$$\text{avec } \beta = \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_{C_k}^2}\right)^{\rho_k}} \frac{1}{\left(\sqrt{2\pi\sigma_{\bar{C}_k}^2}\right)^{d-\rho_k}}$$

Le développement des termes de l'exponentielle donne alors l'expression suivante[58] :

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(Y_k/\mu_{C_k}, \mu_{\bar{C}_k}, \rho_k) &= \beta \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \alpha + \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} \left( \sum_{j=1}^{\rho_k} y_k^2(j) - 2\mu_{C_k} \sum_{j=1}^{\rho_k} y_k(j) \right) + \frac{1}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \left( d\mu_{\bar{C}_k}^2 \right. \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \left( \sum_{j=\rho_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=\rho_k+1}^d y_k(j) \right) \right] \right\} \end{aligned} \quad (3.18)$$

$$\text{avec : } \begin{cases} \alpha = \rho_k \left( \frac{\mu_{C_k}^2}{\sigma_{C_k}^2} - \frac{\mu_{\bar{C}_k}^2}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \right) \\ \beta = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{C_k})^{\rho_k} (\sigma_{\bar{C}_k})^{d-\rho_k}} \end{cases} \quad (3.19)$$

### 3.5.2 Expression de la probabilité a priori

La propriété de Markov nous permet d'évaluer  $P(X = x)$  à partir de modèle théorique de Gibbs. Nous avons utilisé dans notre cas une version simplifiée dans laquelle le coefficient  $T$  n'intervient pas (l'équation (3.6)).

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) \quad \text{avec} \quad U(x) = \sum_{c \in \mathcal{C}} U_c(x)$$

$U(x)$  est la fonction de l'énergie globale qui se calcule à partir des énergies locales  $U_c(x)$  dites potentiels de cliques.

Dans le cas qui nous intéresse, le contour recherché peut-être vu comme un champ aléatoire de Markov monodimensionnel. Nous considérons dans ce cas un voisinage d'ordre deux (8 connexités) qui ne fait intervenir que deux types de cliques : les cliques ne comportant qu'un seul point  $c_1$  et celles comportant deux points consécutifs  $c_2$ . Ce voisinage restreint a été adopté pour permettre des calculs plus rapides. De plus la configuration correspondante aux singletons n'est pas prise en compte autrement dit on ne considère que les cliques  $c_2$ . Sachant que la cible  $\mathcal{C}$  se rapproche d'une forme plutôt elliptique, pour tout point du contour appartenant à l'axe  $\theta_k$ , nous aurons deux potentiels de cliques à calculer, en l'occurrence les cliques se trouvant en amont ( $\theta_{k-1}$ ) et en aval ( $\theta_{k+1}$ ) de  $\theta_k$ . Ces deux potentiels sont donnés ci-dessous [58] :

$$\begin{cases} U_{c_{k-1}} = \delta^2 (r_k - r_{k-1})^2 \\ U_{c_{k+1}} = \delta^2 (r_{k+1} - r_k)^2 \end{cases} \quad (3.20)$$

où  $\delta$  est un facteur de régularisation et  $r_k$ ,  $r_{k-1}$  et  $r_{k+1}$  sont les rayons supposés de la ZAC correspondant respectivement aux directions  $\theta_k$ ,  $\theta_{k-1}$  et  $\theta_{k+1}$ .

La nouvelle expression de la probabilité a priori  $P(X = x)$  que nous notons  $g(r)$ , a pour expression :

$$g(r) = \frac{1}{Z} \exp \left\{ -\delta^2 \sum_{k=0}^{M-1} [(\rho_k - r_{k-1})^2 + (\rho_k - r_{k+1})^2] \right\} \quad \text{avec} \quad r_{-1} = r_{M-1} \quad \text{et} \quad r_0 = r_M \quad (3.21)$$

La valeur du facteur de régularisation  $\delta$  est comprise entre 0 et 1. Il permet de contrôler la convergence de l'algorithme de recherche du contour optimal.

La fonction  $P(X/Y)$  notée aussi  $\mathbf{f}(r/Y)$  est alors donnée pour une direction  $\theta_k$  par l'expression :

$$\mathbf{f}(r/Y) = \beta \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \alpha + \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} \left( \sum_{j=1}^{\rho_k} y_k^2(j) - 2\mu_{C_k} \sum_{j=1}^{\rho_k} y_k(j) \right) + \frac{1}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \left( d\mu_{\bar{C}_k}^2 + \left( \sum_{j=\rho_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=\rho_k+1}^d y_k(j) \right) \right) + 2\delta^2((\rho_k - r_{k+1})^2 + (\rho_k - r_{k-1})^2) \right] \right\} \quad (3.22)$$

L'équation (3.13) donnant la solution de contour de la ZAC au sens du maximum a posteriori s'écrit alors :

$$\hat{r}_{\text{MAP}} = \arg \max \{ \mathbf{f}(r/Y) \} \quad (3.23)$$

Cette équation exprime le fait que le rayon optimal  $\hat{r}_k$ , correspondant au contour de la ZAC pour une direction  $\theta_k$  donnée, est obtenu en calculant le maximum de la fonction donnée par l'équation (3.22).

### 3.5.3 Estimation bayésienne des paramètres statistiques

Le modèle établi précédemment suppose que l'on connaisse les couples de paramètres  $(\mu_{C_k}, \sigma_{C_k}^2)$  et  $(\mu_{\bar{C}_k}, \sigma_{\bar{C}_k}^2)$ . L'utilisation de l'équation (3.22) en particulier nécessite une estimation de ces paramètres. Pour ce faire on utilise la méthode bayésienne classique qui, estime le paramètre recherché par la valeur pour laquelle la dérivée de la probabilité a posteriori, par rapport à ce paramètre, s'annule. Voir l'annexe(A).

En l'occurrence, les moyennes et variances de la ZAC et du fond selon la direction  $\theta_k$  se définissent par les relations :

$$\frac{\partial(P(x/y))}{\partial(\mu_{C_k})} = 0 \Rightarrow \hat{\mu}_{C_k} = \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \quad (3.24)$$

$$\frac{\partial(P(x/y))}{\partial(\mu_{\bar{C}_k})} = 0 \Rightarrow \hat{\mu}_{\bar{C}_k} = \frac{1}{d - r_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \quad (3.25)$$

$$\frac{\partial(P(x/y))}{\partial(\sigma_{C_k}^2)} = 0 \Rightarrow \hat{\sigma}_{C_k}^2 = \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^{r_k} (y_k(j) - \hat{\mu}_{C_k})^2 \quad (3.26)$$

$$\frac{\partial(P(x/y))}{\partial(\sigma_{\bar{C}_k}^2)} = 0 \Rightarrow \hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2 = \frac{1}{d - r_k} \sum_{j=r_k+1}^d (y_k(j) - \hat{\mu}_{\bar{C}_k})^2 \quad (3.27)$$

### 3.5.4 Détermination pratique des rayons $\hat{r}_k$

Pour rechercher le contour optimal au sens du maximum a posteriori, ou, ce qui revient au même, pour résoudre l'équation (3.22), l'algorithme ICM (Iterated Conditional Modes) est utilisé. Cet algorithme se déroule de la manière suivante :

**Etape I :** Initialisation des rayons  $r_k$ ,  $k \in \{0, 1, 2, \dots, M - 1\}$ ,  $r_k \in \{1, 2, \dots, d\}$

**Etape II :** L'estimation initiale des couples  $(\mu_{C_k}, \sigma_{C_k}^2)$  et  $(\mu_{\bar{C}_k}, \sigma_{\bar{C}_k}^2)$  est effectuée par les équations (3.24) à (3.27), pour chaque direction  $\theta_k$ .

**Etape III :** L'évaluation de l'expression donnée par l'équation (3.22) est effectuée pour toute direction  $\theta_k$  et pour tout  $\rho_k \in \{1, 2, \dots, d - 1\}$ . Le nouveau rayon  $r_k$  noté  $\hat{r}_k$  est celui pour lequel l'équation(3.22)atteint son maximum.(voir l'équation(3.23))

**Etape IV :** Si les rayons se stabilisent entre deux itérations, l'algorithme s'arrête, sinon on repart à l' étape II

## 3.6 Conclusion

La méthode proposée est une approche statistique qui utilise un formalisme Markovien dans un cadre bayésien.

Elle explore la discontinuité statistique qui intervient à la frontière de la ZAC et du fond de l'œil en supposant l'image comme une somme de deux réalisations de bruit l'une caractérisant l'objet et l'autre caractérisant le fond.

Cette méthode s'applique pour détecter les contours d'objets de certaines formes géométriques (circulaire ou elliptique) lorsqu'on est en situation de connaissance a priori au sujet de l'objet à détecter.

# Chapitre 4

## Résultats et discussion

### 4.1 Introduction

Nous allons présenter dans ce dernier chapitre les principaux résultats obtenus, par l'application de la méthode algorithmique décrite dans le chapitre 3 que l'on a programmée avec l'outil Matlab (voir l'annexe (B)), en premier lieu sur les images simulées puis sur des angiographies rétiniennes réelles réalisées sur des patients différents, au service d'ophtalmologie de l'hôpital de la Timone à Marseille.

Ce chapitre est organisé de la manière suivante : d'abord un rappel concernant la méthode proposée, suivi des résultats des tests effectués sur les images simulées ainsi que sur les angiographies réelles avec discussion et achevé par une conclusion.

### 4.2 Rappel de la méthodologie :

Cette méthode est basée sur la recherche du contour de la ZAC en exploitant la rupture statistique des niveaux de gris de la cible (ZAC) et du fond.

Pour ce faire, le contour recherché est paramétré par  $M$  points chacun repéré par une direction  $\theta_k$  et un rayon  $r_k$  qu'il faut trouver,  $k \in \{0, 1, \dots, M-1\}$ . On modélise ce contour par une chaîne de Markov monodimensionnelle et on adopte une segmentation bayésienne. Le critère MAP (maximum a posteriori) est alors utilisé pour la recherche du contour. A cet effet, l'algorithme utilisé est l'ICM et les paramètres intervenants dans le cadre de cette segmentation, le nombre de direction  $M$  ayant été choisi, sont le rayon d'initialisation de la ZAC, le paramètre  $d$  et le coefficient de régularisation  $\delta$ .

### 4.3 Présentation des résultats des tests effectués sur les images simulées

Afin de tester notre méthode, nous l'avons appliquée dans un premier temps sur des images simulées. A cet effet, une image de synthèse  $X$  de taille  $256 \times 256$  pixels contenant un rayon de 30 pixels représentant la cible  $C$  a été générée. Plusieurs valeurs de variance du bruit Gaussien  $W$  ont été simulées. Les niveaux de gris du disque et du fond ont été fixés respectivement à 20 et 80. Quant au nombre d'orientations  $M$ , on en a choisi 64 pour tous les tests effectués aussi bien sur des images simulées que comme par la suite sur des images réelles.

Les nombreux tests réalisés sur ces images ont permis de retrouver le contour initial de la cible, hormis quelques directions, les rayons calculés correspondent parfaitement au périmètre de notre objet.

Cependant trois paramètres interviennent en influant sur la qualité de la segmentation à savoir :

**Le rayon d'initialisation** : Comme nous pouvons le constater sur la figure (4.1), pour un coefficient  $\delta$  et paramètre  $d$  fixes ( $\delta = 0.1, d = 80$ ), le contour trouvé quoiqu'il corresponde (hormis quelques directions) au périmètre de notre cible, varie selon le rayon d'initialisation choisi.

Néanmoins, il est à signaler que les résultats présentés ici (figure (4.1)), correspondent aux rayons d'initialisation pour lesquels on a obtenu de bonnes segmentations.

**Le paramètre  $d$**  : En fixant le rayon d'initialisation, le coefficient de régularisation  $\delta$  ( $\delta = 0.1, r = 22$ ) et en variant le paramètre  $d$ , on voit bien sur la figure (4.2) l'influence de ce dernier sur le contour recherché.

**Le coefficient  $\delta$**  : Les figures (4.3) et (4.7) illustrent (pour un rayon d'initialisation et un paramètre  $d$  fixes ( $d = 80, r = 22$ )) les résultats de l'influence du coefficient de régularisation  $\delta$  respectivement sur le contour recherché et le nombre d'itérations nécessaires pour la convergence de l'algorithme.

Notons que nous avons ajouté un test sur le rayon optimal trouvé (si  $\hat{r}_{opt} < r_{init}$  ou  $\hat{r}_{opt} > d \Rightarrow \hat{r}_{opt} = r_{init}$ ) pour avoir la convergence de l'algorithme. Le nombre d'itérations est resté relativement bas (il a varié entre 2 et 10)



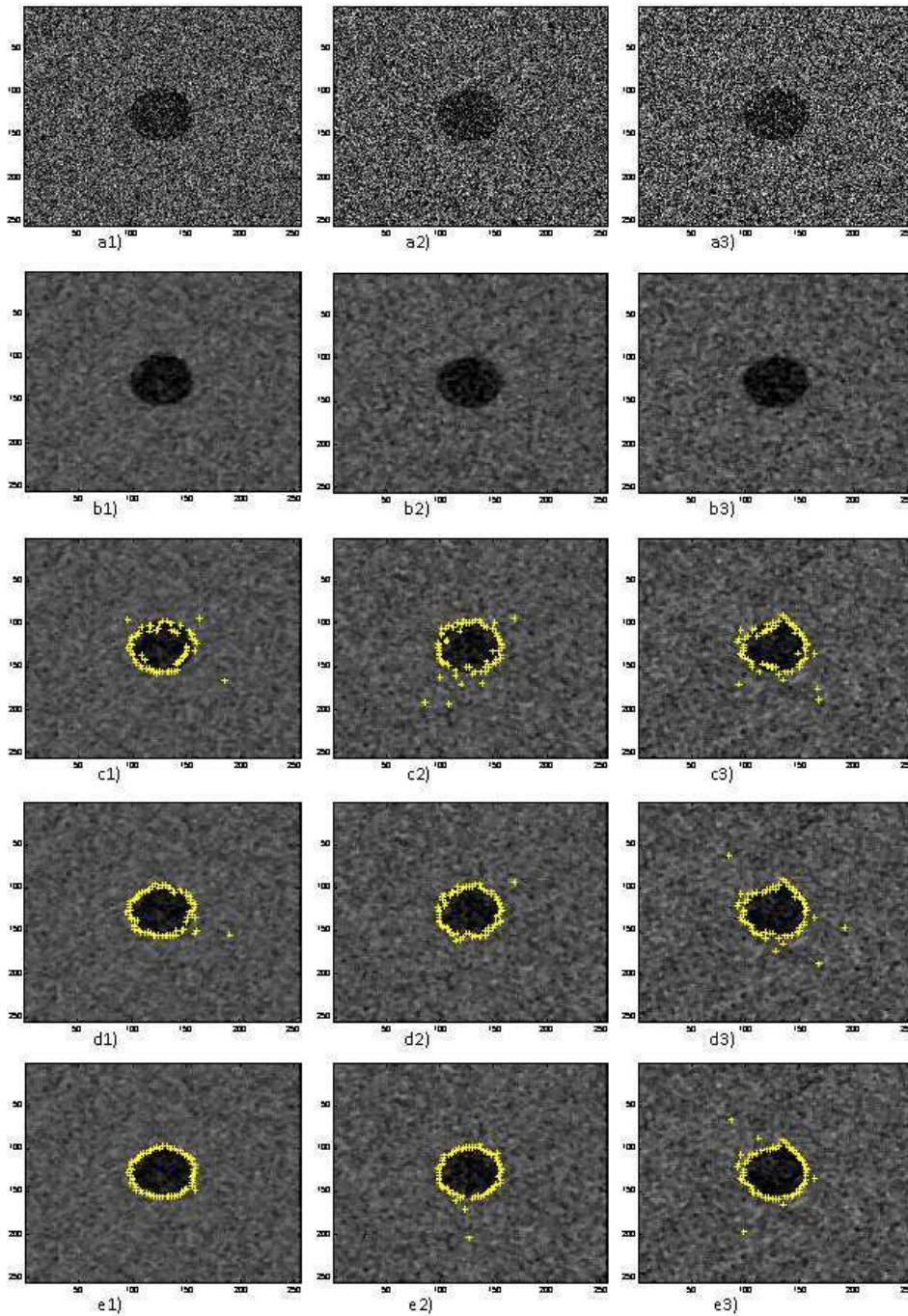


FIGURE 4.1 – Résultats de segmentation sur des images simulées : influence du rayon d'initialisation.

Résultats de segmentation sur des images simulées dégradées par un bruit aléatoire  $W$  dont la variance vaut 0.05, 0.07 et 0.09 respectivement pour la 1<sup>ère</sup>, 2<sup>ème</sup> et la 3<sup>ème</sup> colonne et pour rayon d'initialisation égal à 22, 25 et 28 respectivement pour la 3<sup>ème</sup>, 4<sup>ème</sup> et la 5<sup>ème</sup> ligne, coefficient  $\delta = 0.1$  et facteur  $d = 80$

Remarque : l'algorithme a été appliqué sur nos images après une étape de prétraitement par un filtrage médian  $5 \times 5$  comme illustré par la 2<sup>ème</sup> ligne.

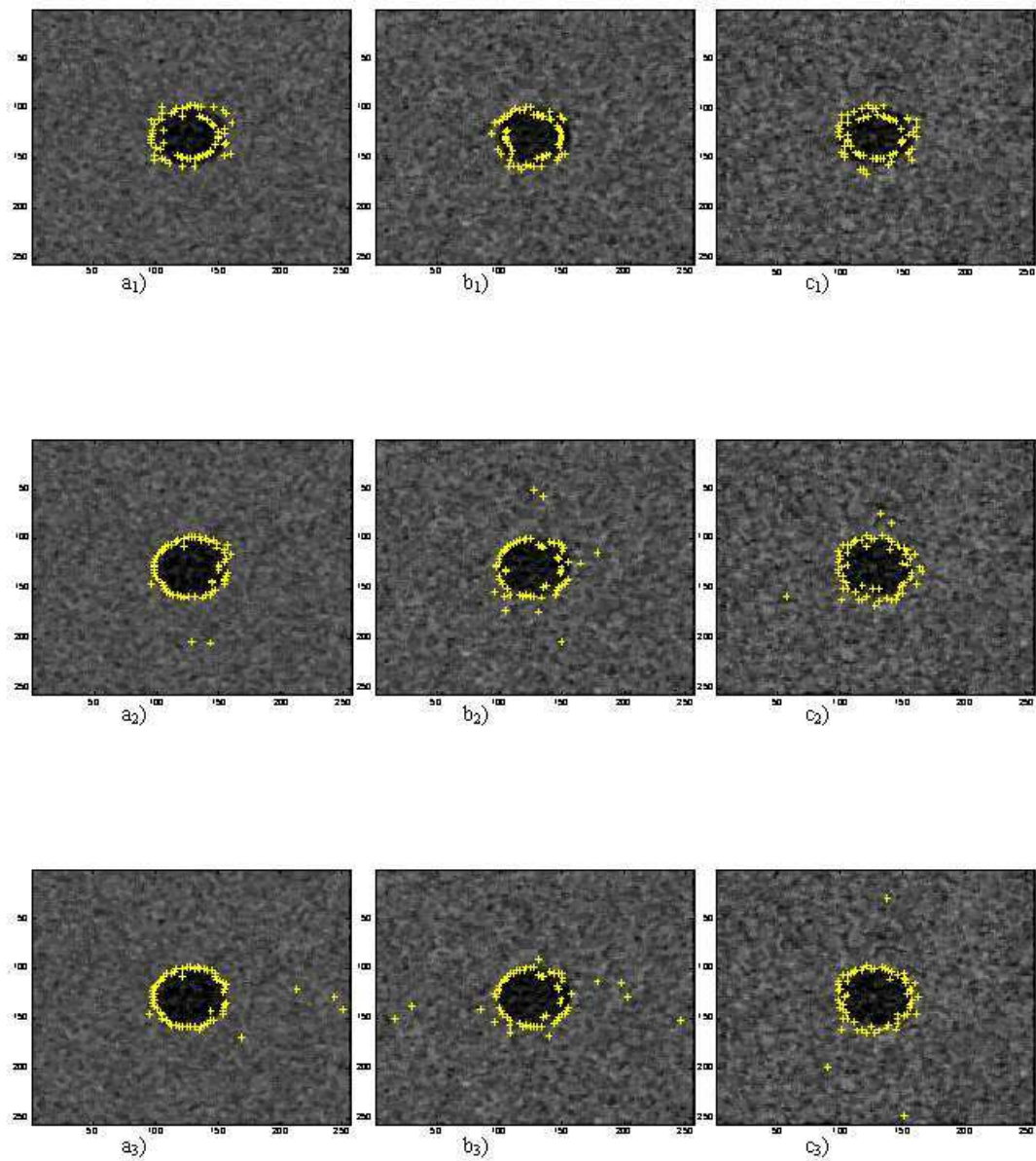


FIGURE 4.2 – Résultats de segmentation sur des images simulées : influence du paramètre  $d$ .

Résultats de segmentation sur des images simulées dégradées par un bruit aléatoire  $W$  dont la variance vaut 0.05, 0.07 et 0.09 respectivement pour la 1<sup>ère</sup>, 2<sup>ième</sup> et la 3<sup>ième</sup> colonne et pour paramètre  $d$  égal à 40, 80 et 127 respectivement pour la 1<sup>ière</sup>, 2<sup>ième</sup> et la 3<sup>ième</sup> ligne, coefficient  $\delta = 0.1$  et rayon d'initialisation égal à 22.

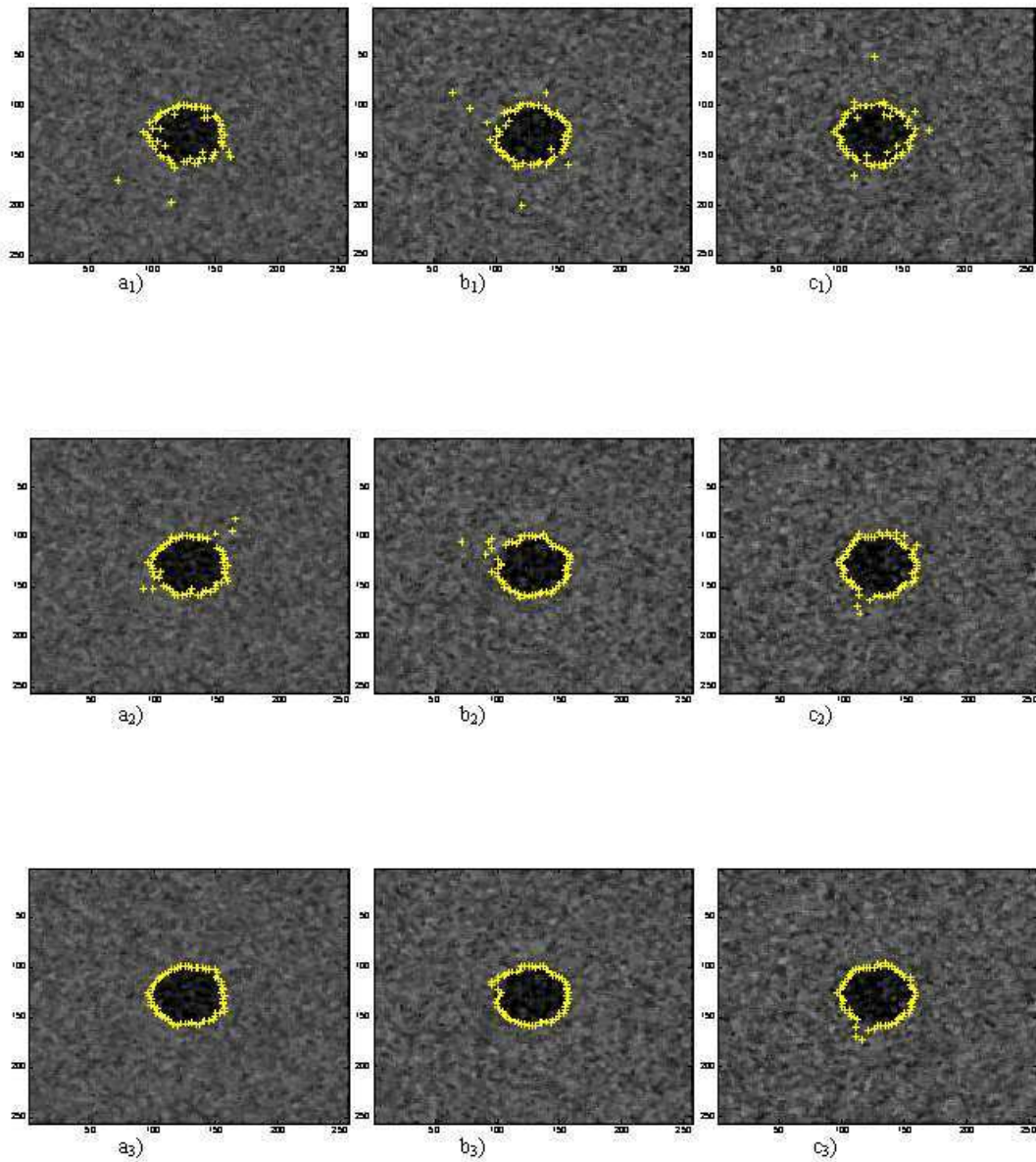


FIGURE 4.3 – Résultats de segmentation sur des images simulées : influence du coefficient  $\delta$ .

Résultats de segmentation sur des images simulées dégradées par un bruit aléatoire  $W$  dont la variance vaut 0.05, 0.07 et 0.09 respectivement pour la 1<sup>ère</sup>, 2<sup>ième</sup> et la 3<sup>ième</sup> colonne et pour coefficient  $\delta$  égal à 0.1, 0.5 et 0.9 respectivement pour la 1<sup>ième</sup>, 2<sup>ième</sup> et la 3<sup>ième</sup> ligne, facteur  $d = 80$  et rayon d'initialisation égal à 22.

### Discussion :

Les différents tests effectués ont permis de constater que le choix du rayon d'initialisation, le paramètre  $d$  et le coefficient  $\delta$  sont des paramètres déterminants pour avoir une bonne détection de la cible.

Afin d'évaluer la pertinence de cette méthode de segmentation, nous avons défini à cet effet un indice de qualité  $R$  de la manière suivante :

$$R = \frac{Card(A_d \cap A_s)}{Card(A_d \cup A_s)}$$

$A_d$  : désigne l'ensemble des pixels contenus dans le disque de l'image de synthèse  $X$ .

$A_s$  : désigne l'ensemble des pixels à l'intérieur de la cible obtenu par la méthode de segmentation.

$Card$  : désigne le cardinal d'un ensemble.

Ce rapport appartient à l'intervalle  $[0 \ 1]$  et permet de quantifier les résultats de segmentation en comparaison avec "une segmentation de référence". Lorsque ce rapport se rapproche de 1 la segmentation obtenue est conforme à celle de la référence.

On utilisera cet indice pour montrer de manière quantitative, l'influence des trois paramètres cités précédemment sur la qualité de la segmentation.

Ci dessous les tableaux récapitulatifs de l'indice de qualité en fonction de chaque paramètre et de trois valeurs de variance du bruit Gaussien  $W$ , représentés graphiquement par les figures (4.4)(4.5)et(4.6)

Si l'on estime qu'une très bonne segmentation doit donner un indice de qualité supérieur à 0.8, les résultats obtenus pour  $(0.6 < R < 0.8)$  peuvent être qualifiés de bonne segmentation, ceux pour  $(0.4 < R < 0.6)$  de segmentation moyenne et ceux pour  $R < 0.4$  de mauvaise segmentation.

De ce fait, nous pouvons voir clairement l'importance de l'influence des ces trois paramètres sur la qualité de la segmentation.(voir les figures (4.4)(4.5)et(4.6))

Variance	Rayon d'initialisation							
	13	16	19	22	25	28	33	36
0.05	0,490	0,568	0,673	0,763	0,853	0,918	0,794	0,562
0.07	0,551	0,627	0,693	0,754	0,881	0,871	0,754	0,555
0.09	0,452	0,589	0,680	0,734	0,764	0,818	0,664	0,529

TABLE 4.1 – Influence du rayon d'initialisation

Variance	Paramètre $d$				
	40	60	80	100	127
0.05	0,737	0,741	0,822	0,767	0,627
0.07	0,730	0,731	0,695	0,701	0,591
0.09	0,707	0,736	0,761	0,747	0,705

TABLE 4.2 – Influence du paramètre  $d$ 

Variance	$\delta$	Nombre d'itérations	Indice de qualité
0,05	0,1	2	0,803
	0,3	3	0,823
	0,5	4	0,852
	0,7	4	0,905
	0,9	5	0,934
	1	5	0,938
0,07	0,1	3	0,781
	0,3	6	0,822
	0,5	5	0,856
	0,7	5	0,900
	0,9	5	0,925
	1	5	0,930
0,09	0,1	3	0,819
	0,3	3	0,845
	0,5	4	0,872
	0,7	7	0,893
	0,9	10	0,898
	1	10	0,912

TABLE 4.3 – Influence du paramètre  $\delta$

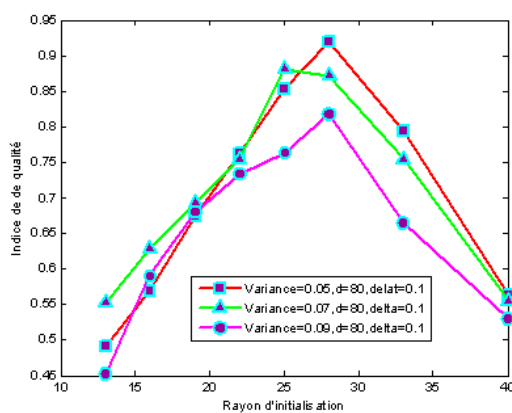


FIGURE 4.4 – Indice de qualité en fonction du rayon d'initialisation

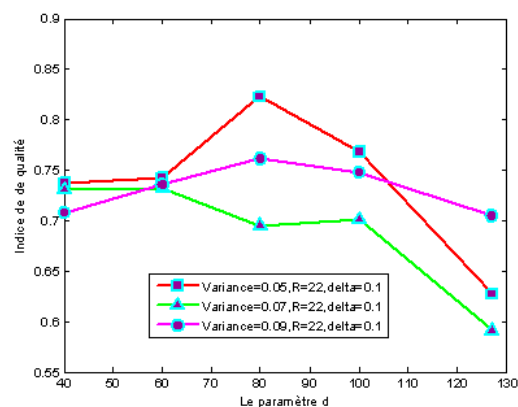


FIGURE 4.5 – Indice de qualité en fonction du paramètre  $d$

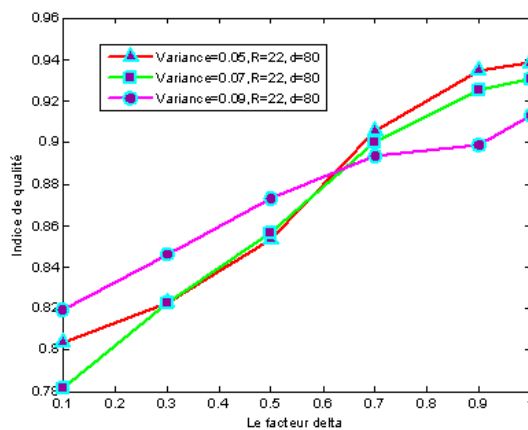


FIGURE 4.6 – Indice de qualité en fonction du coefficient  $\delta$

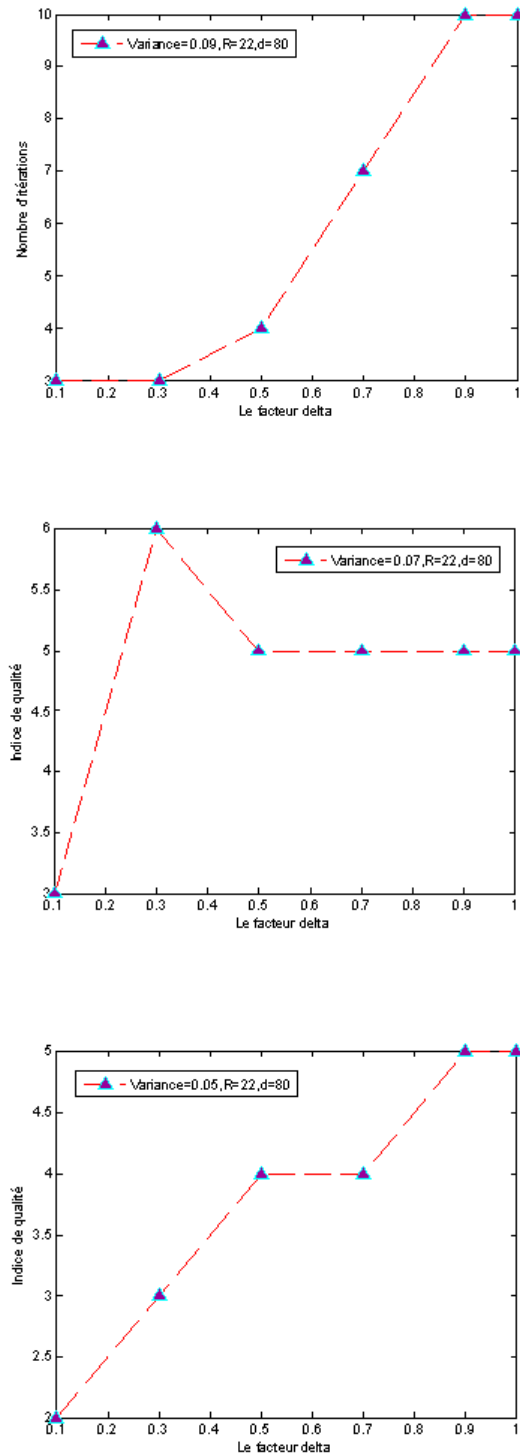


FIGURE 4.7 – Influence du coefficient  $\delta$  sur le nombre d'itérations

## 4.4 Présentation des résultats des tests réalisés sur des angiographies rétiniennes

Les figures (4.8)et(4.9) montrent les résultats obtenus sur six images extraites d'angiographies rétiniennes, axés sur la ZAC qui ont fait l'objet d'un prétraitement par le rehaussement de contraste et un filtrage médian  $5 \times 5$ .

Comme dans le cas des images simulées, le nombre d'itérations pour les images rétiniennes testées,est resté faible. Il s'agit donc d'une méthode peu gourmande en temps de calcul.

Vu que nous n'avons pas eu le temps de travailler avec un ophtalmologue afin qu'il nous délimite la ZAC manuellement sur les images étudiées, nous n'avons présenté qu'un résultat par angiographie rétinienne obtenu avec les valeurs des paramètres (rayon d'initialisation, paramètre  $d$ , coefficient  $\delta$ ) définies pour chacune d'elle (voir les figures (4.8)et(4.9))et qui nous semble être une bonne segmentation de la ZAC.

### Discussion :

La région segmentée est en général plus sombre pour les images étudiées cependant il est nécessaire de faire un rehaussement de contraste avant d'appliquer l'algorithme afin d'avoir une bonne segmentation de la ZAC.

Le vrai contour obtenu est constitué des 64 points correspondant aux rayons optimaux pour les 64 directions  $\theta_k$  choisies.

Nous n'avons pas pu quantifier les résultats de segmentation comme nous l'avons fait pour les images simulées car nous n'avons pas eu la segmentation de la ZAC effectuée par le médecin sur les angiographies rétiniennes étudiées et qui devait nous servir de référence.

## 4.5 Conclusion

Les résultats des tests effectués sur les images simulées illustrent l'efficacité de l'approche Markovienne, constituant le substrat de la méthode appliquée de manière itérative grâce à l'ICM, que nous avons proposée pour segmenter le contour de la ZAC sur des angiographies rétiniennes.

La méthode adoptée est caractérisée par sa souplesse; elle est peu gourmande en temps de calcul. Toutefois, il s'avère que les paramètres, rayon d'initialisation, coefficient de régularisation  $\delta$  et le facteur  $d$  soient plus délicats à optimiser dans les angiographies réelles pour lesquelles les zones à segmenter ont des formes variées.



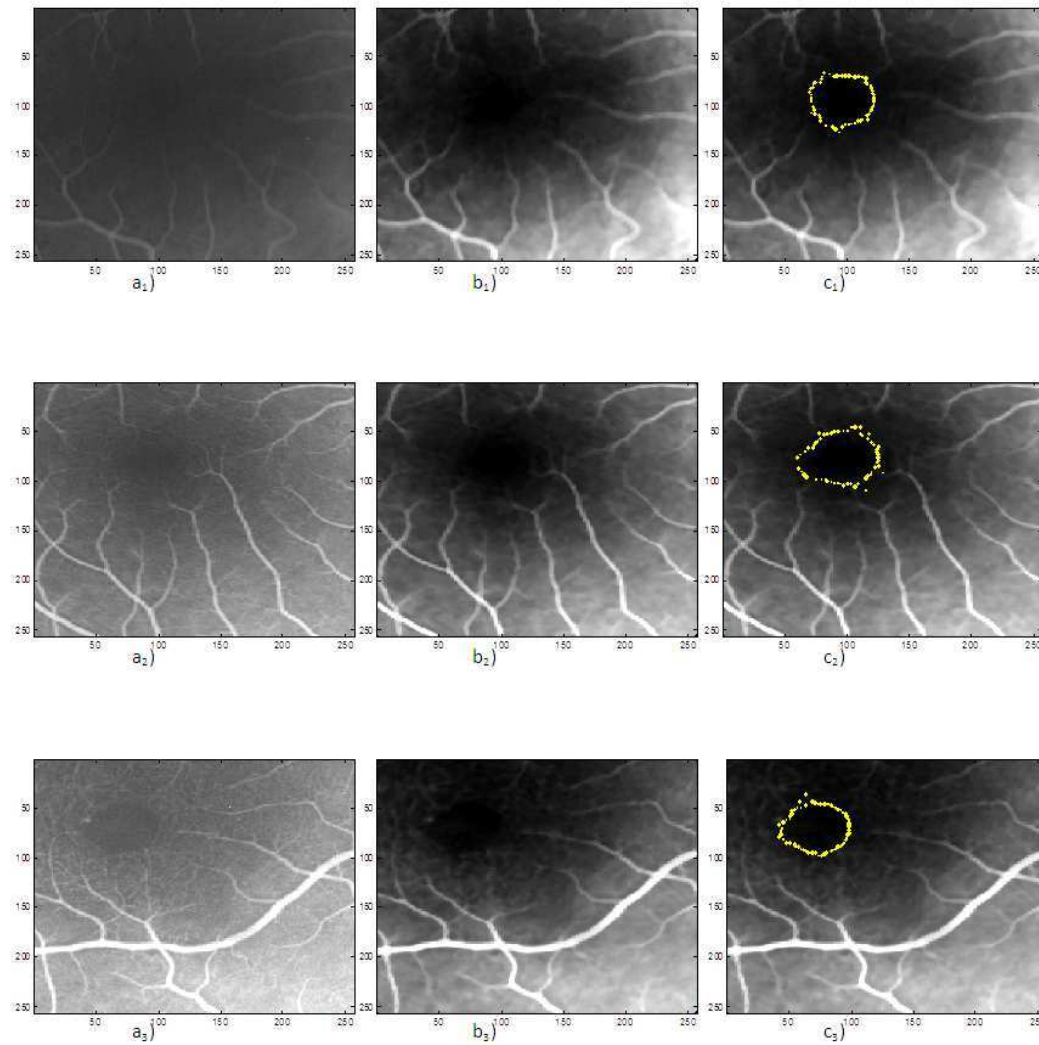


FIGURE 4.8 – Résultats de segmentation sur des images extraites des angiographies rétiennes (1)

$a_i)_{i=1,2,\dots,6}$  : Images extraites d'angiographies réelles .

$b_i)_{i=1,2,\dots,6}$  : Images extraites d'angiographies réelles après une étape de prétraitement par un rehaussement de contraste et un filtrage médian  $5 \times 5$ .

$c_1)$  : Résultat de la dernière itération, obtenu sur l'image  $b_1)$  pour rayon d'initialisation  $r=25$ , coefficient  $\delta=0.3$ , et facteur  $d=80$ .

$c_2)$  : Résultat de la dernière itération, obtenu sur l'image  $b_2)$  pour rayon d'initialisation  $r=27$ , coefficient  $\delta=0.5$ , et facteur  $d=50$ .

$c_3)$  : Résultat de la dernière itération, obtenu sur l'image  $b_3)$  pour rayon d'initialisation  $r=25$ , coefficient  $\delta=0.8$ , et facteur  $d=40$ .

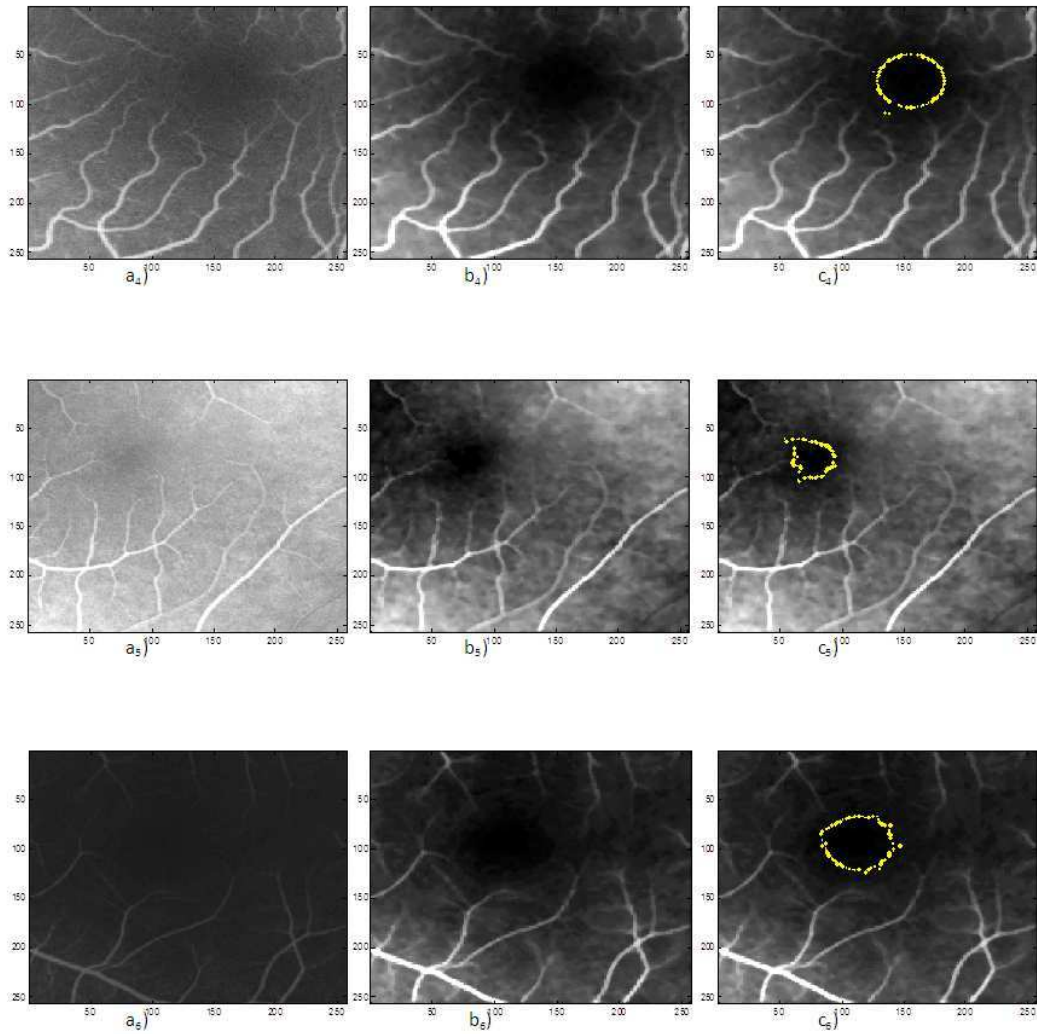


FIGURE 4.9 – Résultats de segmentation sur des images extraites des angiographies rétiennes (2)

$c_4$ ) :Résultat de la dernière itération, obtenu sur l'image  $b_4$ ) pour rayon d'initialisation  $r=27$ , coefficient  $\delta=0.1$ , et facteur  $d=40$ .

$c_5$ ) :Résultat de la dernière itération, obtenu sur l'image  $b_5$ ) pour rayon d'initialisation  $r=15$ , coefficient  $\delta=0.5$ , et facteur  $d=40$ .

$c_6$ ) :Résultat de la dernière itération, obtenu sur l'image  $b_6$ ) pour rayon d'initialisation  $r=27$ , coefficient  $\delta=0.5$ , et facteur  $d=40$ .

## Conclusion et perspectives

La délimitation de la Zone Avasculaire Centrale (ZAC) est d'une extrême importance en ophtalmologie tant pour le dépistage précoce et le suivi de la Rétinopathie Diabétique (RD) que pour guider un traitement par rayons laser dans certaines pathologies rétinienne. Actuellement, elle se fait manuellement par le médecin sur des angiographies rétinienne et donc sujette au caractère subjectif de l'intervention humaine.

Au cours de notre travail, nous nous sommes intéressés à la segmentation d'images ; en ciblant plus particulièrement l'angiographie rétinienne, dans le but de contribuer à une solution plus objective permettant une détection automatique de la ZAC sur des images rétinienne numériques. A cet effet, une méthode de segmentation basée sur des approches Bayésiennes et développée à partir des champs aléatoires de Markov a été conçue.

Cette méthode considère l'image angiographique comme une superposition de deux régions à savoir ; la ZAC et le fond séparées par une frontière que l'on doit déterminer. Pour ce faire on l'a modélisée par un champ aléatoire de Markov monodimensionnel ainsi nous avons adopté le système de coordonnées polaires pour rechercher le contour optimal de la ZAC au sens du maximum de la probabilité a posteriori en utilisant l'algorithme ICM.

Afin de valider cette méthodologie, de nombreux tests ont été effectués, dans un premier temps sur des images artificielles constituées d'un disque noyé dans un fond bruité pour lequel plusieurs niveaux de bruit ont été simulés, puis sur des images extraites d'angiographies rétinienne. Dans les deux cas des résultats très encourageants ont pu être obtenus.

La méthode proposée est caractérisée par sa souplesse et ne nécessite pas beaucoup de temps de calcul. Elle s'applique lorsque l'on est en possession d'informations a priori sur l'objet à détecter, ici pour ce qui est de la ZAC les informations sont fournies par le médecin. Toutefois, il s'avère nécessaire de procéder à des essais préalables pour déterminer le meilleur jeu de paramètres intervenant dans l'algorithme (rayon d'initialisation, facteur  $d$  et coefficient  $\delta$  dit de régularisation) qui permet de mieux approcher la ZAC ce qui est

handicapant dans le cas de la segmentation automatique.

Enfin, afin d'optimiser davantage notre algorithme pour obtenir une délimitation plus précise de la ZAC, nous proposons comme perspectives de :

- Tester d'autres modèles de bruits aléatoires autre que le bruit blanc Gaussien.
- Améliorer l'approche Markovienne en modélisant la distribution des niveaux de gris des images rétiniennes par une mixture de gaussiennes.
- Améliorer la probabilité a priori en prenant en considération d'autres types de cliques.
- Affiner le modèle de calcul des potentiels de cliques.

# Bibliographie

- [1] Le site officiel de CNRS, “<http://www.cnrs.fr>,” .
- [2] “[http://lecerveau.mcgill.ca/flash/capsules/articles\\_pdf/anatomie\\_oeil.pdf](http://lecerveau.mcgill.ca/flash/capsules/articles_pdf/anatomie_oeil.pdf),” .
- [3] “<http://www.vulgaris-medical.com/encyclopedie/retine-4035/anatomie.html>,” .
- [4] “<http://fr.wikipedia.org/>,” .
- [5] “<http://www.thea.be/fr/encyclopedie/degrenescence-maculaire-liee-a-l-age/>,” .
- [6] “<http://www.provisu.ch/provisu/structure/c11.768.257.html>,” .
- [7] A.HADDOUCHE, “ *Segmentation par une Approche statistique de la zone Vasculaire Centrale sur des Angiographies Rétiniennes Numériques* ”, Thèse de doctorat, Université d’Aix Marseille III,MARSEILLE, FRANCE, Septembre 2005.
- [8] “<http://www.inclo.com/l-angiographie-et-laser-retinien.php>,” .
- [9] G.MIMOUN L.KONATE T.KONE, P.BUNEL, “ *Aide au diagnostic des pathologies rétiniennes par le traitement numérique d’images* ”, LERISS-Universite Paris XII 94010 Créteil, FRANCE.
- [10] M.K.ASSOGBA, “ *Analyse et reconnaissance de formes des vaisseaux rétiniens pour la quantification de leurs modifications* ”, Thèse de doctorat de l’Université de Paris XII Val-De-Marne, FRANCE, 1999.
- [11] A.BARTHES, “ *Analyse automatique d’angiographies rétiniennes au cours de la dégénérescence maculaire liée à l’âge* ”, Thèse de doctorat, Université d’Aix Marseille III,FRANCE, 2000.
- [12] “[http://www710.univ-lyon1.fr/fdenis/club\\_eea/cours/](http://www710.univ-lyon1.fr/fdenis/club_eea/cours/),” .
- [13] H.KRAUS, “ *Scan et retouche d’images* ”, CAMPUS Press, 2004.
- [14] Y.JIAN-FENG, “ *Analyse d’images par champs de Markov* ”, Institut de Recherche Mathématique de Rennes, Université de Rennes 1.
- [15] S. PHILIPP J. COCQUEREZ, “ *Analyse d’images : filtrage et segmentation* ”, Masson edition, 1995.

- [16] C.FERNANDEZ-MALOIGNE, “ *Introduction aux techniques de traitement et d’analyse d’images* ”, Laboratoire IRCOM-SIC, Université de Poitiers, France, Janvier 2004.
- [17] A.LOUKAL K.FRADJ MOHAMMED, “ *Segmentation par étiquetage des artères coronaires avec implémentation sur DSP C6000* ”, PFE, Ecole Nationale Polytechnique, ALGER, 2007.
- [18] J.FAUQUEUR, “ *Traitement et Manipulation d’image* ”, INRIA, 2000-2001.
- [19] J.J.TOUMAZET, “ *Traitement de l’image sur micro-ordinateur* ”, SYBEX, 1987.
- [20] N. ROULA S.TIRES, “ *Simulation d’algorithme de réduction de bruit et de détection de contours sur DSP C6000* ”, Mini projet de microprocesseurs, Ecole Nationale Polytechnique, ALGER, 2006.
- [21] N.ROULA, “ *Filtrage et Segmentation d’images comparés de diverses approches : Approche Variationnelle et Approche Neurale* ”, Séminaire de radiotechnique, Ecole Nationale Polytechnique, ALGER, Février 2006.
- [22] S.TIRES, “ *Filtrage et Segmentation d’images comparés de diverses approches : Approche Markovienne et Approche Neurale* ”, Séminaire de radiotechnique, Ecole Nationale Polytechnique, ALGER, Février 2006.
- [23] F.AIBOUD, “ *Etude comparative des méthodes de segmentation d’images : Cas des images MSG* ”, Mémoire de magister, Université Mouloud MAMMERI, TIZI-OUZOU, 2008.
- [24] C.D.KERMAD, “ *Segmentation d’images : Recherche d’une mise en œuvre automatique par coopération de méthodes* ”, Thèse de doctorat, Université de Rennes1, FRANCE, 1997.
- [25] T.ZOUAGUI, “ *Approche fonctionnelle générique des méthodes de segmentation d’images* ”, Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, LYON, FRANCE, 2004.
- [26] H.MAITRE, “ *Le Traitement des images* ”, Cours ANIM Département TSI - Télécom.Paris, Septembre 2004.
- [27] A.ADANE H.SAUVAGEOT K.BARA Z.AMEUR, S.AMEUR, “ *Cloud classification using the textural features of Meteosat images* ”, International Journal of Remote Sensing ,25(21),4491-4503, 2004.
- [28] Z.MAZOUZI, “ *Approche fonctionnelle générique des méthodes de segmentation d’images* ”, Thèse de doctorat, Université Mouloud MAMMERI, TIZI-OUZOU, Septembre 2005.

- [29] C.ROSENBERGER, “ *Contribution à l'évaluation d'algorithmes de traitement d'images* ”, Université d'Orléans, Décembre 2006.
- [30] D.C.HE I.SEبارI, “ *Les approches de segmentation d'images par la coopération Régions-Contours* ”, Revue de Télédétection ,7(1-4),499-506, 2007.
- [31] P.BERTOLINO, “ *Contribution des pyramides irrégulières en segmentation d'images multirésolution* ”, Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble,FRANCE, Novembre 1995.
- [32] C.OBERT M.BUREL, “ *Traitement d'images et segmentation en régions* ”, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen, FRANCE, 2005.
- [33] D.AMAZIT, “ *Méthode de segmentation adaptative basée sur les attributs statistiques pour la classification non supervisée des images texturées* ”, Université Mouloud MAMMERI, TIZI-OUZOU, 2004.
- [34] F.ZANA, “ *Une Approche morphologique pour la détection et bayésienne pour le recalage d'images multimodales :Application aux images rétiniennes* ”, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, FRANCE, 1999.
- [35] D.MATIGNON B.PESQUET-POPESCU F.SCHMITT M.SIGELLE F.TUPIN I.BLOCH, Y.GOUSSEAU, *Polycopié du cours ANIM*, Département TSI - Télécom.Paris,Version 5.0, Septembre 2005.
- [36] S. PHILIPP J. COCQUEREZ, “ *Analyse d'images : filtrage et segmentation* ”, Springer verlag edition, 1996.
- [37] R.DERICHE, “ *Techniques d'extraction de contours* ”, INRIA Sophia-Antipolis, 2004.
- [38] A.COUTANT, “ *La méthode des contours actifs en traitement des images* ”, Mémoire pour l'examen probatoire en Calcul Scientifique, Conservatoire National des Arts et Métiers ,PARIS,FRANCE, Février 2005.
- [39] “<http://www.deverney.fr>,” .
- [40] M.RASIGNI A.BARTHES-J.P.PETRAKIAN J.CONTRATH, M.ADEL, “ *Mathematical morphology in computerized analysis of angiograms in age-related macular degeneration* ”, Med.Phys.28(12),2410-2419, 2001.
- [41] P.D.LING J.A.BANGHAM, R.HARVEY, “ *Morphological scale-space preserving transforms in many dimensions* ”, J.Electronic Imaging 5,283-299, 1996.
- [42] B.CHANDA S.MUKHOPADHYAY, “ *Fusion of 2D grayscale images using multiscale morphology* ”, Pattern Recogn .34,1939-1949,2001.

- [43] R.A.PETERS, “ *A new algorithm for image noise reduction using mathematical morphology* ”, IEEE Trans.Imag Process.4,554-568, 1995.
- [44] S.LEE Y.WANG, “ *A fast method for automated detection of blood vessels in retinal images* ”, Assilomar conf.IEEE,Computer Society,Pacific Grove,CA,2,1700-1704, 1997.
- [45] J.C.KLEIN F.ZANA, “ *Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation* ”, IEEE Trans.Imag Processing 10(7),1010-1019, 2001.
- [46] P.YAN M.CHEN, “ *A multiscaling approach based on morphological filtering* ”, IEEE Trans.Pattern Anal.Mach.Intel.1 ,694-700, 1991.
- [47] A.BHARATH K.PARKER-M.MARTINEZ-PEREZ A.HUGES, S.THOM, “ *Segmentation of retinal blood vessels based on the second directional derivative and region growing* ”, Proc.of Int. Conf. Image Processing,New Jersey USA ,173-176, 1999a.
- [48] S.THOM-A.BHARATH-K.PARKER M.MARTINEZ-PEREZ, A.HUGES, “ *Segmentation of retinal blood vessels by means of scale-space analysis and region growing* ”, Proc.of 2<sup>nd</sup>Int. Conf. Med.Imag. Computing Assisted Intervention,Cambridge UK ,90-97, 1999b.
- [49] P.POGGIO D.MARR, “ *A computational theory human vision* ”, Proc.of the Royal Society of London ,B204,301-328, 1979.
- [50] E.HILDERTH D.MARR, “ *Theory of edge detection* ”, Proc.of the Royal Society of London 207,187-217, 1980.
- [51] J.F.CANNY, “ *Finding edges and lines in images* ”, Technical Report 720,MIT, 1983.
- [52] S.CASTAN J.SHEN, “ *An optimal linear operator for step edge detection* ”, CVGIP 54,112-123, 1992.
- [53] J.SHEN S.CASTAN, J.ZHO, “ *Une famille de détecteurs de contours basée sur le filtre exponentiel optimal* ”, 7<sup>ième</sup>Congrès AFCET-RFIA,PARIS ,23-36, 1989.
- [54] M.SIGELLE F.TUPIN, “ *Définition et simulation d'un champ Markov* ”, Références non trouvées sur le document.
- [55] D.BOUKERROUI, “ *Segmentation bayésienne d'images par une approche markovienne multirésolution. Application à l'imagerie échocardiographique et échographique 2D et 3D du sein* ”, Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées,LYON, FRANCE, 2000.



- [56] D.GEMAN S.GEMAN, “ *Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the bayesian restoration of image* ”, IEEE Trans.Pattern Ana.Mach.Intel.6(6),721-741, 1984.
- [57] PIECZYNSKI, “ *Modèles de Markov en traitement d’images* ”, Traitement du signal 20(3),255-277, 2003.
- [58] M.RASIGNI S.BOURENNANE A.HADDOUCHE, M.ADEL, “ *Segmentation bayésienne de la Zone Avasculaire Centrale sur des angiographies rétiniennes* ”, TAIMA’05 (Traitement et Analyse de l’Information :Méthodes et Applications) Tunisie, 205-210, 2005.
- [59] K.J.ANIL, “*Fundamentals of digital image processing*”, Prentice Hall Intern.Editions, 176-178, 1989.

# Annexe A

## Estimation bayésienne des paramètres statistiques

### A.1 Calculs des paramètres $\hat{\mu}_{C_k}$ et $\hat{\mu}_{\bar{C}_k}$ :

Calcul du paramètre  $\hat{\mu}_{C_k}$  :

$$\text{On a : } f(r/Y) = \beta \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \alpha + \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} \left( \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{C_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right) + \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} \left( d\mu_{C_k}^2 + \left( \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right) \right) + 2\delta^2((r_k - r_{k+1})^2 + (r_k - r_{k-1})^2) \right] \right\}$$

$$\text{avec : } \begin{cases} \alpha = r_k \left( \frac{\mu_{C_k}^2}{\sigma_{C_k}^2} - \frac{\mu_{\bar{C}_k}^2}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \right) \\ \beta = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{C_k})^{r_k} (\sigma_{\bar{C}_k})^{d-r_k}} \end{cases}$$

Posons :  $f(r/Y) = \beta e^{-\theta}$  et

$$\theta = \frac{1}{2} \left[ \alpha + \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} \left( \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{C_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right) + \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} \left( d\mu_{C_k}^2 + \left( \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right) \right) + 2\delta^2((r_k - r_{k+1})^2 + (r_k - r_{k-1})^2) \right]$$

$$f(r/Y)' = (\beta e^{-\theta})' = [\beta' + \beta(-\theta')] e^{-\theta}$$

$$\text{d'où : } f(r/Y)' = 0 \quad \implies [\beta' + \beta(-\theta')] = 0$$

$$\frac{\partial f(r/Y)}{\partial \mu_{C_k}} = \frac{\partial}{\partial \mu_{C_k}} \left\{ \beta e \left[ -\frac{1}{2} \left( r_k \frac{\mu_{C_k}^2}{\sigma_{C_k}^2} - \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} 2\mu_{C_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right) \right] \right\}$$

$$\frac{\partial \mathbf{f}(r/Y)}{\partial \mu_{C_k}} = \beta \left[ -r_k \frac{\mu_{C_k}}{\sigma_{C_k}^2} + \frac{1}{\sigma_{C_k}^2} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right] e^{-\theta}$$

$$\text{car } \frac{\partial \beta}{\partial \mu_{C_k}} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{\partial \alpha}{\partial \mu_{C_k}} = 2r_k \frac{\mu_{C_k}}{\sigma_{C_k}^2}$$

$$\mathbf{f}(r/Y)' = 0 \quad \text{d'où} \quad \boxed{\hat{\mu}_{C_k} = \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j)}$$

Calcul du paramètre  $\hat{\mu}_{\bar{C}_k}$  :

$$\frac{\partial \mathbf{f}(r/Y)}{\partial \mu_{\bar{C}_k}} = \frac{\partial}{\partial \mu_{\bar{C}_k}} \left\{ \beta e \left[ -\frac{1}{2} \left( -r_k \frac{\mu_{\bar{C}_k}^2}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} + \frac{1}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \left( d\mu_{\bar{C}_k}^2 - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right) \right) \right] \right\}$$

$$\frac{\partial \mathbf{f}(r/Y)}{\partial \mu_{\bar{C}_k}} = \beta \left[ r_k \frac{\mu_{\bar{C}_k}}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} - \frac{d}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \mu_{\bar{C}_k} + \frac{1}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right] e^{-\theta}$$

$$\text{car } \frac{\partial \beta}{\partial \mu_{\bar{C}_k}} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{\partial \alpha}{\partial \mu_{\bar{C}_k}} = -2r_k \frac{\mu_{\bar{C}_k}}{\sigma_{\bar{C}_k}^2}$$

$$\frac{\partial \mathbf{f}(r/Y)}{\partial \mu_{\bar{C}_k}} = \frac{\beta}{\sigma_{\bar{C}_k}^2} \left[ (d - r_k) \mu_{\bar{C}_k} - \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right] e^{-\theta}$$

$$\mathbf{f}(r/Y)' = 0 \quad \text{d'où} \quad \boxed{\hat{\mu}_{\bar{C}_k} = \frac{1}{d - r_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j)}$$

## A.2 Calculs des paramètres $\hat{\sigma}_{C_k}^2$ et $\hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2$ :

Calcul du paramètre  $\hat{\sigma}_{C_k}^2$  :

Calcul de la dérivée de  $\beta$

$$\beta = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{C_k})^{r_k} (\sigma_{\bar{C}_k})^{d-r_k}} = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{C_k}^2)^{\frac{r_k}{2}} (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}}}$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{C_k}^2} = \frac{\partial}{\partial \sigma_{C_k}^2} \left[ \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{C_k}^2)^{\frac{r_k}{2}} (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}}} \right] = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}}} \frac{\partial}{\partial \sigma_{C_k}^2} \left( \frac{1}{(\sigma_{C_k}^2)^{\frac{r_k}{2}}} \right)$$

Rappel Mathématique :  $(u^\lambda)' = \lambda u' u^{\lambda-1}$  d'où  $\left( \frac{1}{u^\lambda} \right)' = -\lambda u' u^{-\lambda-1}$

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\mathcal{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}}} \left( \frac{-r_k}{2} \sigma_{\mathcal{C}_k}^{2(\frac{-r_k-2}{2})} \right)$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} = \frac{-r_k}{2(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\mathcal{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}} \sigma_{\mathcal{C}_k}^{r_k+2}} = \beta'$$

Calcul de la dérivée de  $\theta$

$$\theta = \frac{1}{2\sigma_{\mathcal{C}_k}^2} \left[ r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right] + \frac{1}{2\sigma_{\mathcal{C}_k}^2} \left[ -r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + d\mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right] + cte \quad \text{avec} \quad cte = -\delta^2 [(r_k - r_{k+1})^2 + (r_k - r_{k-1})^2]$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} = \frac{\partial}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} \left\{ \frac{1}{2\sigma_{\mathcal{C}_k}^2} \left[ r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right] \right\}$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} = \frac{\partial}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} \left[ \frac{K}{\sigma_{\mathcal{C}_k}^2} \right] \quad \text{avec} \quad K = \frac{1}{2} \left( r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right)$$

$$\text{Posons} \quad \sigma_{\mathcal{C}_k}^2 = X \quad \Longrightarrow \quad \frac{\partial \theta}{\partial X} = \frac{\partial}{\partial X} \left( \frac{K}{X} \right) = -\frac{K}{X^2}$$

$$\text{D'où} \quad \frac{\partial \theta}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} = -\frac{1}{2\sigma_{\mathcal{C}_k}^4} \left[ r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right] = \theta'$$

$$\text{Mais :} \quad \frac{\partial f(r/Y)}{\partial \sigma_{\mathcal{C}_k}^2} = 0 \quad \Longrightarrow \quad [\beta' + \beta(-\theta')] = 0$$

Donc

$$\frac{-r_k}{2(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\mathcal{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}} \sigma_{\mathcal{C}_k}^{r_k+2}} + \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\mathcal{C}_k})^{r_k} (\sigma_{\mathcal{C}_k})^{d-r_k}} \frac{1}{2\sigma_{\mathcal{C}_k}^4} \left[ r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right] = 0$$

$$\frac{1}{2(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\mathcal{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}} \sigma_{\mathcal{C}_k}^{r_k}} \left[ -\frac{r_k}{\sigma_{\mathcal{C}_k}^2} + \frac{1}{\sigma_{\mathcal{C}_k}^4} \left( r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right) \right] = 0$$

$$-\frac{r_k}{\sigma_{\mathcal{C}_k}^2} + \frac{1}{\sigma_{\mathcal{C}_k}^4} \left( r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right) = 0$$

$$r_k \sigma_{\mathcal{C}_k}^2 = r_k \mu_{\mathcal{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\mathcal{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j)$$

$$\hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2 = \frac{1}{r_k} \left( \sum_{j=1}^{r_k} \mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=1}^{r_k} y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=1}^{r_k} y_k(j) \right) \quad \text{car} \quad r_k \mu_{\bar{C}_k}^2 = \sum_{j=1}^{r_k} \mu_{\bar{C}_k}^2$$

$$\text{D'où} \quad \boxed{\hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2 = \frac{1}{r_k} \sum_{j=1}^{r_k} (y_k(j) - \hat{\mu}_{\bar{C}_k})^2}$$

Calcul du paramètre  $\hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2$  :

$$\text{On a} \quad \beta' + \beta(-\theta') = 0$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} = \frac{\partial}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} \left[ \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{r_k}{2}} (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}}} \right] = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{r_k}{2}}} \frac{\partial}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} \left( \frac{1}{(\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}}} \right)$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} = \frac{\partial}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} T \left( \frac{1}{(\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{d-r_k}{2}}} \right) \quad \text{avec} \quad T = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{\frac{r_k}{2}}}$$

$$\frac{\partial \beta}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} = -T \frac{(d-r_k)}{2} (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{-\frac{(d-r_k)}{2}-1} = -\frac{T}{2} (d-r_k) (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{-(d+r_k-2)} = \beta'$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} = \frac{\partial}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} \left\{ \frac{1}{2\sigma_{\bar{C}_k}^2} \left[ -r_k \mu_{\bar{C}_k}^2 + d\mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right] \right\}$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} = \frac{\partial}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} \left\{ \frac{1}{2\sigma_{\bar{C}_k}^2} \left[ (d-r_k) \mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right] \right\}$$

$$\frac{\partial \theta}{\partial \sigma_{\bar{C}_k}^2} = -\frac{1}{2\sigma_{\bar{C}_k}^4} \left[ (d-r_k) \mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right] = \theta'$$

$$\beta' + \beta(-\theta') = 0$$

$$-\frac{T}{2} (d-r_k) (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{-(d+r_k-2)} + \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{r_k} (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{d-r_k}} \times \frac{1}{2\sigma_{\bar{C}_k}^4} \left( (d-r_k) \mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right) = 0$$

$$(d-r_k) (\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{-(d+r_k-2)} = \frac{1}{(\sigma_{\bar{C}_k}^2)^{(d-r_k)} \sigma_{\bar{C}_k}^4} \left[ (d-r_k) \mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right]$$

$$\hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2 = \frac{1}{d - r_k} \left[ (d - r_k) \mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right]$$

$$\text{or } \hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2 = \frac{1}{d - r_k} \left[ \sum_{j=r_k+1}^d \mu_{\bar{C}_k}^2 + \sum_{j=r_k+1}^d y_k^2(j) - 2\mu_{\bar{C}_k} \sum_{j=r_k+1}^d y_k(j) \right] \quad \text{car } (d - r_k) \mu_{\bar{C}_k}^2 = \sum_{j=r_k+1}^d \mu_{\bar{C}_k}^2$$

Donc :

$$\hat{\sigma}_{\bar{C}_k}^2 = \frac{1}{d - r_k} \sum_{j=r_k+1}^d (y_k(j) - \hat{\mu}_{\bar{C}_k})^2$$

# Annexe B

## Présentation de l'interface graphique

L'algorithme de la segmentation étudié a été programmé en Matlab . Afin de le présenter de manière simple et attractive, une interface graphique a été réalisée en utilisant l'outil "guide" de Matlab, ceci pour permettre à l'utilisateur d'exécuter facilement ce programme et de travailler dans un environnement convivial.

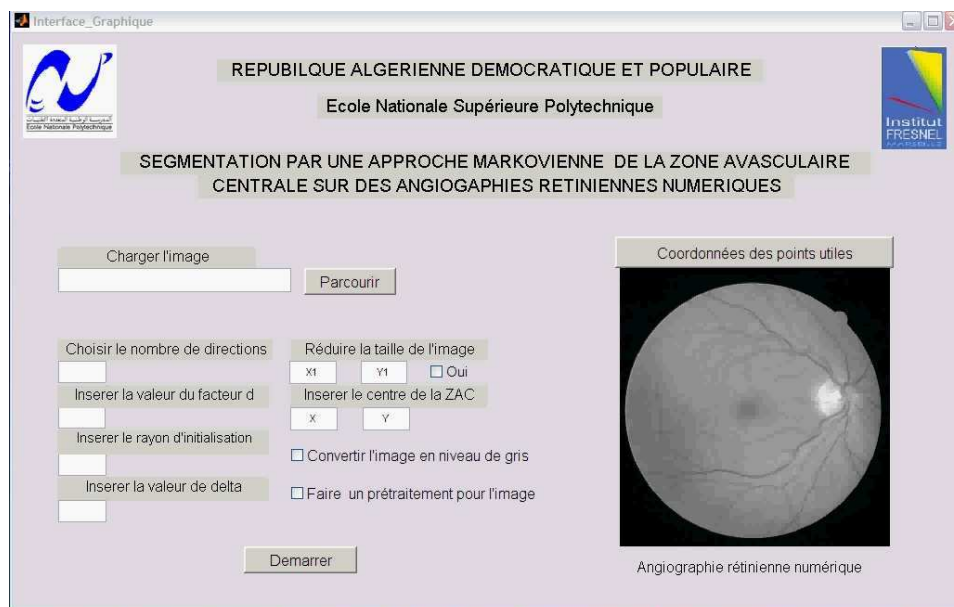


FIGURE B.1 – Présentation de l'interface graphique

Les étapes à suivre pour avoir la segmentation de la ZAC en utilisant l'interface graphique sont illustrées par les figures ci-dessous((B.2)(B.3)(B.4)(B.5) (B.6) (B.7) (B.8) (B.9)(B.10)(B.11)).

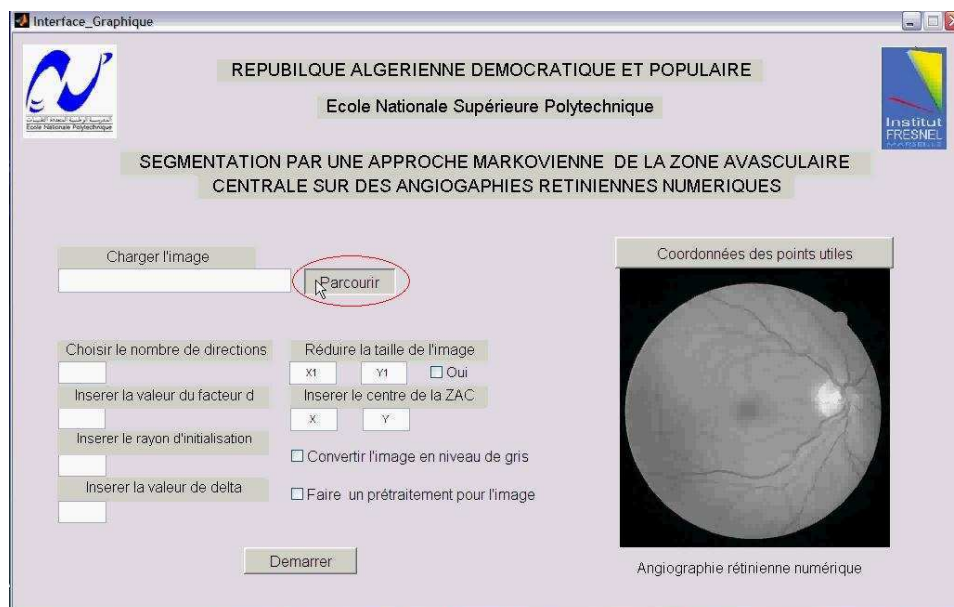


FIGURE B.2 – Importer une image

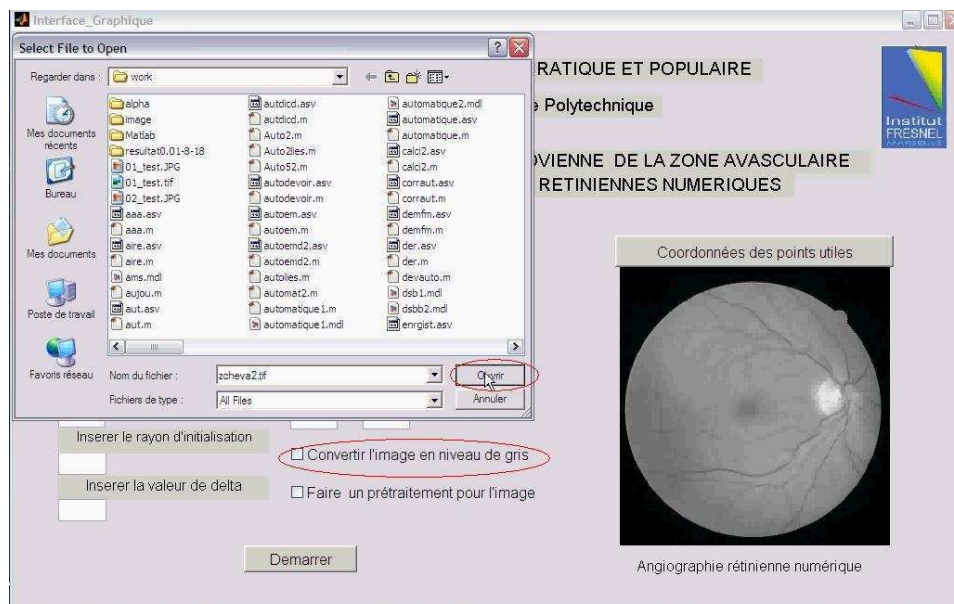


FIGURE B.3 – Ouverture d'une image

Remarque : Dans le cas où l'image importée est en couleur, l'utilisateur dispose d'un bouton permettant de convertir cette image en niveau de gris.



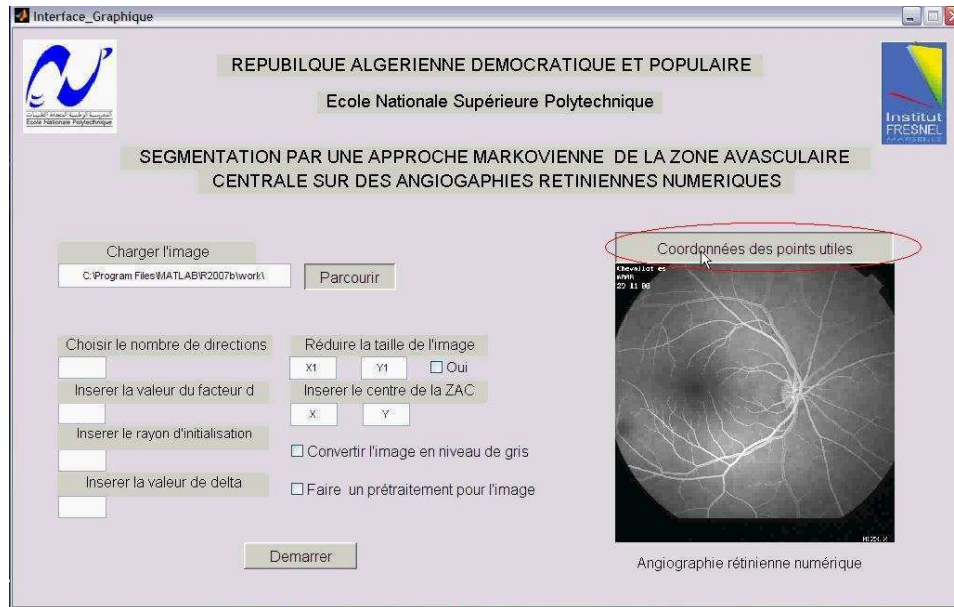


FIGURE B.4 – Réduire la taille de l'image (étape1)

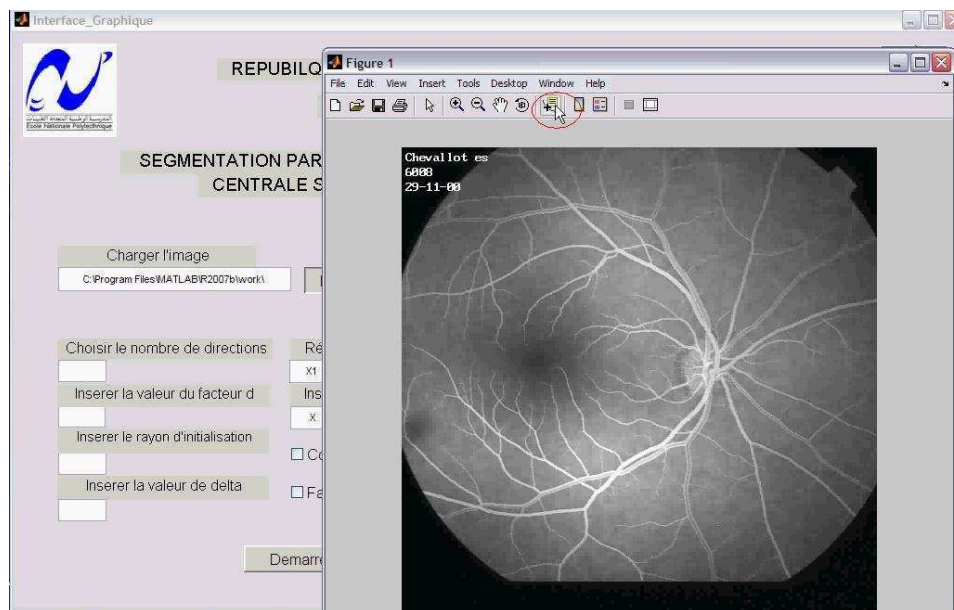


FIGURE B.5 – Réduire la taille de l'image (étape2)

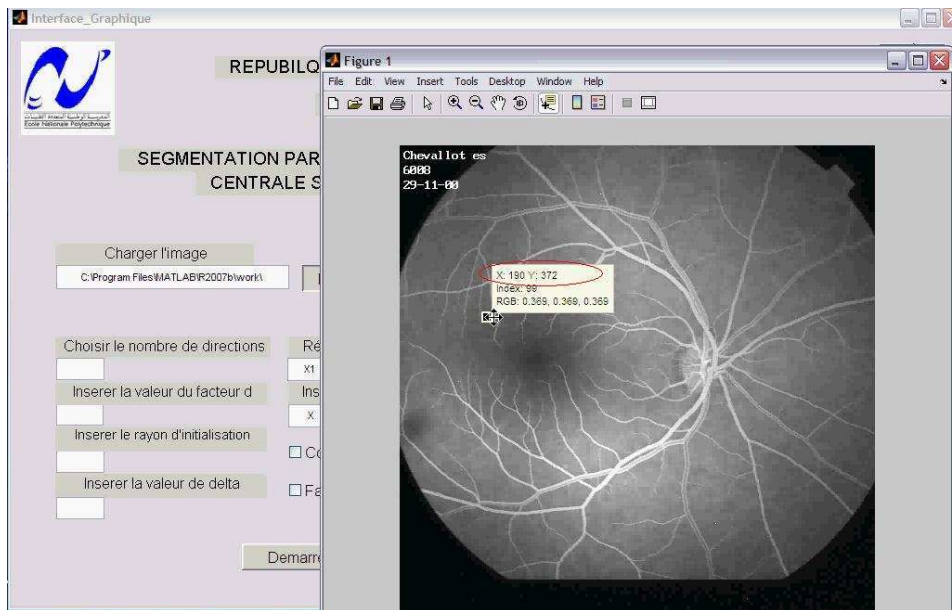


FIGURE B.6 – Réduire la taille de l'image (étape3)

Remarque : Pour réduire la taille de l'image importée, l'utilisateur doit sélectionner le point du coin supérieur gauche d'un rectangle englobant la ZAC et récupérer ses coordonnées.

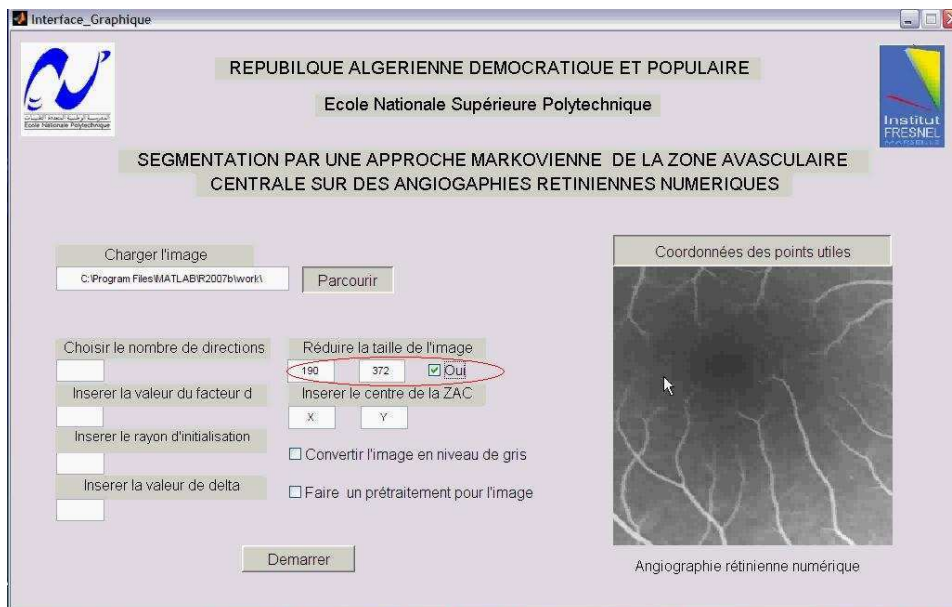


FIGURE B.7 – Réduire la taille de l'image (étape4)

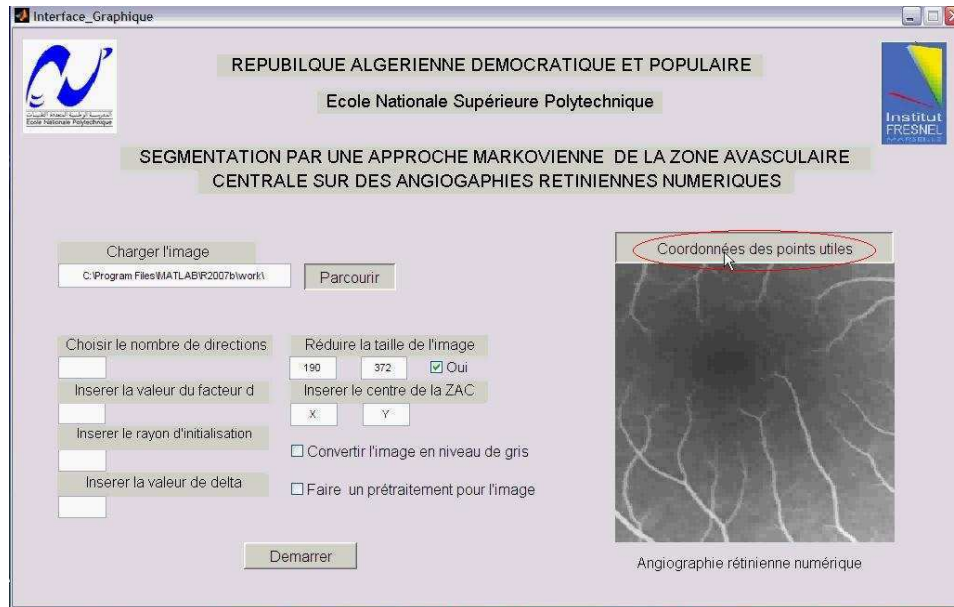


FIGURE B.8 – Récupérer les coordonnées du centre de la ZAC (X,Y)-(1)

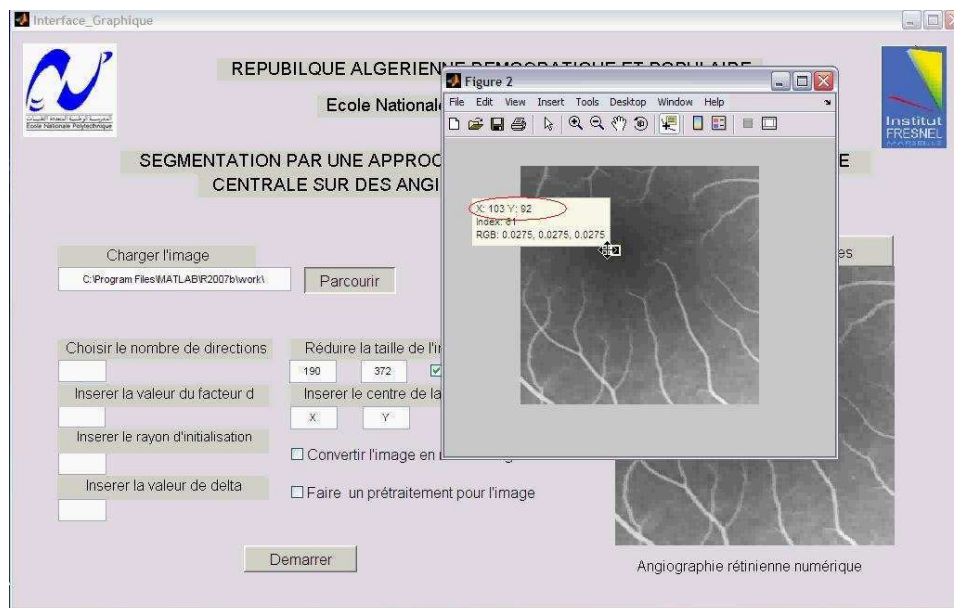


FIGURE B.9 – Récupérer les coordonnées du centre de la ZAC (X,Y)-(2)

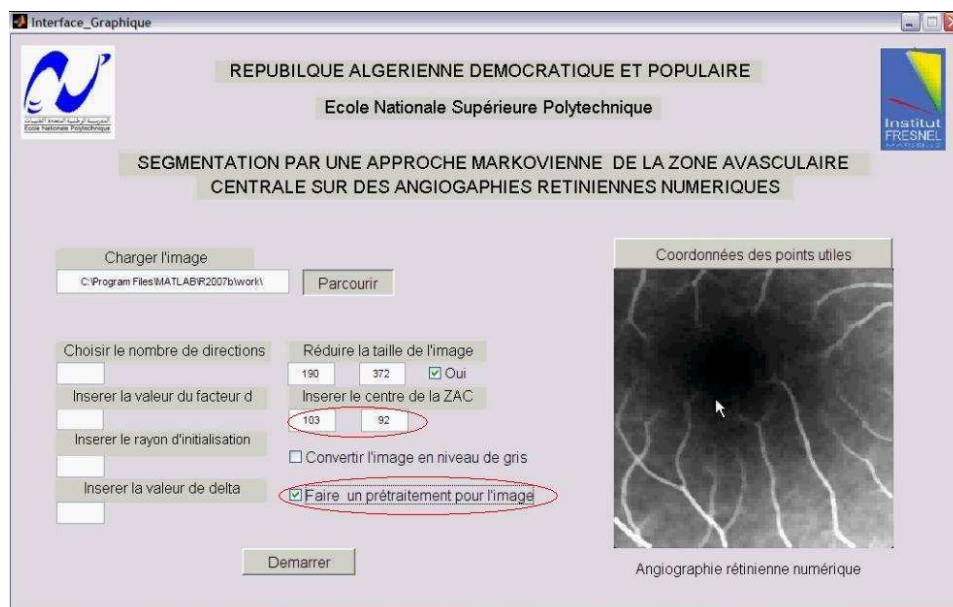


FIGURE B.10 – Prétraitement de l'image

L'image fait l'objet d'un prétraitement par un rehaussement de contraste et un filtrage médian  $5 \times 5$ .

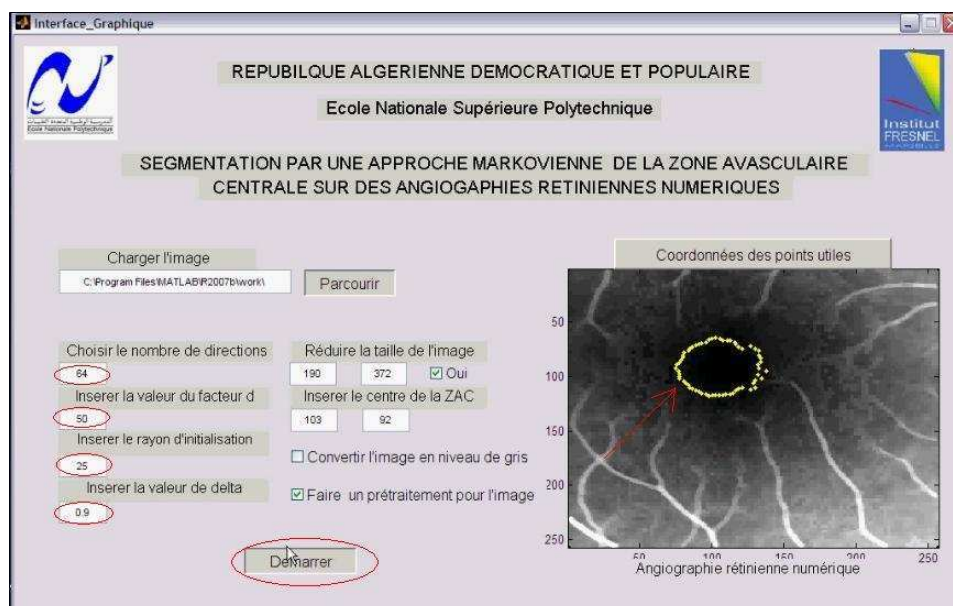


FIGURE B.11 – Résultat final : segmentation de la ZAC

**ملخص :** التجزئة هي مرحلة مهمة في تحليل الصور، الرؤية الحاسوبية و الصور الطبية . فهي تساعد على تحديد موقع و محيط الأشياء الموجودة في الصور، و تستخدم بكثرة في المجال الطبي و بالأخص طب العيون. موضوع عملنا يتمثل في تحديد محيط المنطقة المركزية للشبكية ZAC باستعمال الحقول العشوائية لماركوف و استغلال صور أنجيوغرافيا الشبكية التي أجريت على المرضى . و هذا بهدف تسهيل تشخيص مرض ( Rétinopathie Diabétique ) ومتابعته و زيادة على ذلك توجيه العلاج بأشعة الليزر للأمراض الأخرى للشبكية.

**المفاتيح :** التجزئة ، الحقول العشوائية لماركوف ، أنجيوغرافيا الشبكية الرقمية ، مرض Rétinopathie Diabétique ، المنطقة المركزية للشبكية ZAC.

**Résumé :** La segmentation est une étape importante dans l'analyse d'images, la vision par ordinateur, et l'imagerie médicale. Elle aide à localiser et à délimiter les entités présentes dans les images.

La segmentation d'images est de plus en plus utilisée dans le domaine médical notamment en ophtalmologie.

L'objet de notre travail est de délimiter la Zone Avasculaire Centrale (ZAC) en utilisant les champs aléatoires de Markov et en exploitant les propriétés statistiques des informations issues des angiographies rétinienne réalisées sur des patients. Ceci a pour but de faciliter le diagnostic de la Rétinopathie Diabétique (RD) et son suivi ainsi que de guider le traitement par rayons laser d'autres pathologies de la rétine.

**Mots-clés :** Segmentation, Champs Aléatoires de Markov, Angiographie Rétinienne Numérique, Rétinopathie Diabétique, Zone Avasculaire Centrale.

**Abstract:** The segmentation is a significant stage in the analysis of images, the vision by computer, and the medical imagery. It helps to locate and delimit the entities present in the images.

The segmentation of image is used more and more in the field medical in particular in ophthalmology.

The subject of our work is to delimit the Foveal Avascular Zone (FAZ) by using Markov Random Fields and by exploiting the statistical properties of information resulting from the retinal angiograms carried out on patients. This purpose of this is to facilitate the diagnosis of Diabetic Retinopathy (DR) and its follow-up like guiding the treatment by laser beams of other pathologies of the retina.

**Key words:** Segmentation, Markov Random Fields, Numerical Retinal Angiogram, Diabetic Retinopathy, Foveal Avascular Zone.