

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique

Université Saad DAHLEB de BLIDA

Faculté des Sciences

Département d'informatique



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme MASTER en informatique

Option : GENIE LOGICIEL

Thème

Annotation sémantique des images médicales
pour l'aide au diagnostic

Proposé et suivi par :

Melle .BENBLIDIA

Melle REGUIGE

Membre le jury :

Président :

Examineur 1 :

Examineur 2 :

Présenter par :

Melle. DIBOUNE Yasmina

Mme. AZOUAOU Karima

MA-004-160-1

Promotion : 2012 - 2013

REMERCIEMENT

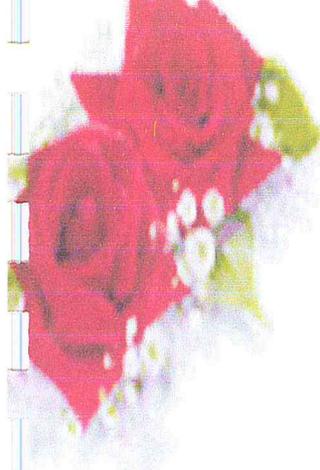
C'est avec un immense plaisir que nous écrivons aujourd'hui ces lignes et que nous remercions tous les personnes qui ont ; d'une façon ou d'une autre contribué à la réalisation de ce modeste travail.

D'abord, nous tenons à remercier très sincèrement Melle BENBLIDIA.N notre promotrice, sans qui, ce travail n'aurait jamais abouti. Une période de plus de sis moins, durant laquelle ses conseils et orientations nous ont, à plusieurs fois, aidé à orienter nos recherches aux bons moment, toujours dans les bonnes directions et nous ont permis de présenter aujourd'hui un travail que nous espérons être digne de la confiance qu'ils nous ont donnée. <<merci pour votre patience, votre gentillesse et votre disponibilité, que dieu vous protège.>>

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à Melle REGUIGUE.

Nos remerciements les plus cordiaux sont adressés particulièrement à monsieur R.BELAHSEN (chef de service de stage de SONELGAZ).

Nous remercions également les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font en jugeant ce modeste travail.



Dédicace

Je dédie ce travail :

*A mes très chers parents pour leur
bienveillance et toute ma famille*

A mon mari Rachid, qui m'a aidé, encouragé

Et mon effort constant dans mes études

A mes enfants massi et inasse

A tous mes camarade

A tous ceux que j'aime

Et à tous ceux qui m'aiment

AZOUAOU KARIMA



RESUME

La recherche d'images à travers des moteurs de recherche d'images permet de trouver rapidement et efficacement des images parmi une grande masse d'information. Le problème qui se pose, généralement, est la difficulté d'associer une sémantique à une image. Afin de palier à cette difficulté, nous effectuons l'indexation textuelle sémantique des images, appelée aussi annotation, afin d'attribuer des mots clés à l'image correspondant au sens véhiculé. Pour obtenir une annotation efficace, une stratégie consiste à corréliser les informations textuelles et visuelles.

Dans ce travail, nous proposons un système d'annotation d'images rétiniennes qui exploite une base d'apprentissage pour l'aide au diagnostic. Le système développé est composé d'une étape de segmentation qui exploite l'algorithme des Fuzzy Cmeans, suivie d'une étape de caractérisation en choisissant les paramètres les plus pertinents pour notre application. La dernière étape consiste à catégoriser l'image selon le niveau de la pathologie.

Mots clés :

Annotation d'image, Recherche d'image, Segmentation, Classification, Rétinopathie diabétique

ABSTRACT:

The search for images through image search engines to quickly and efficiently find images from a large body of information. The problem generally is the difficulty of associating a semantic to an image. To overcome this difficulty, we perform semantic indexing textual images, also called annotation, in order to assign keywords to the image corresponding to the meaning conveyed. For efficient annotation, one strategy is to correlate textual and visual information.

In this work, we propose a system for the annotation of retinal images that exploits a learning base for diagnostic assistance. The developed system consists of a segmentation step that uses the algorithm Fuzzy Cmeans, followed by a characterization step in selecting the most relevant parameters for our application. The last step is to categorize the image according to the level of pathology.

Key words :

Image annotation, image search, segmentation, classification, diabetic retinopathy

Table des matières

Introduction générale

1. Introduction et problématique	9
2. Objectifs de travail.....	9
3. Organisation du mémoire.....	10

Partie 1 : Etat de l'art

Chapitre 1 : Traitement d'image et contexte médical

1. Introduction.....	11
2. Contexte médicale.....	11
2.1. Anatomie de l'œil.....	12
2.2. La rétine.....	15
2.3. La rétinopathie diabétique.....	16
2.3.1. Epidémiologie.....	16
2.3.2. Définition.....	16
2.3.3. Les signes de la rétinopathie diabétique.....	17
2.3.4. Les types des la rétinopathie diabétique.....	17
3. Le traitement des images rétiniennes.....	18
4. Conclusion.....	20

Chapitre 2 : Recherche et annotation d'images

1. Introduction.....	21
2. La recherche d'information.....	21
2.1. Naissance de RI.....	21
3. Recherche d'images par contenu.....	22
3.1. Principe.....	22
3.2. Architecture générale d'un système d'indexation et de recherche d'image par le contenu.....	23
4. L'indexation.....	25
4.1. Les phases d'indexation.....	25

4.1.1. Indexation logique.....	25
4.1.2. Indexation physique.....	26
5. L'annotation des images.....	26
5.1. Définition.....	26
5.2. Méthodes d'annotation d'images.....	26
5.2.1. Annotation manuelle.....	26
5.2.2. Annotation automatique.....	26
6. Caractéristiques d'images.....	27
6.1. La couleur.....	27
6.1.1. Espaces de couleur.....	27
6.1.2. Descriptifs de la couleur.....	31
6.2. La texture.....	31
6.2.1. La matrice de cooccurrence.....	32
6.3. La forme.....	32
7. La segmentation.....	33
7.1. Définition formelle.....	33
7.2. Différentes approches de segmentation.....	34
7.2.1. Approche régions.....	35
7.2.2. Approche contours.....	35
8. Conclusion.....	35

Partie 2 : Conception et implémentation

Chapitre 3 : Annotation d'images rétiniennes

1. Introduction.....	36
2. Conception.....	36
2.1. Présentation de l'architecture de système.....	36
2.2. Segmentation.....	37
2.3. Calcul des caractéristiques.....	39
2.4. Classification.....	40
3. Présentation du diagramme de cas d'utilisation.....	42
4. Conclusion.....	42

Chapitre 4: implémentation

1. Introduction.....	44
2. Le langage utilisé MATLEB.....	44
2.1. Historique.....	44
2.2. Définition	44
3. Les donnés disponibles.....	44
4. Présentation de notre application.....	45
5. Conclusion.....	50
 Conclusion générale.....	 51
 Perspective.....	 52

Liste des figures

Figure I.1 : Anatomie de l'œil.....	12
Figure I.2 : Vue au microscope électronique d'une portion de la rétine.....	15
Figure I.3 : RD non proliférant modérée	17
Figure I.4 : RD non proliférant sévère	17
Figure I.5 : Néovaisseau pré-rétinien.....	18
Figure I.6 : Néovaisseaux pré-papillaires.....	18
Figure I.7 : Etapes d'une analyse d'images.....	20
Figure II.1 : Principe générale de la recherche d'image par contenu.....	24
Figure II.2 : Espace de couleur RGB.....	28
Figure II.3 : Espace XYZ.....	29
Figure II.4 : Exemple d'image couleur avec ces composantes L^* , u^* , v^*	30
Figure II.5 : Exemple d'image couleur avec composantes HSV.....	30
Figure II.6 : Exemple de texture.....	32
Figure II.7 : Exemple de segmentation d'image.....	33
Figure III.1 : Processus du système.....	36
Figure III.2 : Exemple des classes floues.....	37
Figure III.2 : Exemple d'une segmentation avec FCM.....	49
Figure III.3 : Diagramme de cas d'utilisation.....	42
Figure IV.1 : Base d'image.....	44
Figure IV.2 : Interface principale.....	44
Figure IV.3 : Ouverture d'une image.....	45
Figure IV.4 : Sélectionner et importer image.....	45
Figure IV.5 : Nombre de classe.....	46
Figure IV.6 : Sélectionner les classes.....	46
Figure IV.7 : Résultat de la segmentation de l'image.....	47
Figure IV.8 : Enregistrement de l'image segmenté.....	47
Figure IV.9 : Vecteur des caractéristiques.....	48
Figure IV.10 : Annotation de l'image.....	48

1. Introduction et problématique

Aujourd'hui l'imagerie médicale est l'un des champs d'application privilégiés des techniques de l'analyse numérique d'images. Nous nous intéressons en particulier à l'imagerie rétinienne pour l'aide au diagnostic de la rétinopathie diabétique. En effet, avec l'avènement des systèmes d'angiographie rétinienne numérisée, il est possible d'analyser de manière automatique les images angiographiques afin de faciliter et d'améliorer le diagnostic de la rétinopathie diabétique.

Dans le domaine de l'interprétation et de l'indexation sémantique d'images, la mise en correspondance du niveau perceptif (pixels ou groupes de pixels) et du niveau linguistique (concepts du domaine) de l'interprétation a souvent constitué une barrière à leur exploitation. Il s'agit du fossé sémantique, défini comme le manque de concordance entre les informations perceptuelles que l'on peut extraire des images et l'interprétation qu'ont ces données pour un utilisateur dans une situation déterminée. On assiste, grâce aux progrès récents en ingénierie des connaissances, à un regain d'intérêt pour les approches s'appuyant sur la modélisation de connaissances a priori sur le domaine étudié. En particulier, les ontologies permettent de formaliser, de manière cohérente et consensuelle, les connaissances d'un domaine donné. Il s'agit ici de proposer un paradigme pathologie-dépendant fondé sur les informations extraites de la segmentation de la pathologie afin d'adapter la représentation de la connaissance générique ainsi que le processus de raisonnement pour tenir compte de l'influence possible.

2. Objectifs de travail

Parmi les objectifs que nous nous sommes fixés dans ce travail, il s'agit en particulier:

- d'exploiter l'information contenue dans les images et d'en extraire une sémantique pour un besoin de recherche d'information et plus particulièrement pour une annotation sémantique automatique des images médicales.
- de catégoriser les images rétiniennes selon les stades de la rétinopathie diabétique.

Introduction générale

3. Organisation du mémoire

Le présent manuscrit est organisé comme suit :

Chapitre1 « *Traitement d'image et contexte médical* » : dans ce chapitre nous nous intéressons au traitement d'images ainsi qu'au contexte médical dans lequel s'insère notre étude. L'anatomie de l'œil ainsi que la pathologie liée à la rétinopathie diabétique y sont décrites.

Chapitre2 « *Recherche et annotation d'image* » : ce chapitre contient des informations sur les méthodes de recherche d'images par contenu. Il s'agit aussi de décrire l'indexation d'images ainsi que la phase de caractérisation des mages.

Chapitre3 « *Annotation d'images rétiniennes* » : ce chapitre concerne l'étape conceptuelle de notre système d'annotation d'images. Après avoir décrit les étapes de segmentation et de caractérisation ; nous présenterons un diagramme de cas d'utilisation donnant une vue globale sur les différentes étapes de notre application.

Chapitre4 « *implémentation* » : ce chapitre illustre l'implémentation de notre système. L'environnement de travail ainsi que les différents tests du système sur des images rétiniennes y sont présentés.

Partie 1 :

Etat de l'art

Chapitre 1 :

Traitement d'image et contexte médical

1. Introduction

La vue est un sens fondamental. Mieux connaître sa vision c'est aussi mieux la protéger. Une bonne vision est une adaptation permanente entre ce que voient nos deux yeux et l'interprétation qu'en fait le cerveau.

Le traitement d'images est l'ensemble des opérations qui entraînent la modification des images numériques.

Ces modifications portent généralement sur le niveau de gris ou la couleur des pixels. Plusieurs techniques sont utilisées pour manipuler ces données, le but étant l'amélioration de ces données afin d'obtenir une plus grande lisibilité de l'image.

Dans ce chapitre, nous allons présenter le contexte médical dans le lequel s'inscrit notre étude ; par la suite nous ferons une petite introduction au traitement des images.

2. Contexte médical

Le diabète est une maladie incurable qui fait en sorte que le corps ne peut pas utiliser correctement sa principale source d'énergie : le glucose . Cette énergie est nécessaire pour le bon fonctionnement des cellules du corps (pour les muscles, cerveau, foie, etc.). Ce qui caractérise une personne diabétique, c'est que sa glycémie (son taux de sucre dans le sang) est supérieure à la normale. C'est ce qu'on appelle « l'hyperglycémie » [13].

La rétinopathie diabétique (RD) est une complication du diabète sucré, résultant de l'atteinte des vaisseaux de la rétine, mettant en jeu le pronostic visuel [4]

Il y a 200 millions de personnes dans le monde atteints de diabète sucré et l'incidence semble augmenter partout dans le monde, au moins en partie à cause de l'augmentation de la fréquence de l'obésité et de la sédentarité. Selon les projections, le nombre de patients touchés par une RD pourrait quasiment tripler entre 2005 et 2050 [4].

Le diabète est reconnu comme la première cause de cécité acquise dans les pays occidentaux chez l'adulte entre l'âge de 25 et 74 ans et il est à l'origine de 12 % de l'ensemble des cas de cécité. Chaque année, deux individus sur 100 000 dans la population

générale deviennent aveugles suite à une RD. Le risque semble être le même chez les hommes et les femmes, même si une fréquence un peu plus élevée a été décrite chez les patients de sexe masculin. Environ 50 % des patients atteints de diabète présentent une RD à différents stades [4].

2.1. Anatomie de l'œil :

L'œil est l'organe récepteur de l'appareil de la vision. Il est de consistance gélatineuse. C'est une sphère de 2,5 cm de diamètre et de volume 6,5 cm³, pesant environ 7 grammes. Une demi-sphère, la cornée, de rayon 8mm, s'ajoute à la sphère sur le devant de l'œil [5].

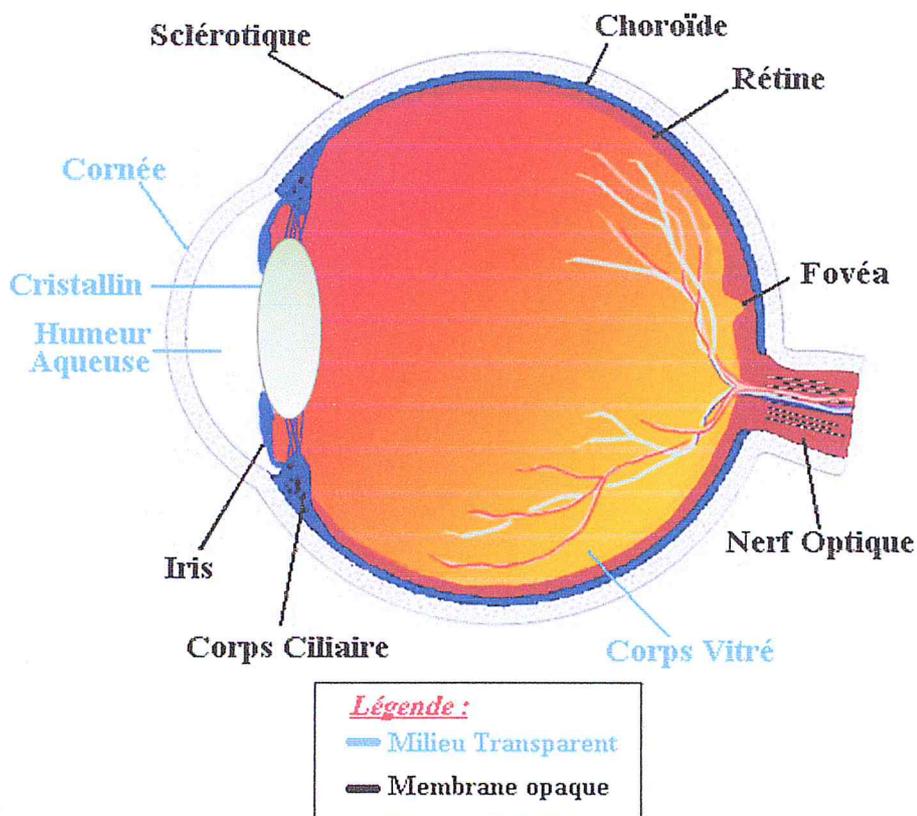


Figure I.1 : Anatomie de l'œil [5]

L'œil est une merveille de la nature, un des organes les plus perfectionnés de notre corps. Miroir de nos émotions et de nos pensées secrètes, l'oeil est une caméra réflexe très perfectionnée composée de nombreux éléments et tapissé de 3 feuillets :

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

- *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 influx nerveux [14].

Les éléments composant l'œil sont :

La cornée

- Ensemble transparent
- Objectif de l'œil

C'est le prolongement plus bombé de la sclérotique. La frontière sclérotique-cornée s'appelle le limbe.

La cornée est très innervée donc très sensible. Elle est transparente et doit le rester pour assurer une bonne vision [14].

La choroïde

- Couche pigmentée
- Forme la chambre noire

C'est une couche richement vascularisée qui assure la nutrition de l'iris et de la rétine. Elle est située entre la sclérotique et la rétine.

Elle contient de nombreux pigments colorés et forme donc un écran. Elle maintient l'intérieur de l'œil en chambre noire [14].

L'iris

- Donne la couleur à l'œil
- Règle la dilatation de la pupille

C'est un diaphragme circulaire se réglant automatiquement suivant la quantité de lumière reçue.

Quand le diamètre est petit, la profondeur de champ augmente, et il y a moins d'aberrations : les rayons qui sont en trop sont éliminés par le diaphragme et l'image qui se forme sur la rétine est nette [14].

La pupille

- Trou circulaire au milieu de l'iris
- Diaphragme de l'œil
- Taille variable en fonction de la lumière

Son diamètre en lumière normale est de 3 à 6 mm. L'augmentation du diamètre de la pupille s'appelle : *mydriase*, et la diminution de ce diamètre s'appelle : *myosis* [14].

Le Cristallin

- Lentille transparente
- Objectif de l'œil

C'est une lentille transparente biconvexe. Il est vascularisé. Sa courbure peut varier entraînant d'où variation de sa puissance : c'est l'accommodation. Lorsque le cristallin se bombe, il augmente sa puissance.

Avec l'âge, il y a perte de l'élasticité du cristallin. C'est la presbytie. S'il s'opacifie, il y a cataracte.

Le cristallin est enveloppé par une capsule. Sur cette capsule sont fixées les fibres de la zonule de Zinn [14].

L'humeur Aqueuse

- Liquide transparent constamment renouvelé
- Maintient la pression intra-oculaire

Elle est produite par les procès ciliaires. Elle passe de la chambre postérieure vers la chambre antérieure à travers la pupille. Dans la chambre antérieure, elle est éliminée au niveau du trabéculum (dans l'angle irido-cornéen) où elle passe dans le canal de Schlemm.

L'humeur aqueuse est composée essentiellement d'eau, mais aussi de vitamine C, de glucose, d'acide lactique, de protéines. Elle se renouvelle en 2-3 heures.

Son rôle est surtout nourricier (endothélium cornéen et iris), réparateur, régulateur de la pression intraoculaire, ainsi que du maintien de la forme de l'œil [14].

Le corps vitré

- Masse gélatineuse claire
- Capable d'amortir les chocs
- 90% du volume de l'œil

C'est un tissu conjonctif transparent. Il est entouré par une membrane appelée membrane hyaloidienne.

C'est un matériau de remplissage. Il représente les 4/5 du volume de l'œil, et il est le premier constituant de l'œil.

Son rôle est de maintenir la rigidité du globe oculaire, mais aussi de maintenir la rétine en place bien collée contre le fond du globe oculaire [14].

La macula et la fovéa

- Dépression située sur l'axe optique
- Concentration de cônes
- Permet la vision des détails en éclairage diurne

La fovéa est une région de la rétine située dans la macula, près de l'axe optique de l'oeil. 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.

La fovéa est la partie centrale de la macula. Elle mesure 1300 à 1500 microns. Elle contient 400 000 cônes. [14].

Dans une vision encore plus centrale on trouve :

2.2. La rétine

C'est une membrane qui tapisse le fond de l'oeil. Elle reçoit les signaux lumineux, et assure leur transmission au cerveau par l'intermédiaire du nerf optique [6].

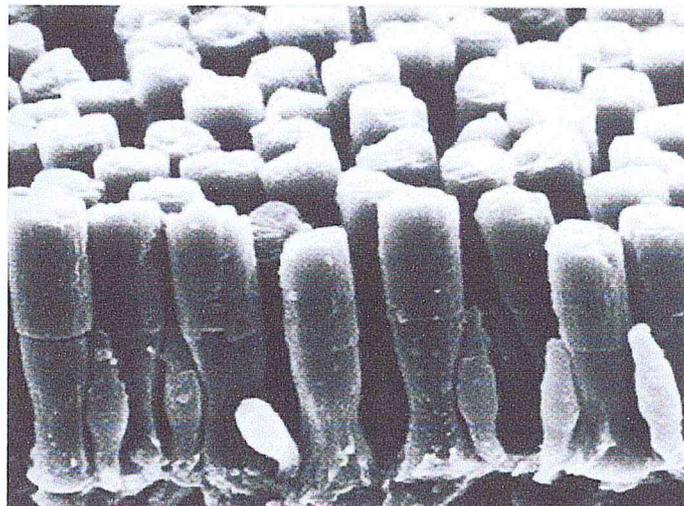


Figure I.2 : Vue au microscope électronique d'une portion de la rétine [6]

L'épaisseur de la rétine est d'environ 250 μ m sauf dans la zone centrale appelée **fovéa** (diamètre = 1,5 mm) où elle s'amincit pour atteindre une centaine de microns.

La rétine contient deux types de photo-récepteurs dont la répartition spatiale est très différente

– Les **cônes** sont seuls présents dans la fovéa et leur densité diminue en allant vers la périphérie.

– Les **bâtonnets** au contraire sont absents de la zone centrale mais répartis sur tout le reste de la rétine [6].

2.3. La rétinopathie diabétique

2.3.1. Epidémiologie

De grandes études épidémiologiques ont permis de mieux cerner la prévalence des complications rétiniennes de la rétinopathie diabétique (RD).

On estime qu'environ 30% des diabétiques sont porteurs d'une rétinopathie, soit environ un million de patients en France.

La rétinopathie diabétique est aussi fréquente au cours du diabète de type 1 qu'au cours du diabète de type 2:

- dans *le diabète de type 1*, la RD ne survient en général pas avant 7 ans d'évolution; après 20 ans d'évolution, 90 à 95 % des diabétiques de type 1 ont une RD, dont 40% une RD proliférante [7].

- dans le diabète de type 2, 20 % des diabétiques de type 2 ont une RD dès la découverte de leur diabète. Après 15 ans d'évolution, 60% d'entre eux ont une rétinopathie diabétique. Le risque à long terme des diabétiques de type 2 est moins celui d'une rétinopathie proliférante que celui d'un œdème maculaire. Les principaux facteurs de risque de rétinopathie diabétique sont l'ancienneté du diabète, le mauvais équilibre glycémique et l'hypertension artérielle [7].

2.3.2. Définition

On appelle rétinopathie diabétique les lésions du fond d'œil causées par le diabète. En effet, l'excès de sucre dans le sang finit par altérer les petits vaisseaux de la rétine (capillaires rétiens) [8].

2.3.3. Les signes de la rétinopathie diabétique

La rétinopathie diabétique (RD) se caractérise par plusieurs signes cliniques dont [8]:

- les *microanévrismes rétiniens* sont les premiers signes ophtalmoscopiques de la RD. Ils apparaissent sous forme de points rouges de petite taille.
- les *hémorragies rétiniennes punctiformes* ont un aspect analogue, et sont parfois difficiles à distinguer des microanévrismes.
- les *nodules cotonneux* sont des lésions blanches, superficielles et de petite taille. Ils correspondent à l'accumulation de matériel axoplasmique dans les fibres optiques. Ils traduisent une occlusion des artérioles pré-capillaires rétiniennes.

2.3.4. Les types de la rétinopathie diabétique

Au cours de son évolution la RD passe par plusieurs stades ; on y distingue ainsi :

- Pas de rétinopathie diabétique.
- Rétinopathie diabétique non proliférante. Elle peut avoir plusieurs niveaux :
 - RD non proliférante minime (micro anévrysmes isolés, hémorragies rétiniennes punctiformes peu nombreuses).
 - RD non proliférante modérée (nombreux micro anévrysmes, hémorragies rétiniennes punctiformes, nodules cotonneux, signes d'ischémie rétinienne peu nombreux).
 - RD non proliférante sévère (ou RD préproliférante = RDPP), définie par l'association aux signes précédents de signes ophtalmoscopiques évocateurs d'ischémie rétinienne sévère. Elle se manifeste notamment

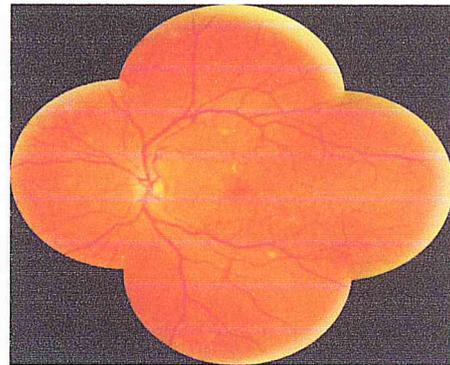


Figure I.3 : RD non proliférante modérée hémorragie en taches peu nombreuses[7]

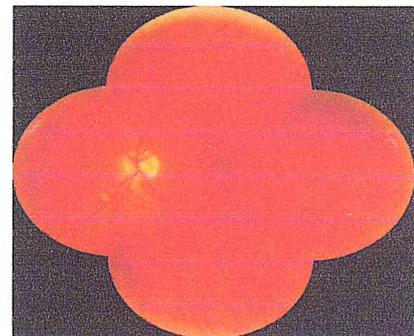


Figure I.4 : RD non proliférante sévère : nombreuses hémorragies en taches sur toute la périphérie[7]

par des hémorragies intra-rétiniennes étendues en taches, anomalies veineuses et intra-rétiniennes (AMIRs). C'est un stade de haut risque d'évolution vers la néovascularisation, notamment dans certaines circonstances cliniques [7]

➤ Rétinopathie diabétique proliférante :

- RDP non compliquée : présence de néovaisseaux pré-retiniens et/ou pré-papillaires .
- RDP compliquée :
 - hémorragie de la vitre,
 - décollement de rétine par traction,
 - glaucome neovasculaire [7].

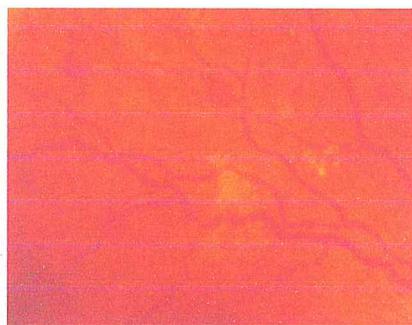


Figure I.5 : Néovaisseaux pré-rétiniens[7]

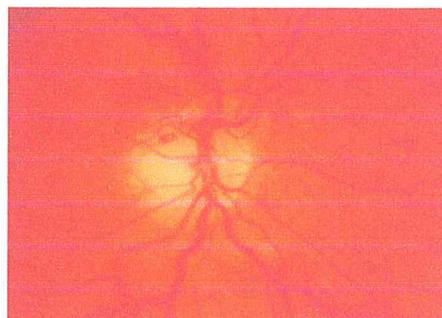


Figure I.6 : Néovaisseaux pré-papillaires[7]

3. Le traitement des images rétiniennes

Le **traitement d'images** désigne une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information [1].

Il s'agit d'un sous-ensemble du traitement du signal dédié aux images et aux données dérivées comme la vidéo (par opposition aux parties du traitement du signal consacrées à d'autres types de données : son et autres signaux monodimensionnels notamment), tout en opérant dans le domaine numérique (par opposition aux techniques analogiques de traitement du signal, comme la photographie ou la télévision traditionnelles). [2]

Dans le contexte de la vision artificielle, le traitement d'images se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et la partie de calcul permettant d'aller vers une interprétation des images traitées. Cette phase d'interprétation est

d'ailleurs de plus en plus intégrée dans le traitement d'images, en faisant appel notamment à l'intelligence artificielle pour manipuler des connaissances, principalement sur les informations dont on dispose à propos de ce que représentent les images traitées (connaissance du « domaine »). [3]

La compréhension du traitement d'images commence par la compréhension de ce qu'est une image. Le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées conditionnent largement les opérations qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information. En effet, de nombreux paramètres entrent en compte, les principaux étant [1]:

- la résolution d'acquisition et le mode de codage utilisé lors de la numérisation, qui déterminent le degré de précision des éventuelles mesures de dimensions,
- les réglages optiques utilisés, (dont la mise au point) qui déterminent par exemple la netteté de l'image,
- les conditions d'éclairage, qui déterminent une partie de la variabilité des images traitées,
- le bruit de la chaîne de transmission d'image.

Quelques exemples types d'informations qu'il est possible d'obtenir d'une image numérique sont:

- la luminance moyenne
- le contraste moyen
- la couleur prédominante
- le taux d'acuité moyen (précis ou flou)
- le taux d'uniformité des couleurs
- la présence ou l'absence de certains objets.

On distingue plusieurs étapes dans l'analyse d'une image (figure I.7). 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

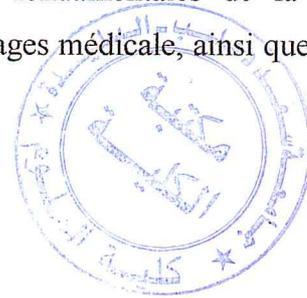
Chapitre 2:

Recherche et annotation d'images

1. Introduction

L'indexation et la recherche d'informations dans les bases d'images est un domaine de recherche extrêmement actif qui connaît depuis la dernière décennie un développement majeur tant au niveau académique qu'industriel. L'indexation est articulée autour d'un module d'extraction et d'un modèle de représentation du contenu de l'image. Ce modèle de représentation est sauvegardé dans la base de données. La recherche consiste à mettre en correspondance les descripteurs d'images stockés dans l'index et les descripteurs de la requête.

Dans ce chapitre, nous allons rappeler les notions fondamentales de la recherche d'information ; ensuite nous décrirons l'annotation des images médicale, ainsi que la notion de segmentation.



2. La recherche d'information

La recherche de l'information (RI) se nomme parfois cueillette de données ou collecte d'information. C'est une étape importante de l'élaboration d'un projet et la suite des événements en dépend. Les sources de l'information sont nombreuses et les ressources varient de classe en classe.

Bien que les livres soient la source la plus exploitée actuellement, plusieurs autres sources présentent des possibilités intéressantes et sont parfois même plus appropriées à la nature de l'information recherchée [9].

2.1. Naissance de la RI :

Le domaine de recherche d'information remonte au début des années 1950, peu après l'invention des ordinateurs. Comme plusieurs autres domaines informatiques, les pionniers de l'époque étaient enthousiastes à utiliser l'ordinateur pour automatiser la recherche des informations, qui dépassaient la capacité humaine : il y avait une explosion d'information après la deuxième guerre mondiale.

Le nom de « recherche d'information » (information retrieval) fut donné par Calvin N. Mooers en 1948 pour la première fois quand il travaillait sur son mémoire de maîtrise. La première conférence dédiée à ce thème – International Conférence on Scientific Information -

s'est tenue en 1958 à Washington. On y comptait les pionniers du domaine, notamment, Cyril Cleverdon, Brian Campbell Vickery, Peter Luhn, etc. [16]

Les premiers problèmes qui intéressaient les chercheurs portaient sur l'indexation des documents afin de les retrouver. Déjà à la « International Conference on Scientific Information », Luhn avait fait une démonstration de son système d'indexation KWIC qui sélectionnait les index selon la fréquence des mots dans les documents, et filtrait des mots vides de sens en employant des « stoplistes ». C'est à cette période que le domaine de RI est né [16]

3. Recherche d'images par contenu

La **recherche d'images par le contenu**, en anglais : *Content Based Image Retrieval* (CBIR), est une technique visant à effectuer des recherches d'images à l'aide de requêtes portant sur les caractéristiques visuelles d'une image : texture, couleur, forme... Le cas typique d'utilisation de ces systèmes est lorsque l'on dispose d'une image pour laquelle on souhaiterait obtenir des images visuellement similaires. Il s'oppose à la recherche d'images par mots clés, qui est typiquement ce qui est proposé actuellement par les moteurs de recherche tels que Google ou Yahoo!, où les images sont retrouvées en utilisant le texte qui les entoure plutôt que le contenu de l'image elle-même[10].

3.1. Principe

Cette technologie se distingue des moteurs de recherche traditionnels d'image. Ces derniers utilisent généralement deux techniques :

- Une recherche contextuelle par mots clés (tels que Google (lien) ou Altavista (lien)) : l'image est retrouvée à partir des mots clés entourant cette image dans les pages web.
- Une recherche par mots clés manuellement associés aux images indexées, par exemple dans les musées.

Les CBIR tentent, à l'inverse, de permettre une indexation et une recherche de l'image portant sur les caractéristiques de l'image. Ces dernières peuvent être :

- la texture (filtre de Gabor, transformée en ondelette discrète, ...)
- la couleur (histogramme de couleurs, histogrammes dans l'espace RGB, TSV, ...),
- les formes (descripteurs de Fourier, ...),
- une combinaison de plusieurs de ces caractéristiques.

Ces caractéristiques sont dites de *bas-niveau*, car elles sont très proches du signal, et ne véhiculent pas de sémantique particulière sur l'image. Une fois ces caractéristiques extraites, la suite consiste généralement à définir diverses distances entre ces caractéristiques, et de définir une mesure de similarité globale entre deux images. Armés de cette mesure de similarité et d'une image requête, on peut alors calculer l'ensemble des mesures similarités entre cette image requête et l'ensemble des images de la base d'images. On peut alors ordonner les images de la base suivant leur score, et présenter le résultat à l'utilisateur, les images de plus grand score étant considérées comme les plus similaires.

Du fait des caractéristiques calculées, qui sont de *bas-niveau*, ces techniques obtiennent des résultats satisfaisant pour certains types de requêtes et certains types de base d'images. Par exemple rechercher des images de paysages enneigés, parmi une base d'image de paysages.

Toutefois ces systèmes rendent souvent des réponses extravagantes, et souvent éloignées de l'idée qu'avait l'utilisateur lorsqu'il a soumis sa requête.

Ce genre de système permet aussi de rechercher des images sans forcément avoir une image requête, par exemple rechercher des images *plutôt bleues*, ou alors dessiner une forme et demander de chercher toutes les images qui possèdent un objet de forme similaire.

Il existe plusieurs prototypes implémentant ce genre de techniques. Le domaine fait toutefois encore partie de la recherche et n'est pas encore mature.[10]

3.2. Architecture générale d'un système d'indexation et de recherche d'images par le contenu

Deux aspects indissociables coexistent dans les systèmes de recherche d'images par le contenu, l'indexation et la recherche.

- **La phase d'indexation (hors-Ligne)** : Dans cette phase, des caractéristiques sont automatiquement extraites à partir de l'image et stockées dans un vecteur numérique appelé descripteur visuel. Grâce aux techniques de la base de données, on peut stocker ces caractéristiques et les récupérer rapidement et efficacement.
- **La phase recherche (On-line)** : Dans cette étape, le système analyse une ou plusieurs requêtes émises par l'utilisateur et lui donne le résultat correspond en une liste d'images ordonnées, en fonction de la similarité entre leur descripteur visuel et celui de l'image requête en utilisant une mesure de distance.

La figure suivante schématise le fonctionnement d'un système de recherche et d'indexation d'images [15].

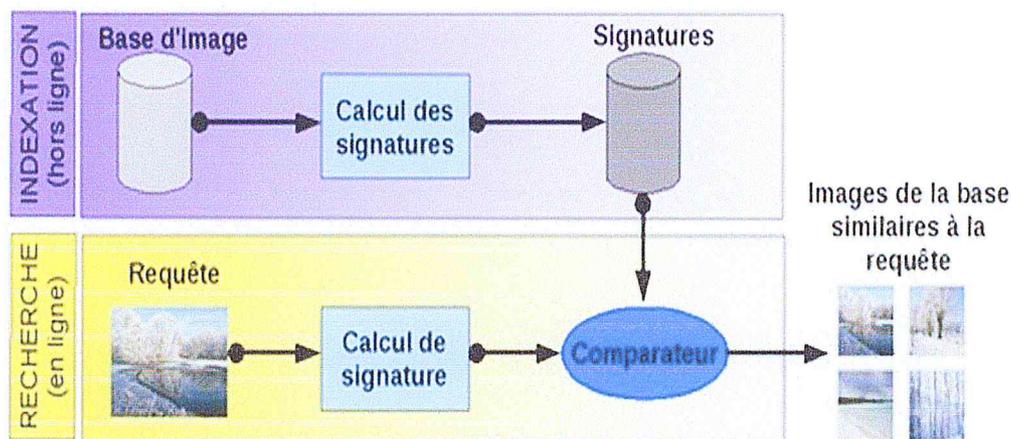


Figure II.1: Principe générale de la recherche d'image par contenu [15]

- **La requête**

Les requêtes sont représentées de la même manière que les documents, par des caractéristiques de bas niveau. L'interface d'interrogation doit permettre aux utilisateurs de spécifier une requête. Cela se fait généralement de manière non verbale, ce qui constitue un aspect important des systèmes de recherche d'image (SRIm). En effet, cela pose le problème de la facilité pour l'utilisateur de définir précisément ses besoins à travers l'interface d'interrogation. Selon le cas, l'utilisateur peut spécifier directement les attributs de bas niveau de l'image cible dans sa requête, interroger le système en esquissant un croquis, ou bien en présentant au système une image exemple de ce qu'il recherche [34].

- *La base d'image*

La collection (ou base) d'images est la donnée principale du système. Les bases d'images varient d'abord par leur **taille** : la majorité des systèmes est conçue pour des bases de quelques centaines ou milliers d'images. Ce nombre peut cependant s'approcher du milliard (880 millions d'images) lorsque la base est constituée par les images collectées par des robots sur Internet. La taille de la base d'image impose des contraintes sur la complexité des traitements effectués sur chaque image. Il en résulte que la comparaison qualitative entre des systèmes travaillant sur des bases de tailles très différentes est peu pertinente.

4. L'indexation

L'indexation a pour but de substituer à une image un représentant (ou descripteur) moins encombrant qui la caractérise le mieux possible et de ne travailler que sur ce modèle lors de la recherche. Cela permettra une meilleure organisation des données, de limiter la quantité de données examinées durant une recherche, d'y accéder rapidement et de confiner la recherche au maximum [15].

L'indexation peut être **fixe** : les descripteurs calculés sont toujours les mêmes. L'indexation peut aussi être **évolutive** : les descripteurs s'adaptent à l'utilisateur ou au contexte dans le temps, ce qui permet de renforcer l'adéquation système/utilisateur [21].

L'indexation peut être **générique** (indexation de photographies diverses), pouvant caractériser des collections hétérogènes, ou **spécifique** (indexation de peintures chinoises), adaptée à un type d'image particulier [17].

4.1. Les phases d'indexation

Un système d'indexation comprend généralement deux phases de traitement :

4.1.1 Indexation logique

L'indexation logique consiste à extraire et à modéliser les caractéristiques de l'image qui sont principalement la forme, la couleur et la texture. Chacune de ces caractéristiques pouvant être considérée pour une image entière ou pour une région de l'image [15].

4.1.2. Indexation physique

L'indexation physique consiste à déterminer une structure efficace d'accès aux données pour trouver rapidement une information. De nombreuses techniques basées sur des arbres (arbre-B, arbre-R, arbre quaternaire,...) ont été proposées.

Pour qu'un système de recherche d'images soit performant, il faut que l'indexation logique soit pertinente et que l'indexation physique permette un accès rapide aux documents recherchés [15].

5. L'annotation d'images

5.1. Définition

C'est un processus qui permet d'attribuer à une image un mot ou une ligne de mots qui décrivent la sémantique de cette image.

Généralement utilisée dans les systèmes de recherche d'images pour retrouver des images pertinentes dans une base de données d'images [11].

5.2. Méthodes d'annotation d'images

Il existe deux types d'annotation d'images : manuelle et automatique ;

5.2.1. Annotation manuelle

Comme ça dénomination l'indique, l'annotation est effectuée manuellement par un humain chargé d'attribuer à chaque image un ensemble de mots clés. Cette méthode est couteuse en temps et en argent, et devient impossible vue que la taille des bases de données d'images actuelles ne cessent pas de croitre [11].

5.2.2. Annotation automatique

C'est le système informatique qui réalise l'annotation de façon automatique, l'avantage de cette méthode c'est qu'elle augmente la productivité par contre la précision est actuellement moins fiable que celle de l'annotation manuelle [11].

Remarque

Il existe un troisième type d'annotation qu'on nomme semi-automatique, c'est comme l'annotation automatique mais elle nécessite l'intervention d'un utilisateur pour valider les décisions de système.

L'annotation semi-automatique est la combinaison des deux types d'annotations précédentes. Généralement un processus d'annotation automatique initié, suivi par un expert humain [11].

6. Caractéristiques des images

Une image contient plusieurs caractéristiques symboliques telles que la couleur, la texture, la forme... Dans cette section, nous allons étudier ces caractéristiques.

6.1. La couleur

La couleur est très souvent le premier descripteur qui est employé pour la recherche d'images [12]. Elle est l'information visuelle la plus utilisée dans les systèmes de recherche par le contenu. Ses valeurs tridimensionnelles font que son potentiel discriminatoire soit supérieur à la valeur en niveaux de gris des images. Avant de sélectionner le descripteur de couleur approprié, la couleur doit être déterminée d'abord [17].

6.1.1. Espaces de couleur

Chaque pixel d'image peut être représenté comme un point dans un espace 3D. Les espaces les plus communément utilisés dans les CBIR sont: l'espace RGB, CIE L*a*b*, CIE L*u*v*, HSV.

Typiquement les images sont codées sur trois canaux contre un seul pour les monochromes. Il semble que son efficacité soit liée au fait que l'être humain peut distinguer des milliers de couleurs et seulement 24 niveaux de gris [17].

❖ L'espace RGB

Le système le plus couramment utilisé est le système RGB (Red-Green-Blue), qui est le système des trois couleurs fondamentales. Il associe à chaque couleur trois composantes (ou canaux), qui correspondent aux intensités respectives de trois couleurs primaires de la synthèse additive. Le blanc correspond à la valeur maximale pour chaque canal, tandis que le noir correspond aux trois composantes nulles.

En pratique, les valeurs de chaque canal sont des entiers compris entre 0 et N_R pour le canal rouge, entre 0 et N_G pour le canal vert et entre 0 et N_B pour le canal bleu. Ainsi, chaque couleur appartient à un parallélépipède (Figure 9). Le codage le plus couramment utilisé consiste à prendre $N_R = N_G = N_B = 255$, ce qui permet de stocker chaque composante sur un octet. C'est ce codage qui est principalement utilisé [17].

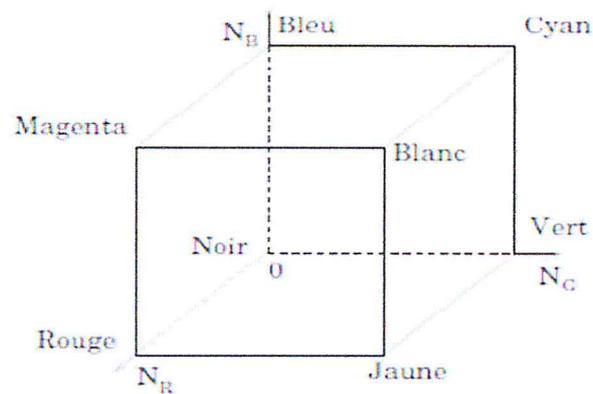


Figure II.2: Espace de couleur RGB [17]

❖ L'espace XYZ

La Cie (Commission Internationale de l'Eclairage) est une organisation internationale chargée d'établir des normes et des recommandations reconnues par tous les pays, afin de pouvoir quantifier la couleur : c'est la base de la colorimétrie, science de la mesure de la couleur. Le système XYZ a été établi par la CIE afin de pallier à certains inconvénients du système RGB (figure 10). Ce système correspond à un changement de couleurs primaires et s'obtient simplement à partir du système RGB à l'aide d'une matrice de passage. Les coefficients de cette matrice sont déterminés par rapport à un blanc de référence que l'on appelle illuminant. Celui que nous utilisons est appelé illuminant standard D_{65} . Il existe ainsi plusieurs codages XYZ, qui dépendent de l'illuminant choisi.

Le passage du système RGB que nous utilisons (tous les canaux sont codés par des entiers entre 0 et 255) au système XYZ se fait par le calcul matriciel suivant [36] :

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.430574 & 0.341550 & 0.178325 \\ 0.222015 & 0.706655 & 0.071330 \\ 0.020183 & 0.129553 & 0.939180 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

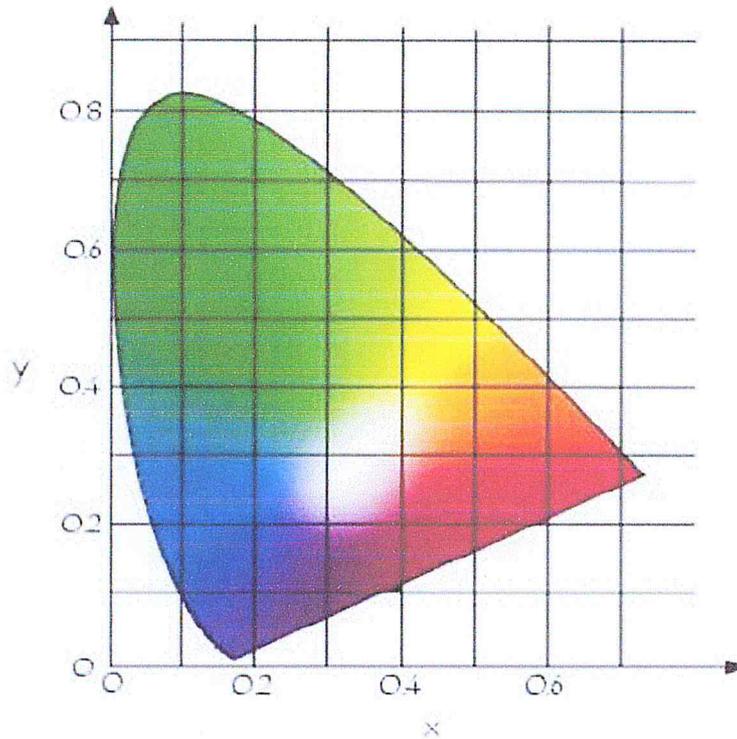


Figure II.3 : Espace XYZ [36]

❖ L'espace L*u*v

Les systèmes RGB et XYZ ne sont pas perceptuellement uniformes: une même distance euclidienne entre deux couleurs ne sera pas perçue de la même façon par l'être humain selon les couleurs. Le problème qui se pose est le problème de la quantification des écarts de couleurs: des écarts de couleurs perceptuellement proches risquent de correspondre à des écarts importants dans le système de représentation adopté, alors que des couleurs perceptuellement très différentes risquent de correspondre à des écarts trop faibles. Le système CIE-LUV, appelé aussi L*u*v, est un système perceptuellement uniforme que l'on peut obtenir à partir du système XYZ.

Il permet l'utilisation d'une distance euclidienne pour mesurer l'écart entre deux couleurs tout en évitant le problème énoncé.

On appelle **luminance** le degré de luminosité des points de l'image. Dans le système $L^*u^*v^*$ une couleur est définie par L^* , qui représente la réponse de l'œil à un niveau de luminance, et par u^* et v^* , qui représentent respectivement des oppositions de couleur vert-rouge et bleu-jaune [17].

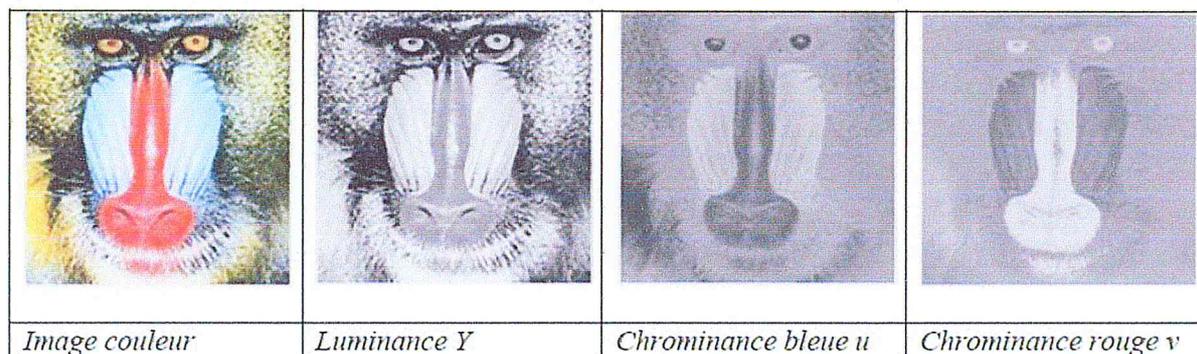


Figure II.4 : Exemple d'image couleur avec ces composantes L^* , u^* , v^* [17]

❖ L'espace HSV

Le système (Hue – Saturation – Value) est défini par un cylindre qui représente la teinte, la saturation et la valeur d'une couleur. La teinte H est représentée par un angle entre 0 et 360° : elle indique la famille de couleur (rouge, jaune, vert, bleu, etc.). La **saturation** S donne une information sur la pureté de la couleur. La valeur V correspond à l'intensité lumineuse. Elle indique si la couleur est claire ou sombre. [36]

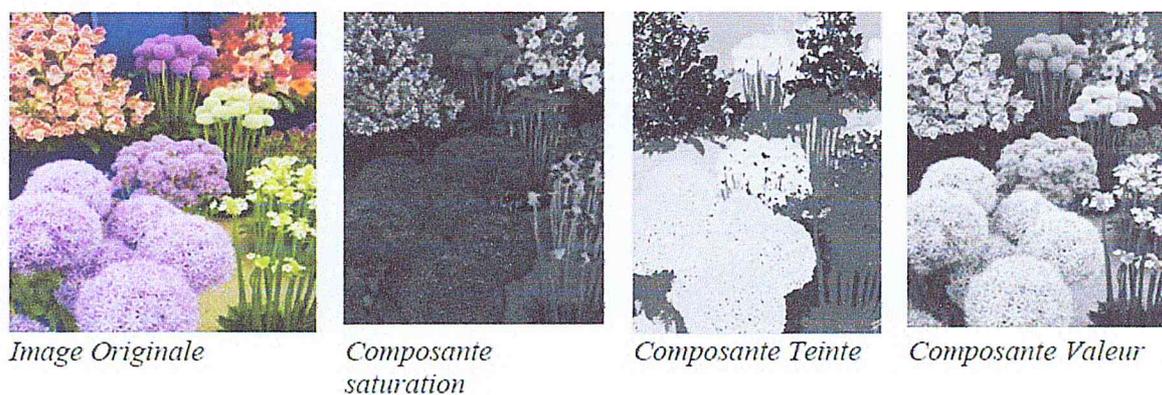


Figure II.5 : Exemple d'image couleur avec composantes HSV [36]

6.1.2. Descriptifs de la couleur

Il existe de nombreuses possibilités d'attributs pour caractériser la couleur tels que l'histogramme, les moments de couleur... . En changeant l'espace de couleur, on peut retrouver des informations différentes de l'image [12].

- *L'histogramme*

Une technique très utilisée est l'intersection d'histogrammes. Les histogrammes sont faciles et rapides à calculer, et robustes à la rotation et à la translation. En effet, l'espace de couleur RVB n'est pas un espace efficace dans le domaine de la segmentation et de la reconnaissance. Dans ce cas, on peut utiliser l'espace TSV pour améliorer la qualité de la comparaison entre des vecteurs de descripteur [12].

- *Les moments statistiques*

La méthode d'histogramme utilise la distribution complète de la couleur. On doit stocker de nombreuses données. Certains auteurs ont prouvé que les méthodes utilisant des moments statistiques marchent plus vite et donnent des meilleurs résultats par rapport aux méthodes d'histogrammes. Dans cette approche, avec chaque composante couleur on a trois statistiques : l'espérance, la variance, le troisième moment. Si on utilise l'espace de couleurs TSV, on va avoir plus trois autres composantes [12].

6.2. Le texture

La texture, autre primitive visuelle, est étudiée depuis plus d'une trentaine d'années et plusieurs techniques ont été développées pour l'analyser. Une méthode très connue pour analyser la texture est la matrice de cooccurrences de Haralick. Il existe aussi d'autres méthodes pour analyser les textures dont celles basées sur les isosegments. Après avoir appliqué la transformation de Gabor sur une image, une région de texture est caractérisée par la moyenne et la variance des coefficients de transformation. Un vecteur de caractéristiques est construit en utilisant ces caractéristiques comme composants [12].

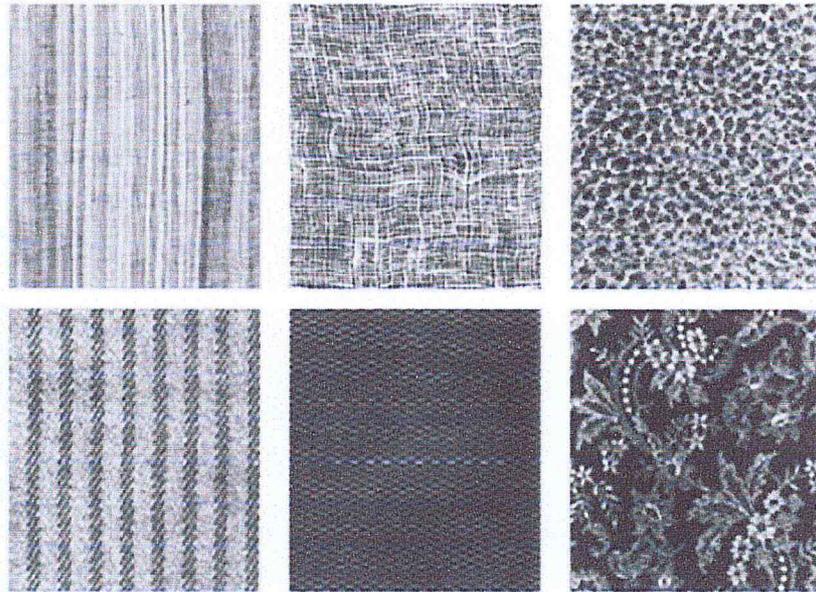


Figure II.6 : Exemple de texture [12]

6.2.1. La matrice de cooccurrence

En 1973, Haralick a proposé une méthode en se basant sur les matrices de cooccurrences de niveaux de gris. La texture d'une image peut être interprétée comme la régularité d'apparition de couples de niveaux de gris selon une distance donnée dans l'image. La matrice de cooccurrences contient les fréquences spatiales relatives d'apparition des niveaux de gris selon quatre directions :

$$\theta=0, \theta=\pi/4, \theta=\pi/2, \theta=3\pi/4$$

Une matrice de cooccurrences est définie au moyen d'une relation géométrique R entre deux pixels (x_1, y_2) et (x_1, y_2) ; plus de détails sont donnés dans la référence [17].

6.3. La forme

La forme est une caractéristique visuelle importante et elle est une des caractéristiques de base pour décrire le contenu d'une image. Cependant, la description des formes est une tâche difficile, surtout dans un contexte de "segmentation faible". Les invariants et les points d'intérêts sont des autres caractéristiques très intéressantes dans des systèmes de recherche d'images [12].

7. La segmentation

Soit une image composée de plusieurs objets ayant des caractéristiques, couleurs et textures, très différentes ; le vecteur de caractéristiques extrait à partir de l'image entière perd les informations locales. Donc, il est nécessaire de segmenter une image en régions ou objets d'intérêt et utiliser des caractéristiques locales. [31]

L'objectif de la segmentation d'image est de diviser l'image originale en plusieurs régions distinctes qui correspondent aux objets dans une scène. Après avoir obtenu les régions distinctes, on peut considérer le vecteur de caractéristiques extrait à partir d'une région comme la représentation d'un objet dans l'image entière [12].

La segmentation d'images est une étape fondamentale et importante dans beaucoup d'applications de vision par ordinateur. C'est une étape primordiale pour l'interprétation d'images [18]. 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 [32].

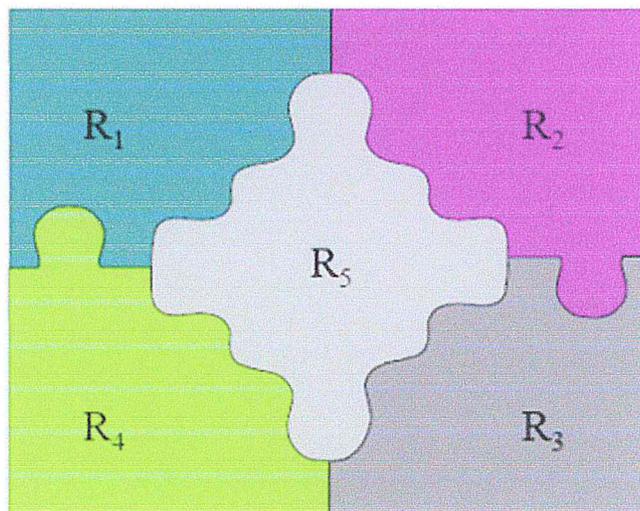


Figure II.7: Exemple de segmentation d'image [32]

7.1. Définition formelle

Soit I une image et soient R_i des régions disjointes non vides. La définition formelle d'une segmentation d'image est la suivante [23]:

Où $P(R_i)$ est un prédicat d'uniformité pour tous les éléments dans la série R_i et \emptyset l'ensemble vide.

1. $\bigcup_{i=1}^n R_i = I$
2. $R_i \cap R_j = \emptyset; \forall i, j$ telle que $i \neq j$
3. $P(R_i) = \text{vrai}; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$
4. $P(R_i \cup R_j) = \text{Faux}; \forall i, j$ telle que $i \neq j$
5. R_i est un composant connexe; $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$

Dans ce qui précède, la condition (1) souligne que la somme des régions segmentées doit inclure tous les pixels d'une image. La condition (2) souligne que les différentes régions segmentées ne doivent pas se chevaucher. La condition (3) souligne que les pixels dans les mêmes régions segmentées doivent avoir des propriétés similaires. La condition (4) souligne que les pixels appartenant à différentes régions segmentées doivent avoir des propriétés différentes, et enfin, la condition (5) souligne que les pixels dans la même région segmentée sont connexes [23].

7.2. Différentes approches de segmentation

À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en quatre principales classes [23]:

- Segmentation basée sur les régions
- Segmentation basée sur les contours
- Segmentation basée sur classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité.
- Segmentation basée sur la coopération entre les trois premières segmentations

Pour chaque méthode, il y a des algorithmes de segmentation différents. Il existe par exemple, la seuillage, la segmentation par division-fusion (split - merge), la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH), la segmentation par ligne de partage des eaux (water shed). De plus, il existe beaucoup d'autres méthodes plus complexes [24].

7.2.1. Approche régions

Les méthodes de cette approche s'intéressent au contenu de la région (des informations locales ou globales). Elles regroupent les pixels vérifiant des propriétés communes (niveau de gris, écart-type,...). Il existe plusieurs méthodes telles que la segmentation par croissance de région, par division de région, et par fusion de région [23].

7.2.2. Approche Contours

L'approche contour consiste à identifier les changements entre les régions. En général, un élément de contours est un point de l'image appartenant à la frontière de deux ou plusieurs objets ayant des niveaux de gris différents. Les variations d'intensité de lumière et de couleurs sont très bien perçues par le système visuel humain. En effet, une frontière est définie comme un endroit de l'image où le changement en niveaux de gris est le plus important. Ces frontières constituent le contour des objets. Le contour s'appuie alors sur les transitions plus ou moins importants (de type marche, toit, pointe), ou encore sur les frontières entre zones homogènes distinctes ou non [23].

8. Conclusion

Les systèmes de recherche d'images par le contenu (*Content-Based Image Retrieval systems*) permettent de rechercher les images d'une base de données en fonction de leurs caractéristiques visuelles. Dans ces systèmes, la requête est une image et le résultat de la requête correspond à une liste d'images ordonnées en fonction de la similarité.

L'indexation des images est un problème non encore complètement résolu ; elle fait appel des experts issus de domaine variés comme l'informatique, le traitement de l'image, le psycho visuel, l'apprentissage machine, ...

L'indexation d'images est un domaine qui attire beaucoup l'attention des groupes de recherche avec la grande variété de ses applications. Leurs résultats seront de plus en plus améliorés et leurs fonctions concordent plus avec les applications actuelles.

Dans le chapitre qui suit, nous allons présenter l'algorithme d'annotation d'images développé dans le cadre de ce travail ; les différentes étapes telles que la segmentation, la caractérisation y seront décrites.

Partie 2 :

Conception

et Implémentation

Chapitre 3 :

Annotation d'images

rétiniennes

1. Introduction

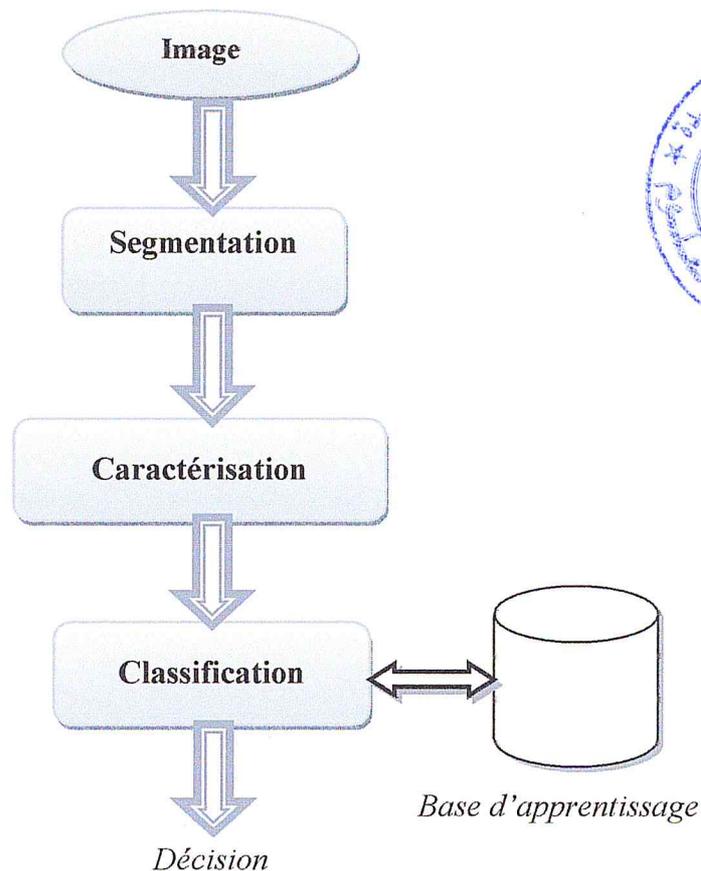
Les images peuvent être vues comme des données semi-structurées, complexes, qui offrent de nouvelles perspectives et de nouveaux défis au domaine de la fouille de données et de l'extraction de connaissances [33]. La classification, qu'elle soit supervisée ou non, a toujours été un outil fort employé dans le domaine de l'analyse et du traitement des images numériques, en particulier à des fins de segmentation ou d'interprétation.

Dans ce chapitre nous allons présenter les étapes suivies, principalement la segmentation, la caractérisation et la classification permettant d'aboutir au système d'annotation d'images développé dans le cadre de ce travail.

2. Conception

2.1. Présentation de l'architecture du système

La figure III.1 illustre les étapes de l'architecture du système d'annotation. Le processus est composé de trois étapes : (1) segmentation ; (2) caractérisation et (3) classification.



FigureIII.1 : Etapes du processus d'annotation

2.2. Segmentation

La première étape de notre modèle d'annotation des images est la segmentation. Dans cette étape, nous avons appliqué l'algorithme Fc-means (Fuzzy c-means) pour pouvoir partitionner l'image en régions. Avant de présenter l'algorithme, nous commençons par définir la notion d'ensemble flou.

- **Ensemble flou**

Un ensemble flou est un ensemble dont les bords sont mal définis. Cela se traduit par une fonction d'appartenance à valeurs dans l'intervalle $[0,1]$ tout entier, par opposition au cas classique où la fonction d'appartenance prend deux valeurs seulement : 0 ou 1. Cela permet de définir des ensembles d'une manière plus souple, tolérant des informations imprécises, incomplètes et/ou incertaines. [37].

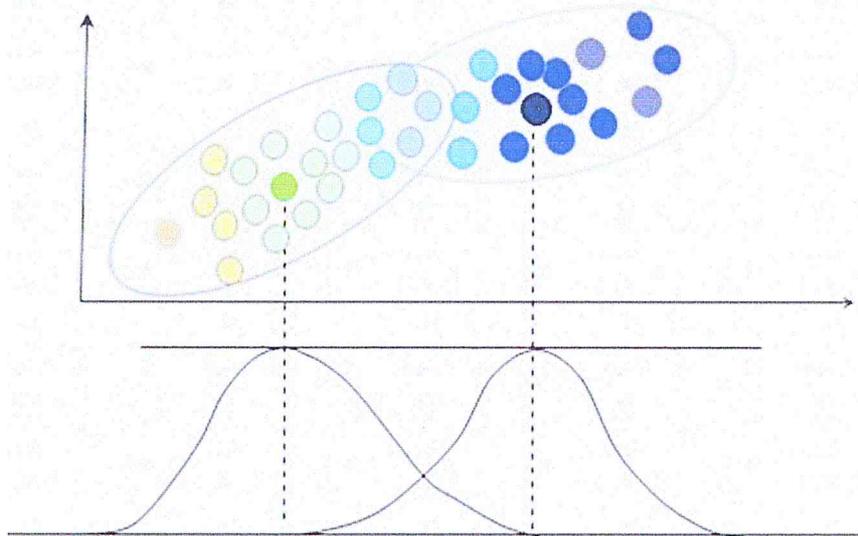


Figure III.2 : Exemple de classes floues

- **L'algorithme FC-Means :**

Le modèle *Fuzzy c-Means*, est une extension de l'algorithme de k-means en introduisant une notion de classification floue dans la définition de degré d'appartenance. Son principe est de regrouper des individus dans k classes qui soit le plus homogènes et naturelles possibles, les groupes obtenus doivent contenir des

pixels les plus semblables, et entre groupes différents les individus doivent être le plus différents possible [35].

Algorithme FCM

Données : K classes, centres v des classes, partition initiale, m degré de flou.

Résultat : Partition finale

- ✓ Fixer arbitrairement un nombre de classes K ;
- ✓ Initialiser la matrice de degré d'appartenance $U_{K \times N}[u_{ij}]$. Cette matrice représente la partition floue des données et doit vérifier la condition de normalisation $\sum_{i=1}^K u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, N$;

Repete

Calculer les centres de classes

$$v_i = (\sum_{k=1}^N u_{ik}^m x_k) / (\sum_{k=1}^N u_{ik}^m) \quad i = 1, 2, \dots, K$$

Mettre à jour la matrice d'appartenance

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{j=1}^K \left(\frac{1}{d_j^2(x_i, v_j)} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad i = 1, 2, \dots, K \text{ et } j = 1, 2, \dots, N$$

Calcul de critère de convergence :

jusqu'à Convergence :

Un exemple d'application de l'algorithme Fcm est donné dans la figure III.3.

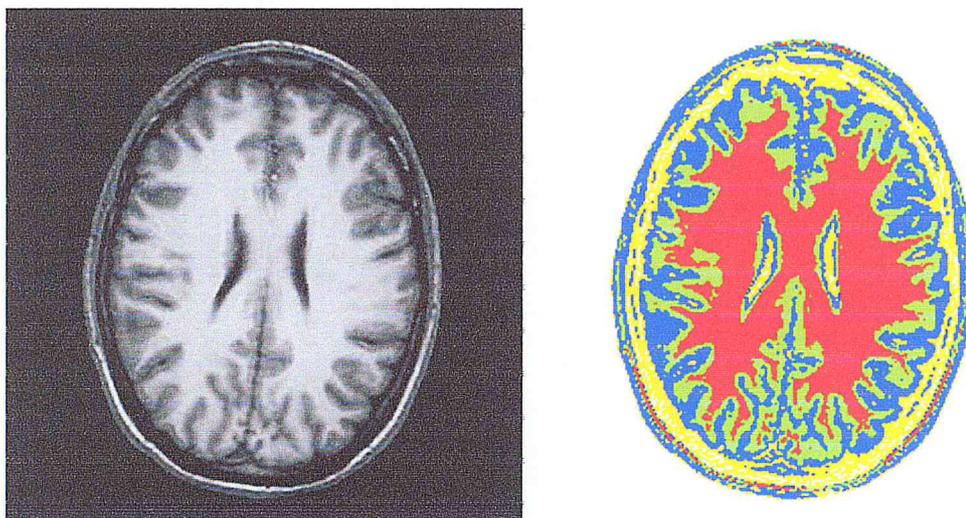


Figure III.3 : Exemple d'une segmentation avec Fcm

2.3. Calcul des caractéristiques

La caractérisation constitue la deuxième étape dans la réalisation de notre système ; elle consiste à calculer un vecteur des attributs pertinents pour l'aboutissement de l'étape de classification.

Dans le traitement d'images, l'analyse de texture joue un rôle très important. Elle permet l'identification des objets. L'élément $p_{d,\theta}(i, j)$ de la matrice de cooccurrence définit la fréquence d'apparition des couples de niveaux de gris i et j pour les couples de pixels séparés par une distance d selon la direction θ . Cette matrice décrit les régularités observables dans les niveaux de gris des pixels d'une région. Une matrice de cooccurrence MC est fonction de deux paramètres : θ est la direction du vecteur dont l'origine et l'extrémité sont deux pixels et d est la distance entre les deux pixels. On choisit $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ et d selon la résolution et le type de texture.

Dans le cadre de notre travail, nous avons considéré les cinq caractéristiques définies ci-dessous :

- **La variance** : elle mesure l'hétérogénéité de la texture. Elle augmente lorsque les niveaux de gris diffèrent de leur moyenne.

$$\text{VAR} = \sum_i \sum_j ((i - \mu)^2 P_{ij}(\delta, \theta))$$

- **La corrélation** : elle mesure les dépendances linéaires des pixels (*ie.* en ligne et en colonne).

$$COR = \sum_i \sum_j \left(\frac{(i - \mu)(j - \mu)P_{ij}(\delta, \theta)}{\sigma^2} \right)$$

- **L'homogénéité** : elle traduit le fait que l'on rencontre souvent ou non le même couple de pixels séparés par la translation t . Elle est élevée si l'image est un niveau de gris uniforme ou quand l'image est à motif de période d dans la direction θ .

$$IDM = \sum_i \sum_j \frac{P_{ij}(\delta, \theta)}{1 + (i - j)^2}$$

- **Le contraste** : il est important quand on passe souvent d'un niveau de gris faible (resp. élevé) à un niveau de gris élevé (resp. faible).

$$CST = \sum_i \sum_j ((i - j)^2 P_{ij}(\delta, \theta))$$

- **L'énergie** : elle mesure l'uniformité de la texture. elle atteint de fortes valeurs lorsque la distribution des niveaux de gris est constante ou de forme périodique.

$$ENE = \sum_i \sum_j (P_{ij}(\delta, \theta))^2$$

2.4. La classification

La classification est un processus de tri de pixels en un nombre fini de classes individuelles, ou catégories de données, basées sur les valeurs radiométriques dans une image multi bande [22]. Le but de la classification est donc de former des classes cohérentes et bien isolées.

Dans le contexte de notre étude, l'étape de la classification se fait pour catégoriser l'image rétinienne selon leurs attributs calculés dans l'étape précédente en types de la maladie.

Nous avons utilisé la classification supervisée, qui consiste à discriminer des données, en un ensemble d'objets ou plus largement de données, de telle manière que les objets d'un même groupe (appelé classe) soient plus proches (au sens d'un critère de (dis) similarité choisi) les uns des autres que ceux des autres groupes [20]. Généralement, on passe par une première étape dite d'apprentissage ; il s'agit d'apprendre une règle de classification partir de données annotées (étiquetées) par l'expert et donc pour lesquelles les classes sont connues, pour

prédire les classes de nouvelles données, pour lesquelles (on suppose que) les données sont inconnues.

La prédiction est une tâche principale utilisée dans de nombreux domaines, y compris l'apprentissage automatique, la reconnaissance de formes, le traitement de signal et d'images, la recherche d'information, etc [19].

- **Modèle proposé**

Nous avons choisi l'algorithme KPPV (K plus proche voisins) pour la réalisation de cette étape [26] :

L'algorithme des k -plus proches voisins est un des algorithmes de classification les plus simples. Le seul outil dont on a besoin est une distance entre les éléments que l'on veut classifier. Si on représente ces éléments par des vecteurs de coordonnées, il y a en général pas mal de choix possibles pour ces distances, partant de la simple distance usuelle (euclidienne) en allant jusqu'à des mesures plus sophistiquées pour tenir compte si nécessaire de paramètres non numériques comme la couleur, la nationalité, etc. [25]

- ✓ La méthode des k plus proches voisins permet d'éviter le problème de choix d'une taille de fenêtre appropriée.
- ✓ L'idée consiste à adapter la taille à la densité locale des échantillons d'apprentissage
- ✓ La fenêtre est choisie de manière à inclure les k plus proches échantillons (qui sont appelés k plus proche voisins) [26].

Algorithme des k -plus proche voisins (K-PPV)

```
début
  pour chaque (exemple  $(x', c) \in \mathcal{L}$ ) faire
    | Calculer la distance  $D(x, x')$ 
  fin
  pour chaque  $\{x' \in kppv(x)\}$  faire
    | compter le nombre d'occurrences de chaque classe
  fin
  Attribuer à  $x$  la classe la plus fréquente;
```

3. Présentation du diagramme de cas d'utilisation

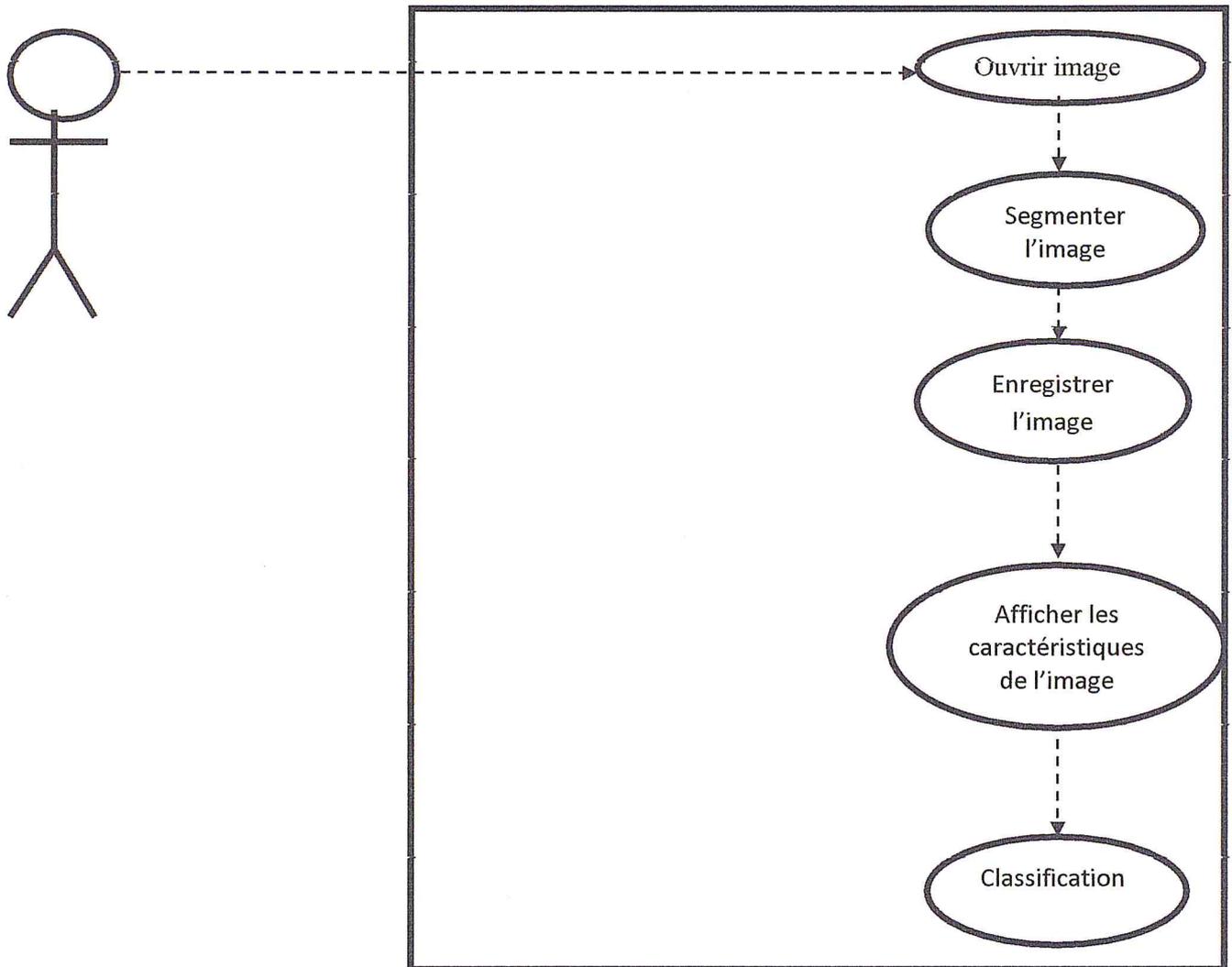


Figure III.4 : Diagramme de cas d'utilisation

4. Conclusion

Un processus définit une séquence d'étapes, ces étapes sont généralement ordonnées et concourent à l'obtention d'un système logiciel ou à l'évolution d'un système existant [11].

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes du système développé dans le cadre de l'annotation des images rétiniennes. Dans ce qui suit, nous allons décrire

l'environnement de travail nécessaire puis nous présenterons les différents résultats obtenus à l'issue de tests sur des images rétiniennes.

Chapitre 4 :

*Application, Tests et
Résultats*

1. Introduction

Après la conception de notre travaille, nous allons présenter la réalisation de notre système. Nous présenterons au début le langage de programmation et les outilles utilisé ensuite, nous présenterons quelque résultats obtenues à partir d'une image rétinienne.

2. Le langage utilisé MATLAB

2.1 Historique

MATLAB est une abréviation de **Matrix LABORatory**. Écrit à l'origine, en Fortran, par C. Moler, MATLAB était destiné à faciliter l'accès au logiciel matriciel développé dans les projets LINPACK et EISPACK. La version actuelle, écrite en C par the MathWorks Inc., existe en version professionnelle et en version étudiant. Sa disponibilité est assurée sur plusieurs plates-formes : Sun, Bull, HP, IBM, compatibles PC (DOS, Unix ou Windows), Macintosh, iMac et plusieurs machines parallèles.

2.2 Définition

MATLAB est abréviation de MATrix LABoratory. MATLAB est avant tout un programme de calcul matriciel. [27]

MATLAB est un logiciel de calcul numérique produit par MathWorks. [30]

MATLAB est un logiciel de calcul scientifique permettant de développer des solutions à des problèmes techniques. Il permet de réaliser du calcul numérique et de tracer des graphiques pour visualiser et analyser les données. Il dispose d'un langage et d'un environnement de programmation interactifs ainsi que d'outils pour concevoir des interfaces utilisateur graphiques.[28]

MATLAB est associé à des boites à outils appelé TOOLBOX permettant d'accéder à des fonctions spécifiques à un domaine d'application comme le traitement d'images par exemple.[29]

3. Les données disponibles

Les données de notre projet comporte des quelques images représentent les différents stades pathologique de la rétine. Nous sommes procurés cette base à partir du site ([http:// www.isi.uu.nl/Research/Database/DRIVE](http://www.isi.uu.nl/Research/Database/DRIVE))

Notre système peut supporter les images médicales dans tous les formats.

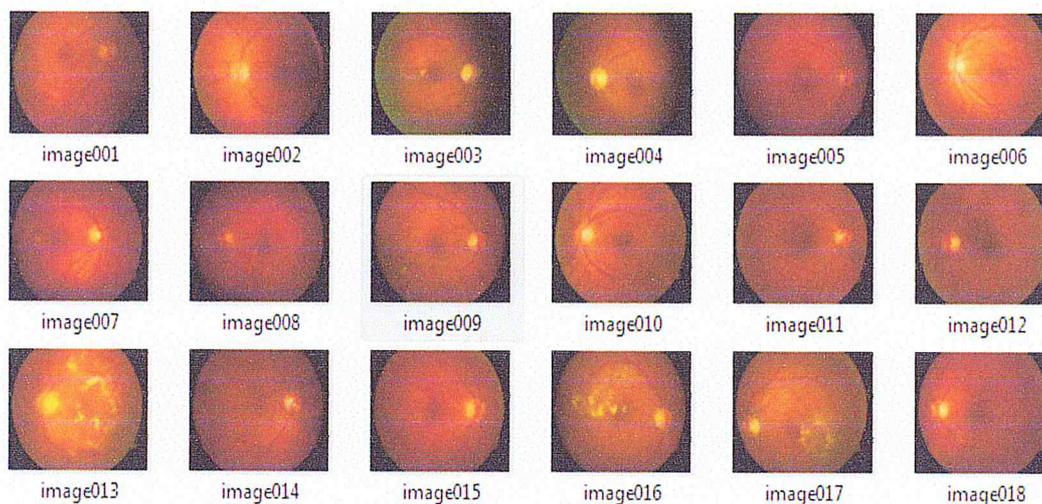


Figure IV.1 : base d'image

4. présentation de notre application

Notre application consiste à développer une annotation automatique des images rétiniennes.

L'interface principale de notre système est représentée par la figure suivante.

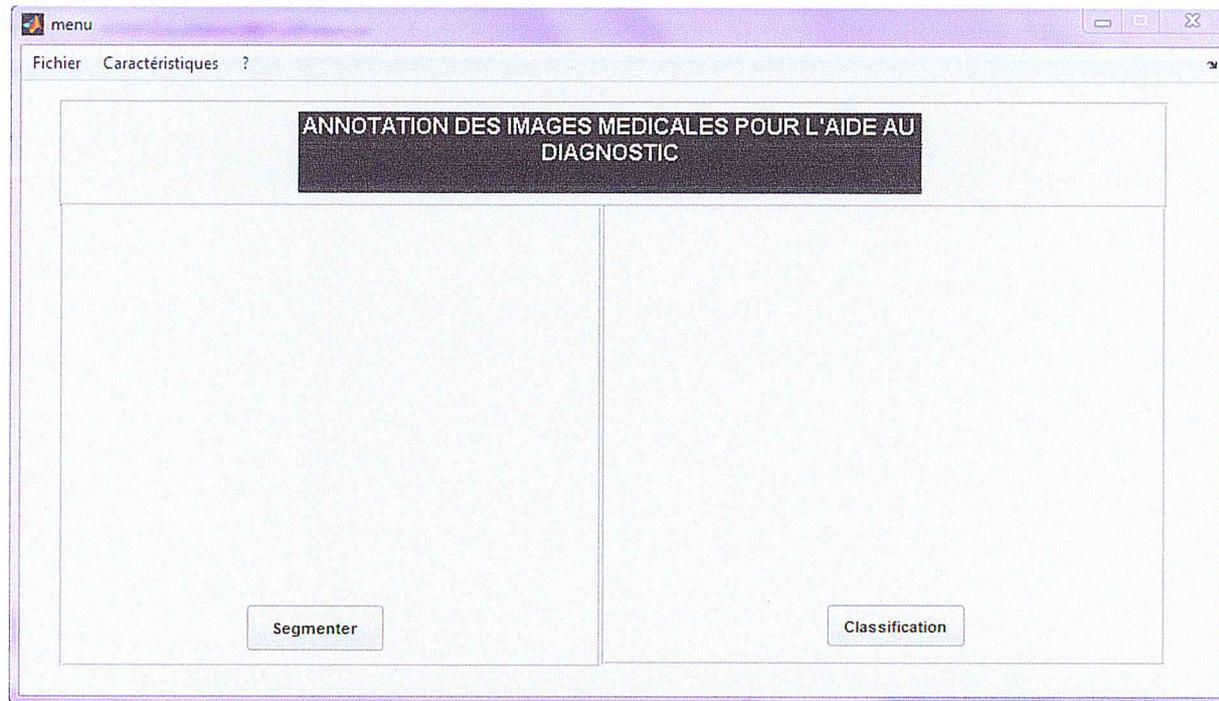


Figure IV.2: Interface principale

L'interface se structure en :

1. La 1ere étape consiste à accéder à la base d'image utilisée pour ouvrir une image,

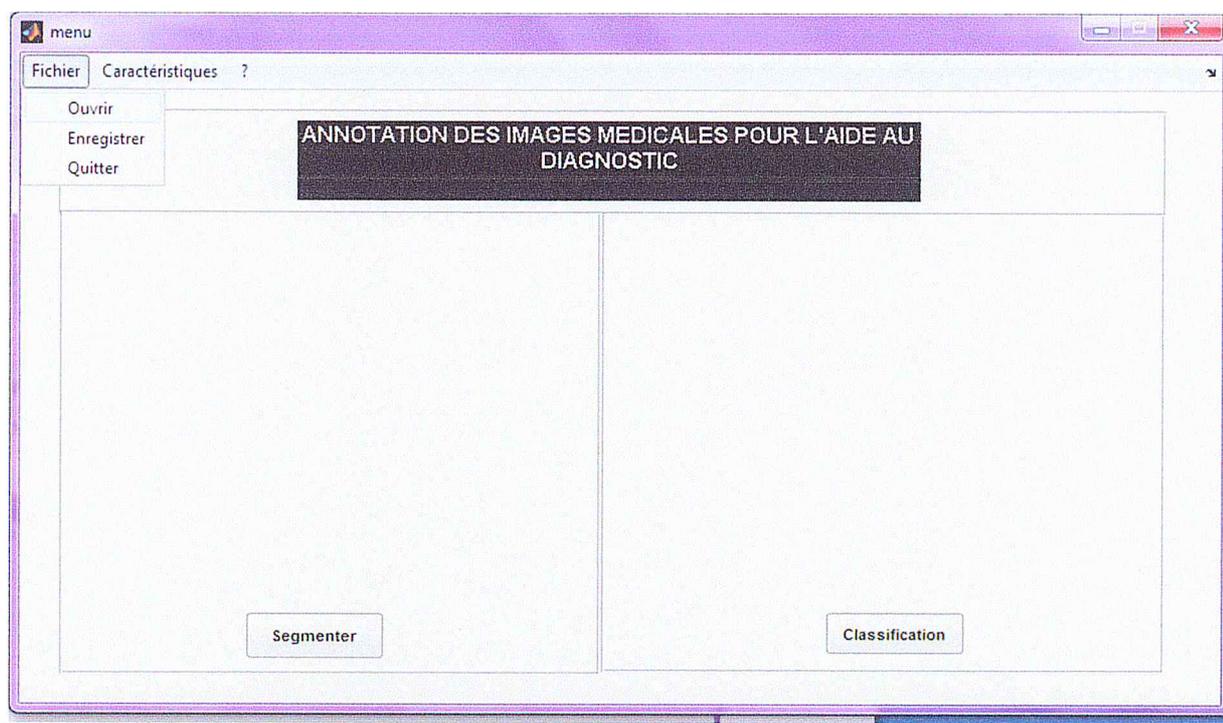


Figure IV.3: ouverture d'une image

En suite, l'utilisateur importe une image sur laquelle il va faire son traitement,

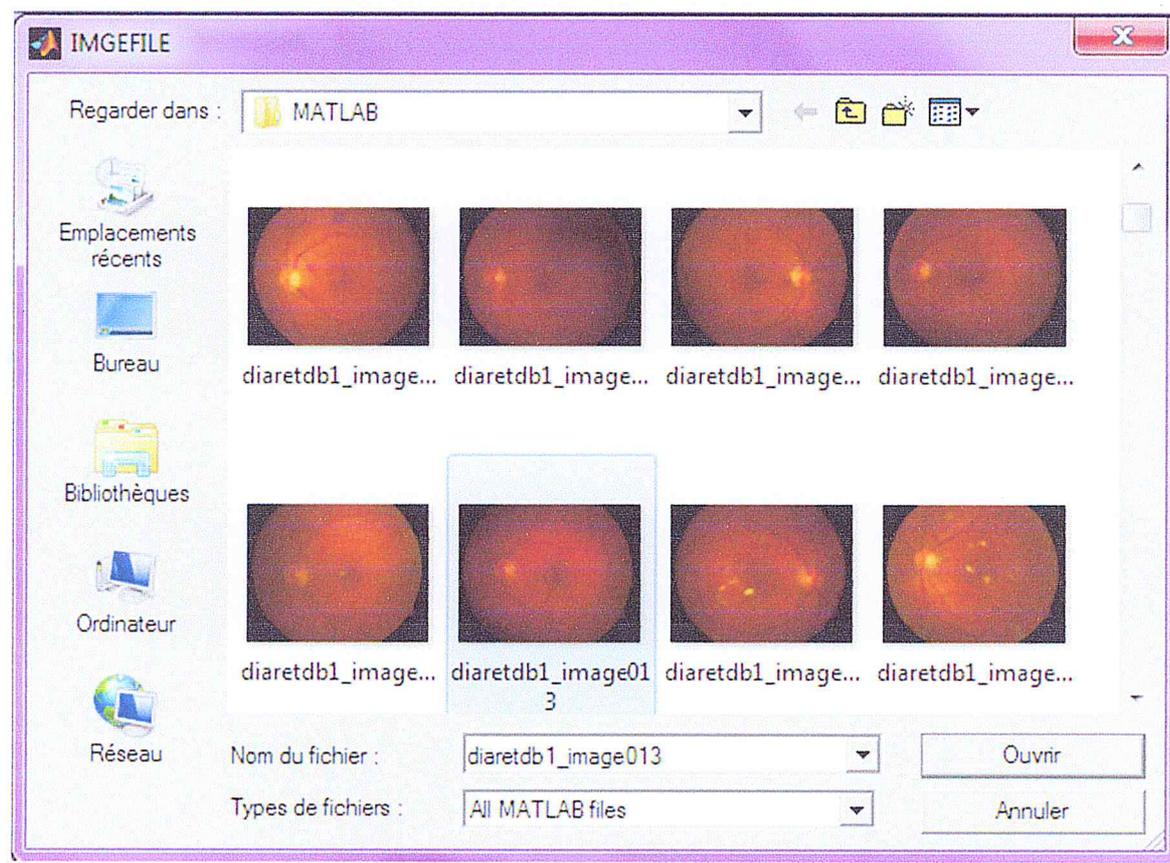


Figure IV.4: Sélectionner et importer image

2. L'étape suivante consiste à segmenter l'image choisie dans l'étape précédente, pour avoir les différentes régions de cette dernière, en cliquant sur le bouton segmenter.

Cette étape formée de trois sous étapes :

- Entrer le nombre de classes :

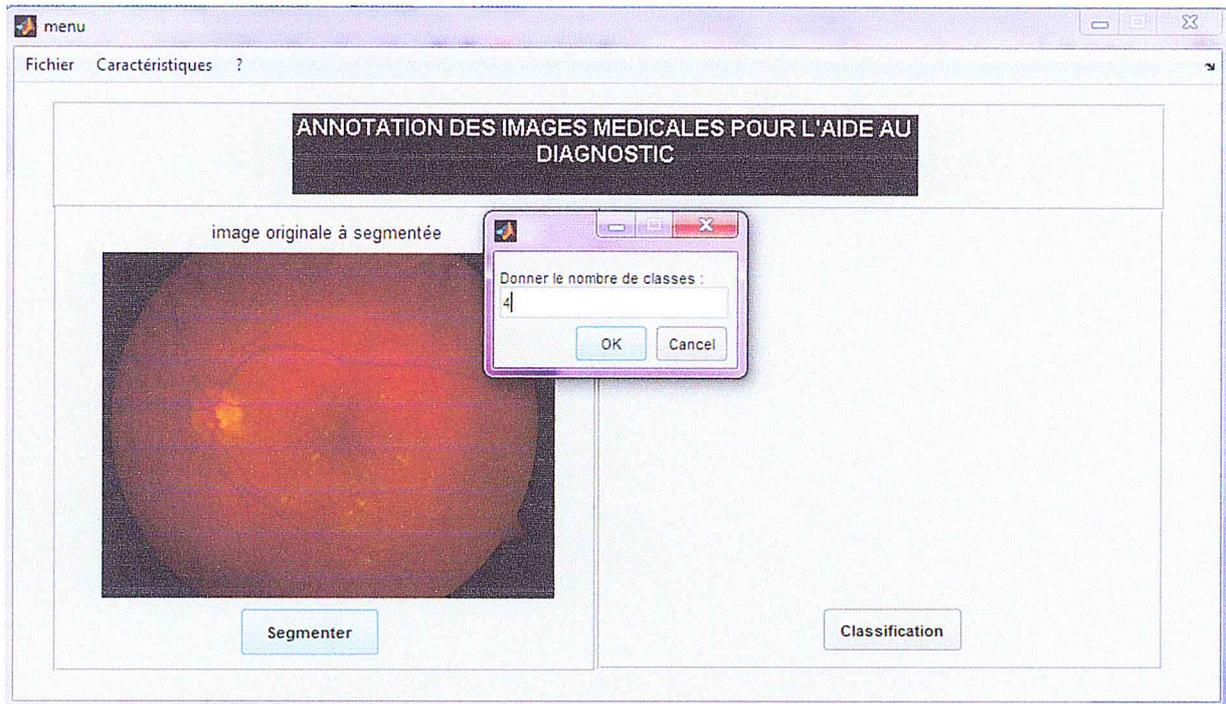


Figure IV.5: nombre de classe

- Sélectionner des classes :

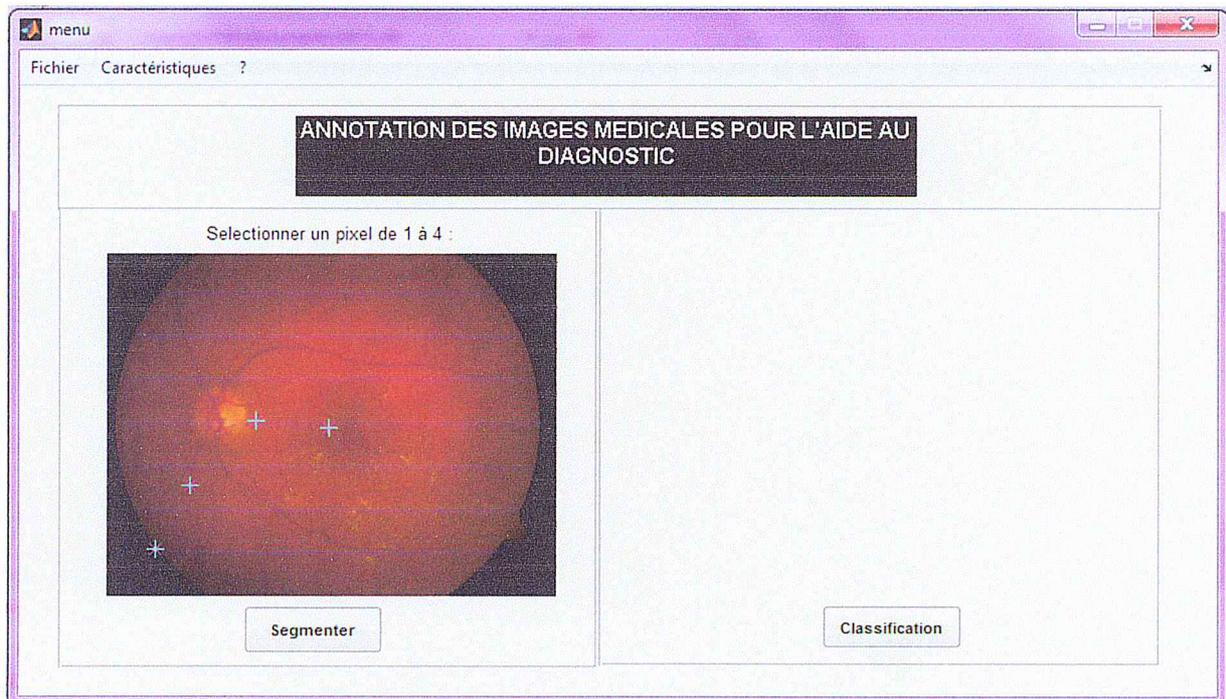


Figure IV.6: Sélectionner les classes

➤ Segmentation d'image :

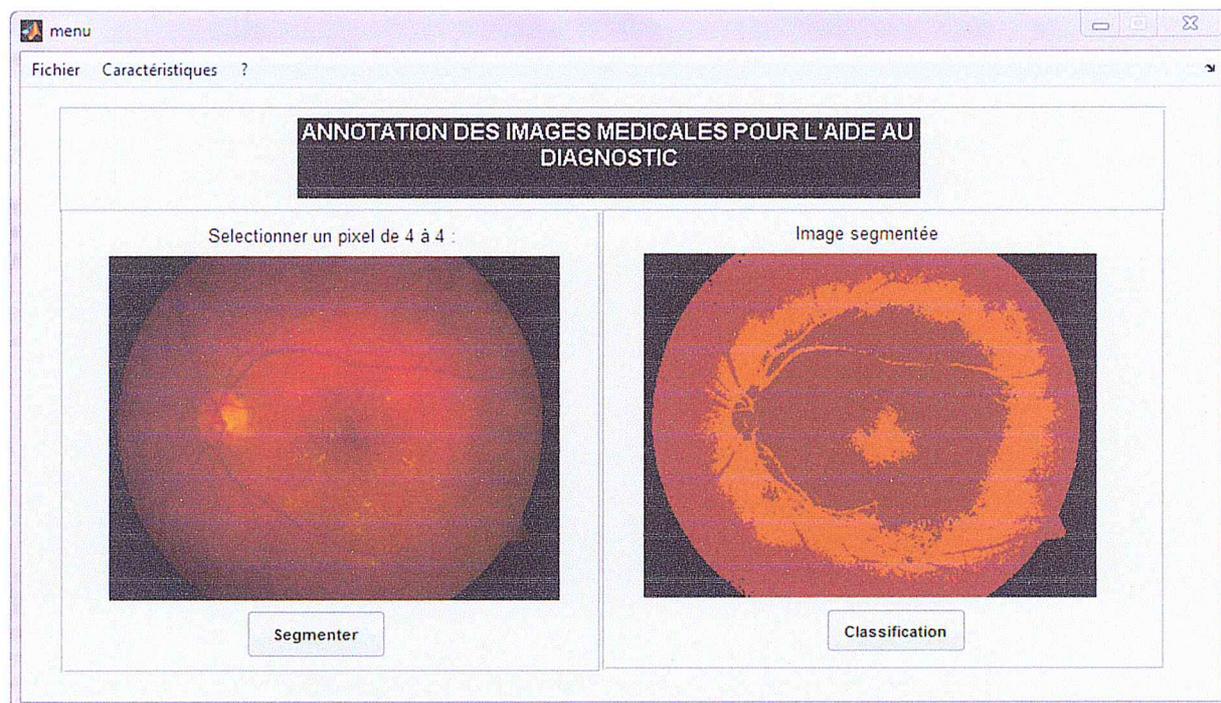


Figure IV.7: Résultat de la segmentation de l'image

3. Ensuite l'image segmenter va être enregistré sous un nom choisi par l'utilisateur

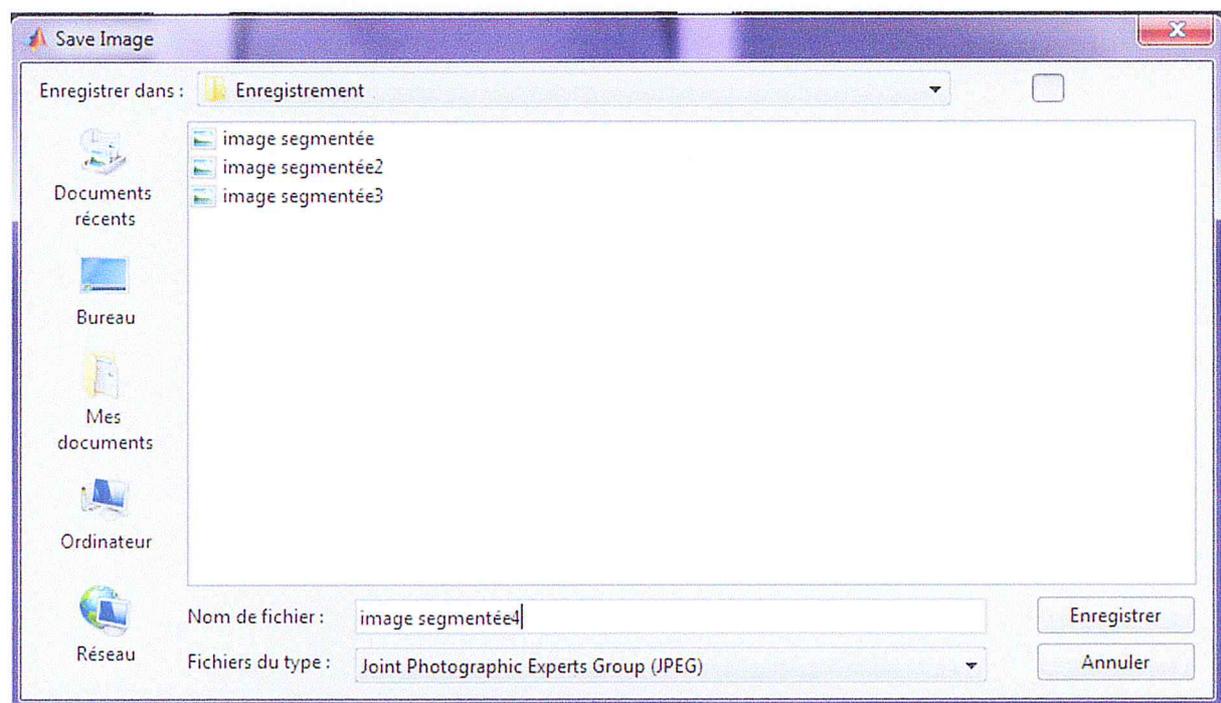


Figure IV.8: Enregistrement de l'image segmenté

- Le calcul des caractéristiques est l'étape qui suit l'enregistrement.

```
vecteurcaracteristiques =  
  
    Contrast: 2.5433e+005  
    Correlation: -0.0017  
    Energy: 1.1786e-006  
    Homogeneity: 0.0088  
  
variance =  
  
    3.6728e+003
```

Figure IV.9: vecteur des caractéristiques

- L'étape qui suit le calcul des caractéristiques est la catégorisation de l'image selon un stade bien précis de la maladie.

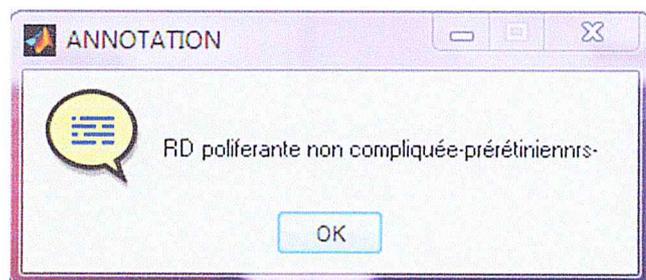
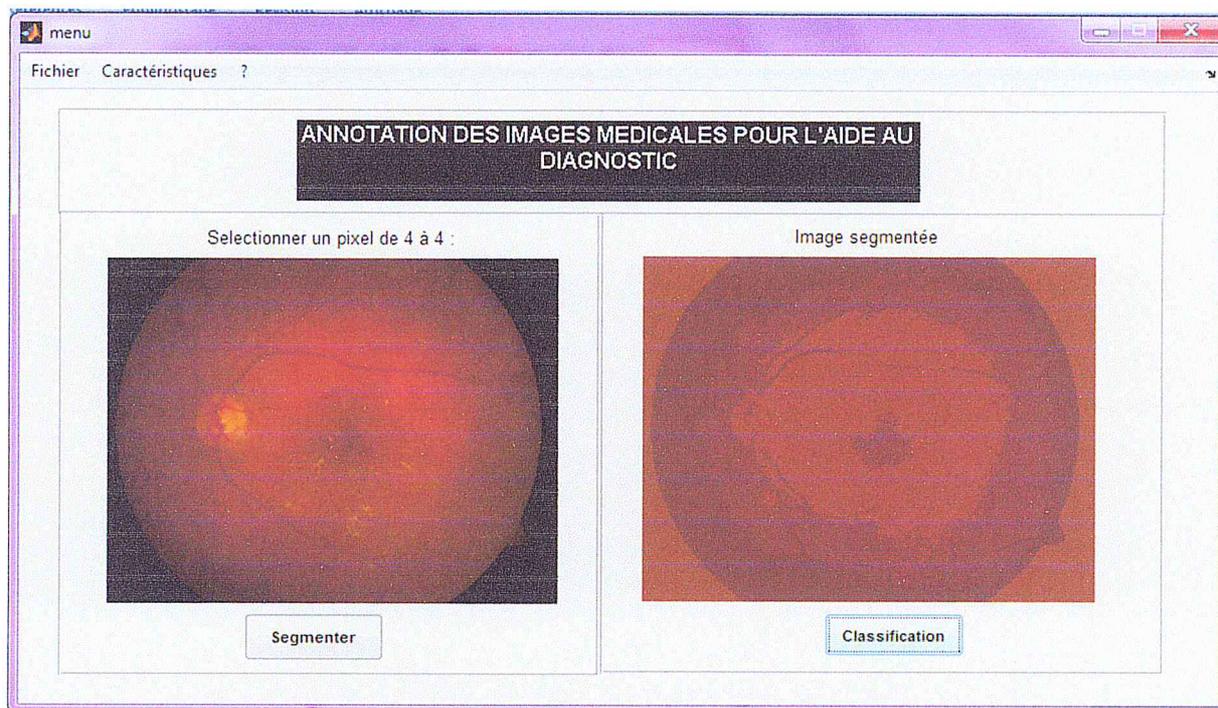


Figure IV.10 : Annotation de l'image

Le résultat final représente l'annotation de l'image par catégoriser cette dernière selon un stade pathologique de la maladie.

5. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présentée les différentes étapes de notre système et le résultat obtenu après l'implémentation qui est l'annotation des images rétiniennes selon le stade de la maladie de la rétinopathie diabétique.

Conclusion générale et perspectives

1. Conclusion

L'annotation d'images constitue l'outil principal pour l'association d'une sémantique à une image. L'un des défis actuels dans les bases de données images est l'association d'une sémantique à une image. En effet, les méthodes de traitement d'images ne font qu'associer à chaque image un vecteur (ou des vecteurs) de caractéristiques calculées à la base des caractéristiques d'images dites de "bas niveau" (couleur, texture, etc.). L'interrogation d'une base de données d'images se fait alors en introduisant une image requête dans le système et la comparaison des caractéristiques ainsi calculées en utilisant une mesure de similarité. Aucune sémantique n'est donc associée à ce processus.

L'une des manières possibles pour l'assignation d'une sémantique à une image est l'annotation. L'annotation des données multimédias est la tâche qui consiste à assigner, à chaque document multimédia ou à des parties du document multimédia, un mot clé ou une liste des mots clés permettant de décrire son contenu sémantique.

Les systèmes de recherche d'images par le contenu (*Content-Based Image Retrieval systems*) permettent de rechercher les images d'une base de données en fonction de leurs caractéristiques visuelles. Dans ces systèmes, la requête est une image et le résultat de la requête correspond à une liste d'images ordonnées en fonction de la similarité. Dans plusieurs domaines d'application, l'utilisation de descripteurs résumant l'information globale des images, tels que les histogrammes de couleurs des images entières, n'offre pas toujours des résultats satisfaisants car cette description ne tient pas compte de la localisation des pixels et des régions d'intérêt. Pour remédier à cette limite et tenir compte de la localisation des caractéristiques visuelles on doit appliquer la segmentation pour avoir des régions bien précises pour l'image.

Dans ce mémoire, nous avons étudié les aspects liés à l'annotation d'images rétiniennes pour l'aide au diagnostic médical

Dans une première étape, nous avons décrit l'annotation des images et le système de recherche d'image par le contenu ; nous avons aussi illustré quelques descripteurs permettant la caractérisation des images.

Conclusion générale et perspectives

Ensuite nous avons proposé une méthode pour la segmentation et la classification afin de réaliser l'annotation automatique des images rétiniennes.

2. Perspectives

Il est possible de faire plusieurs améliorations concernant ce travail notamment :

- utiliser une autre méthode pour faire la segmentation reposant sur une modélisation statistique ;
- réaliser une classification en exploitant des connaissances a priori.
- conforter les résultats en les expertisant par les spécialistes du domaine