

UNIVERSITE SAAD DAHLAD DE BLIDA

Faculté des Sciences
Département d'Informatique

MEMOIRE DE MAGISTER

Spécialité : Sciences et Technologies de l'information et de la communication

Option : système d'information et de connaissance

**RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU
OU CBIR APPLIQUE AU DIAGNOSTIC DE LA
RETHINOPATHIE DIABETIQUE.**

Par

AOUDJIT Lamara

Dr S. OUKID KHOUAS,	Maitre de conférence(A) , Université SAAD DAHLAB de Blida	Présidente
Dr N. BENBLIDIA,	Maitre de conférence (A), Université SAAD DAHLAB de Blida	Promoteur
Dr F.Z. REGUIEG	Maitre assistante, Université SAAD DAHLAB de Blida	Co promoteur
Dr I. RASSOUL,	Maitre de conférence (A), U.MOULOUD MAMMERI Tizi Ouzou	Examineur
Dr W.K. HIDOUCI	Maitre de conférence, (A) Ecole supérieure d'informatique E.S.I	Examineur

Blida, décembre 2012

RESUME

Dans ce mémoire, nous présentons une technique à la croisée de l'imagerie numérique et de la recherche d'information qui peut être envisagée pour le diagnostic de la rétinopathie diabétique, une maladie de l'œil très sévère et répandue. En effet, nous présentons une approche pour la recherche d'images par le contenu visuel dans une base d'images rétiniennes. Nous proposons de caractériser les images par une représentation (index) du contenu en couleur et en texture de celles-ci, obtenue à partir d'une analyse multi résolution (sous-échantillonnage) combinée à une décomposition en arbre quaternaire. Chaque image de la base est représentée par un index ou signature relevant des descripteurs des quadrants. Cette structure d'index permet une recherche d'images par le contenu. Les images ayant des index voisins, au sens d'une métrique donnée, sont les réponses à la requête.

Mots clés : Rétinopathie Diabétique, CBIR, analyse multi résolution (sous-échantillonnage), arbre quaternaire, distance multi niveaux.

REMERCIEMENTS

Ce mémoire a été élaboré et réalisé au laboratoire « LSI » de l'université SAAD DAHLAB de BLIDA.

Mes vifs remerciements vont tout d'abord à Mme BENBLIDIA Nadja , maitre de conférence à l'USDB et Mme REGUIEG F.Zohra , maitre assistante à l'USDB , pour m'avoir proposées le thème de ce mémoire et m'avoir dirigé, aidé et conseillé tout le long de mon travail.

J'exprime ma reconnaissance et mes remerciements à Mme OUKID KHOUAS Saliha, Dr à l'USDB , pour m'avoir fait honneur d' accepter de présider le jury de ce mémoire et surtout pour son apport dans le cadre de l'école doctorale STIC.

Mes remerciements vont également à Mr RASSOUL Idir, maitre de conférences à l'UMMTO, pour avoir accepté de faire partie du jury d'examen de ce mémoire.

Mes remerciements vont également à Mr, HIDOUCI Walid Khaled, maitre de conférences à l'ESI, pour avoir accepté de faire partie du jury d'examen de ce mémoire.

Mes remerciements vont également à Mr CHERIF ZAHAR Amine, MAA à l'USDB, pour m'avoir écouté et conseillé..

Je remercie aussi tout les enseignants qui ont mis à notre disposition leurs connaissances dans leurs spécialités respectives dans le cadre de l'école doctorale STIC.

Je Remercie bien sur mes parents et mes frères et sœurs pour leur soutien et leur investissement dans ce projet,

Mes remerciements vont également à l'adresse de toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail et plus particulièrement, mes camarades de l'école doctorale STIC avec lesquels j'ai partagé beaucoup de connaissances et de savoir faire., .

TABLE DES MATIERES

RESUME.....	1
REMERCIEMENTS.....	2
TABLE DES MATIERES.....	3
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX.....	6
INTRODUCTION	8
1.1 Avant propos.....	8
1.2 Contexte et problématique.....	8
1.3 Objectifs	9
1.4 Plan de l'ouvrage.....	9
1. ETAT DE L'ART	10
1.1 Introduction.....	10
1.2 Etat de l'art.....	11
1.3 Mesure de similarité entre descripteurs.....	17
1.3.1 Distance de Minkowski.....	18
1.3.2 Distance Quadratique.....	19
1.3.3 Distance Mahalanobis.....	20
1.3.4 Distance d'Earth Mover (EMD).....	20
1.3.5 Distance de Bhattacharrya.....	21
1.3.6 Distance de Kullback-Leibler.....	21
1.3.7 Distance de Jeffrey.....	21
1.3.8 Distance de Kolmogorov-Smirnov.....	21
1.3.9 Distance de Cramer-Von Mises.....	21
1.3.10 Intersection d'histogrammes.....	22
1.4 Quelques systèmes de recherche d'images.....	22
1.4.1 QBIC.....	22
1.4.2 Virage.....	22
1.4.3 Photobook.....	23
1.4.4 Blobword.....	23
1.4.5 BDLP.....	23
1.4.6 Netra.....	23
1.4.7 FRIP.....	24
1.4.8 VisualSeek.....	24
1.4.9 SIMPLICity.....	24
1.4.10 MARS.....	24
1.4.11 PicHunter.....	25
1.4.12 IKONA.....	25
1.4.13 Cotrina.....	25
1.4.14 Kiwi.....	25
1.4.15 WINSURF.....	25
1.4.16 RETIN.....	26

1.5 Domaines d'application.....	26
1.6 Conclusion.....	26
2. LE CONTEXTE BIOMEDICAL	28
2.1 Introduction.....	28
2.2 Anatomie de l'œil.....	28
2.2.1 La rétine.....	31
2.2.2 La macula et la fovéa.....	31
2.3 Méthodes d'exploration de la rétine	32
2.3.1 Introduction.....	32
2.3.2 Angiographie rétinienne à la fluorescéine.....	33
2.3.2.1 origine et présentation.....	33
2.3.2.2 technique et équipement.....	33
2.3.2.3 examen d'angiographie rétinienne à la fluorescéine.....	34
2.4 La rétinopathie diabétique.....	39
2.4.1 Définition.....	39
2.4.2 Epidémiologie.....	40
2.4.3 Facteurs de risque.....	40
2.4.4 Symptômes.....	41
2.4.5 Lésions caractéristiques de la Rétinopathie Diabétique.....	42
2.4.5.1 Les micro anévrismes.....	42
2.4.5.2 Les hémorragies rétiniennes.....	44
2.4.5.3 Les exsudats.....	45
2.4.5.4 L'œdème maculaire.....	45
2.4.6 Formes cliniques évolutives de la rétinopathie diabétique.....	45
2.4.6.1 Rétinopathie Débutante.....	46
2.4.6.2 Rétinopathie non proliférante œdémateuse et/ou ischémique.....	46
2.4.6.2.1 les symptômes	46
2.4.6.2.2 Rétinopathie œdémateuse	47
2.4.6.2.3 Rétinopathie ischémique non proliférante(ou préproliférante).....	47
2.4.6.3 Rétinopathie ischémique proliférante.....	48
2.4.7 Traitement de la Rétinopathie Diabétique.....	50
2.5 Conclusion.....	51
3. RIBC POUR LE DIAGNOSTIC DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE.....	52
3.1 Introduction	52
3.2 Vue globale de l'approche adoptée	52
3.2.1 Analyse de l'image en utilisant la multi résolution hiérarchique.....	52
3.2.1.1 Ondelettes et analyse multirésolution.....	52
3.2.1.2 Algorithme de décomposition de Mallat.....	54
3.2.1.3 Algorithme d'application d'une Ondelette à une image.....	56
3.2.2 Décomposition de l'image en arbre quaternaire.....	58
3.2.2.1 Définition.....	58
3.2.2.2 Distances de similarité basées sur les arbres quaternaires.....	59
3.2.2.2.1 distance entre nœuds d'arbres quaternaires.....	59
3.2.2.2.2 définition générale de la distance Δ entre images.....	59
3.3 Mesure de distances	59
3.4 Conclusion.....	60

4. IMPLEMENTATION ET TESTS.....	61
4.1 Introduction	61
4.2 Présentation générale du logiciel RDDiag.....	61
4.3 Le langage Python et la librairie PIL	65
4.3.1 Principales caractéristiques du langage Python.....	66
4.3.2 Domaine d'utilisation de Python.....	66
4.3.3 La bibliothèque PIL(Python image librairie)	67
4.3.3.1une fonction qui permet de récupérer dans une liste les valeur des pixels d'une image.....	67
4.3.3.2 une fonction qui permet de créer une image à partir d'une liste de valeurs De pixels.....	67
4.3.3.3une fonction qui permet de décomposer une image couleur en ces trois Composantes RGB.....	67
4.4 L'environnement de développement Eclipse.....	68
4.5 L'environnement de développement Delphi.....	68
4.6 SGBD relationnel MySQL	69
4.7 Détails de l'implémentation	69
4.8 Protocole de test	69
4.8.1 Le Rappel.....	70
4.8.2 la precision.....	70
4.8.3 Lacourbe de rappels/précisions.....	71
4.9 Tests sur une base d'images rétiniennes	72
4.10 Discussion des résultats et conclusion.....	74
 CONCLUSION.....	 76
RECOMMANDATIONS.....	76
REFERENCES.....	78

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 2.1	Anatomie de l'oeil	30
Figure 2.2	Schéma de principe de l'angiographe	34
Figure 2.3	Clichés d'angiographie rétinienne avant injection de fluorescéine	35
Figure 2.4	Courbes d'absorption et d'émission du sodium de la fluorescéine	36
Figure 2.5	Images d'angiographie rétinienne à la fluorescéine	37
Figure 2.6	Temps d'une angiographie rétinienne à la fluorescéine	38
Figure 2.7	Vision d'un patient atteint d'un Rétinopathie Diabétique	41
Figure 2.8	Lésions caractéristiques de la RD	42
Figure 2.9	Les microanévrismes	43
Figure 2.10	Des microanévrismes dans des images rétiniennes	43
Figure 2.11	Des hémorragies dans des images rétiniennes	44
Figure 2.12	Des exsudats dans des images couleurs. Formes et tailles très variées	45
Figure 2.13	Rétinopathie débutante	46
Figure 2.14	Rétinopathie oedémateuse	47
Figure 2.15	Rétinopathie préproliférante	48
Figure 2.16	néovascularisation choroïdale au centre de la macula	49
Figure 2.17	Rétinopathie diabétique proliférante avec des microanévrismes (petites taches blanches :hyperfluorescence) et des hémorragies (zones noires :hypofluorescence) et des néovaisseaux tortueux	50

Figure 3.1 : Schéma globale de l'approche adoptée	53
Figure 3.2 : Algorithme de décomposition de Mallat	55
Figure 3.3 : Image rétinienne décomposée jusqu'à un troisième niveau avec l'ondelette de Daubchies	56
Figure 3.4 : Image rétinienne décomposée jusqu'à un troisième niveau avec l'ondelette de Daubchies	57
Figure 3.5 : Identification des nœuds d'un arbre quaternaire	58
Figure 4.1 : Interface principale du logiciel RDDiag	62
Figure 4.2 : Acquisition de la requête dans RDDiag	62
Figure 4.3 : Indexation de l'image requête acquise dans RDDiag	63
Figure 4.4 : Recherche des images similaires (calcul des distances) à la requête acquise	63
Figure 4.5 : Affichage des cinq premières images les plus similaires	64
Figure 4.6 : Affichage des cinq prochaines images les plus similaires	64
Figure 4.7 : Affichage des détails d'une image parmi les images renvoyées par le système	65

INTRODUCTION GENERALE

1.1 Avant-propos

L'avancée des technologies numériques lors des dernières années a révolutionné l'imagerie médicale. En effet, les images numériques sont de plus en plus utilisées dans le diagnostic, car elles offrent de nombreux avantages, par exemple au niveau du stockage et de la transmission. C'est pour cela qu'elles sont devenues indispensables de nos jours. Cependant, l'assistance par ordinateur ne se réduit pas nécessairement à l'acquisition des images et à l'organisation des données : de plus en plus, des méthodes de traitement automatique et d'analyse d'images sont étudiées et appliquées dans le diagnostic.

Dans ce mémoire, nous présentons une technique à la croisée de l'imagerie numérique et de la recherche d'information qui peut être envisagée pour le diagnostic de la rétinopathie diabétique, une maladie de l'œil très sévère et répondeur.

1.2 Contexte et problématique

La rétinopathie diabétique est une maladie dégénérative des vaisseaux sanguins de la rétine, qui survient chez les personnes atteintes de diabète. Elle apparaît lorsque l'excès de sucre dans le sang, caractéristique du diabète, a endommagé les petits vaisseaux qui approvisionnent la rétine en nutriments et en oxygène.

La Rétinopathie Diabétique est une maladie silencieuse: des patients qui en souffrent ne s'en rendent pas compte dans ses stades initiaux. Pour permettre un traitement optimal et pas trop tardif, la maladie doit être détectée avant que les stades de complications soient atteints. Une possibilité de la détecter suffisamment tôt est de la dépister en masse en se servant des examens réguliers pour tout le groupe de risque (tous les diabétiques). Malheureusement, un tel examen produit des coups énormes pour les systèmes de santé publique et il n'est pas faisable dans des régions où il y a peu de spécialistes. C'est pour cela, qu'une assistance par ordinateur est presque inévitable pour la détection précoce de la Rétinopathie Diabétique.

Depuis une vingtaine d'années, de nombreuses études ont été menées au niveau mondial pour développer des systèmes automatiques de dépistage et de suivi de la Rétinopathie Diabétique.

Ces systèmes, basés sur le traitement automatisé des images numériques, comprennent principalement des outils de détection et de mesure des lésions élémentaires qui caractérisent la RD (microanévrismes, exsudats, hémorragies), et des outils d'indexation et de recherche automatique dans des bases d'images annotées. Dans ce mémoire nous nous intéressons aux outils de la deuxième catégorie

1.3 Objectifs

L'objectif principal de notre travail est : la mise au point d'un algorithme de recherche d'image par le contenu visuel (RIBC) dans une base d'images rétiniennes, pour le diagnostic de la rétinopathie diabétique.

1.4 Plan de l'ouvrage

Ce mémoire est abordé selon l'organisation suivante :

Chapitre I : Etat de l'art

Ce chapitre fait un état de l'art sur la recherche d'images de manière générale : recherche d'images par mots clés, recherche d'images par le contenu visuel dans le cas général et dans le cadre d'imagerie médicale, les différentes techniques d'extraction de descripteurs visuels.

Chapitre II : Contexte biomédical

Ce chapitre préliminaire décrit le cadre biomédical du projet : anatomie de l'œil particulièrement la rétine, les différentes techniques d'exploration de la rétine notamment l'angiographie rétinienne à la fluorescéine, la description de la pathologie oculaire à laquelle nous nous intéressons, la rétinopathie diabétique.

Chapitre III: RIBC et diagnostic de la rétinopathie diabétique

Ce chapitre aborde notre démarche pour atteindre les objectifs fixés, à savoir la mise au point d'un algorithme de d'Indexation-recherche pour l'assistance au diagnostic de la RD.

Chapitre IV: Implémentation et tests

Ce chapitre présente l'environnement sur lequel on a mené notre travail, les tests effectués sur une base d'images rétiniennes annotées.

Chapitre 1

ETAT DE L'ART

1.1 Introduction

La notion d'un document a beaucoup évolué depuis qu'il a pris la forme électronique. Les documents actuels contiennent plusieurs types de media (texte, son, image, vidéo). Pourtant la recherche d'informations a été orientée pendant longtemps vers les informations textuelles. Une raison fondamentale est que la majorité des documents étaient historiquement du texte. D'autre part la technologie disponible jusqu'à présent ne facilitait pas le traitement de grands nombres de données non textuelles. En conséquence les systèmes de recherche pour d'autres types de media ont évolués postérieurement que les SRI textuels.

L'essor des dispositifs d'acquisition d'images, des capacités de stockage, la baisse des coûts des matériels informatiques et la disponibilité des techniques de numérisation de haute qualité que nous observons ces dernières années, se traduit par une production permanente et considérable d'images numériques dans différents domaines, ce qui a conduit à un développement constant des bases de données d'images. Pour l'utilisateur de ce type de bases de données, la recherche d'informations est très problématique, elle nécessite une nouvelle technique de traitement des données.

La recherche par le contenu consiste à rechercher les images en n'utilisant que l'image elle-même sans aucune autre information. On ne considère que l'image numérique c'est-à-dire un tableau de pixels (pour pictureelements, éléments d'images) à deux dimensions (largeur et hauteur). Une image couleur RVB possède trois composantes tandis qu'une image en niveaux de gris n'en possède qu'une seule. Un problème posé par cette approche est la quantité très élevée de points contenus dans une image. Par exemple une image couleur de $1600 * 1200$ pixels contient $1600 * 1200 * 3 = 5\ 760\ 000$ points. Il est donc nécessaire, d'une part pour réduire le temps de calcul et d'autre part pour comparer des images de taille différentes, de travailler avec un ensemble réduit d'attributs d'images.

Ces attributs sont des informations spatiales, colorimétriques, géométriques ou statistiques, extraites de l'image, qui synthétisent au mieux l'information contenue dans celle-ci.

Ces attributs sont regroupés dans un vecteur V_i appelé vecteur descripteur de l'image i . V_i possède n composantes réelles (en général) qui sont les attributs extraits de l'image, $V_i \in R^n$.

Pour décrire au mieux une image, il faut tenir compte des transformations géométriques qu'elle peut subir. Il faut donc trouver des descripteurs d'images invariants par rotation, translation et changement d'échelle pour assurer une indépendance de V_i vis-à-vis de ces transformations.

Au lieu de stocker les images elles-mêmes dans la base (ce qui peut poser des problèmes de taille de données dans les grandes bases d'images), on peut choisir de ne stocker dans la base que le descripteur de l'image et son URI (Uniform Resource Identifier), c'est-à-dire le chemin absolu pour la retrouver sur Internet ou sur un disque dur local. Ainsi, on dispose des descripteurs d'images pour comparer les images et on va les chercher seulement si on a besoin de les afficher par exemple. Cela diminue sensiblement la taille de la base de données et donc la vitesse d'accès aux informations stockées dans celle-ci.

1.2Etat de l'art

Les chercheurs dans le domaine de la vision par ordinateur se posent le problème de l'indexation automatique des images par leur contenu, qui permet la recherche d'images par le contenu (CBIR). Cette nouvelle technique pallie les problèmes posés par la recherche textuelle, et permet d'améliorer des applications interrompues et contribue aussi à faire émerger de nouvelles applications dans divers domaines [3].

Le CBIR diffère de la recherche d'informations textuelles essentiellement par le fait que les bases de données d'images sont non-structurées, les images numériques n'étant que des matrices d'intensités de pixels, sans signification inhérente les uns par rapport aux autres. Ce qui explique qu'une des questions clé dans tout type de traitement d'images est l'extraction de l'information utile à partir de ces matrices de pixels, avant même de commencer à faire des hypothèses sur le contenu de l'image [4].

La performance des systèmes de recherche d'images dépend pour une grande partie du choix des descripteurs employés et des techniques associées à leur extraction.

Un descripteur est défini comme la connaissance utilisée pour caractériser l'information contenue dans les images [5]. De nombreux descripteurs sont utilisés dans les systèmes de recherche pour décrire les images.

Ceux-ci peuvent être différenciés selon deux niveaux :

- 1- Les descripteurs bas niveau : décrivent le contenu bas niveau de l'image, principalement en termes de couleurs, textures et formes. Ce sont les descripteurs les plus utilisés dans les systèmes actuels, car les plus simples à mettre en place. Notre travail se focalise sur ces descripteurs de bas niveau.
- 2- Les descripteurs haut niveau : décrivent le contenu sémantique de l'image, et sont principalement des mots clés fournis par l'utilisateur lors de l'indexation.

La première utilisation du terme "recherche d'images par le contenu" dans la littérature a été faite par T. Kato en 1992 [6].

Il s'agissait de rechercher des images à l'aide des caractéristiques de bas niveau telles que la couleur et la texture. A partir de là, le terme a été utilisé pour décrire le processus de recherche d'images dans une base de données à partir de toutes caractéristiques pouvant être extraites automatiquement des images elles-mêmes.

La forme est l'un des attributs de bas niveau le plus utilisé pour décrire la structure géométrique générique du contenu visuel. Même si la caractérisation du contenu géométrique s'est avérée complexe plusieurs primitives géométriques ont montré leurs intérêts dans des systèmes de recherche.

Pour caractériser les formes dans une image, Jain et Valaya [7] ont proposé d'utiliser un histogramme d'orientation des gradients sur les contours (EOH *Edge Orientation Histogram*). Une première étape de détection des contours est mise en œuvre à l'aide de l'opérateur de Canny-Deriche [8, 9]. Pour chaque pixel appartenant à un contour, on accumule l'orientation de son gradient dans un histogramme.

Les orientations sont quantifiées sur n bins. Afin de partiellement atténuer les effets de la quantification, l'histogramme est lissé. A chaque bin est en fait associée la moyenne de sa valeur et de celles des deux bins adjacents. Ce descripteur est invariant à la translation, mais, bien évidemment pas à la rotation.

D'autre part, Ferencsik [10] dans sa thèse a proposé un descripteur de formes inspiré par la transformée de Hough (permettant de détecter les lignes dans une image). Ce descripteur travaille sur l'image en niveaux de gris. Pour chaque pixel, on utilise l'orientation de son gradient ainsi que la taille de la projection du vecteur pixel sur l'axe tangent au gradient.

Ces deux informations sont captées dans un histogramme en deux dimensions. Il propose également un descripteur de texture. Ce descripteur est basé sur la transformée de Fourier 2D de l'image. Après avoir obtenu la transformée de l'image, deux histogrammes distincts sont calculés sur l'amplitude de la transformée de Fourier. Ils représentent deux types de distributions de l'énergie.

Le premier est calculé sur une partition en disques concentriques. Les rayons sont calculés de façon à avoir un incrément de surface identique entre deux disques successifs. Il permet ainsi d'isoler les basses, moyennes et hautes fréquences.

Le second découpe le plan complexe en parts, à la manière d'une tarte. Il se focalise donc plutôt sur les variations selon différentes orientations. Ces deux histogrammes sont utilisés conjointement et ont le même poids dans la signature finale.

Quant à Hu [11], il a proposé plusieurs fonctions non linéaires définies sur les moments géométriques qui sont invariantes à la translation, à la rotation et aux changements d'échelle. Ces descripteurs ont été appliqués avec succès à l'identification d'avions, de navires et de visages.

Dans cette catégorie nous trouverons également les descripteurs de Fourier qui décrivent le contour par ses composantes fréquentielles, les moments de Zernike et Zernike modifié, qui ont été adaptés par de nombreux auteurs [12]. Ces moments invariants, qui peuvent être extraits d'une image binaire ou d'une image en niveaux de gris, offrent généralement des propriétés de reconstructibilité, ce qui permet d'assurer que les primitives extraites contiennent la plus grande partie de l'information incluse dans la forme étudiée.

De leur côté, Oliva et Torralba [13], se basent sur la manière dont la vision humaine perçoit la structure générale d'une scène. Il apparaît dans leurs expériences que l'aspect général d'une image est perçu de manière assez grossière, indépendamment des nombreux détails qui peuvent y apparaître.

Ainsi, le fait qu'une image soit particulièrement floue empêche d'en percevoir les détails, mais permet néanmoins de comprendre la structure globale de l'image. Ils proposent donc de calculer un descripteur de forme sur des images réduites en imagettes carrées, d'une taille comprise entre 32x32 pixels et 128x128 pixels. Les images réduites sont ensuite divisées en une grille régulière de 4 régions de hauteur et 4 régions de largeur. Enfin, un descripteur est calculé pour chacune des 16 régions obtenues.

Ce descripteur est basé sur des histogrammes d'orientation de gradients, également très utilisés pour la description locale des images qui permettent de capturer de manière compacte mais néanmoins précise la forme globale d'une région d'image en caractérisant l'orientation des différents contours qui y apparaissent.

Les descripteurs des différentes régions sont ensuite concaténés pour obtenir un vecteur décrivant l'image dans sa globalité. Ici aussi, cette étape implique la présence d'informations géométriques dans le descripteur, puisque chaque sous-partie du descripteur correspondra à une région donnée de l'image.

Au même titre que la forme, la texture est une caractéristique fondamentale des images car elle concerne un élément important de la vision humaine. De nombreuses méthodes ont été proposées afin de définir des descripteurs permettant de caractériser cette notion aussi riche que complexe.

L'une des méthodes de description de la texture la plus utilisée pour la recherche d'images par le contenu se base sur les propriétés fréquentielles comme la transformée de Fourier, la représentation de Gabor, les ondelettes et la transformée en cosinus discrète [14]. Les filtres de Gabor sont largement utilisés aujourd'hui, notamment du fait de leur pertinence en regard du système visuel humain. En effet, Marcelja [15] a montré que les cellules du cortex humain pouvaient être modélisées par des fonctions de Gabor à une dimension.

L'idée principale de la méthode de Gabor est de décomposer l'image sur des fonctions analysantes obtenues à partir d'une fonction sinusoïdale orientée sur l'axe des x et modulée par une enveloppe gaussienne dans les directions x et y . Cette décomposition a été utilisée par Manjunath et Ma [16] pour des indexations par les textures.

Cependant, une limitation provient du choix non trivial des paramètres pour déformer la fonction analysante. Une classe plus générale de méthodes de description espace - fréquence est ainsi couramment utilisée en traitement d'images : les analyses multi-résolution par ondelettes.

L'idée d'utiliser les ondelettes dans la recherche d'images par le contenu n'est pas nouvelle. Dans sa thèse, Landré [17] a proposé une technique de décomposition multi-résolution des images en utilisant l'analyse en ondelettes à l'aide de l'algorithme liftingscheme. Il utilise une classification automatique des images afin de construire un arbre visuel de recherche. Cette technique se rapproche de la méthode de Bouman et al. [18] qui utilise un arbre de recherche quaternaire pour la navigation. D'autres approches de systèmes de recherche d'images utilisant les ondelettes ont déjà été publiées.

Dans leur article, Jacobs et al. [19] utilisent l'analyse multi-résolution pour créer un index généré à partir des valeurs les plus élevées (en valeur absolue) des coefficients d'ondelettes.

Ils utilisent les ondelettes de Haar et une fonction distance adaptée à leur représentation de coefficients d'ondelettes.

Mandar et al. [20], quant à eux, ont proposé une autre technique basée sur le calcul de moments à partir des coefficients d'ondelettes et la construction d'histogrammes. De leur côté, Idris et al [15] proposent une technique de quantification vectorielle dans laquelle la comparaison est effectuée sur des vecteurs quantifiés issus des coefficients d'ondelette.

Dans [21] l'auteur a présenté quatre familles d'outils de caractérisation de texture. On distingue parmi elles les méthodes statistiques, les méthodes géométriques, les méthodes à

base de modèles probabilistes et les méthodes fréquentielles. Parmi les grands classiques des méthodes statistiques, il est impossible de ne pas citer les travaux d'Haralick et de Laws. La Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM) a été proposée par Haralick.

D'autres études qui ont pris le plus grand essor ces dernières années se sont orientées vers l'information couleur. De nombreux travaux ont vu en effet le jour quant à l'utilisation de la couleur pour la recherche d'images par le contenu.

Une des premières approches d'écrivant l'information couleur a été d'utiliser les histogrammes de couleurs [22] ou les moments de premiers ordres des distributions [23] tels que la moyenne et la variance. Ces deux descriptions présentent l'avantage d'être invariantes aux translations et rotations opérées sur les images. Cela permet ainsi de décrire deux images identiques à une transformation géométrique près par la même information couleur. Néanmoins, deux images représentant des contenus différents peuvent partager le même histogramme.

Pour surpasser l'inconvénient majeur des histogrammes de couleurs qui est le manque de l'information spatiale concernant la distribution de la couleur, des histogrammes locaux ont été mis en œuvre.

Dans [24], une nouvelle technique à base d'histogrammes locaux de couleurs a été proposée. Cette technique est insensible à la rotation. Elle divise une image en un ensemble de blocs égaux et calcule leur histogramme de couleurs. Elle utilise un graphe biparti pour calculer la distance ayant le coût minimal entre deux images. Dans ce cas chaque bloc de l'image requête est comparé à tous les blocs des images de la base afin de retrouver les images similaires. Il existe d'autres approches pour intégrer les informations spatiales aux histogrammes de couleurs autres que le partitionnement d'une image en régions. Dans [25], les histogrammes perpétuellement pondérés ont été proposés.

Leur principe de fonctionnement consiste à trouver les couleurs représentatives d'une image. Le nombre de couleurs représentatives est égal au nombre des barres de l'histogramme de couleurs. Dans [26], les auteurs ont proposé les histogrammes joints pour la description des images. D'abord un ensemble d'attributs locaux de pixels est sélectionné. Ensuite un histogramme multidimensionnel est construit. Chaque entrée de cet histogramme contient le nombre de pixels décrits par une combinaison particulière d'attributs.

L'histogramme de couleurs calcule la densité des pixels ayant une couleur particulière tandis qu'un histogramme joint calcule la densité jointe de plusieurs attributs de pixels. Les histogrammes basés sur le contour ont été utilisés dans [27]. Ils servent à décrire, dans ce cas, la longueur des contours entre différentes couleurs dans le but de prendre en considération les informations géométrique pour l'indexation des images.

Les vecteurs de cohérence de couleurs ont été proposés dans [28]. Ces derniers classifient chaque pixel en cohérent ou non cohérent selon l'appartenance de ce pixel à une région homogène de couleur. Ensuite l'histogramme de couleurs est construit et la valeur de chaque barre de l'histogramme est le nombre de pixels cohérents.

Cette approche intègre un peu d'information spatiale. Elle peut être vue comme un raffinement de l'histogramme, cependant, elle présente l'inconvénient d'amplifier la sensibilité aux conditions d'illumination, contrairement au corrélogramme.

Partant de cette dernière observation, Huang et al [29] utilisent les corrélogrammes de couleurs comme primitives, où le corrélogramme représente les corrélations de couleurs entre paires de pixels séparés par plusieurs distances. Cette dernière extraction d'information améliore les résultats de recherche et elle est alors considérée comme meilleure.

Pour leur part, Vertan et Boujemaa [30] ont utilisé l'histogramme de couleurs pondérés. La méthode repose sur la combinaison des informations de couleur et de structure (texture et/ou forme) dans une même représentation.

Il est bien connu que les histogrammes de couleurs classiques ne conservent aucune information sur la localisation des pixels dans l'image. Mais on sait également que des pixels ayant la même couleur n'ont pas forcément la même importance visuelle en fonction, justement, de leur localisation.

Ainsi est arrivée l'idée d'inclure une information sur l'activité de la couleur dans le voisinage des pixels, mesurant ainsi l'uniformité ou la non-uniformité locale de l'information couleur.

Dans [31], les auteurs proposent l'utilisation d'angles de couleurs. Cette technique permet d'obtenir une invariance selon le modèle diagonal. Dans ce dernier : lors d'une variation d'illumination tous les niveaux de rouge de l'image sont multipliés par une constante, tous les niveaux de vert par une autre constante, et tous les niveaux de bleu par une troisième constante.

Ensuite, chaque image est représentée par trois vecteurs, un vecteur pour chaque couleur. Chaque vecteur comporte une dimension pour chaque pixel. Une variation d'illumination se traduit alors par un simple changement d'échelle du vecteur, sans changement d'orientation. Chaque image est alors caractérisée par les angles formés entre ces trois vecteurs.

D'autres études comme celle de Cordelia Schmid [32] sont orientées à l'utilisation des points d'intérêt pour décrire le contenu visuel des images. Des améliorations ont été apportées par Patrick Gros [33]. Une contribution importante qui permet de trouver des points d'intérêts invariants par transformation affine du plan est apportée par Krystian Mikołajczyk [34]. L'étude d'une description invariante de contours par les transformations affines du plan est réalisée par Stanislaw Matusiak [35].

Des méthodes utilisant la logique floue permettent d'améliorer les résultats en ajoutant la notion de flou dans la requête a été proposé par Patrick Lambert [36].

La thèse de Julien Fauqueur [37] étudie la recherche d'images par composition de catégories de régions issues de la segmentation couleurs des images.

Pour sa part, Scott Cohen [38], aborde le problème de la recherche d'images par le contenu avec une approche de distribution couleurs et de reconnaissance de contours d'objets en utilisant la distance EMD (*EarthMover Distance*). Il étudie également les requêtes partielles dans lesquelles on cherche des images par comparaison d'attributs de régions similaires.

Quant à Sid-Ahmed Berrani [39], il a utilisé les techniques d'indexation de données multidimensionnelles et une recherche approximative des plus proches voisins afin de déterminer les images les plus proches de l'image requête de l'utilisateur. Parmi les travaux réalisés en utilisant le standard JPEG2000, nous trouvons: En 1999, *Do et al*[40] ont proposé l'attribut mélange gaussien généralisé utilisé avec la mesure de similarité Kullback.

En 2000, *Liu et al*[41] ont proposé l'histogramme bidimensionnel de bits significatifs calculé sur les bandes d'ondelettes. En 2002, *Ziyou et al*[42] ont utilisé la variance, calculée sur les coefficients d'ondelettes, afin de rendre la recherche moins coûteuse en termes de ressource [43].

1.3 Mesure de similarité entre descripteurs

Après avoir dressé un état de l'art des travaux effectués dans le domaine de la recherche d'images par le contenu, nous pouvons maintenant aborder le problème de mesure de similarité entre les images.

Le sujet ayant été souvent traité dans la littérature [44] [45], nous ne dressons pas de liste exhaustive des diverses mesures possibles. En outre, nous nous limitons au cadre de l'indexation vectorielle.

La recherche des contenus visuellement similaires est un thème central dans le domaine de la recherche d'images par le contenu. Pendant la dernière décennie, de nombreuses méthodes ont été proposées pour identifier des contenus visuels semblables du point de vue de la couleur, de la texture et de la forme.

Ces méthodes regroupent des caractéristiques mesurées d'une image dans un vecteur multidimensionnel. La similarité entre deux images peut alors être mesurée à l'aide d'une métrique définie sur l'espace vectoriel ainsi défini. Lorsqu'un utilisateur lance une requête, le système effectue une mesure entre le descripteur de la requête et les descripteurs des images de la base dans l'espace des attributs. Les images sont considérées similaires si la distance entre eux est faible. Pour cela, la complexité de calcul de la distance doit être raisonnable puisque la tâche de recherche s'effectue en temps réel.

Le premier type de mesure de similarité correspond aux distances géométriques entre vecteurs. Dans ce cas, on parle de distances car ces mesures ont la propriété de respecter les axiomes des espaces métriques. De nombreuses définitions de distances géométriques ont été proposées, chacune donnant bien entendu des résultats différents, le choix d'une fonction distance est primordial dans ce domaine.

Considérons deux images I_1 (image requête) et I_2 (image dans la base) indexées par des vecteurs dans R^N : $I_1 = \{I_1(i), 1 \leq i \leq N\}$ et $I_2 = \{I_2(i), 1 \leq i \leq N\}$

Le calcul de similarité entre I_1 et I_2 passe par une mesure de proximité entre les signatures I_1 et I_2 . Dans ce contexte, toute mesure entre vecteurs de R^N est utilisable et nous nous appliquons à citer les plus couramment employées pour la recherche d'images par le contenu.

1.3.1 Distances de Minkowski

L'approche la plus simple pour mesurer la similarité entre deux images correspond aux distances de Minkowski. Cette distance L_r est définie par :

$$L_r(I_1, I_2) = [\sum_{i=1}^n |I_1(i) - I_2(i)|^r]^{\frac{1}{r}} \quad (1)$$

Où $r \geq 1$ est le facteur de Minkowski et n la dimension de l'espace caractéristique. Les métriques de Minkowski représentent un bon compromis entre efficacité et performance. Pour cette famille de distances, plus le paramètre r augmente, plus la distance L_r aura tendance à favoriser les grandes différences entre coordonnées.

Ces distances sont rapides à calculer et simples à implémenter, par contre leur calcul est réalisé en considérant que chaque composante du vecteur apporte la même contribution à la distance.

Pour $r=1$, on obtient la distance de Manhattan ou city block:

$$L_1(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^n (|I_1(i) - I_2(i)|) \quad (2)$$

Cette norme est aussi connue sous le nom city-block est plus appropriée pour mesurer la similarité entre les données multi-variées ; elle est moins sensible au bruit coloré que la distance euclidienne. Cette distance a entre autres été utilisée par Swain et Ballard [22], ou encore Stricker et Orengo [24].

Pour $r=2$, on obtient la distance Euclidienne :

$$L_2(I_1, I_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (I_1(i) - I_2(i))^2} \quad (3)$$

La distance euclidienne est invariable aux translations et aux rotations des données dans l'espace des attributs et couramment utilisée dans des espaces à 2 ou 3 dimensions, cette métrique donne de bons résultats si l'ensemble des données présente des classes compactes et isolées. Cette distance a été notamment utilisée par Niblack et al. [46] dans le système QBIC d'IBM.

Pour $r=\infty$, on obtient la distance Chebyshev ou la distance de maximum:

$$L_{\infty}(I_1, I_2) = \lim_{r \rightarrow \infty} \sqrt[r]{\sum_{i=1}^n |I_1(i) - I_2(i)|^r} = \sup_i (|I_1(i) - I_2(i)|) \quad (4)$$

Cette distance est adaptée aux données de grande dimension, elle est souvent employée dans les applications où la vitesse d'exécution est importante. Cette distance examine la différence absolue entre les différents pairs des vecteurs, elle est considérée comme une approximation de la distance Euclidienne mais avec moins de calcul.

Afin de rendre compte de l'importance relative des composantes du vecteur les unes par rapport aux autres, les distances de Minkowski pondérées (équation.5) ont été proposées.

$$L_r^w(I_1, I_2) = [\sum_{i=1}^n (w_i |I_1(i) - I_2(i)|^r)]^{\frac{1}{r}} \quad (5)$$

Où w est un vecteur de pondération à n composantes.

1.3.2 Distance quadratique

La distance de Minkowski traite les éléments du vecteur caractéristique d'une manière équitable. La distance quadratique en revanche favorise les éléments les plus ressemblants [47]. Sa forme générale est donnée par :

$$\begin{aligned} Dist_q(I_1, I_2) &= \sqrt{(I_1 - I_2)^T A (I_1 - I_2)} \\ &= \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (I_1(i) - I_2(i))(I_1(j) - I_2(j)) a_{ij}} \quad (6) \end{aligned}$$

Où $A = [a_{ij}]$ est la matrice de similarité, a_{ij} représente la distance entre deux éléments des vecteurs I_1 et I_2 :

$$a_{ij} = 1 - \frac{d_{ij}}{d_{max}} \quad (7)$$

où d_{ij} est la distance dans l'espace couleurs considéré et d_{max} le maximum global de cette distance. Les propriétés de cette distance la rendraient proche de la perception humaine de la couleur, ce qui en fait une métrique attractive pour l'application CBIR.

1.3.3 Distance de Mahalanobis

Cette distance prend en considération la corrélation entre les données ; de plus elle n'est pas dépendante de l'échelle de données. Elle est ainsi définie par :

$$Dist_{Mah}(I_1, I_2) = (I_1 - I_2) \Sigma^{-1} (I_1 - I_2)^T \quad (8)$$

Où Σ est la matrice covariance entre l'ensemble des descripteurs d'images. La distance de Mahalanobis tient compte de la distribution statistique des données dans l'espace, c'est ce qui la différencie des autres distances.

1.3.4 Distance d'EarthMover (EMD)

La distance EMD a été utilisée dans les systèmes CBIR. Elle définit une mesure quantitative de travail minimale pour changer une signature en une autre. Le calcul de cette distance se ramène à la solution d'un problème de transport résolu par optimisation linéaire. Elle est alors définie comme :

$$Dist_{EMD}(I_1, I_2) = \frac{\sum_{i=1}^{n_{I_1}} \sum_{j=1}^{n_{I_2}} g_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^{n_{I_1}} \sum_{j=1}^{n_{I_2}} g_{ij}} \quad (9)$$

Où d_{ij} indique la distance entre les deux composantes i et j , et g_{ij} est le flot optimal entre les deux distributions.

Le coût total $\sum_{i=1}^{n_{V^1}} \sum_{j=1}^{n_{V^2}} g_{ij} d_{ij}$ est minimal sous les contraintes suivantes :

$$g_{ij} \geq 0, \forall i, j \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^{n_{V^1}} g_{ij} \leq I_2(j), \forall j \quad (11)$$

$$\sum_{j=1}^{n_{V^2}} g_{ij} \leq I_1(i), \forall i \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^{n_{V^1}} \sum_{j=1}^{n_{V^2}} g_{ij} = \min(I_1(i), I_2(i)) \quad (13)$$

La première contrainte n'autorise que des mouvements des composantes de I_1 vers I_2 . Les deux contraintes suivantes limitent la quantité de composantes déplacée de I_1 et la quantité de composantes reçues par I_2 . La dernière contrainte implique le maximum de déplacement de composantes possible. Cette méthode de comparaison est très coûteuse car elle requiert la résolution d'un problème d'optimisation linéaire soluble de façon itérative.

1.3.5 Distance de Bhattacharyya

La distance de Bhattacharyya [48] peut être utilisée pour comparer la similarité entre deux histogrammes Q et V de deux images. On définit cette distance par la relation suivante :

$$Dist_{Bha}(Q, V) = 1 - \sum_i \sqrt{Q_i} \sqrt{V_i} \quad (14)$$

D'autres mesures ont été proposées, comme les distances issues de la distribution. Le problème de mesure de similarité se ramène dans ce cas à une mesure entre distributions de probabilités. Ces méthodes sont efficaces pour la mesure de similarité mais elles ne traitent pas le problème de la non linéarité des données, de plus elles sont coûteuses au niveau temps de calcul particulièrement dans le cadre de l'apprentissage. On trouve :

1.3.6 Distance de Kullback-Leibler

La divergence de Kullback-Leibler, issue de la théorie de l'information, permet de mesurer la dis-similarité basée sur l'entropie mutuelle de deux distributions de probabilités, sa forme générale est donnée par :

$$Dist_{Kul}(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^n I_1(i) \log \frac{I_1(i)}{I_2(i)} \quad (15)$$

1.3.7 Divergence de Jeffrey

La divergence de Jeffrey est symétrique et plus stable que la divergence de Kullback-Leibler, elle est définie par :

$$Dist_{JD}(I_1, I_2) = \sum_i \left(I_1(i) \log \frac{I_1(i)}{\hat{V}(i)} + I_2(i) \log \frac{I_2(i)}{\hat{V}(i)} \right) \quad (16)$$

Où $\hat{V}(i) = (I_1(i) + I_2(i))/2$.

1.3.8 Distance de Kolmogorov-Smirnov

La distance de Kolmogorov-Smirnov est appliquée aux distributions cumulées $I^c(i)$, elle est définie par:

$$Dist_{KS}(I_1^c, I_2^c) = \max_i (|I_1^c(i) - I_2^c(i)|) \quad (17)$$

1.3.9 Distance de Cramer-Von Mises

Cette distance s'applique également sur des distributions cumulées, elle est définie par :

$$Dist_{CVM}(I_1^c, I_2^c) = \sum_i (I_1^c(i) - I_2^c(i))^2 \quad (18)$$

1.3.10 Intersection d'histogrammes

Cette mesure est l'une des premières distances utilisée dans les systèmes CBIR. Elle a été proposée par Swain et Ballard [22]. Cela permet en fait d'évaluer le recouvrement de deux histogrammes normalisés H^1 et H^2 . La distance de Swain et Ballard s'exprime ainsi :

$$d(H^1, H^2) = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n \min(H_j^1, H_j^2)}{\sum_{j=1}^n H_j^2} \quad (16)$$

Où n est le nombre de valeurs de chaque histogramme. Deux images présentant une intersection normalisée d'histogrammes proche de 1 sont considérées comme similaires. Cette mesure n'est pas une métrique parce qu'elle n'est pas symétrique. L'intersection des histogrammes n'est pas invariante aux changements d'illuminations.

1.4 Quelques systèmes de recherche d'images

Ces dernières années, de nombreux systèmes d'indexation et de recherche d'images par le contenu, ont vu le jour. La plupart de ces systèmes, permettent de naviguer au sein de la base d'images, et/ou d'effectuer des recherches par l'exemple et d'exprimer des requêtes au moyen d'une interface graphique conviviale et adéquate. Voici une liste des systèmes les plus réputés.

1.4.1 QBIC

Le logiciel QBIC (Query By Image Content) d'IBM, est le premier système commercial de recherche d'images par le contenu. Il supporte différents types de requêtes : par l'exemple, par croquis...etc. Les auteurs de ce logiciel fut rassembler un large panel de descripteurs d'informations contour, couleur et texture. Le système utilise la moyenne pour caractériser la couleur dans les espaces RGB, YIQ, Lab et Munsell.

La texture est représentée par une version améliorée des caractéristiques de Tamura. La forme est assurée par des signatures classiques comme la circularité, la surface, l'excentricité et les moments invariants. La distance Euclidienne est utilisée pour comparer les images et la distance quadratique pour comparer les histogrammes.

1.4.2 Virage

Virage est le moteur de recherche d'images développé par la société Virage Inc. Son objectif est de construire un environnement dédié à la recherche d'images, principalement composé de primitives. Similairement à QBIC, Virage propose des requêtes portant sur la couleur, la localisation des couleurs, la texture et la structure de l'image. L'interface de Virage offre la possibilité d'ajouter et de pondérer les différentes primitives ainsi que d'utiliser le bouclage de pertinence. L'avantage de Virage par rapport à QBIC est qu'il autorise une combinaison

entre les différents modes de recherche. L'utilisateur définit le poids qu'il veut attribuer à chaque mode.

1.4.3 Photobook

Photobook est un système d'indexation d'images développé par le MIT Media Laboratory. Ce système se base sur la couleur, la texture et la forme pour définir les signatures d'une image. La requête s'effectue classiquement par choix d'une image candidate. La distance Euclidienne est utilisée pour mesurer la similarité.

1.4.4 Blobworld

Blobworld a pour but de retrouver, à partir d'une image requête, des régions similaires en couleur et texture, appelés blobs, dans les images de la base. La couleur est décrite par un histogramme de 218 cases dans l'espace Lab. Le contraste et l'anisotropie ont été utilisés pour représenter la texture. Pour caractériser la forme, Blobworld utilise la surface, l'orientation et l'excentricité. La requête consiste à sélectionner une région qu'il juge l'utilisateur importante dans une image segmentée. La distance utilisée combine la distance quadratique (pour la couleur) et la distance euclidienne (pour la forme et la texture).

1.4.5 BDLP

BDLP (Berkeley Digital Library Project) a été développé à l'université de Californie, Stanford, USA. Il permet à l'utilisateur d'interroger une base d'images par le contenu visuel et certains mots clés comme : la collection, la localisation spatiale et le nom du photographe. Pour extraire le contenu visuel, les couleurs de chaque image sont quantifiées en treize couleurs.

Six valeurs sont associées à chaque couleur : le pourcentage de cette couleur dans l'image et le nombre de régions qui ont une taille *très petite*, *petite*, *moyenne*, *grande*, et *très grande* de cette couleur dans l'image.

A l'interrogation, l'utilisateur peut sélectionner treize couleurs au plus et indiquer la quantité (« n'importe quelle », « une partie », « la plupart ») de chaque couleur dans l'image. En outre, pour les régions qui ont cette couleur, l'utilisateur peut indiquer leurs tailles (n'importe laquelle, petite, moyenne, grande) et le nombre de régions (n'importe laquelle, peu, quelques-unes, beaucoup).

1.4.6 Netra

Netra est un système de recherche d'images développé au sein de l'université de Santa Barbara. Netra utilise une segmentation pour calculer les attributs de couleur, texture et forme. Les filtres de Gabor avec ondelettes est l'approche adoptée pour représenter la texture.

Le système utilise courbures de la forme comme descripteurs. Pour mesurer la similarité Netra emploie la distance euclidienne.

1.4.7 FRIP

FRIP (FindingRegions in the Pictures) a été développé à l'université de Yonsei, Korea. Les images, dans ce système, sont segmentées en régions en utilisant des filtres circulaires. Pour chaque région, la couleur, la texture et la forme sont extraites. La couleur est représentée par la couleur moyenne dans l'espace RVB. La texture est extraite en employant une ondelette bi-orthogonale. La forme est représentée par un vecteur de 12 valeurs, représentant les distances entre les centres de régions et les 12 points de la frontière prélevés d'une manière uniforme après la fixation de l'orientation. En outre, la superficie, les coordonnées du centre et la longueur de l'axe majeur et mineur sont stockés. L'utilisateur choisit une image pour la requête, cette image sera segmentée. De cette dernière, l'utilisateur sélectionne la région d'intérêt. Les images retrouvées sont présentées dans l'ordre décroissant de leur similarité.

1.4.8 VisualSeek

Dans VisualSeek, les caractéristiques sont un ensemble de couleurs dominantes définies dans l'espace HSV, les ondelettes pour la texture ainsi que les relations spatiales entre régions. La recherche consiste à retrouver des régions de même couleur dominante avec la même distribution spatiale. Les distances euclidienne et quadratique sont les deux mesures employées.

1.4.9 SIMPLIcity

SIMPLIcity (Semantics -Sensitive IntegratedMatching for Picture LIbraries) vise à réduire le fossé sémantique dans les systèmes de recherche d'images par le contenu. Les images sont segmentées en régions, la caractérisation de chaque région est basée sur les ondelettes. Ainsi les images sont automatiquement triées suivant des critères sémantiques simples, ce qui permet ensuite d'accélérer et d'aider la recherche d'images similaires.

1.4.10 MARS

MARS est système inter disciplinaire qui implique plusieurs domaines de recherche: traitement d'image, gestion de base de données et recherche d'information. Pour la caractérisation visuelle, l'image est découpée en blocs de 5*5. Des indices de texture et de couleur sont calculés pour chaque bloc d'image. La couleur est représentée par un histogramme 2D (coordonnées HS), les coefficients d'ondelettes décrivent la texture. La segmentation des images se déroule en deux procédures. La première est l'algorithme des k-

moyennes sur l'espace couleur/texture, la deuxième une détection de régions par regroupement selon un modèle d'attraction. Le système est paramétrable : par exemple on peut choisir la palette de couleurs. De plus Mars offre un nombre d'opérateurs logiques pour formuler la requête. La ressemblance entre couleurs est mesurée par l'intersection d'histogrammes. Pour les textures le système applique une distance euclidienne.

1.4.11 PicHunter

PicHunter est basé sur l'histogramme et la distribution spatiale de la couleur pour construire le vecteur descripteur de l'image. La distance utilisée est de type Minkowski L_1 . Le système PicHunter incorpore une boucle de retour de pertinence probabiliste qui prédit les images cible d'après l'interaction système/usager.

1.4.12 IKONA

IKONA est un système de recherche et de navigation interactive dans de grandes bases de données multimédia développées par l'équipe IMEDIA de l'INRIA est basé sur une architecture client/serveur. IKONA procède à l'extraction des descripteurs de la couleur à l'aide de l'histogramme de couleurs pondéré. L'extraction de la texture est effectuée en utilisant le spectre de Fourier. Pour la forme, il utilise l'histogramme d'orientation des contours.

1.4.13 Cortina

Cortina [49] utilise des descripteurs issus de la norme MPEG-7 et des mots issus du texte autour des images dans les pages web pour construire son index d'images.

Le regroupement d'images est réalisé avec l'algorithme des k plus proches voisins. La requête est soit une requête par mot-clé, soit une requête par image exemple.

1.4.14 Kiwi

Kiwi [17](Key-points Indexing Web Interface) est un système développé à l'INSA de Lyon. Il est basé sur une analyse des images et l'extraction de points d'intérêts multi-résolution des images en utilisant les ondelettes. Les histogrammes de couleurs sont construits pour un sous-ensemble de pixels, définis par une matrice 3X3 autour des points clés. Ensuite, les trois premiers moments (moyenne, variance, dissymétrie) de l'histogramme sont stockés et utilisés pour décrire la distribution de couleurs dans l'image.

1.4.15 WINDSURF

WINDSURF [50] est basé sur la décomposition en ondelettes des images, suivie par une segmentation des régions à l'aide des nuées dynamiques et par l'extraction d'attributs

colorimétriques et de texture. Les régions de l'image requête sont ensuite comparées selon la distance de Mahalanobis pour donner les images les plus proches de la requête.

1.4.16 RETIN

Le système RETIN [51] (Recherche et Traque Interactive) a été développé à l'ENSEA de Cergy-Pontoise. Dans ce système, un ensemble de pixels est sélectionné au hasard dans chaque image. Il utilise des attributs de couleur dans l'espace Lab. La texture de ces pixels est obtenue par l'application des douze filtres de Gabor (quatre différentes directions et trois différentes fréquences). L'utilisateur formule sa requête par une image exemple.

1.5 Domaines d'applications

Les applications des systèmes de recherche d'images par le contenu sont variées. Citons les plus importantes :

Des applications judiciaires : les services de police possèdent de grandes collections d'indices visuels (visages, empreintes) exploitables par des systèmes de recherche d'images.

Les applications militaires, bien que peu connues du grand public, sont sans doute les plus développées: reconnaissance d'engins ennemis via images radars, systèmes de guidage, identification de cibles via images satellites.

Le journalisme et la publicité sont également d'excellentes applications. Les agences de journalisme ou de publicité maintiennent en effet de grosses bases d'images afin d'illustrer leurs articles ou supports publicitaires. Cette communauté rassemble le plus grand nombre d'utilisateurs de recherche par le contenu (davantage pour les vidéos) mais l'aide apportée par ces systèmes n'est absolument pas à la hauteur des espoirs initiaux.

D'autres applications incluent : le diagnostic médical, les systèmes d'information géographique, la gestion d'œuvres d'art pour explorer et rechercher des peintures similaires, ... Architecture pour retrouver des bâtiments ou des aménagements intérieurs, . . .

1.6 Conclusion

Dans cette recherche bibliographique sur l'indexation et la recherche d'images par le contenu, nous avons exploré, dans un premier lieu, les différents travaux effectués.

En second lieu, nous avons présenté les différentes distances employées pour mesurer la similarité entre les images.

En troisième lieu, nous avons dressé une liste de quelques systèmes existant à l'heure actuelle.

Les systèmes de recherche d'images par le contenu permettent aux utilisateurs d'accéder à l'information visuelle de manière plus adaptés que la manière utilisée par les systèmes de recherche d'information traditionnels.

Le problème majeur lié au développement d'un système d'indexation et de recherche d'images par contenu dans un contexte générique consiste à la mise en place des techniques capables de décrire le contenu visuel des images et de prendre compte des besoins des utilisateurs et leurs différents points de vue en ce qui concerne l'interprétation des images.

Ainsi, le choix de la mesure de similarité doit être réalisé en prenant en compte toutes les informations disponibles sur l'ensemble des données car certaines d'entre elles peuvent favoriser les attributs d'un ordre d'échelle plus important et par conséquent, la contribution des attributs moins significatifs sera négligée. C'est le cas de la distance euclidienne et des métriques de Minkowski d'ordre supérieure.

Malgré leur utilité et leur popularité, les systèmes de recherche actuels souffrent de certaines limitations, comme le manque de sémantique dans le traitement des requêtes, l'imprécision des résultats, une faible interactivité, ou encore un manque d'intégration de techniques de traitement d'images.

Le chapitre suivant se focalisera à une étude détaillée du principe de la recherche d'images par le contenu et les différents attributs visuels pouvant être extraire des images. Le choix d'un meilleur ensemble de descripteurs visuels promet une bonne caractérisation du concept de couleur, de texture et de forme.

Chapitre 2

CONTEXTE BIOMEDICAL

2.1 Introduction

Ce mémoire porte sur l'indexation et la recherche d'images rétinienne. L'objectif est le développement d'un outil qui servira à une aide au diagnostic en ophtalmologie, notamment pour le dépistage de la Rétinopathie Diabétique, une maladie particulièrement sévère et répandue. Dans ce chapitre préliminaire nous décrivons le cadre biomédical de ce mémoire.

Nous commençons par une description de l'anatomie de l'œil en nous focalisant sur la rétine pour faciliter la compréhension de ce notre travail. Ensuite, Nous décrivons brièvement les techniques d'exploration du fond d'œil (rétine), et enfin nous aborderons les pathologies liées à la rétine et nous décrivons la Rétinopathie Diabétique, sujet de ce mémoire, en s'intéressant au cours de cette maladie, ces stades de complications et ces symptômes.

2.2 Anatomie de l'œil

L'œil est situé dans l'orbite, une cavité dans le crâne ; il a environ 2.5 cm de diamètre. Il est connecté au cerveau par les fibres nerveuses, qui sont réunies dans le nerf optique [1].

La paroi du globe oculaire est formée de 3 tuniques (voir la figure 2.1) [2]:

- La tunique fibreuse, externe, se compose de la sclérotique opaque en arrière et de la cornée transparente en avant. La sclérotique est une membrane rigide qui donne sa forme à l'œil. Devant, elle devient la cornée. Membrane fibreuse, résistante, elle entoure et protège l'œil à l'extérieur tout en maintenant sa forme. La sclérotique forme ce que l'on appelle couramment "le blanc de l'œil". Elle est traversée par un grand nombre de petits canaux (artères, nerfs, veines) et, à l'arrière, par une ouverture où passent les fibres du nerf optique et qui s'appelle la lame criblée. La cornée constitue la lentille principale du système optique oculaire ; pour que ce tissu puisse remplir sa fonction il doit être transparent et tout concourt à assurer cette transparence. La cornée est enchâssée dans l'ouverture antérieure de la sclérotique.

La frontière entre cornée et sclérotique, appelée limbe, est une zone semi-transparente qui a la particularité d'adhérer à la conjonctive, fine membrane qui couvre la face interne des paupières et la portion antérieure de la sclérotique. Tandis que la cornée est vasculaire, le limbe est richement innervé et vascularisé.

- La tunique uvéale, dite aussi uvée, se compose de trois éléments : l'iris en avant, le corps ciliaire et la choroïde en arrière. L'iris est la portion la plus antérieure de l'uvée; il est de structure pigmentée, donnant sa couleur à l'œil et percé d'un trou, la pupille. La contraction ou la dilatation réflexe règlent la quantité de lumière pénétrant dans l'œil par la pupille. Il est situé dans l'humeur aqueuse entre la cornée et le cristallin, séparant ainsi la chambre antérieure de la chambre postérieure de l'œil.

L'iris est innervé par des fibres du système nerveux qui activent les muscles dilatateurs et sphincters responsables de la dilatation et de la constriction pupillaires.

Le corps ciliaire est représenté par un épaissement de l'uvée situé en couronne derrière l'iris. C'est un anneau de tissu musculaire qui produit une substance liquide appelée humeur aqueuse ; ses muscles maintiennent le cristallin, et en modifient la forme. La choroïde est une couche vasculaire, tapissant l'intérieur du globe.

C'est le tissu nourricier de l'œil: il apporte l'oxygène et les nutriments dont les cellules ont besoin pour leur métabolisme.

- La tunique nerveuse se compose de la rétine, que nous étudierons précisément plus tard. C'est elle qui traduit les rayons lumineux en influx nerveux.

Ces tuniques enferment des milieux transparents, indispensables à la vision. Ces milieux transparents sont au nombre de trois et forment une lentille convergente [2].

- L'humeur aqueuse : c'est un liquide transparent qui remplit l'espace entre la cornée et le cristallin, liquide continuellement renouvelé et qui, avec le corps vitré, maintient la pression oculaire. S'il y a trop de pression oculaire, il y a une mauvaise irrigation sanguine de la papille, le lieu d'émergence du nerf optique.

- Le cristallin : c'est la lentille de l'œil qui permet la mise au point par sa propriété essentielle qu'est sa plasticité qui lui permet de focaliser la lumière sur la rétine en modifiant ses courbures lors de l'accommodation. De forme biconvexe, flexible et transparente, il est situé à l'intérieur du globe oculaire.

Sa partie antérieure est en contact avec l'humeur aqueuse et sa partie postérieure avec le corps vitré. Il est maintenu en place par une série de fibres amarrées au corps ciliaire, la zonule de Zinn.

- Le corps vitré : c'est une masse gélatineuse et transparente, contenant 99% d'eau et représentant 60% du volume oculaire. Le corps vitré maintient la rétine contre les parois de l'oeil.

Nous venons donc de voir que l'oeil est constitué de trois membranes: la sclérotique, la choroïde et la rétine, et de trois milieux transparents: l'humeur aqueuse, le cristallin et le corps vitré. Les membranes hétérogènes et opaques, sauf pour la cornée, sont à la périphérie de l'oeil. En revanche, les milieux transparents, homogènes, sont au centre de l'oeil, garantissant l'acheminement des rayons lumineux à l'écran rétinien.

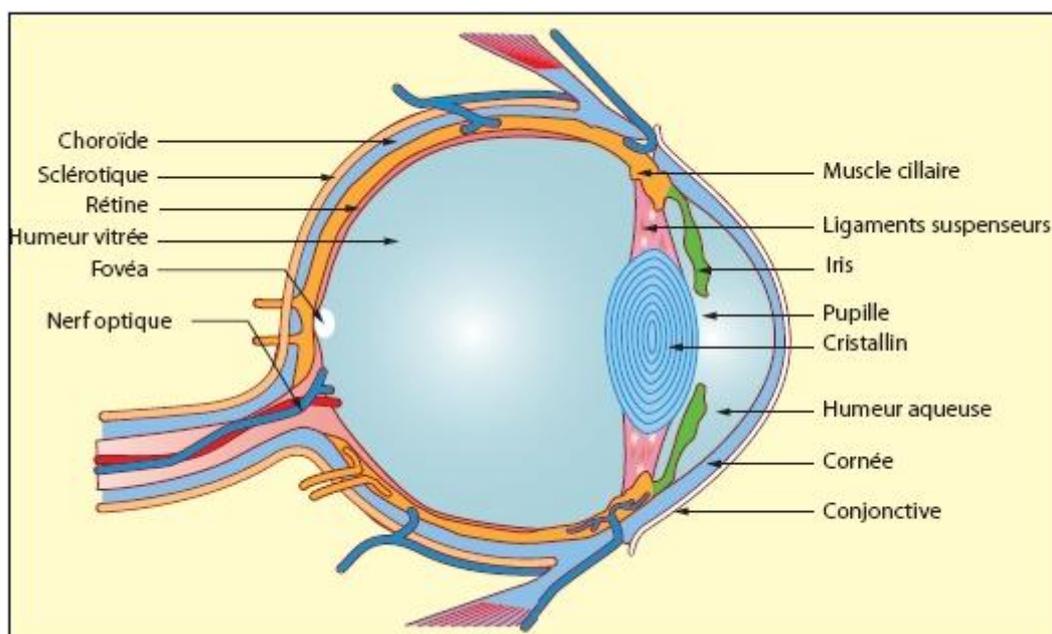


Figure. 2.1 : Anatomie de l'oeil [52]

2.2.1 La rétine

La rétine est un tissu transparent qui est responsable de la transformation de la lumière en impulsions électriques. Il s'agit d'un tissu neuronal très fin et hypersensible qui fait partie du système nerveux central : elle peut être vue comme un prolongement direct du cerveau dans l'œil. Elle recouvre la choroïde du côté intérieur.

La rétine est composée de deux feuillets, le feuillet extérieur (*épithélium pigmentaire*), adjacent à la choroïde, d'environ 10 μm d'épaisseur et le feuillet intérieur (*rétine neuro-sensorielle*) d'une épaisseur d'environ 200 μm qui, de son côté, peut être divisé en plusieurs couches. L'épithélium pigmentaire sert de chambre noire et à des fonctions majeures dans le métabolisme de la rétine neuro-sensorielle.

Le feuillet neuro-sensoriel contient les photorécepteurs qui sont responsables de la transformation de la lumière en signal neuronal. Ce signal est ensuite transmis au cerveau ou il est décodé pour permettre enfin la formation de l'image.

Il existe deux types différents de récepteurs : les bâtonnets pour la vision en noir et blanc (la vision nocturne) et les cônes pour la vision en couleur (vision en éclairage diurne). La sensibilité des bâtonnets est plus élevée que celle des cônes et elle dépend fortement de la longueur d'onde de la lumière incidente (elle est maximale pour une longueur d'onde d'environ 500 nm). Parmi les cônes, il existe trois types différents, qui sont chacun responsable de la réception de la lumière dans une région spectrale différente : il y a des récepteurs pour les ondes courtes, moyennes et longues. La couleur est le résultat de la superposition des trois impulsions produites par les trois récepteurs [1]. On a beaucoup plus de bâtonnets (130 millions) que de cônes (6-7 millions). Le diamètre des cônes est beaucoup plus petit que celui des bâtonnets. Plus on s'éloigne de la partie centrale, plus les cônes se font rares et leur diamètre augmente [2].

2.2.2 La macula et la fovéa

Dans la zone elliptique centrale se trouve le maximum de cônes. Cette zone qui permet une vision très précise, mesure 3 mm dans le grand axe et 2 mm dans le petit axe. Elle s'appelle la macula. La macula, tâche jaune, apparaît située au centre du pôle postérieur comme une fine excavation [2].

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. La fovéa est la partie centrale de la macula. Elle mesure 1300 à 1500 microns. Elle contient 400 000 cônes. Les cônes ont besoin de plus de lumière que les bâtonnets pour être excités. Les cônes réagissent plus en éclairage diurne qu'en éclairage nocturne. Les bâtonnets ont besoin de beaucoup moins de lumière pour réagir, ils assurent la vision nocturne [2].

2.3 Méthodes d'exploration de la rétine

2.3.1 Introduction

L'exploration du globe oculaire, y compris la rétine, demeure avant tout clinique : lorsque la transparence des milieux oculaires est suffisante, l'utilisation de la lampe à fente, associée à la biomicroscopie permet d'analyser les structures intraoculaires et de cerner les processus pathologiques.

L'imagerie va affiner cette approche en donnant des mensurations précises, une localisation spatiale, une idée de la nature tissulaire et de la vascularisation de ces processus.

Depuis l'invention de l'ophtalmoscope par Hermann Von Helmholtz en 1850, permettant ainsi et pour la première fois la visualisation de la rétine des patients, l'exploration de la rétine s'est considérablement modifiée, particulièrement pendant ces dix dernières années. Elle fait appel à des techniques d'imagerie médicale telles que le scanner, l'imagerie par résonance magnétique (IRM), l'échographie, l'échographie Doppler couleur (EDC), l'ophtalmoscopie à balayage laser (SLO) et la tomographie à cohérence optique (OCT). Leurs indications respectives dépendent des signes cliniques et de la structure spécifique à explorer. Il convient de respecter des arbres de décision diagnostiques en commençant toujours par l'exploration la plus simple, la moins agressive et la moins chère.

Les radiographies standard n'ont plus qu'un rôle très réduit, essentiellement réservé à l'exploration des malformations et des traumatismes. Le scanner et l'IRM sont utilisés pour l'évaluation morphologique et topographique des lésions oculaires et des tumeurs orbitaires. L'EDC est une nouvelle technique qui vient compléter les renseignements fournis par l'échographie.

Il permet d'étudier la vascularisation de l'orbite et celle des masses oculaires et orbitaires. En ce qui concerne la structure vasculaire de la rétine, l'examen le plus courant se fait en angiographie à la fluorescéine pour étudier les vaisseaux rétinien et au vert d'indocyanine (1990) pour étudier les vaisseaux choroïdiens. La fluorescence infrarouge de l'indocyanine éclaire la circulation sanguine de la choroïde produisant une vision très améliorée de la structure vasculaire profonde et fournit des images qui sont complémentaires à celles produites par la fluorescéine.

2.3.2 Angiographie rétinienne à la fluorescéine

2.3.2.1 origines et présentation

Angio est un mot d'origine grec : *Aggeion* qui veut dire vaisseau, donc l'angiographie est la technique d'exploration des vaisseaux. A l'origine elle était utilisée en imagerie radiologique pour la mise en évidence des vaisseaux pulmonaires et cardiaques, avec injection d'un produit de contraste (solution à base d'iode). Après qu'on ait pu examiner pour la première fois en 1960 (grâce aux travaux de Mac Lean et de Maumenee) le fond d'oeil à la lampe à fente après injection intraveineuse de fluorescéine, deux étudiants en médecine, Novotny et Alvis, ont mis au point la technique d'angiographie en fluorescence en 1961 en l'appliquant pour la première fois sur un oeil humain.

Depuis cette date, l'angiographie rétinienne en fluorescence est devenue une partie intégrante des examens complémentaires ophtalmologique. C'est un examen indispensable pour le diagnostic et la thérapie de la pathologie rétinienne [2].

2.3.2.2 Technique et équipement

L'angiographe est l'appareil utilisé pour un examen d'angiographie rétinienne. La technique consiste à prendre des photographies de la rétine sur un intervalle de temps d'une dizaine de minutes. La figure 2.2 présente le schéma du principe de fonctionnement de l'angiographe.

L'angiographe est muni d'un support de filtres afin de choisir différents types de lumière (bleue, verte, rouge) qui sera projetée sur la rétine qui réfléchit une image dont seule la longueur d'onde sélectionnée par un filtre d'arrêt est reçue par une camera CCD ou un film photographique. Pour obtenir un meilleur contraste et un aspect fonctionnel des structures rétinien (arbre vasculaire, dépôts lipidiques, structures pathologiques), on utilise un produit de contraste injecté dans la circulation sanguine ; il s'agit de la fluorescéine en lumière visible et du vert d'indocyanine en infrarouge.

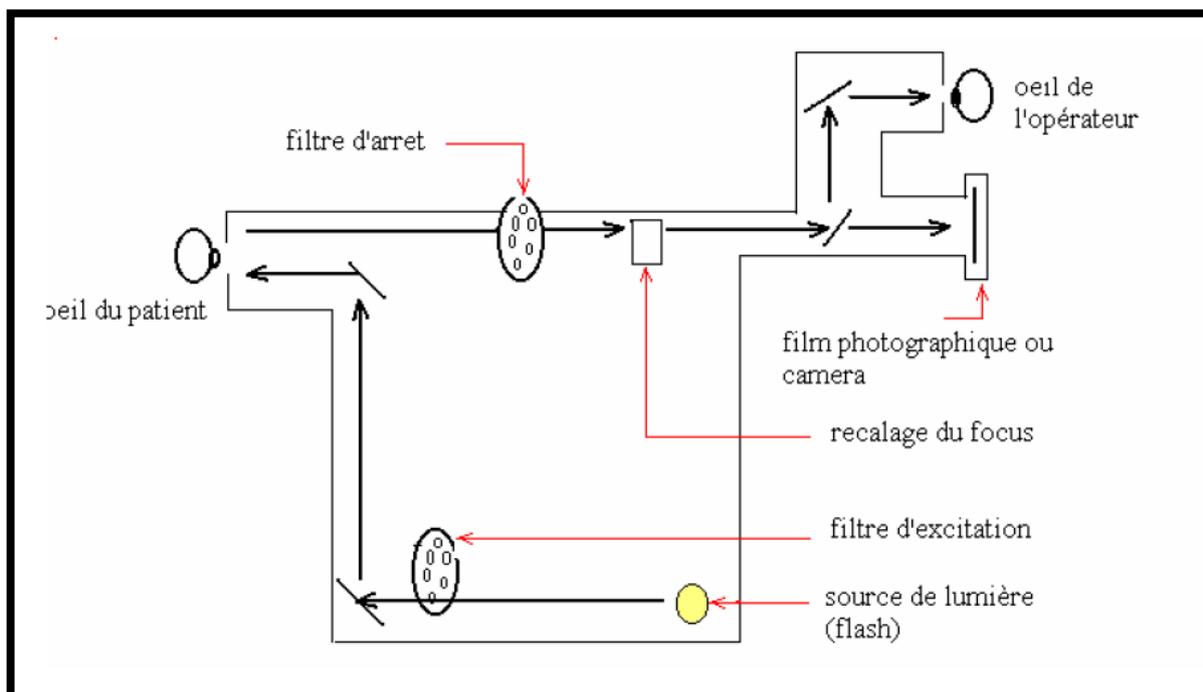


Figure. 2.2 : Schéma de principe de l'angiographe [2]

L'angiographie est une technique d'imagerie utilisée en routine clinique, elle présente de nombreux avantages : non invasive, atraumatique et permet une bonne visualisation du réseau vasculaire rétinien par injection du produit de contraste ; il est ainsi possible de mettre en évidence l'aspect fonctionnel de la rétine et de sa circulation sanguine.

2.3.2.3 Examen d'angiographie rétinienne à la fluorescéine

Un examen d'angiographie rétinienne complet comporte deux parties : une première partie consacrée à la réalisation des photographies avant injection de fluorescéine et une seconde partie réservée à la réalisation de photographies après injection de fluorescéine.

a- Photographies avant injection de fluorescéine

Des photographies couleurs du fond d'œil, sans utilisation de filtres, ainsi que des photographies noir et blanc (Figure 2.3), avec l'utilisation du filtre vert (images monochromatiques), sont prises par routine clinique. Ces premières photographies, obtenues avant injection de fluorescéine, permettent de repérer certaines structures anatomiques.

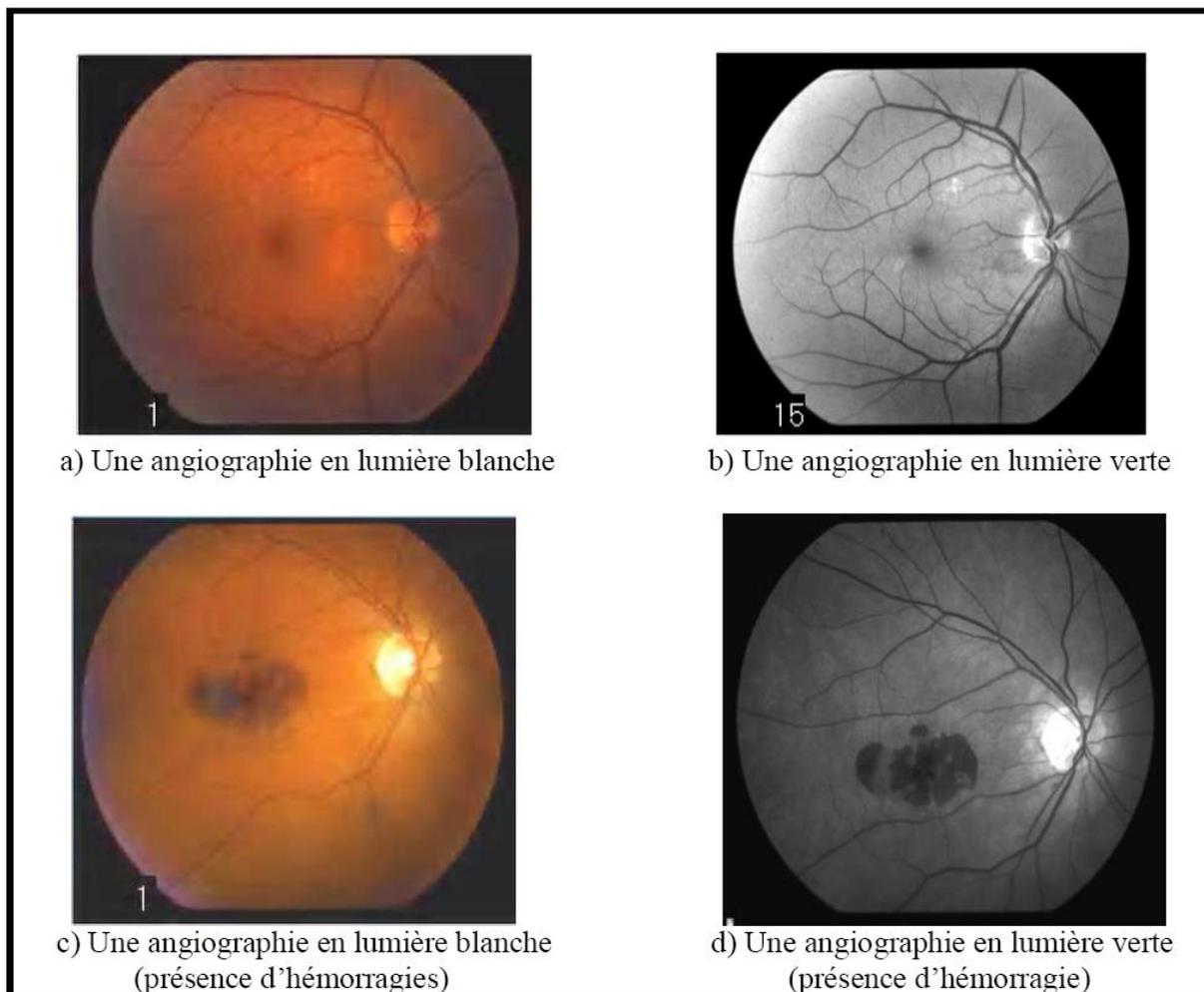


Figure. 2.3 : Clichés d'angiographie rétinienne avant injection de fluorescéine [2]

b- Photographies après injection de fluorescéine

b.1 La fluorescéine

La fluorescéine, ou plus exactement le sodium de fluorescéine, est une petite molécule atoxique de formule $C_{20}H_{12}O_5Na$. Elle est préparée par synthèse à partir de l'anhydride de l'acide phtalique et de la résorcine par chauffage à $200^{\circ}C$, c'est Von Baeyer qui a synthétisé, pour la première fois, ce colorant en 1871. Son excitation par une lumière monochromatique produit une fluorescence pendant tout le temps que dure l'émission de la source de lumière [2].

Ses courbes d'absorption et d'émission montrent un maximum d'absorption pour une longueur d'onde de 488 nm (lumière bleue) et un maximum d'émission pour une longueur d'onde de 530 nm (lumière jaune-verte) (figure 2-4). Grâce à ses propriétés de fluorescence, la fluorescéine est très utile dans les applications industrielles, scientifiques et médicales. Ce colorant est métabolisé par les reins et éliminé par les urines en 24 à 36 heures, après son administration.

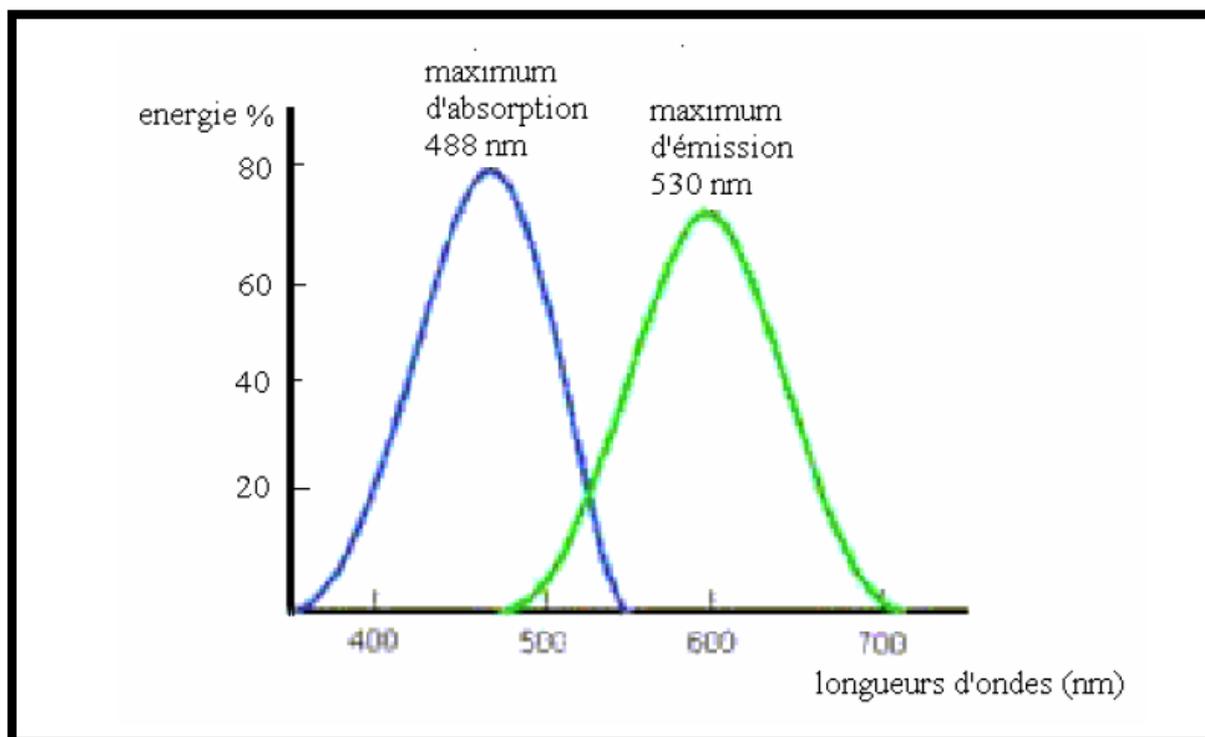


Figure. 2.4 : Courbes d'absorption et d'émission du sodium de la fluorescéine [2]

La lumière blanche générée par la source de lumière de l'angiographe, muni de cameras de fond d'oeil spécialisées, passe à travers un filtre d'excitation qui transmet seulement une partie de cette lumière blanche avec une longueur d'onde d'environ 490nm (lumière bleue).

Une partie de cette lumière bleue frappe la rétine et sera reflétée, l'autre partie est absorbé par la fluorescéine qui devient fluorescente en émettant une lumière verte. Par ce que seule la lumière verte, émise par le produit de contraste, doit être exploitable en angiographie, un second filtre : le filtre d'arrêt est utilisé, ce dernier transmet la lumière verte émise par la fluorescéine et absorbe la lumière bleue reflétée.

Les images issues d'une angiographie à la fluorescéine sont acquises en noir et blanc. Sur un cliché positif, les parties de la rétine qui contiennent le colorant apparaissent en blanc contre le noir du fond de l'oeil (figure 2.5)

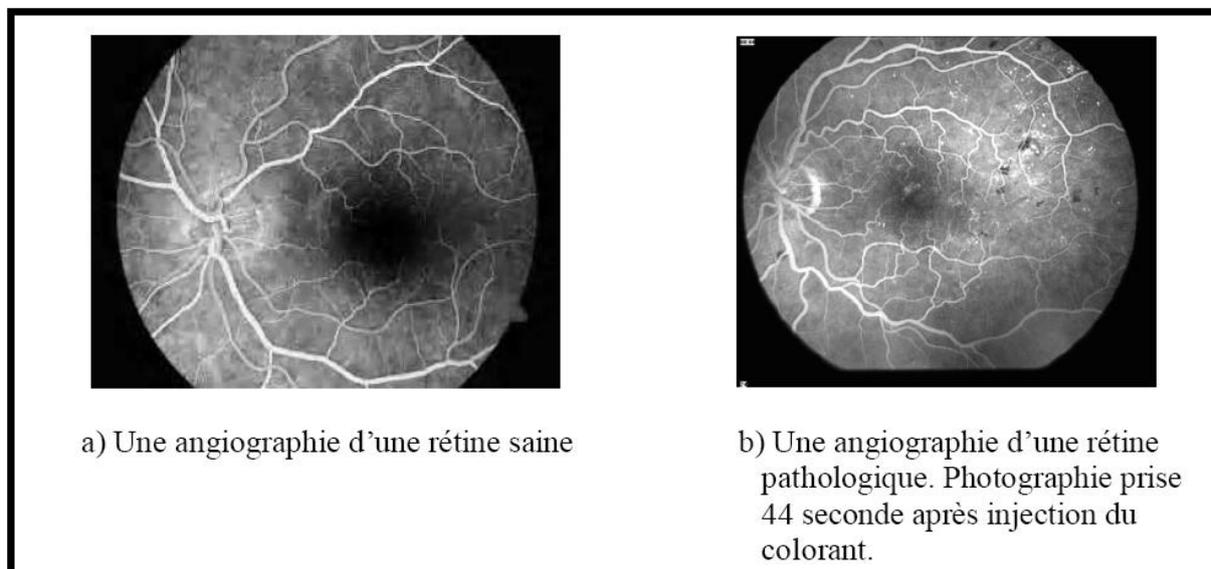
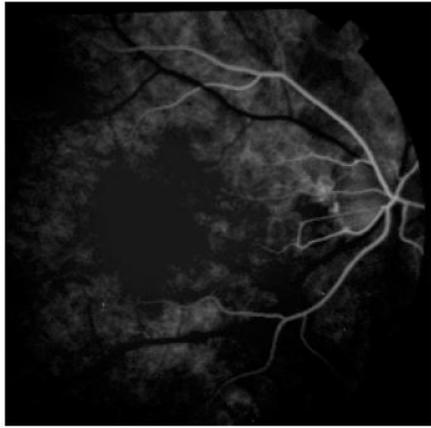


Figure. 2.5 : Images d'angiographie rétinienne à la fluorescéine [2]

b.2 Phases fondamentales d'une angiographie à la fluorescéine

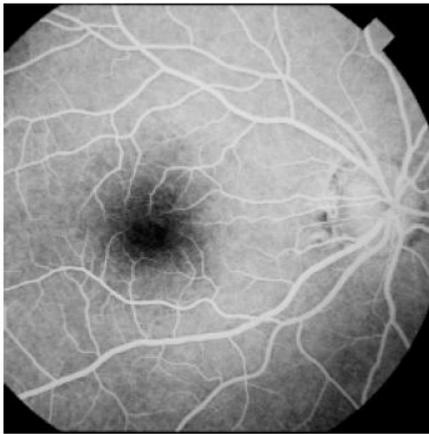
Après injection de la fluorescéine, son transit à travers les différents compartiments vasculaires permet de distinguer les temps circulatoires suivants (figure 2.6) :



a) cliché en temps artériel
12 sec après injection



b) cliché en temps artérioveineux
15 sec après injection



c) cliché en temps veineux
20 sec après injection



d) cliché pris durant la phase médiane
52 sec après injection



e) cliché pris durant la phase tardive. 5 mn après injection

Figure. 2.6 : Temps d'une angiographie rétinienne à la fluorescéine[2]

- Le temps artériel : débutant environ 10 à 12 secondes après injection de la fluorescéine. Il correspond à l'arrivée de la fluorescéine dans l'artère centrale de la rétine.
- Le temps rétinien artérioveineux ou le temps veineux précoce : cette phase est marquée par l'apparition du produit de contraste sous forme d'un courant laminaire fluorescent sur le bord des veines.
- Le temps veineux rétinien au cours duquel l'ensemble du réseau vasculaire est rempli.
- La phase médiane : appelée aussi la phase circulatoire, elle correspond à un degré de fluorescence égale entre les artères et les veines. L'intensité de la fluorescence du produit de contraste commence à diminuer très lentement durant cette phase.
- La phase tardive : appelée aussi la phase éliminatoire, elle se manifeste au niveau de la vascularisation choroïdale et rétinienne par une élimination graduelle de la fluorescéine. La coloration du disque optique durant cette phase est tout à fait normale et toute autre région montrant une hyperfluorescence tardive est un indice d'une anomalie.

Dans ce deuxième paragraphe, nous avons présenté les différentes méthodes d'exploration de la rétine ; cette dernière peut être affectée par plusieurs maladies. La rétinopathie diabétique est une maladie très sévère de la rétine, c'est une affection ophtalmologique considérée comme la complication la plus redoutable du diabète. Le paragraphe suivant sera dédié à la description de cette maladie.

2.4 La rétinopathie diabétique

Dans ce paragraphe une brève description de la rétinopathie diabétique est présentée.

2.4.1 Définition

La rétinopathie diabétique est une maladie dégénérative des vaisseaux sanguins de la rétine, qui survient chez les personnes atteintes de diabète. Elle apparaît lorsque l'excès de sucre dans le sang, caractéristique du diabète, a endommagé les petits vaisseaux qui approvisionnent la rétine en nutriments et en oxygène [53].

2.4.2 Epidémiologie [55]

Le diabète est une maladie très répandue. A travers le monde, environ 150 millions de personnes en souffrent et ce chiffre pourrait bien doubler d'ici 2025.

Le diabète de type 2 est beaucoup plus fréquent que le diabète de type 1 puisqu'il représente environ 90 % des cas mondiaux. Pourtant, le risque de rétinopathie diabétique est plus élevé en cas de diabète de type 1.

Pour le cas Français, à titre d'exemple, 35 à 40 % des personnes diabétiques sont atteintes d'une rétinopathie, soit environ 800 000 personnes. Aux Etats-Unis, plus de 2,5 % de la population de plus de 18 ans souffre de rétinopathie diabétique.

Les pays en développement eux non plus ne sont pas épargnés par cette affection, notamment en raison du manque d'ophtalmologistes pour assurer des visites annuelles de dépistage, on cite à titre d'exemple notre grand pays ; l'Algérie dans lequel la Rétinopathie Diabétique touche près de 3% de la population diabétique âgée de 40 ans et plus [53].

La rétinopathie est une cause majeure de cécité et de malvoyance. Ainsi, environ 10 % des diabétiques ont des problèmes de vision. Pourtant, selon des estimations, la détection et le traitement précoce de l'atteinte de la rétine permettraient de prévenir plus de 95 % des baisses d'acuité visuelle chez les diabétiques.

2.4.3 Facteurs de risque [55]

Plusieurs facteurs sont connus pour favoriser la survenue d'une rétinopathie diabétique et accélérer sa progression :

- L'ancienneté du diabète est le facteur de risque le plus important. En effet, après 15 ans d'évolution de la maladie, plus de 80 % des diabétiques sont atteints de rétinopathie.
- Plusieurs études ont montré qu'un mauvais équilibre de la glycémie était corrélé à la présence de la rétinopathie diabétique ou à sa progression. La normalisation de la glycémie est toujours bénéfique, même si la glycémie était déséquilibrée depuis longtemps, quel que soit le stade de la rétinopathie diabétique.
- L'hypertension artérielle, le tabagisme et la dyslipidémie sont d'autres facteurs de risque susceptibles de favoriser la survenue ou la progression de la rétinopathie diabétique.

- Durant la grossesse, les femmes diabétiques sont exposées à un risque accru de progression de la rétinopathie diabétique. Plusieurs raisons peuvent expliquer ce phénomène : la grossesse elle-même, l'ancienneté du diabète, un mauvais équilibre glycémique ou l'hypertension artérielle, fréquemment rencontrés au cours de la grossesse.

2.4.4 Symptômes

Au début, la rétinopathie ne s'accompagne souvent d'aucun symptôme visuel. Avec la progression de la maladie, un oedème maculaire peut être à l'origine d'une diminution de l'acuité visuelle. Il s'agit d'une accumulation de liquide au niveau de la macula.

A un stade ultérieur, la vision peut devenir trouble et le champ visuel peut être parsemé de taches noires ou de points lumineux (figure 2.7) . La baisse de la vision est normalement progressive et lente. Néanmoins, en cas d'hémorragie à l'intérieur de l'oeil ou de décollement de la rétine, la baisse de la vision est rapide et très prononcée.



Figure 2.7 : Vision d'un patient atteint d'un Rétinopathie Diabétique [52]

2.4.5 Lésions caractéristiques de la Rétinopathie Diabétique

Les lésions les plus caractéristiques de la Rétinopathie Diabétique sont toutes visibles dans l'image ci dessous:

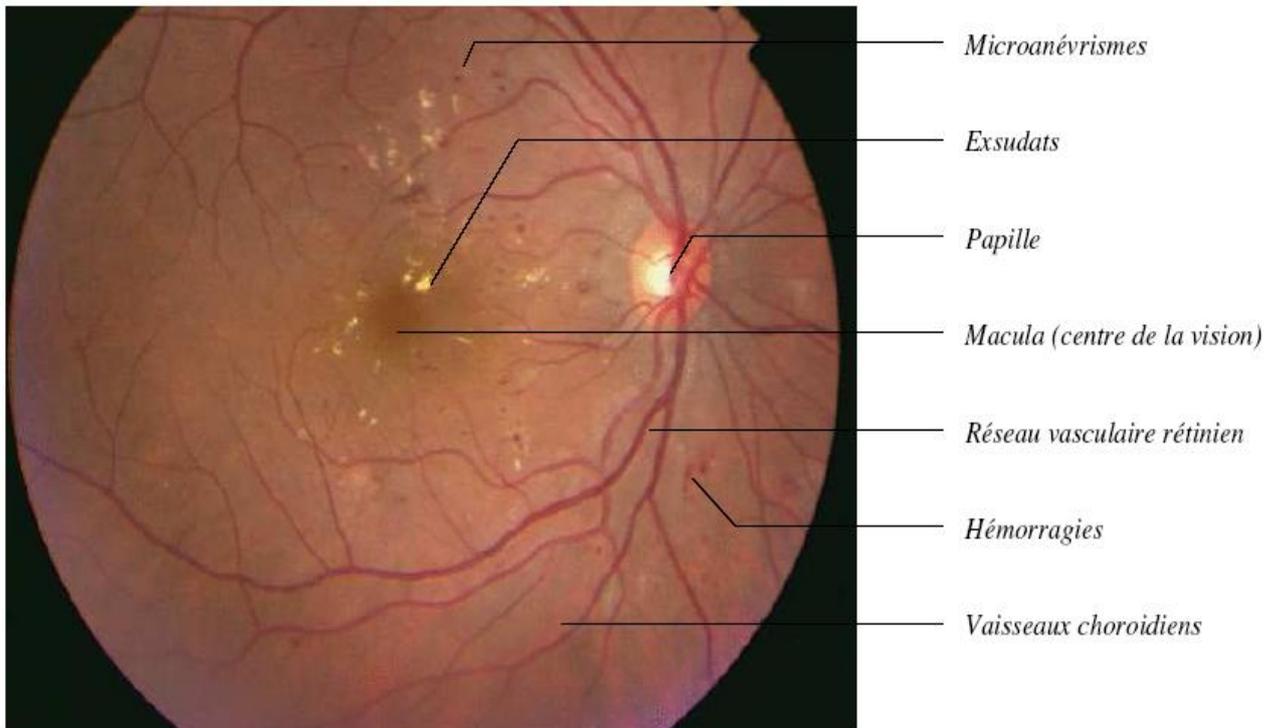
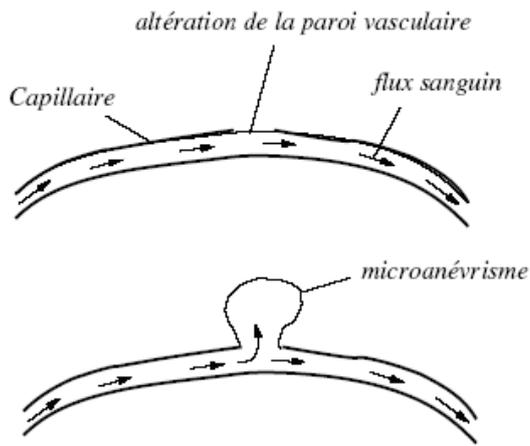


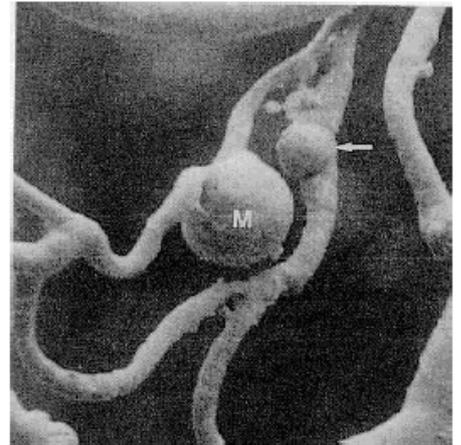
Figure 2.8 : Lésions caractéristiques de la RD [1]

2.4.5.1 Les microanévrismes [1]

Les microanévrismes sont le premier signe non équivoque de la Rétinopathie Diabétique, et ils sont caractéristiques de cette maladie. Parallèlement, l'augmentation de leur nombre est un bon indice de la progression de la maladie dans ses stades initiaux. Comme premier signe et indice d'aggravation, les microanévrismes ont une importance particulière et leur détection est essentielle pour une prise en charge précoce et une prise en charge de la maladie. Les microanévrismes sont des ectasies développées à partir d'un capillaire rétinien (voir figure 2.9).



(a) La genèse d'un microanévrisme sur un capillaire



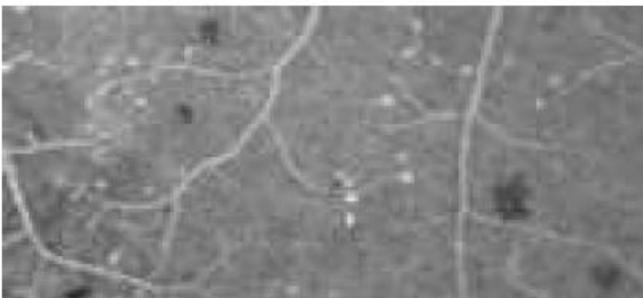
(b) Microanévrisme provenant d'un capillaire veineux

Figure 2.9 : Les microanévrismes [1]

Le mécanisme qui les produit n'est pas encore compris soit ils sont dus à un affaiblissement de la paroi capillaire, soit ils sont le début d'une néo vascularisation.

Ils apparaissent dans les angiographies à la fluoresceine comme des points(ou petits cercles) isolés hyper fluorescents, assez contrastés, avec des bords nets, de diamètre compris entre 10 μm et 100 μm (voir la figure 2.10). Dans des images couleur, ils ont la même forme et la même taille, la couleur est rouge.

Les microanévrismes ne menacent pas eux-mêmes la vision, mais ils sont indicateurs de l'apparition et de l'aggravation de la maladie et entraînent des complications.



(a) Des microanévrismes dans l'angiographie à la fluoresceine



(b) Des microanévrismes dans une image couleur

Figure 2.10 : Des microanévrismes dans des images rétinienne [1]

Parfois, les microanévrismes disparaissent. Cette disparition est due à une occlusion du microanévrisme lui-même ou du capillaire d'où il provient. Cette disparition témoigne aussi d'une ischémie locale (puisque'il existe une occlusion du capillaire porteur). Bien que cette interprétation de la disparition d'un microanévrisme n'ait pas encore été prouvée, le taux de renouvellement de microanévrismes, c'est-à-dire le taux de microanévrismes qui apparaissent ou disparaissent, est un indicateur pour l'activité de la maladie probablement plus puissant que le nombre de microanévrismes dans la rétine. Pourtant, sa valeur diagnostique n'a jamais été évaluée. En effet, pour évaluer la valeur diagnostique du taux de renouvellement, il faudrait faire une étude de suivi des patients et de comparaison entre beaucoup de clichés pris à des examens successifs. A cause de problèmes techniques, ces études n'ont été effectuées jusqu'à présent.

2.4.5.2 Les hémorragies rétinienne

Les hémorragies rétinienne sont des accumulations de sang dans la rétine (voir figure 2.11). Elles sont dues à une rupture d'une paroi d'un capillaire ou d'un microanévrisme ; elles disparaissent au bout de quelques mois. Leur augmentation est un indicateur d'une ischémie rétinienne aggravée. On distingue trois types différents : les hémorragies ponctiformes sont petites et aux limites nettes ; elles ressemblent aux microanévrismes dans des images couleur. A part elles, il existe des hémorragies en flammèches et des hémorragies en taches.



Figure 2.11 : Des hémorragies dans des images rétinienne [1]

2.4.5.3 Les exsudats

Les exsudats sont des accumulations de dépôts lipidiques au sein de la rétine qui sont dus aux diffusions anormales venant d'anomalies micro vasculaires. Ils témoignent d'un oedème. Dans les images couleur, ils apparaissent très illuminés, jaunâtres, de tailles variées, avec des bords nets (voir figure 2.12). Le nombre d'exsudats augment en l'absence de traitement et ils s'accumulent dans la région maculaire. Ils peuvent être traités avec la photo coagulation.

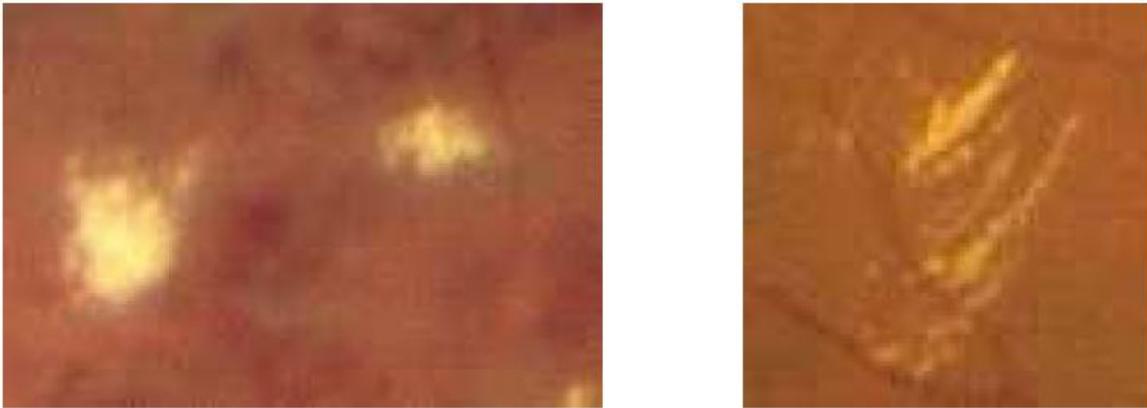


Figure 2.12 : Des exsudats dans des images couleurs. Formes et tailles très variées[1]

2.4.5.4 L'oedème maculaire

L'oedème maculaire est une accumulation de liquide dans la zone maculaire de la rétine, qui est due à une rupture de la barrière hémato-rétinienne interne. Il se traduit par un épaissement rétinien. L'oedème maculaire est directement accompagné par une dégradation visuelle lente mais progressive.

2.4.6 Formes cliniques évolutives de la rétinopathie diabétique [2]

On distingue 3 stades évolutifs de gravité croissante de la rétinopathie diabétique. Cette évolution peut se faire sur des dizaines d'années, mais parfois de façon fulgurante (en 3 ou 5 ans). Généralement, l'évolution est d'autant plus rapide que le diabète est mal équilibré et qu'il existe d'autres facteurs de risque vasculaire. L'angiographie reste l'examen roi, plus sensible que le fond d'oeil, pour préciser le type de rétinopathie.

2.4.6.1 Rétinopathie débutante

2.4.6.1.1 Les symptômes

L'examen du fond d'oeil est normal ou presque, présence de microhémorragies, on peut parfois observer les microanévrismes qui sont pathognomoniques : petit point rouge vif, de la taille d'une tête d'épingle.(voir figure 2.13).



Figure 2.13 : Rétinopathie débutante [2]

2.4.6.2 Rétinopathie non proliférante oedémateuse et/ou ischémique

2.4.6.2.1 Les symptômes

Dans cette phase, une baisse visuelle en cas d'oedème maculaire ou d'hémorragie de la région maculaire peut être signalée.

Cette forme de rétinopathie diabétique comporte deux aspects cliniques, selon que c'est l'oedème qui prédomine ou l'ischémie ; souvent, on peut avoir des formes mixtes. Ainsi, c'est l'angiographie, mieux que l'examen du fond d'oeil, qui précise la forme clinique.

2.4.6.2.2 Rétinopathie oedémateuse

L'hyperperméabilité capillaire est responsable d'un oedème intrarétinien (figure 2.14), avec des exsudats secs qui sont des petits points blancs à contours nets. L'angiographie met bien en évidence les zones d'oedème (diffusion du colorant)



Figure 2.14 : Rétinopathie oedémateuse [2]

2.4.6.2.3 Rétinopathie ischémique non proliférante (ou préproliférante)

La rétinopathie diabétique préproliférante est un état intermédiaire entre la rétinopathie débutante et la rétinopathie proliférante. A ce stade, des signes d'ischémie rétinienne en extension apparaissent : des occlusions capillaires étendues (figure 2.15), des anomalies microvasculaires intrarétiniennes (AMIR) et des zones de non perfusion largement disséminées.

Les anomalies microvasculaires intrarétiniennes (AMIR) sont des anomalies vasculaires comme des dilatations, des ectasies ou des bourgeonnements. Elles témoignent d'une occlusion vasculaire et par conséquent d'une ischémie locale. Elles représentent une réponse néovasculaire à cette occlusion. Leur forme est plutôt irrégulière. parfois, elles peuvent être facilement confondues avec des microanévrismes.

Dans la rétinopathie préproliférante, des zones importantes de rétine ne sont plus perfusées. Comme il n'y a pas de circulation sanguine, ces zones sont dépourvues d'exsudats durs et de microanévrismes. L'absence de perfusion est surtout visible en angiographie. Normalement, la perfusion capillaire ajoute une couleur blanchâtre à la fluorescence choroïdienne. Les zones de non perfusion, puisqu'elles n'apportent pas cette contribution, ont un aspect gris.

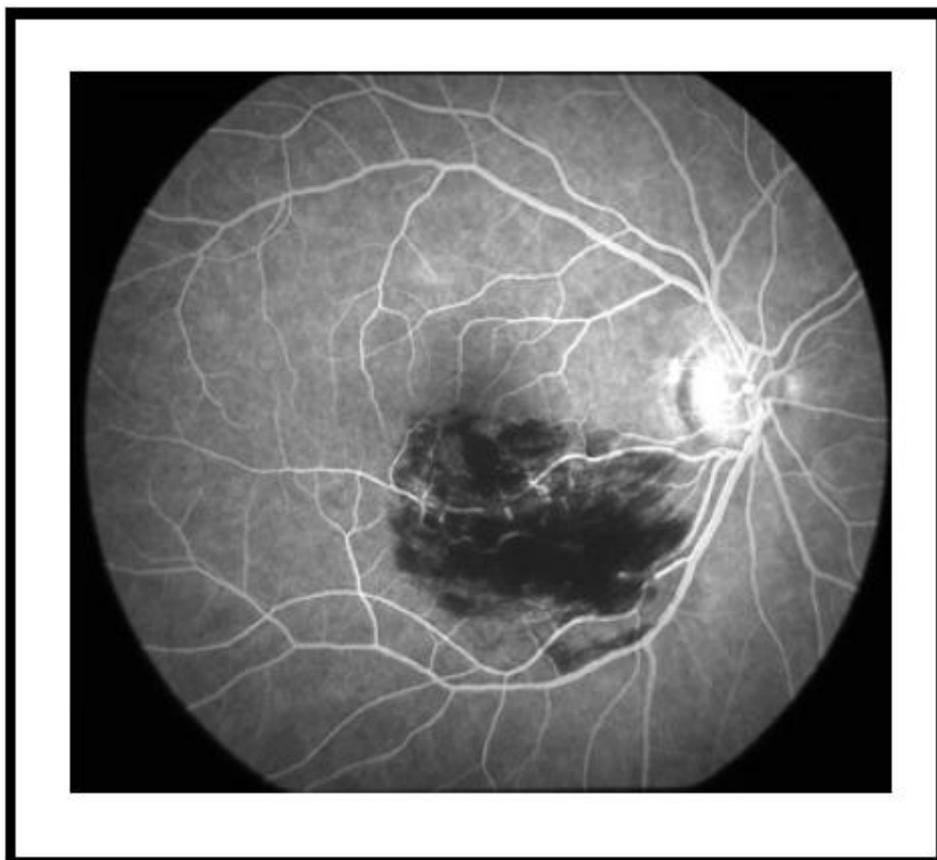


Figure 2.15 : Rétinopathie préproliférante [2]

2.4.6.3 Rétinopathie ischémique proliférante

Il se développe une circulation collatérale, faite de néovaisseaux anarchiques et fragiles. Ces néovaisseaux prolifèrent sur tous les territoires ischémiques et sont de plus en plus nombreux, puis finissent par proliférer en avant de la papille. Les grands néovaisseaux peuvent être détectés dans des images de fond d'oeil, mais les néovaisseaux de petite taille ne sont visibles que dans les angiographies (figure 2.16) (figure 2.17).

Ces néovaisseaux risquent de proliférer dans l'angle irido-cornéen, source d'un glaucome néovasculaire effroyable, dans le vitré, source d'hémorragie dans le vitré ou de décollement rétinien et sur la macula, source d'hémorragie maculaire.

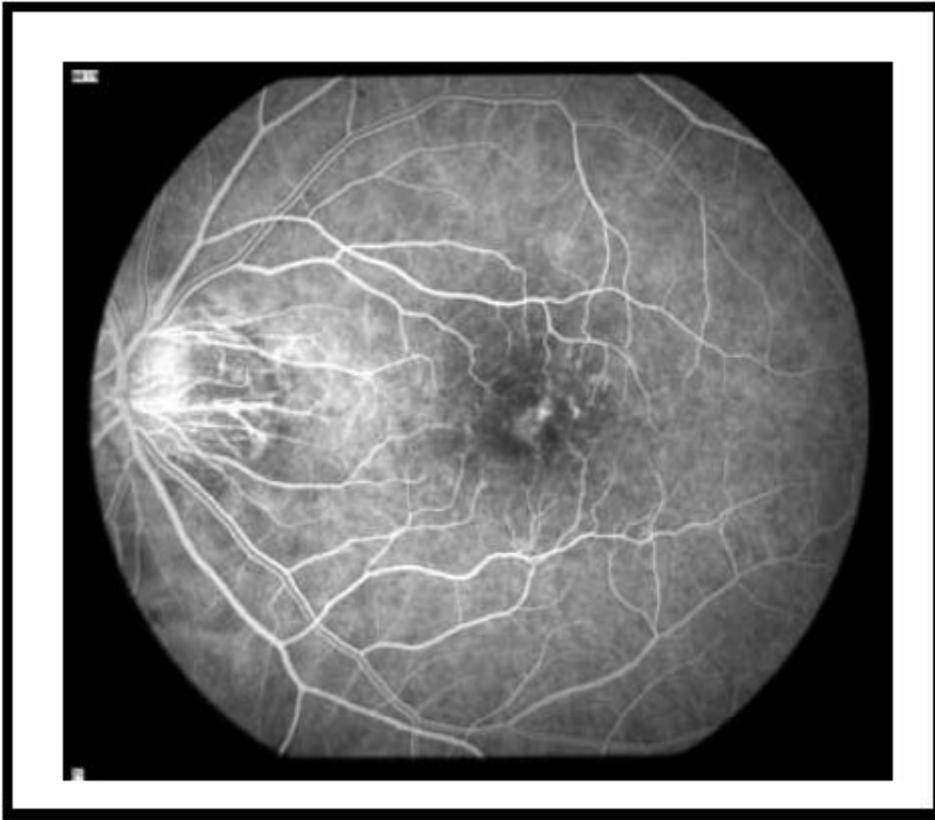


Figure 2.16 : néovascularisation choroïdale au centre de la macula [2]

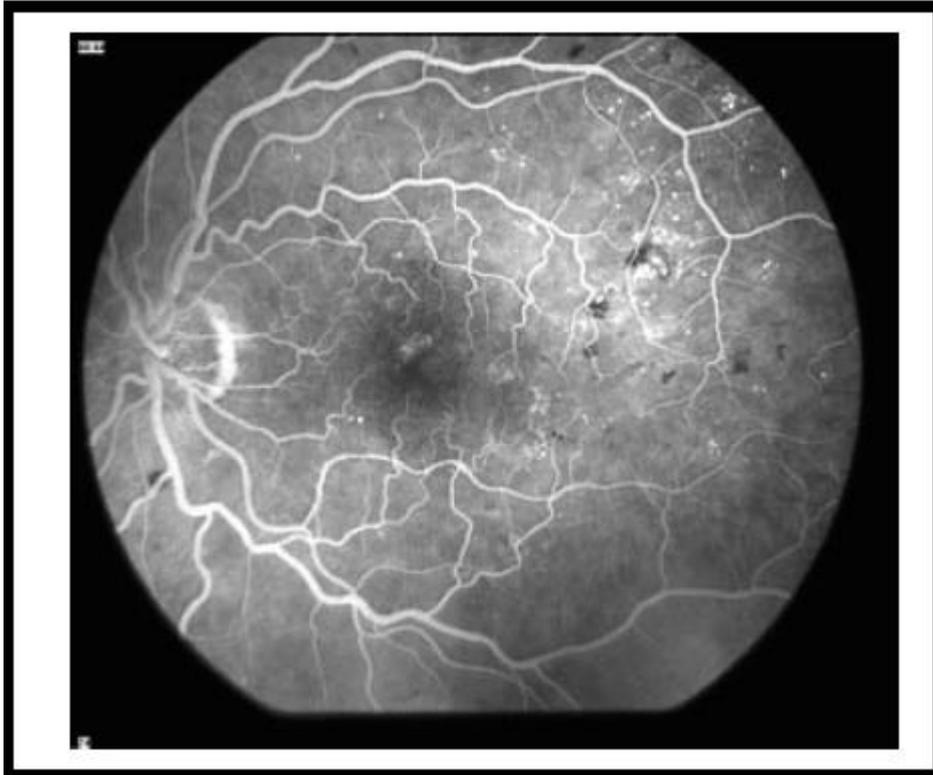


Figure 2.17 : Rétinopathie diabétique proliférante avec des microanévrismes (petites taches blanches :hyperfluorescence) et des hémorragies (zones noires :hypofluorescence) et des néovaisseaux tortueux[2].

2.4.7 Traitement de la Rétinopathie Diabétique [2]

Les complications de la rétinopathie diabétique, qui sont la cause de malvoyance et de cécité, peuvent être prévenues par un traitement adapté : l'équilibre strict de la glycémie et de la tension artérielle permettent de diminuer l'incidence et de ralentir la progression de la rétinopathie diabétique. Selon le degré d'évolution de la maladie, l'ophtalmologiste peut être amené à proposer un traitement complémentaire par photocoagulation des lésions rétiniennes au LASER. Le succès d'un traitement simple et efficace dépend essentiellement du moment où il est appliqué : la cécité ou la malvoyance ne peuvent être prévenues que si le traitement est appliqué précocement, donc dans un stade asymptomatique. Mais l'évolution des lésions liées à la rétinopathie diabétique se fait le plus souvent sans bruit au début, car elles épargnent la partie centrale de la rétine. La vision ne commence à diminuer que lorsque la macula est elle-même atteinte, alors que la maladie évolue déjà silencieusement depuis longtemps.

C'est dire l'intérêt de réaliser des bilans de routine chaque année, à la recherche de lésions insoupçonnées par le malade : la rétinopathie diabétique remplit tous les critères pour faire l'objet d'un dépistage de masse.

L'angiographie en fluorescence est indispensable lorsqu'il existe une rétinopathie diabétique. Elle est également pratiquée en dépistage chez les diabétiques ayant plus de 5 années d'évolution du diabète. L'angiographie permet, en effet, de mettre en évidence des signes infracliniques de rétinopathie diabétique, ou des signes discrets qui peuvent échapper à l'examen biomicroscopique. Elle sert également de guide au traitement par photocoagulation.

2.5 Conclusion

La rétine est la pièce maîtresse de l'œil. Elle constitue dans le système visuel humain, le capteur des images du monde extérieur. Les altérations des vaisseaux de la rétine peuvent donc causer préjudice à la vue.

Dans ce chapitre préliminaire nous avons décrit le cadre ou le contexte biomédical dans lequel s'inscrit notre travail à savoir la Rétinopathie Diabétique, une maladie particulièrement sévère et répandue, et qui affecte la rétine des malades diabétiques entraînant, dans le cas de non dépistage précoce et de survenue de complications, une cécité visuelle.

Nous avons commencé par une description de l'anatomie de l'œil en situant la rétine. Ensuite on a présenté l'exploration de cette dernière (la rétine) à l'aide d'un examen angiofluorographique, et enfin on a détaillé la Rétinopathie Diabétique : le cours de la maladie, ces symptômes et les complications qui peuvent survenir.

Dans le chapitre qui suit, on fera un état de l'art sur la recherche d'images de manière générale : recherche d'images par mots clés, recherche d'images par le contenu visuel dans le cas général et dans le cadre d'imagerie médicale, on abordera aussi les différentes techniques d'extraction de descripteurs visuels à partir d'images numériques.

Chapitre 3

RIBC ET DIAGNOSTIC DE LA RETINOPATHIE DIABETIQUE

3.1 Introduction

Ce chapitre décrit l'approche adoptée pour atteindre les objectifs fixés, en tenant compte des spécificités des lésions caractéristiques de la pathologie étudiée, en effet, dans plusieurs domaines d'application de la RIBCV, l'utilisation de descripteurs résumant l'information photométrique globale des images, tels que les histogrammes de couleurs des images entières, n'offre pas toujours des résultats satisfaisants. Dans le domaine médical, par exemple, des descripteurs locaux, stockant les caractéristiques visuelles de régions d'image, sont nécessaires car le nombre de pixels représentant une pathologie est faible par rapport au nombre total de pixels dans l'image. Une description globale ne permet pas de différencier suffisamment les images de la base et ne tient pas compte de la localisation des pixels et des régions d'intérêt [56].

3.2 Vue globale de l'approche adoptée

Notre système de recherche d'images par le contenu est basé sur la combinaison de deux approches (voir figure 3.1):

- Analyse de l'image en utilisant la multi résolution hiérarchique;
- Décomposition de l'image en arbre quaternaire.

3.2.1 Analyse de l'image en utilisant la multi résolution hiérarchique

3.2.1.1 Ondelettes et analyse multirésolution

La théorie de Fourier montre qu'un signal peut être décrit et représenté par une somme infinie de sinusoides. Cette somme est désignée sous le nom de série ou d'expansion de Fourier. L'inconvénient de cette expansion de Fourier est qu'elle décompose uniquement le signal en fréquence : elle ne contient aucune information spatiale. Ceci signifie que, bien que nous puissions déterminer toutes les fréquences dans un signal, nous ne savons pas quand elles sont présentes.

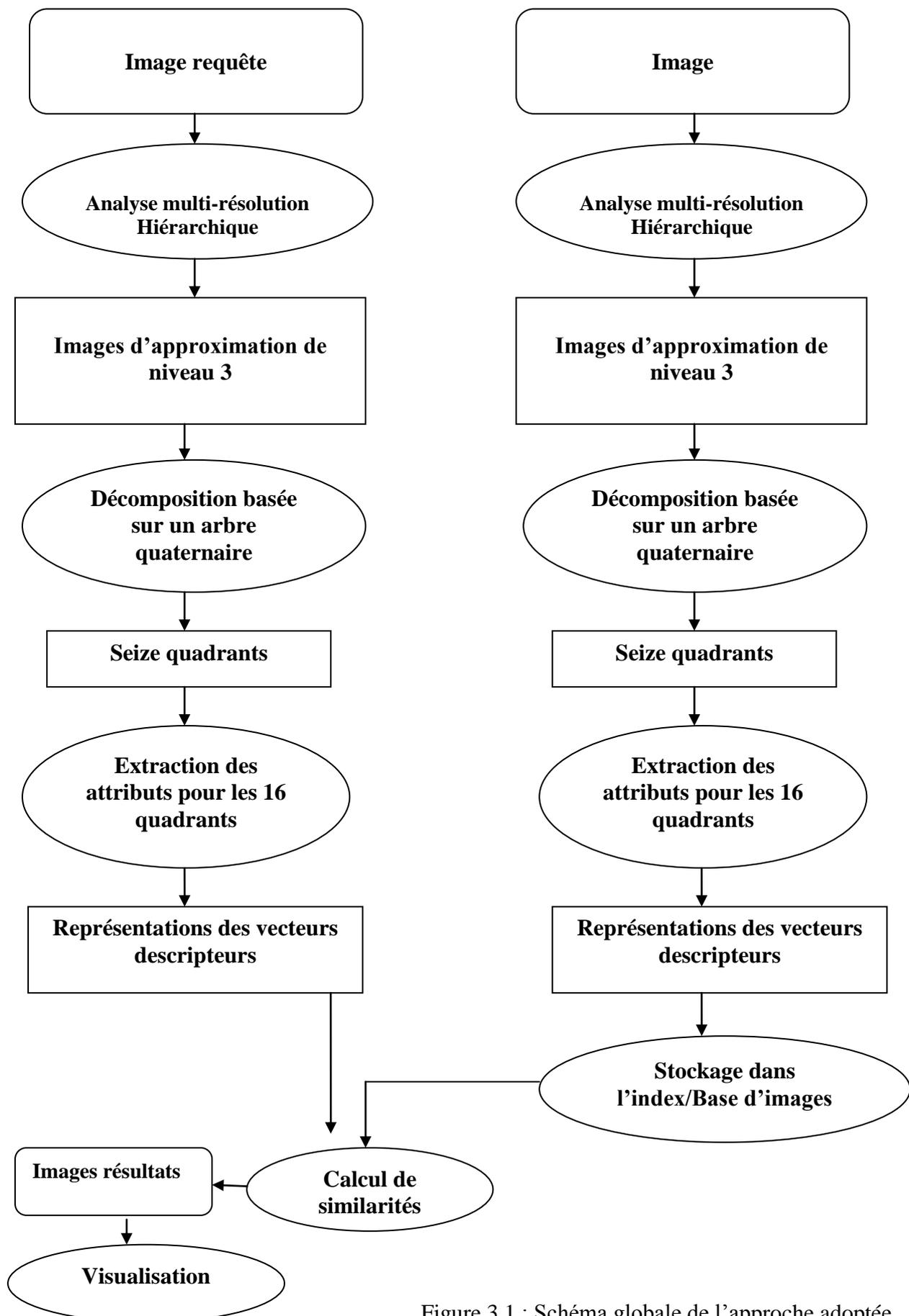


Figure 3.1 : Schéma globale de l'approche adoptée

Plusieurs solutions ont été proposées pour représenter en même temps un signal dans les domaines temporels et fréquentiels. Mais d'après le principe de l'incertitude de Heisenberg, il est impossible de connaître la fréquence exacte et le temps exact de l'occurrence de cette fréquence dans un signal. En d'autres termes, un signal ne peut pas simplement être représenté comme un point dans l'espace de temps-fréquence [53].

La transformée en ondelettes ou l'analyse en ondelettes est une des solutions les plus utilisées pour surmonter les problèmes temps-fréquence de la transformée de Fourier. Dans l'analyse en ondelettes, l'utilisation d'une fenêtre modulée en échelle résout le problème de découpage du signal. La fenêtre est déplacée sur le signal et pour chaque position, le spectre est calculé. Puis le processus est répété plusieurs fois avec une fenêtre légèrement plus courte (ou plus longue) pour chaque nouveau cycle : c'est l'analyse temps-échelle. A la fin, le résultat est une collection de représentations temps-fréquence du signal, à différentes résolutions. Nous parlons alors d'analyse multi-résolution[53].

La multi résolution hiérarchique permet de représenter une image sous un format réduit, l'ensemble des images aux différentes résolutions a l'aspect d'une pyramide, d'où le nom souvent utilisé d'approche pyramidale. Ceci présente un grand avantage en traitement d'images du fait que l'image réduite occupe moins d'espace mémoire, ce qui permet d'accélérer les traitements. Une pyramide est une « pile » d'images dont l'image de base est l'image de pleine résolution (image originale).

Les images d'une pyramide sont couramment désignées par l'indice N ou « Image de niveau N ». I_0 est l'image de base, et l'image de niveau N a une résolution double par rapport à la résolution de l'image du niveau précédent $N-1$. Les ondelettes permettent de représenter la différence d'informations existant entre le signal de départ et son approximation à une résolution plus grossière [57].

3.2.1.2 Algorithme de décomposition de Mallat [58]

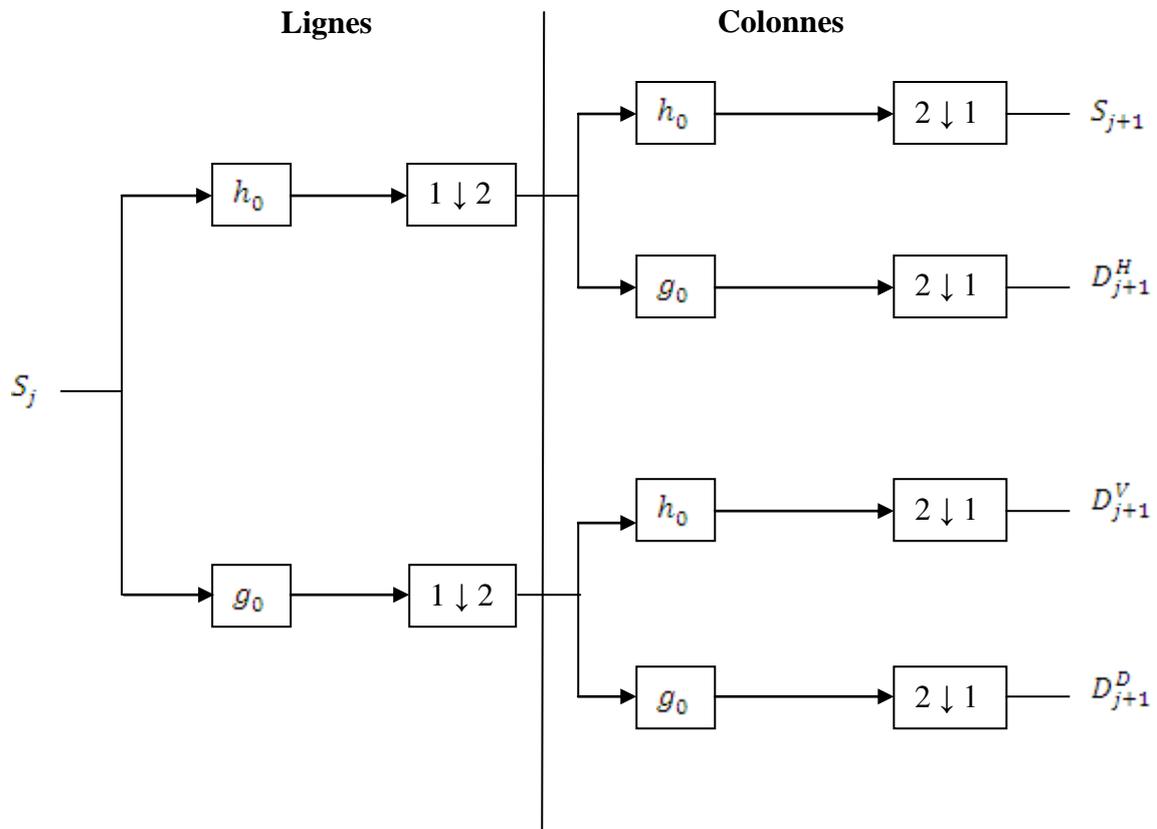
En utilisant l'algorithme de décomposition de Mallat (Figure 3.2) en 2D, une valeur sur deux de l'image originale est supprimée selon les lignes et selon les colonnes à chaque passage de l'ondelette. Les résolutions des approximations découlant de la décomposition sont donc toujours réduites par rapport à l'image précédente.

Chaque passage de l'ondelette a pour effet de produire une nouvelle image d'approximation et trois images de détails dont la résolution vaudra : $r_i = r_0 2^j$

j : niveau de décomposition

r_i : Résolution à l'approximation en question

r_0 : Résolution de l'image originale



X

: Convolution (ligne ou colonnes) avec le filtre X

$1 \downarrow 2$

: Décimation d'une ligne sur deux

$2 \downarrow 1$

: Décimation d'une colonne sur deux

Figure 3.2 : Algorithme de décomposition de Mallat [59].

3.2.1.3 Algorithme d'application d'une Ondelette à une image (voir figure 3.3 et 3.4)

L'idée est simple, comme tout filtre appliqué à une image, il suffit de multiplier les coefficients de l'ondelette (après l'avoir discrétisée) par la valeur des pixels de l'image à

traiter. On notera que l'ondelette peut alors être représentée sous la forme d'un tableau (de dimension 1) de valeurs décimales. En réalité il y a 2 tableaux qui représentent l'ondelette car une ondelette se compose de 2 filtres : un passe-bas et un passe-haut (voir exemple ci-dessous : Ondelette de Daubechies discrétisée).

Ondelette de Daubechies :

Passe-Bas :

$[0.027 ; -0.017 ; -0.078 ; 0.267 ; \mathbf{0.603} ; 0.267 ; -0.078 ; -0.017 ; 0.027]$

Passe-Haut :

$[0 ; 0 ; 0.046 ; -0.029 ; \mathbf{-0.296} ; 0.558 ; -0.296 ; -0.029 ; 0.046]$

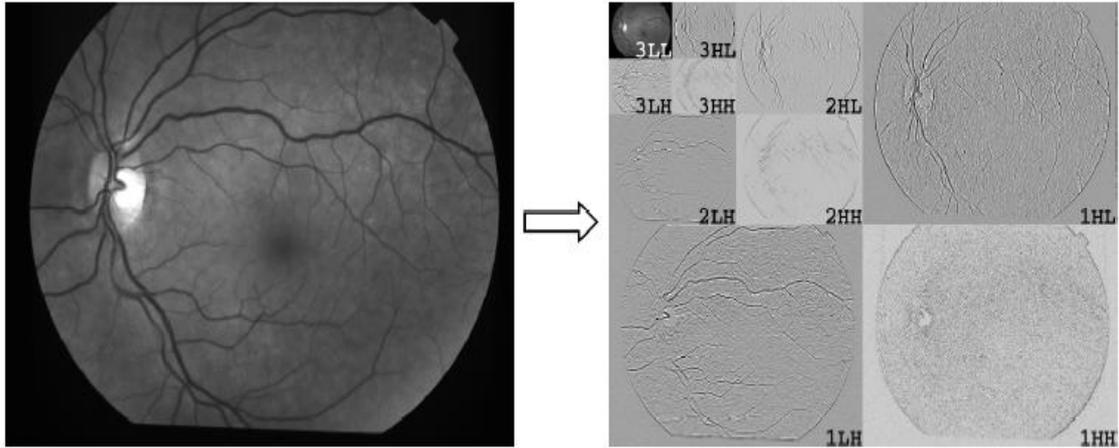


Figure 3.3 : Image rétinienne décomposée jusqu'à un troisième niveau avec l'ondelette de Daubechies [53].

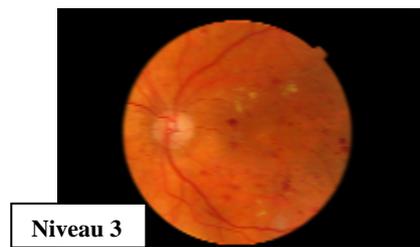


Figure 3.4 : Image rétinienne décomposée jusqu'à un troisième niveau avec l'ondelette de Daubchies.

3.2.2 Décomposition de l'image en arbre quaternaire

3.2.2.1 Définition (voir figure 3.5)

L'arbre quaternaire est une structure hiérarchique construite par divisions récursives de l'espace en quatre quadrants disjoints. Cette structure est très utilisée pour représenter les images, c'est-à-dire pour stocker les images elles-mêmes ou pour stocker et indexer les caractéristiques des images.

Pour être représentée par un arbre quaternaire, une image est récursivement décomposée en quatre quadrants disjoints de même taille, de telle sorte que chaque nœud de l'arbre quaternaire représente un quadrant dans l'image ou sous-image.

Il existe plusieurs fonctions permettant d'associer un identificateur à un nœud d'arbre quaternaire. Ces fonctions permettent de retrouver facilement, à partir de l'identificateur de l'image et du nœud d'arbre quaternaire, le quadrant associé dans l'image ou sous-image, dans notre travail, nous utilisons un ordre en Z , en suivant les directions Nord-Ouest, Nord-Est, Sud-Ouest, Sud-Est et en leur associant respectivement les identificateurs 0,1,2 et 3. Pour commencer, l'entier 0 identifie l'image entière et le nœud racine de l'arbre quaternaire. Les entiers 0 à 3, précédés de 0, identifient les quatre premiers quadrants de l'image et les quatre nœuds d'arbre quaternaire associés. De manière récursive, les nœuds fils d'un nœud identifié par k sont identifiés par kx avec x un entier prenant sa valeur dans $[0,3]$ (Figure 5.1). Deux nœuds de même identificateur dans deux arbres différents sont nommés nœuds homologues.

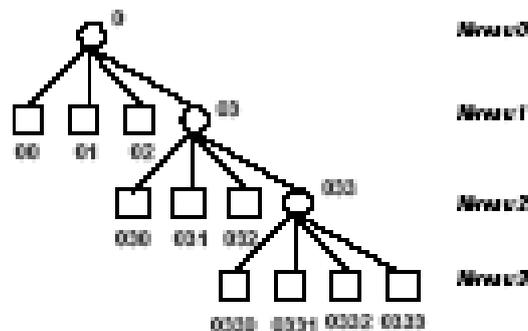


Figure 3.5 : Identification des nœuds d'un arbre quaternaire [60]

3.2.2.2 Distances de similarité basées sur les arbres quaternaires [60]

3.2.2.2.1 Distances entre nœuds d'arbres quaternaires

A chaque nœud d'arbre quaternaire correspond un quadrant dans l'image associée. Un nœud d'arbre quaternaire peut contenir n'importe quelle information sur la région correspondant : un histogramme de couleurs, un vecteur de caractéristiques, des points d'intérêt, la sous-image (compressée ou non) correspondant à la région, ou des descripteurs de Fourier, par exemple. Il est par conséquent possible de calculer des distances entre nœuds d'arbre quaternaires.

3.2.2.2.2 Définition générale de la distance Δ entre images

La distance Δ entre deux images i et j est définie par une somme de distances $\delta_k(i, j)$, entre les nœuds des deux arbres quaternaires représentant les images i et j , pondérées par des coefficients $c_k, c_k \geq 0$:

$$\Delta(i, j) = \frac{\sum_k c_k \delta_k(i, j)}{\sum_k c_k}$$

K est l'identificateur d'un nœud pris parmi l'union de nœuds apparaissant dans les arbres quaternaires des images i et j . On note N la cardinalité de l'ensemble des identificateurs de nœuds.

$\delta_k(i, j)$: est une distance normalisée entre les nœuds homologues k des arbres quaternaires i et j .

c_k : est un coefficient positif représentant le poids du nœud k dans le calcul de la distance Δ . Le choix de chaque poids dépend de l'utilisateur, c'est-à-dire de l'importance que l'utilisateur souhaite donner à certains quadrants d'image par rapport à d'autres dans le calcul de la distance Δ .

3.3 Mesure de distances

Dans notre approche les caractéristiques visuelles retenues sont la couleur et la texture et la distance est une distance multi-niveaux. Pour la couleur on utilise l'histogramme de couleur, et pour la texture on a choisi les matrices de cooccurrences de laquelle on calcul trois attributs : le contraste, l'homogénéité et l'entropie.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté la conception de notre système, nous avons décrits les approches adoptées dans notre algorithmes, à savoir l'approche basée sur la fusion d'une décomposition en arbre quaternaire, après avoir fait une analyse multi résolution en utilisant l'algorithme de décomposition de Mallat.

Dans le prochain chapitre on va traiter de l'aspect technique de notre travail, on va expliquer le fonctionnement de notre algorithme et l'environnement d'implémentation de ce dernier ainsi que les tests et les résultats obtenus.

Chapitre 4

IMPLEMENTATION ET TESTS

4.1 Introduction

Pour implémenter notre algorithme on a utilisé le langage Python sous l'environnement de développement Eclipse, et dans ce langage il n'existe pas de structure d'arbre telle qu'on la trouve dans d'autres langage tel que le C ou bien le Pascal (structure basée sur les pointeurs) et c'est pour cette raison qu'on a adopté une approche particulière pour réussir l'implémentation de notre arbre ; cette approche consiste en l'utilisation d'un SGBD Relationnel dans lequel on a crée des tables pour stocker les informations relatives aux quadrants issus de la décomposition (un enregistrement dans la table correspond à un nœud de l'arbre quaternaire). L'un des avantages principaux à utiliser un SGBD relationnel pour implémenter notre arbre est le gain en temps de recherche, en effet d'un coté dans les systèmes de CBIR, lorsque le volume des images est grand, la recherche d'information devient difficile dans un grand volume d'index. Et d'un autre coté les performances des SGBD relationnel tel que MySQL ne sont pas à démonter.

Dans ce chapitre on traitera de l'aspect technique de notre travail, on présentera les outils qu'on a utilisé, on expliquera le fonctionnement interne de notre algorithme et enfin on présentera les tests effectués avec celui-ci.

4.2 Présentation générale du logiciel RDDiag

L'algorithme développé dans le cadre de ce travail est exploité via une interface principale (voir figure 4.1), en effet étant destiné à des personnes n'ayant pas forcément de grandes compétences en informatique, cela exige la mise au point d'une IHM conviviale et facile à utiliser.

Pour atteindre cet objectif l'utilisation d'un certain nombre d'outils a été nécessaire, chacun utilisé pour prendre en charge une tache spécifique dans le système, sachant que toutes ces taches sont complémentaires et contribuent à atteindre l'objectif principal, à savoir l'acquisition de la requête (voir figure 4.2), la recherche(Indexation puis recherche) des réponses similaires(voir figure 4.3 et 4.4) et enfin l'affichage des résultats(figure 4.5, 4.6 et 4.7).

Dans les paragraphes suivants on va présenter ces outils et les tâches que chacun prend en charge.

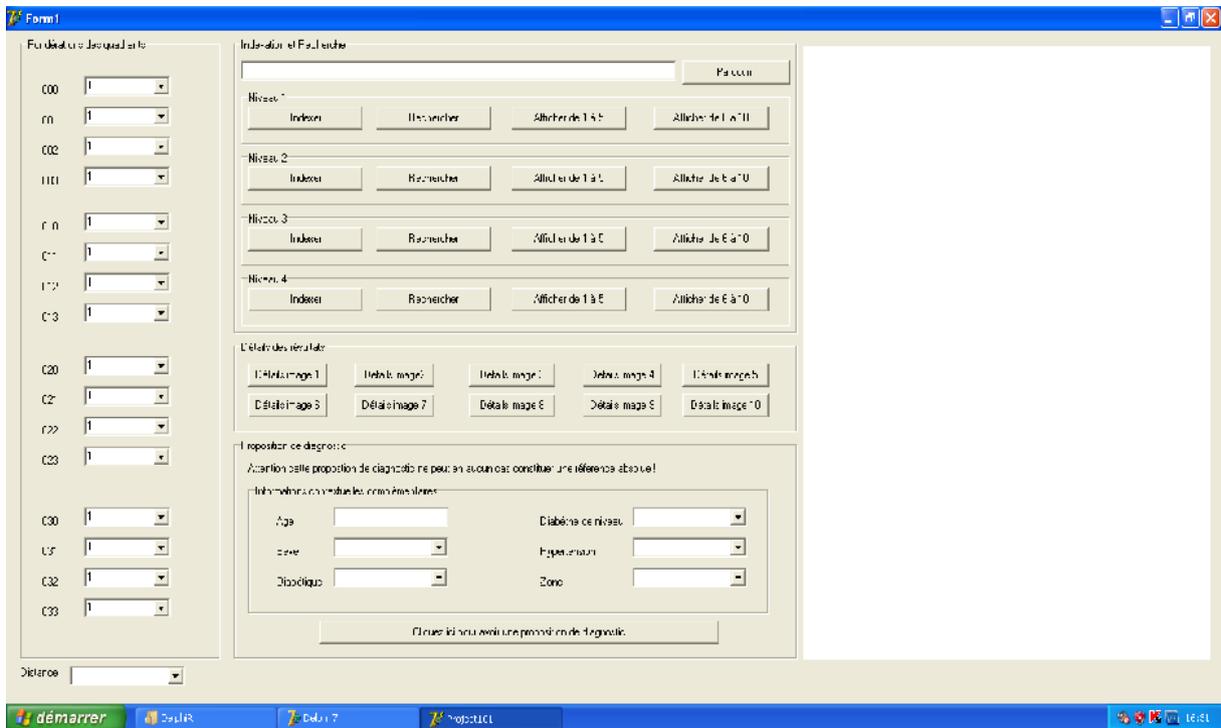


Figure 4.1 : Interface principale du logiciel RDDiag

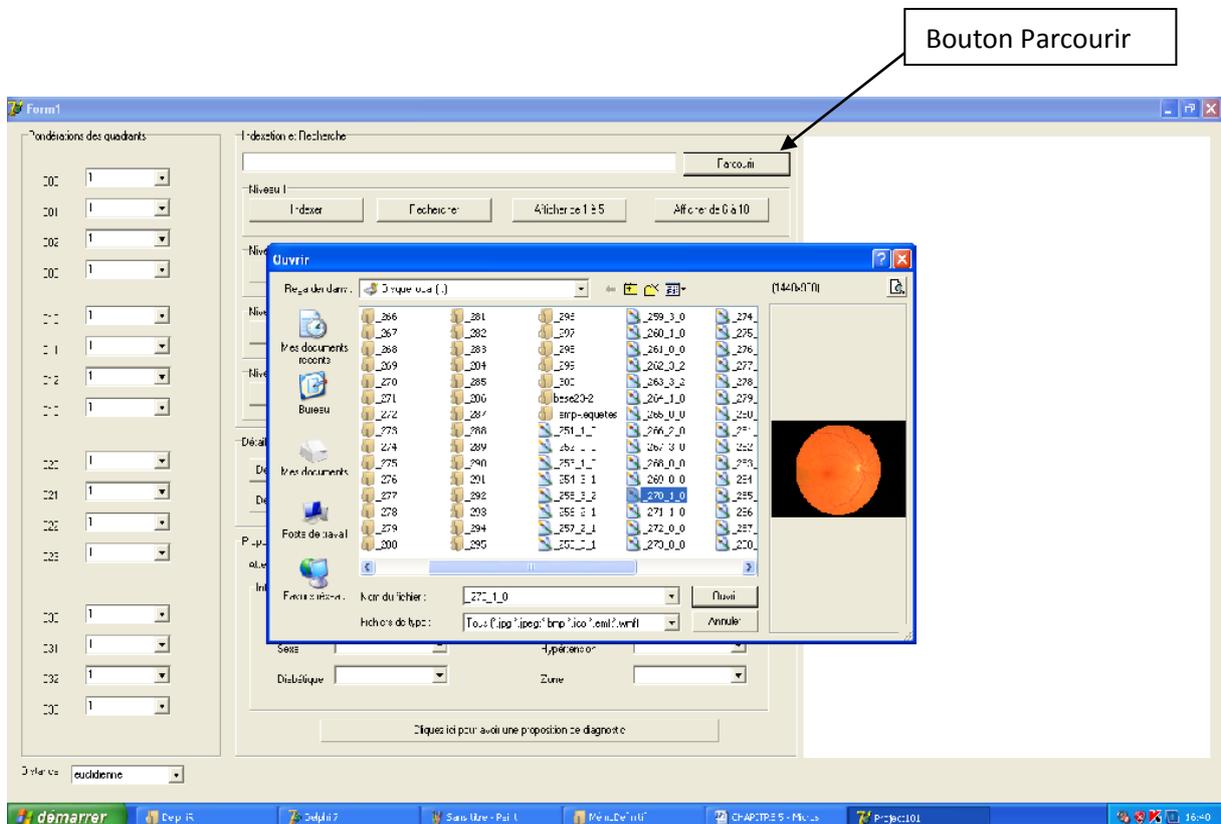


Figure 4.2 : Acquisition de la requête dans RDDiag

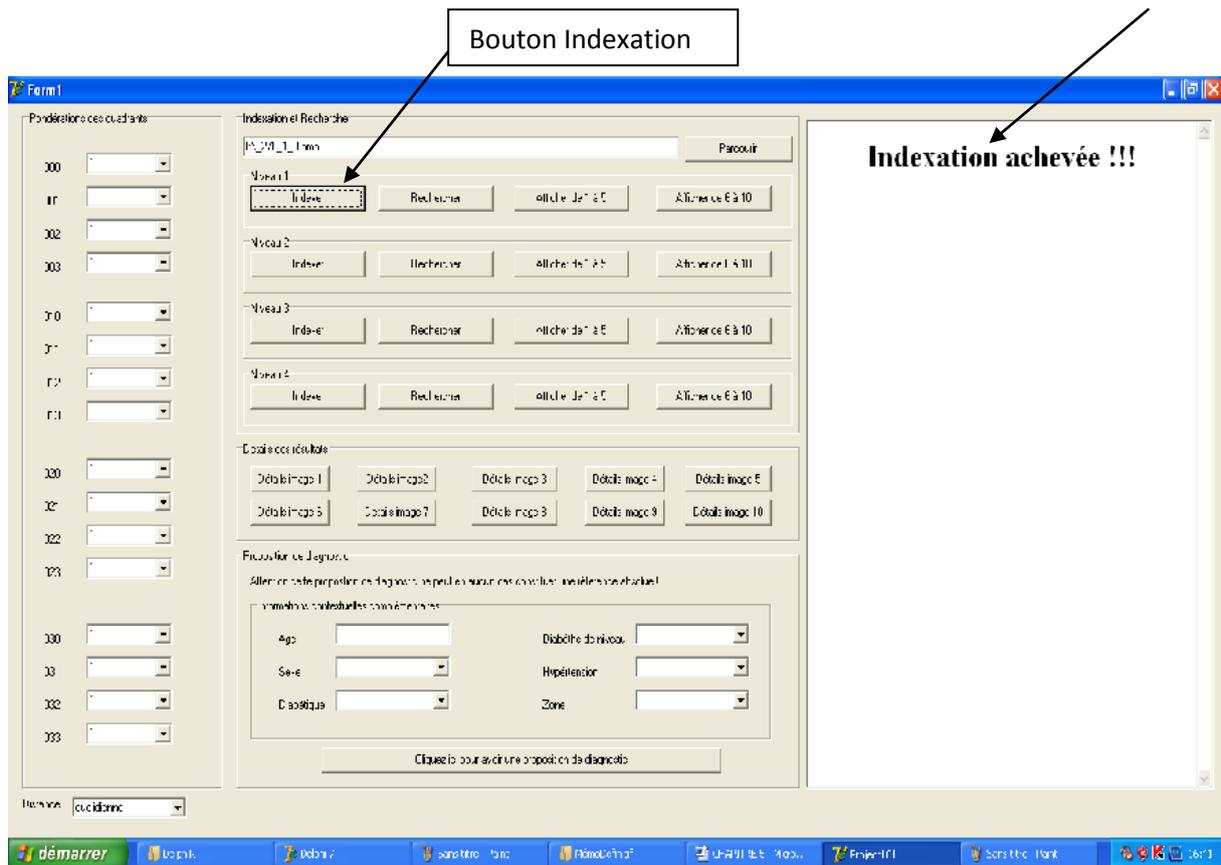


Figure 4.3 : Indexation de l'image requête acquise dans RDDiag

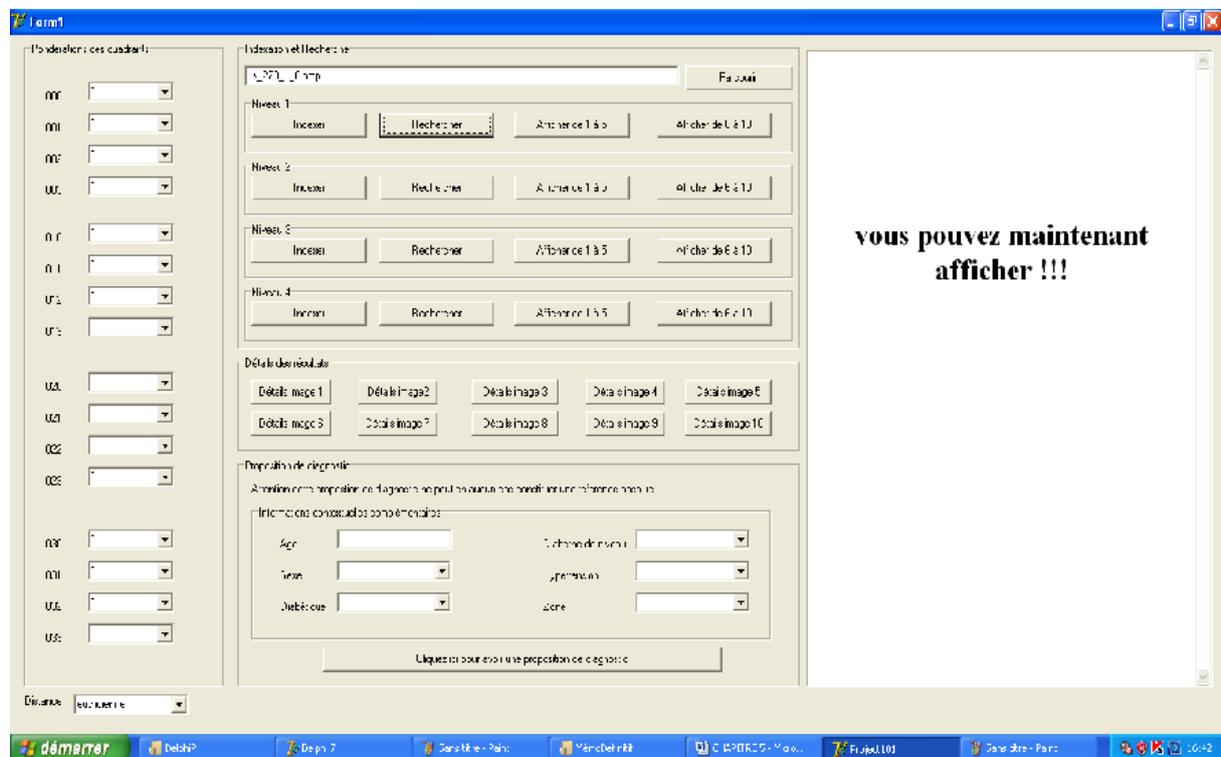


Figure 4.4 : Recherche des images similaires (calcul des distances) à la requête acquise

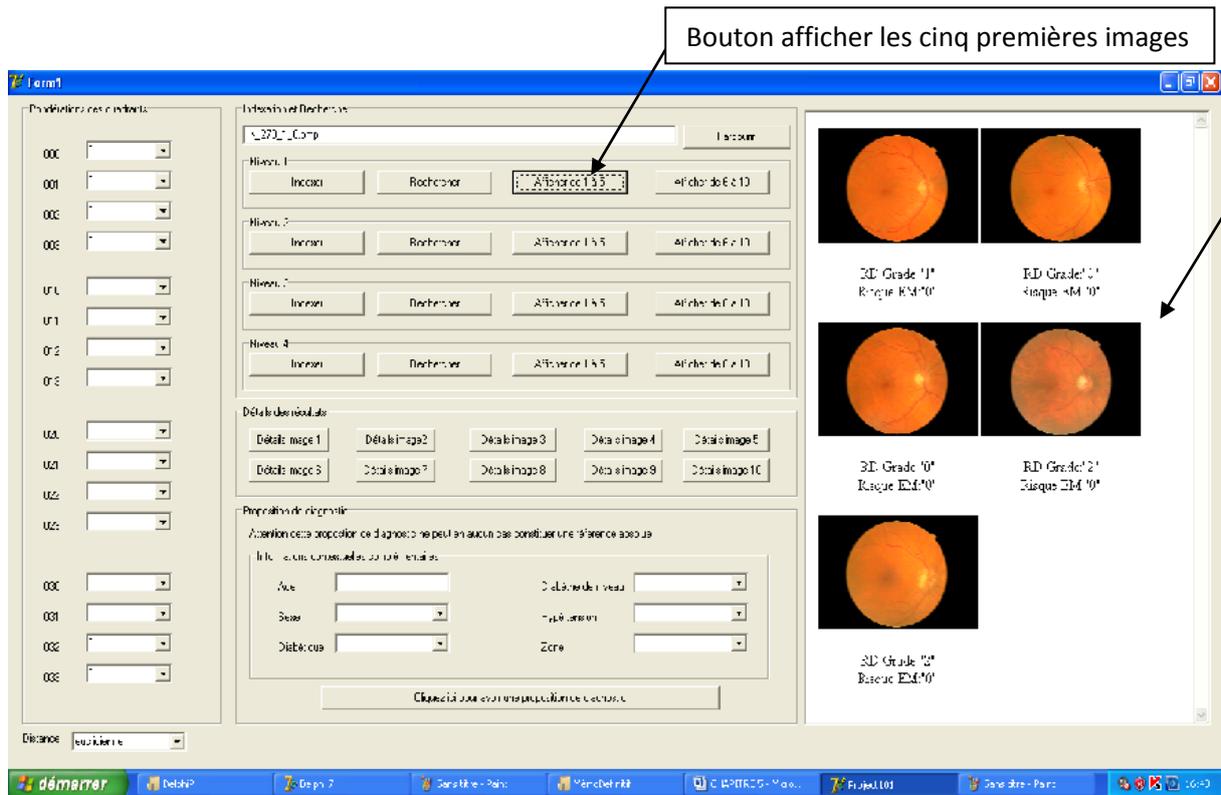


Figure 4.5 : Affichage des cinq premières images les plus similaires

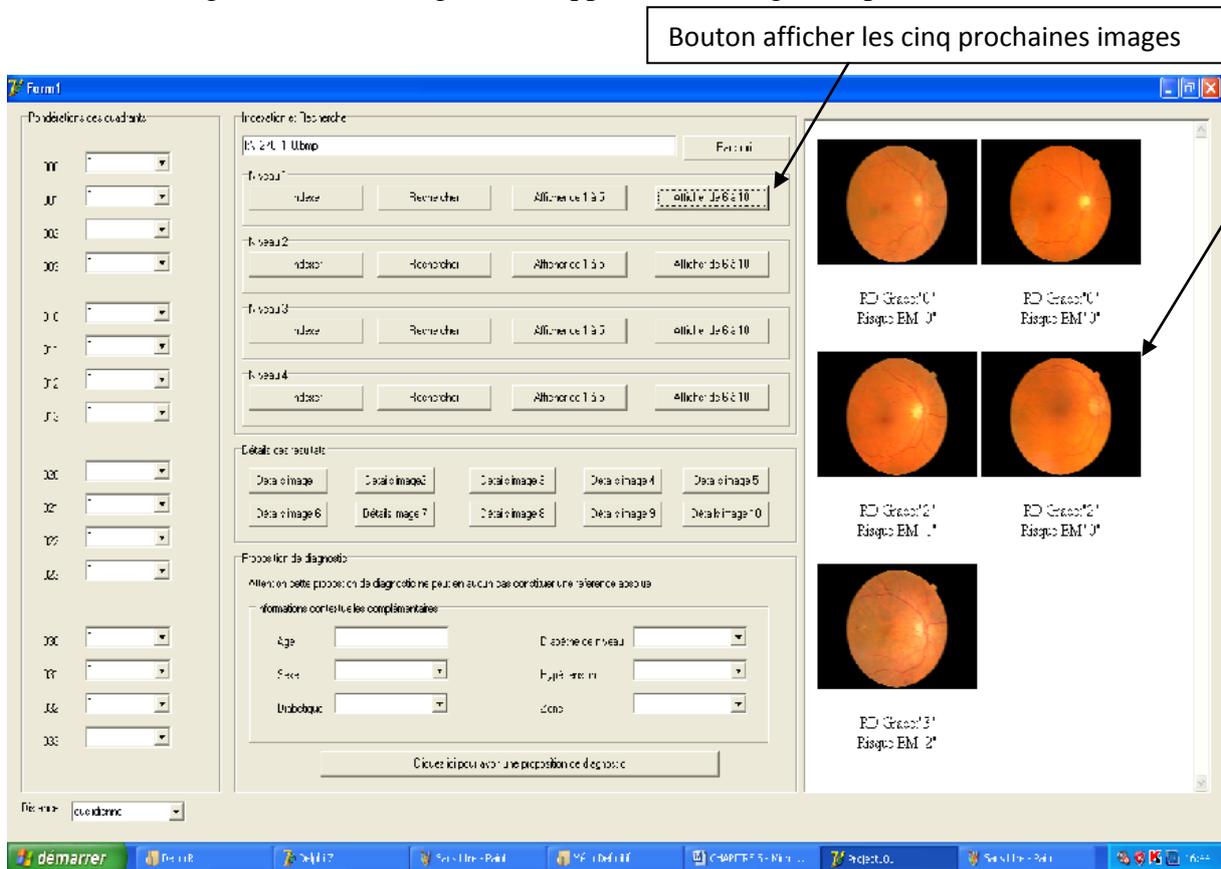


Figure 4.6 : Affichage des cinq prochaines images les plus similaires

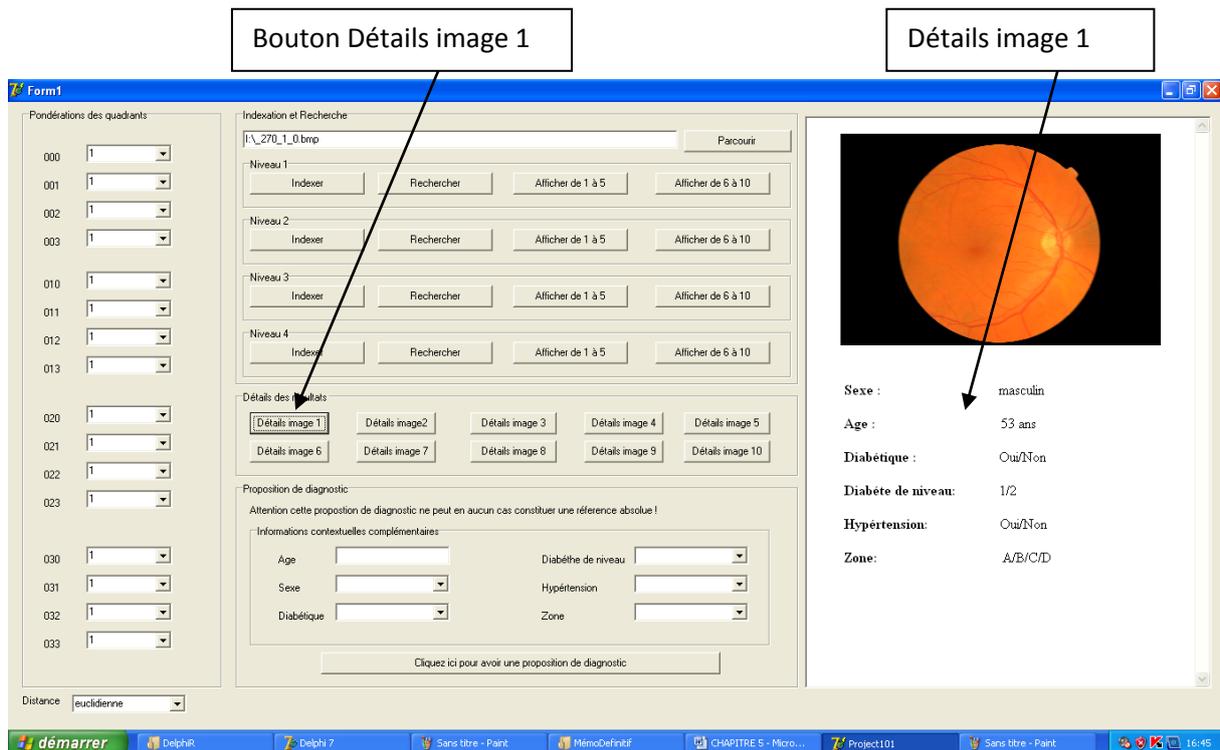


Figure 4.7 : Affichage des détails d'une image parmi les images renvoyées par le système

4.3 Le langage Python et la librairie PIL

Pour l'écriture de notre algorithme d'indexation et recherche d'image on a utilisé le langage python.

Python est un langage de programmation interprété. Il est parfois considéré comme un langage de script, à tort, car il offre un grand confort dans le développement d'applications de divers types. Sa syntaxe est concise et épurée et permet ainsi un gain de temps pour l'écriture du code. Python fonctionne sous Unix/Linux, Windows, Mac OS X, OS/2, Amiga, les organisateurs Palm et les téléphones mobiles Nokia. Python offre une multitude de modules en standard qui apportent des fonctionnalités allant du système à la gestion du courrier électronique, et proposent des implantations robustes de diverses structures de données [61].

La machine virtuelle Python permet d'exécuter le code directement sans le compiler. Il est bien sûr possible d'écrire du code source Python dans des fichiers dont l'extension sera .py, mais aussi de taper ce code directement dans l'interpréteur. Lors de l'exécution d'un programme Python, la machine virtuelle tentera d'opérer à des optimisations en produisant du byte-code dans un fichier d'extension .pyc pour chaque fichier d'extension .py [61].

4.3.1 Principales caractéristiques du langage Python

- Python est orienté-objet. Il supporte l'héritage multiple et la surcharge des opérateurs.
- Python est portable, non seulement sur les différentes variantes d'UNIX, mais aussi sur les OS propriétaires: MacOS, M\$-DOS et les différentes variantes de Window. Un nouveau compilateur, baptisé JPython, est écrit en Java et génère du *bytecode* Java.
- Python convient aussi bien à des scripts d'une dizaine de lignes qu'à des projets complexes de plusieurs dizaines de milliers de lignes.
- La syntaxe de Python est très simple et, combinée à des types de données évolués (listes, dictionnaires,...), conduit à des programmes à la fois très compacts et très lisibles. A fonctionnalités égales, un programme Python (abondamment commenté et présenté selon les canons standards) est souvent de 3 à 5 fois plus court qu'un programme C ou C++ (ou même Java) équivalent, ce qui représente en général un temps de développement de 5 à 10 fois plus court et une facilité de maintenance largement accrue.
- Python gère ses ressources (mémoire, descripteurs de fichiers...) sans intervention du programmeur, par un mécanisme de comptage de références (proche, mais différent, d'un *garbage collector*).
- Il n'y a pas de pointeurs explicites en Python.

4.3.2 Domaines d'utilisation de Python

- L'apprentissage de la programmation objet.
- Les scripts d'administration système ou d'analyse de fichiers textuels.
- Tous les développements liés à l'Internet et en particulier au Web: scripts CGI, navigateurs Web, moteurs de recherche, agents intelligents, objets distribués...
- L'accès aux bases de données (relationnelles).
- La réalisation d'interfaces graphiques utilisateurs.
- Le calcul scientifique et l'imagerie. Python ne sert alors pas à écrire les algorithmes, mais à combiner et mettre en œuvre rapidement des bibliothèques de calcul écrites en langage compilé (C, C++, Fortran, Ada,...).

Parmi les projets les plus représentatifs du langage python on peut citer : Zope un serveur d'application innovant.

4.3.3 La bibliothèque PIL(Python Image Librairie)

La bibliothèque PIL (Python Imaging Library) ajoute, au langage python, des possibilités de manipulation d'images de tout format avec la présence de quelques fonctions de traitement d'images.

PIL met à la disposition de ces utilisateurs un certain nombre de fonction utiles pour la manipulation d'images numériques (pixels), parmi ces fonctions on peut citer à titre d'exemple :

4.3.3.1 Une fonction qui permet de récupérer dans une liste les valeurs des pixels d'une image

La fonction *Image.open(path)* permet d'ouvrir une image de tout format (compatible avec la bibliothèque Pil) la fonction *im.getdata()* retourne un objet-séquence contenant les valeurs des pixels de l'image. Cependant il n'est lisible que par Pil. La fonction *list* permet ensuite de récupérer cette séquence sous un format lisible par l'utilisateur. On récupère alors une liste de tuples à 3 composants si l'image est couleur, une liste simple sinon(voir code ci-dessous).

```
import Image
im = Image.open("Python.jpg")
data = list(im.getdata())
```

4.3.3.2 Une fonction qui permet de créer une image à partir d'une liste de valeurs de pixels

la fonction *Image.New(mode, size)* permet de créer une nouvelle image où *mode* ("L" ou "RGB") définit si l'image sera couleur ou en niveau de gris et *size* est un tuple (NbColonnes, NbLignes). la fonction *im.putdata(data)* remplit l'image avec la séquence de valeurs *data*(voir code ci-dessous).

```
## Récupération des valeurs de l'image
import Image
im = Image.open("Python.jpg")
data = list(im.getdata())
## Reconstruction de l'image
imNew=Image.new(im.mode ,im.size)
imNew.putdata(data)
```

4.3.3.3 Une fonction qui permet de décomposer une image couleur en ces trois composantes RGB

La fonction *im.split()* renvoie une séquence des 3 composantes RGB de l'image(voir code ci-dessous).

```
import Image
img = Image.open("Python.jpg") ## Ouverture de l'image Python.jpg
r,g,b = img.split() ## Récupération des différentes composantes de l'image
r.save('r.jpg') ## Sauvegarde des différentes images composantes
g.save('g.jpg')
b.save('b.jpg')
```

4.4 L'environnement de développement Eclipse

Pour nous faciliter l'écriture de notre code Python on a utilisé l'environnement Eclipse, pour lequel on a greffé un Plug-in nommé PyDev pour permettre la programmation en langage Python dans cet EDI.

Eclipse est à l'origine un IDE (Integrated Development Environment) Java. Développé par IBM à partir de ses ancêtres Visual Age et Visual Age For Java, il a depuis été rendu open source et son évolution est maintenant gérée par la Fondation Eclipse. Sa conception est complètement modulaire : basée sur les plug-ins, ce qui fait d'Eclipse une boîte à outils facilement améliorable ou modifiable. La License d'Eclipse permet de fournir des plug-ins open sources comme des plug-ins closed-source, des plug-ins gratuits ou encore payants. C'est pourquoi il est maintenant bien plus qu'un IDE Java, et gère les langages comme par exemple PHP, C, C++, etc [26].

Allier la puissance et la souplesse d'Eclipse à Python est aujourd'hui possible grâce à PyDev. L'annexe B vous explique comment configurer PyDev pour eclipse.

4.5 L'environnement de développement Delphi

Pour la mise au point de l'IHM de notre logiciel on a préféré utiliser l'EDI Delphi pour la facilité et la qualité qu'il offre, en effet en python la conception d'interface graphique est difficile car il n'y a pas d'outil qui facilite cette tâche.

Delphi est un langage de programmation inspiré de Pascal, fondé sur les notions d'événements et d'objets. Il permet de créer simplement de belles interfaces graphiques tout en disposant d'un puissant langage de programmation.

En Delphi, on construit des *projets*. Un projet est constitué d'*unités* qui ressemblent à des programmes Pascal et de *fiches* qui définissent l'interface graphique correspondante. Dans un projet, une unité est associée à chaque fiche. Chaque unité et chaque fiche seront stockées dans des fichiers différents (extension PAS pour les unités, DFM pour les fiches ; le projet ayant l'extension DPR). Delphi engendre automatiquement d'autres fichiers qu'on ne détaillera pas. Chaque exercice va donner lieu à un projet différent, qui devra être stocké dans un répertoire spécifique. Avant de lancer Delphi, il est donc conseillé de créer les répertoires qui serviront par la suite. Si tous les fichiers correspondant à un projet ne sont pas dans un même répertoire, vous augmentez les risques de confusion, pour Delphi et pour vous [27].

La combinaison entre ces deux technologies, à savoir Python et Delphi, on a utilisé une bibliothèque nommée PythonForDelphi, qu'on a greffé à Delphi.

4.6 SGBD relationnel MySQL

Pour le stockage des indexes extraits à partir des images, on a utilisé l'SGBD Relationnel MySQL.

4.7 Détails de l'implémentation

Dans ce paragraphe on va essayer de donner un aperçu sur le fonctionnement interne de notre algorithme.

Dans notre Base de données, on a principalement deux tables ; dans la première on stocke les index des images (images de la base de référence), sachant qu'une image est constituée de seize quadrants, cela implique que l'index de celle-ci (l'image) sera constitué de seize enregistrements (un enregistrement par quadrant) et ce dernier représentant le vecteur caractéristique du quadrant correspondant. Ainsi cette première table aura une taille (nombre d'enregistrement) égale au nombre d'images multiplié par seize. La deuxième table aura pour tâche de stocker l'index d'une image requête de la même manière que pour la première table, à la différence que celle-ci ne stockera que l'index d'une requête à la fois.

Le calcul des distances se fera en comparant (calcul) les index de l'image requête qu'on prendra de la table des requête et ceux des images de la base de référence qui se trouve dans la table adéquate.

4.8 Protocoles de tests

Avant le déploiement d'un système de recherche d'informations, une évaluation qui permet de mesurer la performance de ce système est nécessaire. Les mesures les plus courantes pour évaluer un système sont le temps de réponse et l'espace utilisé. Plus le temps de réponse est court, plus l'espace utilisé est petit, et plus le système est considéré bon. Mais avec des systèmes qui ont été faits pour la recherche d'informations, en plus de ces deux mesures, on s'intéresse à d'autres mesures. Dans le système de recherche d'informations, l'utilisateur s'intéresse aux réponses pertinentes du système. Donc les systèmes de recherche d'informations exigent l'évaluation de la précision de la réponse. Ce type d'évaluation est considéré comme l'évaluation des performances de recherche. Le système d'indexation et de recherche d'images est un système de recherche d'informations.

Dans les systèmes de recherche d'images, les auteurs ont souvent utilisé les mesures d'évaluation que l'on a utilisé pour évaluer des systèmes de recherche d'informations classiques.

Dans ce paragraphe, nous allons décrire les deux mesures les plus courantes: le rappel et la précision. Ces mesures sont reliées entre elles. Donc on décrit souvent cette relation par une courbe de rappel et précision.

4.8.1 Le rappel (voir figure 4.8)

Le rappel est le rapport entre le nombre d'images pertinentes dans l'ensemble des images trouvées et le nombre d'images pertinentes dans la base d'images.

$$\text{Rappel} = |\text{Ra}| / |\text{R}|$$

4.8.2 La précision (voir figure 4.8)

La précision est le rapport entre le nombre d'images pertinentes dans l'ensemble des images trouvées et le nombre d'images trouvées.

$$\text{Précision} = |\text{Ra}| / |\text{A}|$$

Où :

$|\text{Ra}|$: le nombre d'images pertinentes dans l'ensemble des réponses.

$|\text{R}|$: le nombre d'images pertinentes dans la base d'images.

$|\text{A}|$: l'ensemble des réponses.

Remarque

Dans les systèmes de recherche d'informations, afin de définir si une information est pertinente ou non, on a besoin d'experts dans le domaine. Dans les systèmes de recherche d'images, une image est pertinente pour une requête si les deux images sont dans la même classe. C'est pourquoi dans l'étape de préparation de la base d'images pour évaluer, on doit faire des annotations. C'est pourquoi dans le cadre de notre travail on a utilisé une base

d'images rétiniennes annotées ; les annotations portant sur le stade de gravité de la rétinopathie diabétique.

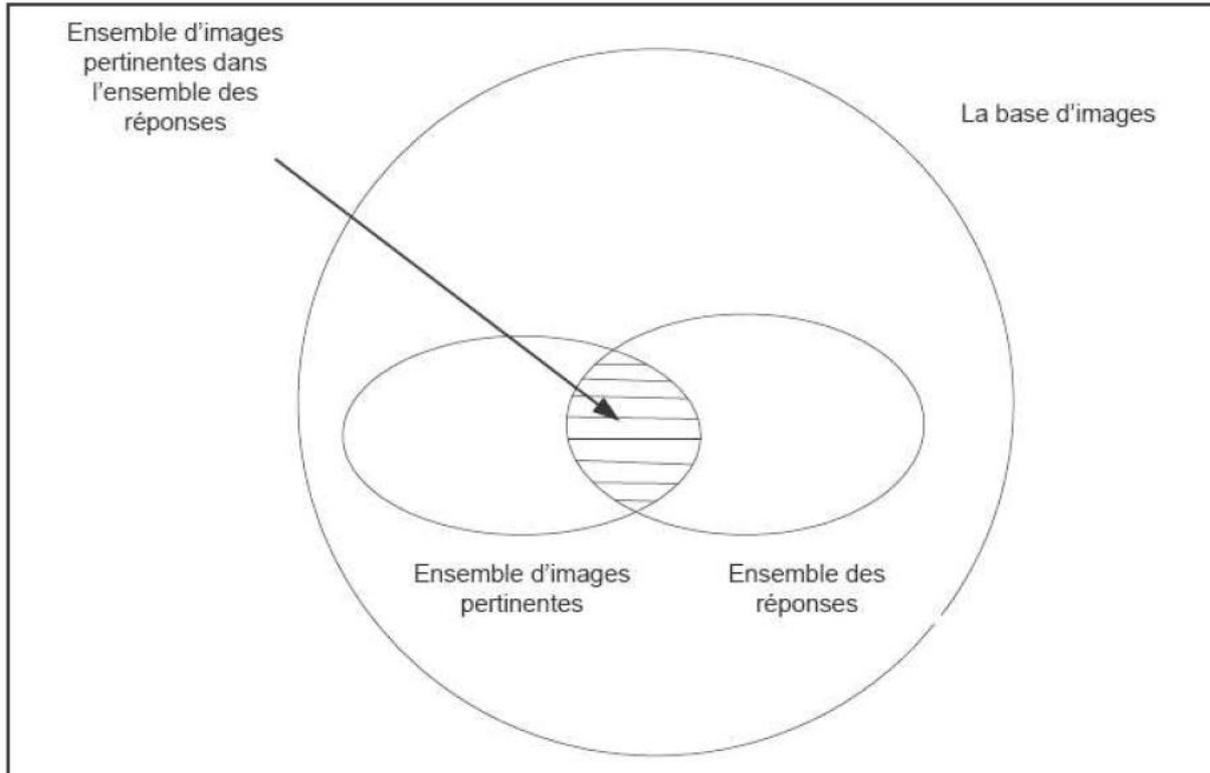


Figure 4.8 : Rappel et précision pour une requête

4.8.3 La courbe de Rappels/Précisions (voir figure 4.9)

Le rappel et la précision sont les mesures importantes, mais si on se limite seulement à une paire de valeurs de rappel et précision, cette paire de valeurs ne peut pas indiquer la performance du système. C'est pourquoi on donne souvent une distribution de rappel et précision sous en forme de courbe. La figure suivante donne un exemple de courbe de rappel et précision. Pour dessiner cette courbe, on doit calculer plusieurs paires de rappel et précision et les interpoler.

En pratique, on utilise plusieurs requêtes. Dans ces cas pour évaluer un système, on calcule la précision moyenne pour toutes les requêtes correspondant à chaque niveau de rappel.

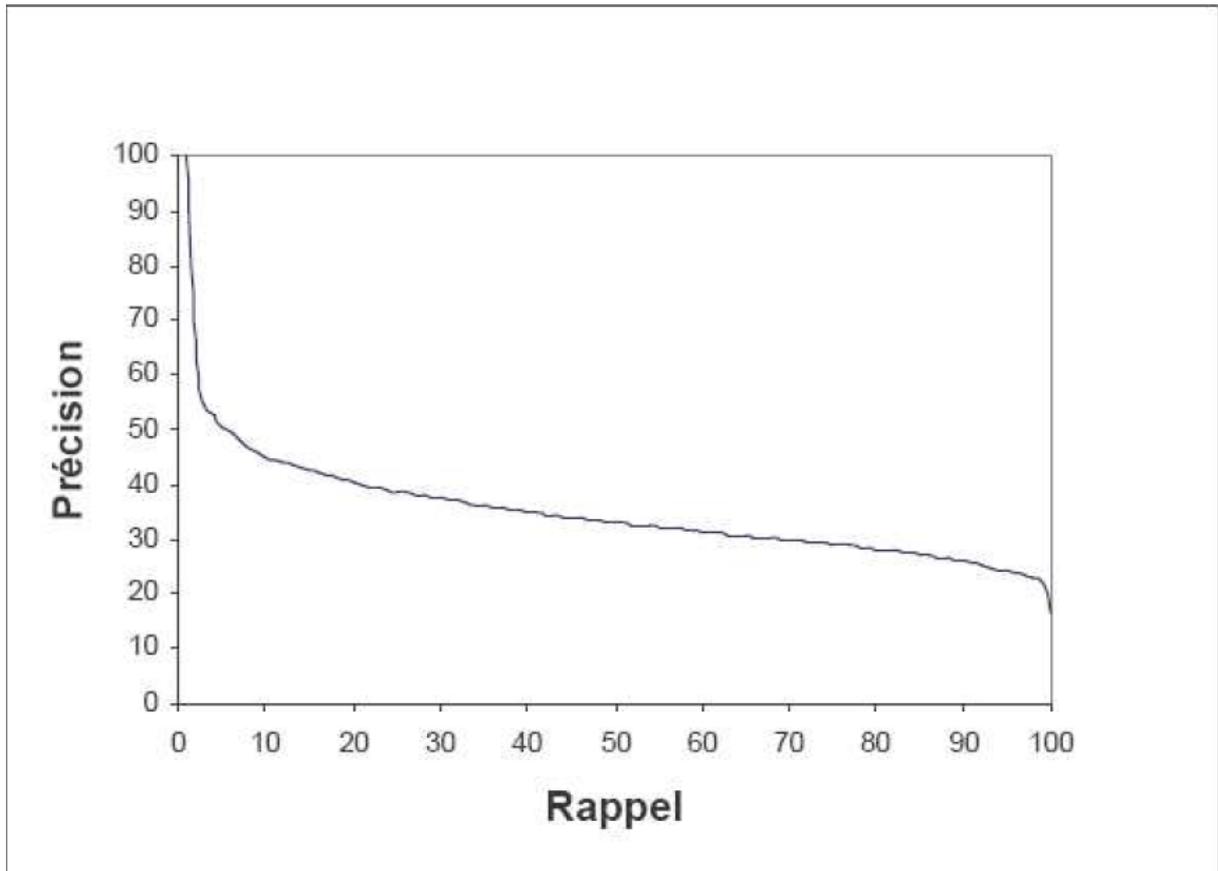


Figure 4.9 : Courbe de Rappels/Précisions

4.9 Tests sur une base d'images rétiniennes

La méthode est évaluée par rapport à la précision moyenne de "retrouaille", la précision pour une requête étant définie par le rapport (en %) entre le nombre d'images pertinentes (i.e. de la même classe que l'image requête) sélectionnées dans la base par le système, et le nombre d'images sélectionnées. Nous avons calculé la précision moyenne sur les 10 premières images retenues par notre système, en prenant tour à tour chaque image de la base comme image requête.

Les meilleurs résultats de précision moyenne obtenus, sont les suivants : la précision moyenne est de 42% (1 à 5 images sont similaires à l'image requête).

Le tableau suivant donne quelques résultats obtenus :

RD grade image requête	RD grade image réponse n°1	RD grade image réponse n°2	RD grade image réponse n°3	RD grade image réponse n°4	RD grade image réponse n°5	RD grade image réponse n°6	RD grade image réponse n°7	Rappel	Précision
0	3	2	0	0	0	0	0	0.33	5/10
1	0	3	0	0	1	0	0	0.1	1/10
3	2	0	1	3	0	1	0	0.08	1/10
0	2	0	2	0	0	2	0	0.26	4/10
3	0	0	1	1	2	0	3	0.08	1/10
2	0	2	1	2	2	2	0	0.30	4/10
0	0	3	0	2	0	0	0	0.33	5/10
0	2	0	0	0	2	0	0	0.33	5/10
0	3	0	1	0	0	2	0	0.26	4/10
1	0	2	2	0	0	0	0	0	0/10
1	0	0	0	1	0	3	2	0.1	1/10
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0/10
2	0	2	3	0	0	0	0	0.08	1/10
3	1	0	0	0	0	2	0	0	0/10
3	1	0	0	3	0	0	0	0.08	1/10
2	0	2	1	1	1	3	0	0.16	1/10
1	2	0	0	3	2	0	2	0.1	1/10
2	3	0	1	0	0	0	2	0.2	2/10
3	1	1	2	0	2	0	1	0	0/10
3	0	2	0	0	1	2	0	0.08	1/10

Tableau 4.1 : Quelques résultats obtenus

En exécutant plus de tests on aura une courbe de Rappel/Précision approximativement de cette forme.

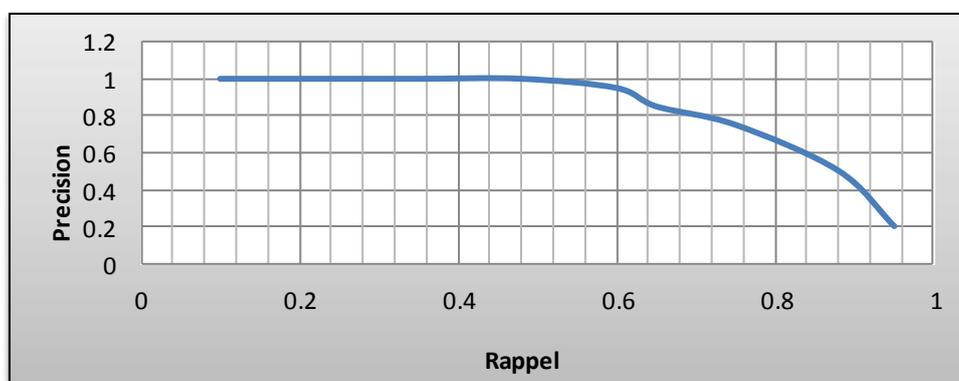


Figure 4.10 : Courbe de Rappels/Précisions pour les résultats obtenus

On aimerai savoir si le choix de la distance utilisée influe sur les résultats de la recherche et pour cela on a exécuté les tests présentés dans le tableau suivant :

Distance utilisée	Euclidienne	Manhatan	Minkowski
Nombre d'images pertinentes sur 10	7	7	10
Précision	70%	70%	100%
Rappel	18	18%	66%

Tableau 4.2 Résultats en fonction de la distance utilisé

On aimerai savoir si le choix du niveau de résolution (sous-échantillonnage) utilisée influe sur les résultats de la recherche et pour cela on a exécuté les tests présentés dans le tableau suivant :

Niveau de Resolution	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
Nombre d'images pertinentes sur 10	1	0	1	1
Précision	10%	0%	10%	10%
Rappel	8%	0%	8%	8%

Tableau 4.3 Résultats en fonction du niveau de résolution

4.10 Discussion sur les résultats et conclusion

En analysant les résultats obtenus on a déduits les conclusions suivantes :

La méthode suivie à savoir la combinaison de la multi résolution hiérarchique combinée à la décomposition en arbre quaternaire ne donne pas de très bon résultats dans le contexte de ce mémoire à savoir le diagnostic de la rétinopathie diabétique, en effet les meilleurs résultats

cités plus haut ne sont que rarement atteints, et cela pourrai revenir à plusieurs causes possible à savoir :

- Le niveau local n'est pas très bien pris en considération, en effet l'un des principaux symptômes de cette maladie étant les micro-anévrismes qui sont de taille très réduite, et cela impose une analyse locale très précise.
- Ou bien le problème est juste du à une perte d'information lors du sous-échantillonnage.

On a pu constaté aussi que les résultats étaient plus ou moins bon selon les deux principaux paramètres variables de notre technique à savoir :

La distance utilisé : on a vu qu'avec la distance de Manhattan on pouvait facilement améliorer la qualité des résultats.

Le niveau de décomposition : on a vu que le premier et le troisième niveau de décomposition donnent de meilleurs résultats que le deuxième et quatrième niveau ; le quatrième étant de qualité très mediocre.

Dans ce chapitre on a traité de l'aspect technique de notre travail, on a expliqué le fonctionnement de notre algorithme et l'environnement d'implémentation de ce dernier ainsi que les tests et les résultats obtenus.

CONCLUSION GENERALE

L'objectif dans ce mémoire était la conception et le développement d'algorithmes de recherches d'images rétinienne afin de faciliter et d'améliorer le diagnostic de la rétinopathie diabétique.

Les apports méthodologiques de ce mémoire portent d'abord et essentiellement sur la construction de la signature numérique basée sur l'extraction des paramètres de couleurs et de texture ensuite et plus important que sa définition ; l'implémentation de cette signature basé sur une décomposition en arbre Quaternaire et ce dernier apport étant intéressant de par le fait qu'il est basé sur un SGBDRelationnel ce qui implique l'exploitation des performances, reconnues, de ces systèmes.

La conclusion que nous tirons à partir de ce travail et après avoir effectué plusieurs tests, tests de Rappels/Précision très utilisés dans le domaine de la recherche d'informations, confirme ce que nous avons dit dans notre Introduction générale c à d : **un système automatique ne sera jamais fiable à 100% ; par conséquent le médecin devra toujours effectuer un contrôle sur le diagnostic préconisé ;**

Perspectives :

La première perspective est la mise en place d'une interface utilisateur de type Web car notre système est destiné à être exploité ; en plus de l'assistance aux médecins et l'aide à l'apprentissage ; dans un contexte de télé-médecine, et pour cela quelques modifications sur l'algorithme s'imposent en réécrivant ce dernier autant que Script CGI , une fois fait ce script sera déployé sur un serveur Web.

La Deuxième perspective est l'amélioration des résultats de l'algorithme ou son efficacité et cela peut se faire par :

1. Prise en considération d'informations contextuelles (Informations concernant le patient) dans le processus de décision.
2. aller vers un système interactif de structuration des Index c à d : par exemple demander à l'utilisateur quels sont les paramètres à calculer à partir des matrices de cooccurrences.
3. utiliser la quantification vectorielle pour l'indexation, cela permettra d'aller vers une décomposition de l'image en tout petit bloc (4*4, 5*5,) et ainsi être sûr que la présence de micro anévrismes dans l'image influera sur le résultat final.

REFERENCES

1. T. Walter, Application de la morphologie mathématique au diagnostic de la rétinopathie diabétique à partir d'images couleur. Thèse de doctorat. L'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. Septembre 2003.
2. S.Belhadi, Analyse automatique des angiographies rétiniennes pour l'aide au diagnostic de la Rétinopathie Diabétique. Mémoire de magistère. Université SAAD Dahlab de Blida,département d'électronique 2007.
3. N. Idrissi. La navigation dans les bases d'images : prise en compte des attributs de texture. Université de Nantes. Thèse de Doctorat, Octobre 2008.
4. G.QUELLEC. Indexation et fusion multimodale pour la recherche d'information par le contenu. Application aux bases de données d'images médicales. Université européenne Bretagne. Thèse de Doctorat, Septembre 2008.
5. T.O. Nguyen. Localisation de symboles dans les documents graphiques. Université Nancy 2. Thèse de Doctorat, Décembre 2009.
6. T. Kato, K.Hirata. Query by visual example in content-based image retrieval, Proc. EDB192. Lecture Notes in computer Science, 1992, p.56-71.
7. A. Jain, A.Vailaya. Image retrieval using color and shape. Pattern recognition, vol.29, n°8, 1996.
8. J.Canny. A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, Volume 8, n°6: 679-698, Novembre 1986.
9. R. Deiche. Using canny's criteria to drive an optimal edge detector recursively implemented. International Journal Computer Vision, Volume 1, n°2,167-187, 1987.
10. M. Ferecatu. Image retrieval with active relevance feedback using both visual and Keyword based descriptors. Université de Versailles Saint-Quentin-en-Yvelines. Thèse de Doctorat, 2005.

11. M.K.Hu. Visual Pattern Recognition by moment invariants. IRE Transaction on Information Theory, Volume 8, n°2:179-187, 1962.
12. I.Daoudi. Recherche par similarité dans les grandes bases de données multimédia Application à la recherché par le contenu d'images. INSA Lyon. Thèse de Doctorat, 2009.
13. O.Aude, A.Torralba. Modeling the shape of the scene: a holistic representation of the spatial envelop. International Journal of computer Vision, 42(3):145_175, 2001.
14. B. Manjunath, W.Y.Ma. Texture features for browsing an retrieval of image data. IEEE Transaction on Pattern analysis and machine Intelligence, vol 18 numéro 8, 1996.
15. S. Marcelaje. Mathematical description of the response of simple cortical cells. Journal of Optical Society of America. Vol 70 No 11: 1297-1300. Novembre 1980.
16. B.S.Manjunath, W.Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI-Special issue on Digital Libraries), 18(8):837-42.1996. page 18.
17. J.Landré. Analyse multi-résolution pour la recherché et l'indexation d'images par le contenu dans les bases de données application à la base d'image paléontologique Trans'Tyfipal. Université de Bourgogne. Thèse de Doctorat, Décembre 2005.
18. J-Y Chen, C.A. Bouman, John C. Dalton. Hierarchical Browsing and search of Large Image Database. IEEE TIP: IEEE Transactions on Image Processing, 9(3): 442-455, 2000.
19. C. Jacobs, A. Finkelstein, D.Salesin. Fast multirésolution image querying processings of SIGGRAPH95, Los Angeles, California, 1995.
20. M.K. Mandal, T. Aboulnasr, S. Panchathan. Illumination invariant image indexing using moments and wavelets. Journal of electronic Imaging, 7(2):282-293, 1998.
21. M. Tuceryan, A. K. Jain. Texture analysis. The Handbook of pattern Recognition and computer Vision (Edition 2), pages 207-248, 1998.
22. M.Swain, D.H. Ballar. Collor indexing. International Journal of computer vision, 32(11) : 11-32. 1991.
23. M.A. Sticker, M.Orengo. Similarity of color images. SPIE. San Jose. 1995.
24. S. Wang, A robust CBIR Approach Using Local Histograms. Département d'informatique, Université Alberta. Alberta. Alberta : s.n, 2001. Rapport technique.
25. G. Lu, J.Philips, Using perceptually weighted histograms for color-based image retrieval. Proceedings of the 4th International Conference on Signal Processing. pp.1150-1153.
26. G. Pass, R. Zabih, Comparing images using joint histogram. Multimedia Systems,Vol. 7, pp234-240.

27. M. Stricker, M. Swain, The capacity of color histogram indexing. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Pp. 704-708. 1994.
28. G. Pass, R.Zabih, J.Miller. Comparing images using color coherence vectors. ACM International Multimedia Conference, pp.6573.1996.
29. L.Guegen. Extraction d'information et compression conjointes des séries temporelles d'images satellitaires.Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications Paris. Thèse de Doctorat, Octobre 2007.
30. C. Vertan, N. Boujemaa. Upgrading color distributions for image retrieval: can we do better? International Conference on visual Information System, 2000.
31. G. Finlayson, S. Chatterjee, B. Funt. Color angular indexing. In Proceedings of the 4 th European conference on computer vision, Combridge, Angleterre. 1996.
32. C. Schmid. Appariement d'images par invariants locaux de niveaux de gris application à l'indexation d'une base d'objets. Institut National Polytechnique Grenoble. Thèse de Doctorat, Juillet 1996.
33. P. Gros. De l'appariement à l'indexation des couleurs. Institut national Polytechnique Bretagne. Thèse de Doctorat 2008.
34. K. Mikolajczyk. Detection of local features invariant to affine transformations application to matching and recognition. Institut National Polytechnique Bretagne. Thèse de Doctorat, Juillet 2002.
35. S. Matusiak. Description invariante et locale des forms planes. Application à l'indexation d'une base d'images. Université Valenciennes et du Hainaut Combris. Thèse de Doctorat 1999.
36. P. Lambert, H.Grecu. Indexation par descripteurs flous : application à la recherche d'images. GRETSI01.2001.
37. J. Fauqueur. Contributions pour la recherche d'images par composantes visuelles. Université de Versailles Saint-Quentin en Yvelines. Thèse de Doctorat, Novembre 2003.
38. S. Cohen, Finding color and shape patterns in images. Université de Stanford. Thèse de Doctorat, Juin 1999.
39. S.A.Berrani. Recherche approximative de plus proches voisins avec cōntrole probabiliste de la précision ; application à la recherche d'images par le contenu. Université de Renne 1. Thèses de Doctorat, Février 2004.
- 40 . M.N. Do, M. Vetterli. Wavelet-Based Texture Retrieval Using Generalized Gaussian Density and Kullback-Leibler Distance. In IEEE Transactions on Image Processing, vol. 11, 146-157,2002.
41. C. Liu, M. Mandal. Image Indexing in the JPEG2000 Framwork. SPIE Internet multimedia management systems, 272-280, Boston,2000.

42. Z. Xiong and T.S.Huang, "Subband-based, memory efficient JPEG2000 images indexing uncompressed domain", IEEE Symp. On IAI, 2002.
43. R. Bensalma, M.C. Larabi. Indexation d'images multi-spectrales par une approche conjointe dans des domaines spatial et compressé. Laboratoire SIC Université Poitiers, Novembre 2007.
44. P. Gros, G.Mclean, R.Delon, R.Mohr, C.Schmid et G.Mistler. Utilisation de la couleur pour l'appariement et l'indexation d'images. Techniques report n°RR-3269, INRIA, Septembre 1997.
45. J.M. Jolion. Principles of visual information retrieval, chap. Feature similarity. Springer, 2000, M.Lew edition.
46. W.Niblack, R.Barber, W.Equitz, M.Flickner, E.H.Glasman, D.Petkovic, P.Yanker, C.Faloutsos et G. Taubin. The QBIC project: Querying images by content, using color, texture, and shape. Storage and retrieval for image and video databases (SPIE), pp.173- 187. February 1993.
47. K.Houari. Recherche d'images par le contenu. Université Mentouri constantine, Thèse de Doctorat, Juin 2010.
48. N.A. Thacker, F.J. Aherne, P.I.Rockett. The bhattacharya metric as an absolute similarity measure for frequency coded dta. 1998.
49. T.Quach, U.Monich, B.S.Manjunath. A system of large scale, content based web image retrieval. Université California Santa Barbara. 2004.
50. S. Ardizzoni, I. Bartolini, and M. Patella. Windsurf : Region-based image retrieval using wavelets. *DEXA Workshop*, pages 167-173, 1999.
51. J.Fournier. Indexation d'images par le contenu et recherché interactive dans les bases généralistes. Université Cergy pontoise. Thèse de doctorat, Octobre 2002.
52. Encyclopédie Encarta 2008, Anatomie de l'œil.
53. http://www.cermo.fr/chap17_RDiabete-1.pdf
54. D.KOURTA. Dépistage gratuit de la rétinopathie diabétique ; Un réseau national pour lutter contre la cécité. Article du quotidien national El Watan, 06.12.2009.
55. <http://www.quantel-medical.fr/pathologies-retinopathie.php>

56. M.Rukoz, M.MANOUVRIER, G.JOMIER. Distances de similarité basées sur les arbres quaternaires. Travail réalisé dans le cadre d'une coopération internationale CNRS – CONICIT (accord 8680 et 10058).
57. A.ZEROUKI. Segmentation d'images texturées par analyse multirésolution utilisant la décomposition en ondelettes. Mémoire d'ingénieur en électronique. UMMTO Tiziouzu.
58. STEPHANE G. MALLAT, "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", IEEE TRANSACTION ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, Vol 11. NO 7, JULY 1989, pp. 674-693.
59. O.KAMEL, M.ABRICHE. Génération d'un dictionnaire pour le codage des coefficients en ondelettes des images numériques. Mémoire d'ingénieur en électronique. UMMTO Tiziouzu.
60. G.JOMIER, M.MANOUVRIER, V.ORIA, M.RUKOZ. Indexation multi-niveau pour la recherche globale et partielle d'images par le contenu. Travail réalisé dans le cadre d'une coopération internationale CNRS – FONA – CIT – CDCH(accord 11996 et projet PI-03-13-5028-2002).
61. <http://fr.wikiversity.org/wiki/Python>