



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE ABOU-BEKR BELKAID – TLEMCEN

THÈSE LMD

Présentée à :

FACULTE DES SCIENCES – DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

Pour l'obtention du diplôme de :

DOCTORAT

Spécialité: *Intelligence artificielle*

Par :

M^{me} Souad Meziane Tani

Sur le thème

**Indexation et Recherche d'image médicale à partir de la
transformée en ondelette : Applications aux images
rétiniennes**

Soutenue publiquement le 20 juin 2016 à Tlemcen devant le jury composé de :

Mr Abderrahim M ^{ed} El Amine	MCA	Université de Tlemcen	Président
Mr Bessaid Abdelhafid	Professeur	Université de Tlemcen	Directeur de thèse
Mme Benamrane Nacera	Professeur	USTO d'Oran	Examineur
Mr Beloulata Kamel	Professeur	Université de SBA	Examineur
Mr Messadi Mohamed	MCA	Université de Tlemcen	Examineur
Mr Chikr El Mezouar Miloud	MCA	Université de SBA	Examineur

Laboratoire de Génie Biomédical (GBM)
BP 230, Chetouane
Tlemcen 13000

Dédicaces

Je dédie cette thèse :

Au premier lieu à mon père

Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai pour vous. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation.

A ma mère

Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que tu mérites. Tu as fait plus qu'une mère puisse faire pour ses enfants. Je te dédie ce travail en témoignage de mon profond amour.

Puisse Dieu, le tout puissant, vous préserver et vous accordent santé, longue vie et bonheur.

A mes chères sœurs Meriem, Yasmina, Nersine, Ines

Les mots ne suffisent guère pour exprimer l'attachement, l'amour et l'affection que je porte pour vous. Sans votre aide, vos conseils et vos encouragements, ce travail n'aurait jamais vu le jour.

A mon petit garçon Ryadh, prunelle de mes yeux, que dieu te garde pour moi.

A mon mari Samir. Pour sa patience

A toute ma famille et belle famille.

Souad Meziane Tani

Remerciements

A l'issue de la rédaction de cette thèse, je suis convaincue que la thèse est loin d'être un travail solitaire. En effet, je n'aurais jamais pu réaliser ce travail doctoral sans le soutien d'un grand nombre de personnes dont la générosité, la bonne humeur et l'intérêt manifestés à l'égard de ma recherche m'ont permis de progresser dans cette phase. Qu'elles trouvent dans ce travail l'expression de mes plus sincères remerciements.

En premier lieu, Je tiens à exprimer mes plus vifs remerciements au professeur Bessaid Abdelhafid qui fut pour moi un directeur de thèse attentif et disponible malgré ses nombreuses charges. Sa compétence, sa rigueur scientifique et sa clairvoyance m'ont beaucoup appris. Je le remercie également pour ses multiples conseils et pour toutes les heures qu'il a consacrées à diriger cette recherche. Enfin, j'ai été extrêmement sensible à ses qualités humaines d'écoute et de compréhension tout au long de ce travail doctoral.

Je remercie, en particulier Monsieur Abderrahim Mohamed El Amine, Maître de conférence classe A à l'Université de Tlemcen, qui m'a fait l'honneur de présider le jury de cette thèse.

Je tiens à remercier Madame, Benamrane Nacera professeur à l'USTO Oran, Monsieur Beloulata Kamel, Professeur à l'Université de Sidi Bel-Abes, Monsieur Chikr El Mezouar Miloud, Maîtres de conférences classe A à l'Université de Sidi Bel-Abes et Monsieur Messadi Mohamed, Maître de conférence classe A à l'université de Tlemcen d'avoir accepté d'examiner cette thèse.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur I. Boukli Hacene Maître assistant à l'Université de Tlemcen, ses conseils et ses remarques m'ont permis d'avancer dans mes travaux.

Je tiens aussi à remercier tous mes collègues du laboratoire de Génie Biomédical pour leur aide et leur sympathie, j'ai toujours trouvée au laboratoire une bonne ambiance qui m'a permis de réaliser ce travail de thèse.

Enfin, j'adresse mes remerciements à toutes les personnes qui de près ou de loin m'ont aidé et soutenu pendant cette période.

Abstract__ Medical equipment technologies produce a vast number of images that are stored in large databases; efficient indexing algorithms are required to access these databases. In this thesis, we propose a novel hybrid algorithm for medical image indexing. The hybridization of Wavelet transform based on lifting scheme and Principal Component Analysis has been used in some image processing area but they have not been used for image indexing. Wavelet transform is used to decompose images, then Principal Component Analysis method is applied to extract pertinent components. The extracted features are used to create image signature .Finally, image is retrieved by comparing the signatures of query image and all images databases using Euclidean distance. We have tested our algorithm on the retinal image, Cerebral and melanoma databases. The results obtained by our algorithm are compared with several published methods cited in the literature and shows an efficiency of 95%, which is significantly higher than recent methods in CBIR domain.

Keys words: CBMIR, melanoma data bases Texture, PCA, lifting, Features extraction., retinal images, Euclidean distance ,Wavelet Transform.

Résumé__Le développement technologique des équipements médicaux à engendré l'accroissement de nombre d'images qui sont stockées dans de grandes bases de données; des algorithmes d'indexation efficaces sont exigés pour accéder à ces bases de données. Dans cette thèse, nous proposons un nouvel algorithme hybride pour l'indexation d'image médicale. L'hybridation de la transformée en ondelette basé sur le schéma de lissage et l'Analyse Composante Principale a été utilisée dans certain domaine de traitement d'image mais n'a pas été utilisé pour l'indexation d'image. La transformée en ondelette est utilisé pour décomposer les images, ensuite l'analyse en Composante Principale est appliquée pour extraire les composantes principales pertinentes. Ces dernières sont utilisées pour créer la signature de l'image. Finalement, l'image est retrouvée en comparant les signatures de l'image requête et toutes les signatures de la base de données en utilisant la distance Euclidienne. Nous avons testé notre algorithme sur la base d'image rétinienne, cérébrale et mélanome. Les résultats obtenus par notre algorithme sont comparés avec plusieurs méthodes publiées citées dans la littérature et montre une efficacité de 95 %, qui est significativement meilleur que d'autre méthodes récentes dans le domaine CBIR.

Mots de clés : CBMIR, bases de données de mélanome, Texture, PCA, lifting, Extraction de caractéristique, des images rétiniennes, la distance Euclidienne, Transformée en Ondelette.

الملخص

إن تطور المعدات الطبية أدى إلى إنتاج عدد كبير من الصور المخزنة في قواعد بيانات كبيرة. لإستخراج تلك الصور نحتاج إلى خوارزميات الفهرسة ذات كفاءة عالية. في هذه الأطروحة، تقترح خوارزمية جديد لفهرسة الصور الطبية و هو عبارة عن تهجين بين تحويل المويجات و تحليل المكونات الرئيسية. إن تحليل المكونات الرئيسية إستخدم في تحليل الصور لكن لم يستخدم في فهرسته . في الأول نقوم بإستخدام تحويل المويجات لتحليل الصور ثم بعد ذلك نطبق تحليل المكونات الرئيسية لاستخراج العناصر الأساسية ذات صلة. تلك العناصر الأساسية نستخدم لإنشاء توقيع الصورة . واخيرا لاسترجاع بإختبار الخوارزمية المقترح على عدة صور الصور المتشابهة، نقوم بمقارنة التوقيعات باستخدام المسافة الإقليدية. لقد قمنا طبية. النتائج التي تم الحصول عليها أعلى بكثير مقارنة بالعديد من الخوارزميات المذكورة لفهرسة الصور الطبية

الكلمات المفتاحية: قواعد البيانات سرطان الجلد ، إستخراج الصور، شبكية العين ، المسافة الإقليدية ، تحويل المويجات، تحليل المكونات الرئيسية

Tables des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1: Indexation d'image par le contenu	
I. Introduction	4
II. Principe général de l'indexation et de la recherche d'information.....	4
III. Les systèmes de recherche d'images.....	5
IV. Les principales approches pour l'indexation d'images.....	6
V. Architecture des systèmes d'indexation par contenu	7
VI. Principales techniques d'indexation par contenu.....	8
VI.1. Indexation d'images à l'aide de caractéristiques bas niveaux	8
a) Couleur	8
b) Texture	9
c) Forme	10
VI.2. Indexation d'images à l'aide de caractéristiques haut niveaux.....	10
VII. La recherche d'images par contenu dans le domaine médical	11
VIII. Quelques systèmes CBIR médicaux existants.....	11
IX. Évaluation des méthodes de recherche d'information	12
X. Description des bases de Données utilisées.....	15
X.1 Base d'images «MESSIDOR»	15
X.2 Base d'images cervicale	16
X.3 Base d'images mélanome.....	16
XI. Conclusion	17
Chapitre 2 : Etat de l'art	
I. Introduction	19
II. Principales méthodes de caractérisation d'images par la texture	19
II.1 Méthodes statistiques	19
II.1.1 Matrice de cooccurrence.....	19
II.1.2 Longueurs de plage.....	20
II.2 Méthodes à base de modèle.....	21
II.2.1 Modèles Fractals.....	21
II.2.2 Le modèle autorégressif.....	21
II.3 Méthodes fréquentielles.....	21
III. Indexation des images à partir de la transformée en ondelette : Etat de l'art	22
III.1 Les approches énergies	23
III.2 Les approches basées sur les modèles statistiques.....	24
IV. Méthodes de réduction de dimension des données	24

IV.1 Analyse en composante principale	25
IV.2 Choix du nombre de composante principale.....	27
IV.2.1 Critères Heuristiques.....	28
IV.2.2 Critère de validation croisée.....	29
V. Conclusion	29

Chapitre 3 : La transformée en ondelette

I. Introduction	31
II. La Transformée de Fourier (TF).....	31
III. Transformée de Fourier Fenêtrée (STFT)	32
IV. Transformée en ondelettes	33
IV.1 Définition d'une ondelette	34
V. Transformée en ondelettes continue CWT	36
VI. Transformée en ondelettes discrète DWT	37
VII. Analyse multiresolution	39
VIII. Transformée en ondelette 2 D	43
IX. Transformée en ondelette rapide 2D	46
X. Propriétés Fondamentales d'une Ondelette	49
XI. Ondelette bi-orthogonalité	50
XII. Le lifting	51
XII.1 L'ondelette Bi orthogonal Cohen-Daubechies-Feauveau CDF 9/7.....	52
XIII. Propriétés du schéma de lifting [80].....	55
XIV . Conclusion.....	56

Chapitre 4 : Nouvel algorithme d'indexation d'images par le contenu

I. Introduction	58
II. Indexation d'images à partir des énergies	58
III. Indexation d'images à partir de la gaussienne généralisée	60
III.1 Principe de la méthode.....	61
III.2 Loi gaussienne généralisée.....	68
III.2.1 Mesure de distance entre deux distributions gaussiennes généralisées	69
IV. Comparaison entre les différentes approches.....	69
V. Algorithme proposé	70
V.1 Prétraitement	72
V.2 Principe de l'algorithme	72
VI. Mesure de similarité.....	72
VII. Résultats.....	73

VIII. Influence de l'ondelette utilisé dans la décomposition des images.....	74
IX. Influence du nombre de niveaux de décomposition pour l'indexation d'image.....	77
X. Amélioration des performances du system proposé	80
X.1 Indexation des images médicales basée sur le schéma de lissage.....	80
X.2. Indexation des images médicales basée sur le Pourcentage de variance cumulé	82
XI. Comparaison entre plusieurs approches de la littérature	86
XII. Conclusion	87
Conclusion générale	90
Annexes	92
Références bibliographiques	97

Liste des figures

FIGURE 1-1 : PROCESSUS DE RECHERCHE D'INFORMATION	5
FIGURE 1-2 : ARCHITECTURE DES SYSTEMES DE RECHERCHE DE 1ERE GENERATION.	6
FIGURE 1-3 : ARCHITECTURE D'UN SYSTEME D'INDEXATION PAR CONTENU	7
FIGURE 1-4 : EXEMPLES DE TEXTURES REGULIERES	9
FIGURE 1-5 : EXEMPLES DE TEXTURES STOCHASTIQUES NATURELLES	10
FIGURE 1-6: LE RAPPEL ET LA PRECISION POUR UNE REQUETE.	14
FIGURE 1-7 : COURBES DE PRECISION-RAPPEL.....	15
FIGURE 1-8 : EXEMPLES D'IMAGES DE LA BASE DE DONNEES MESSIDOR.....	16
FIGURE 1-9 : EXEMPLES D'IMAGES DE LA BASE DE DONNEES CERVICALE.....	16
FIGURE 1-10 : EXEMPLES D'IMAGES DE LA BASE DE DONNEES MELANOME.	17
FIGURE 2-1 : ETAT DE L'ART DES METHODES D'INDEXATION PAR ONDELETTE.	23
FIGURE 3-1 : LA TRANSFORMEE DE FOURIER.....	31
FIGURE 3-2 : TRANSFORMEE DE FOURIER FENETREE.....	32
FIGURE 3-3 : LA DIFFERENCE ENTRE UNE ONDE SINUSOÏDALE ET UNE ONDELETTE.....	34
FIGURE 3-4 : LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES.....	34
FIGURE 3-5 : FILTRES MIROIRS EN QUADRATURE.	43
FIGURE 3-6 : TRANSFORMEE EN ONDELETTE D'UNE IMAGE-SCHEMA DE DECOMPOSITION PYRAMIDALE.....	45
FIGURE 3-7 : DIFFERENTS SCHEMAS DE DECOMPOSITION.	46
FIGURE 3-8 : SCHEMA DE DECOMPOSITION DE $A^{j-1}f$ EN $A^j f$, $D_j^1 f$, $D_j^2 f$ ET $D_j^3 f$	47
FIGURE 3-9 : SCHEMA DE RECONSTRUCTION DE $A^{j-1}f$ A PARTIR DE L'APPROXIMATION $A^j f$ ET DES SIGNAUX DES DETAILS $D_j^1 f$, $D_j^2 f$ ET $D_j^3 f$	48
FIGURE 3-10 : STRUCTURE EN LIFTING A) ANALYSE ;B) SYNTHESE	52
FIGURE 3-11 : IMPLEMENTATION DU LIFTING DANS LA CDF 9/7(ANALYSE.).....	55
FIGURE 3-12 : IMPLEMENTATION DU SCHEMA DE LISSAGE DE LA CDF9/7 (SYNTHESE).	55
FIGURE 4-1 : DIAGRAMME SYNOPTIQUE DE L'APPROCHE ENERGIE.	59
FIGURE 4-2 : HISTOGRAMME DES COEFFICIENTS DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE DE CHAQUE SOUS BANDE. IMAGE RETINIENNE.....	63
FIGURE 4-3 : HISTOGRAMME DES COEFFICIENTS DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE DE CHAQUE SOUS BANDE. IMAGE CERVICALE.....	65
FIGURE 4-4 : HISTOGRAMME DES COEFFICIENTS DE LA TRANSFORMEE EN ONDELETTE DE CHAQUE SOUS BANDE. IMAGE MELANOME.....	67

FIGURE 4-5 : ALLURE D'UNE LOI GAUSSIENNE GENERALISEE.	68
FIGURE 4-6 : COMPARAISON ENTRE LES DEUX APPROCHES.	69
FIGURE 4-7 : DESIGN DE L'APPROCHE PROPOSEE.....	71
FIGURE 4-8 : COURBES PRECISION-RAPPEL.....	74
FIGURE 4-9 : INFLUENCE DE L'ONDELETTE UTILISEE POUR DECOMPOSER LES IMAGES.	76
FIGURE 4-10: INFLUENCE DU NOMBRE DE NIVEAUX DE DECOMPOSITION.....	78
FIGURE 4-11 : DIAGRAMME EN BATTONS : COMPARAISON ENTRE STRUCTURE LIFTING ET BANC DE FILTRE POUR LES TROIS BASES D'IMAGE MEDICALES (A, B, C).	81
FIGURE 4-12 : POURCENTAGE DE VARIANCE CUMULE POUR LES TROIS BASES D'IMAGES MEDICALES.	84
FIGURE 4-13: COMPARAISON ENTRE CRITERE DE KEISER ET VARIANCE CUMULE.....	86
FIGURE 4-14: COMPARAISON AVEC LA LITTERATURE.....	87

Liste des tableaux

TABLEAU 3-1 : COEFFICIENTS DU FILTRE DE LA CDF 9 /7.....	54
TABLEAU 4-1 : INFLUENCE DE L'ONDELETTE UTILISEE.....	60
TABLEAU 4-2 : TEMPS DE CALCUL MOYEN.	70
TABLEAU 4-3 : TEMPS DE CALCULS.....	82

Glossaire

CBIR : Content Based Image Retrieval.

WT : Wavelet Transform.

CWT : Continous Wavelet Transform

DWT : Discret Wavelet Transform

AMR : Analyse Multi Résolution.

ACP : Analyse en Composante Principale.

LDA : Discriminant Linéaire analyse.

NMF : Factorisation non-négative de matrices

ICA : Composantes Indépendantes

Pc : Principale Component.

PCV : Pourcentage cumulé de la variance

IFFT: Inverse Fast Fourier Transform

DCT: Discret cosine transform

JPEG: Joint Photographic Experts Grroup

MDS: Multidimensional scaling

LLE: Locally Linear Embedding

EOH: (Edge Orientation Histogram)

ASSERT: (Automatic Search and Selection Engine with Retrieval Tools)

PACS: (Picture Archiving And Communication System)

HSV: Hue Saturation Value

RGB: Red green blue .

TIFF : Tagged image file format .

SQL : Standard query language.

IRMA : (Image Retrieval in Medical Applications).

NHANES II : (The Second National Health And Nutrition Examination Survey).

ACS : Active Contour Segmentation.

RD : Retinopathy diabetique.

FMQ : Filtres miroir en quadrature.

CDF : Cohen-Daubechies-Feauveau

SPACL : Signal Processing and Coding Laboratory.

FBI : Federal Bureau of Investigation.

Introduction générale

Introduction générale

L'évolution de la technologie a touché plusieurs secteurs dont le secteur médical d'où l'apparition de dispositif permettant de produire un nombre très important d'images chaque année. Ces images sont stockées dans de grandes bases de données, cependant l'accès rapide à ces bases énormes nécessite des algorithmes d'indexation efficaces. Les systèmes de recherche d'images par le contenu « CBIR » en Anglais (Content Based Image Retrieval) sont l'une des solutions pour gérer efficacement ces grandes bases. Le principe de ces derniers est de représenter l'image en utilisant seulement leur contenu visuel numérique tel que la forme, la couleur ou la texture. Ces caractéristiques sont extraites en utilisant des techniques de traitement d'image. Mais la question qui se pose est : quelle caractéristique représentera mieux le contenu de l'image? Plusieurs travaux ont prouvé que la combinaison de ces caractéristiques est celle qui donne une bonne description de l'image ; cependant c'est assez complexe d'avoir une signature composée de plusieurs informations hétérogènes. Afin de réduire la complexité ce de dernier nous nous intéressons à des caractéristiques globales des images plus exactement à la texture qui ne nécessite pas de segmentation ni d'extraction de caractéristiques particulières (de type forme ou contour).

La texture est définie comme un ensemble de primitives (de pixels semblables) arrangées selon des règles particulières de placement. On peut s'en approcher en disant qu'une texture est une zone de l'image qui présente certaines caractéristiques d'homogénéité qui la font apparaître comme une zone unique. Plusieurs méthodes d'analyse de la texture ont été proposées dans la littérature, telles que les méthodes statistiques, les méthodes à base de modèle et les méthodes fréquentielles. Dans cette thèse, nous nous intéressons aux méthodes fréquentielles, plus exactement à l'analyse par ondelette qui présente l'avantage de fournir une information fréquentielle et temporelle d'une part et de compresser l'information d'autre part. La transformée en ondelette est utilisée pour extraire les coefficients de l'image qui vont contribuer à la construction de la signature de l'image.

Dans cette Thèse, nous proposons un nouvel algorithme hybride basé sur la transformée en ondelette et l'analyse en composante principale. L'analyse en composante principale a été utilisée dans quelques axes de traitement d'image mais n'a pas été utilisée pour l'indexation d'image médicale. L'algorithme proposé débute par une décomposition des images par ondelette, ainsi des coefficients de la transformée sont obtenus, Nous nous retrouvons avons une matrice de coefficients de grande dimension, la taille de la signature doit être inférieure à la taille de l'image. Pour ce faire, nous utilisons l'analyse en composante principale (ACP). L'objectif de l'ACP est de sélectionner les composantes principales les plus

pertinentes et le plus représentatives qui vont construire notre signature. Plusieurs familles d'ondelette ont été testées, les résultats montrent que l'ondelette bi orthogonale 9/7 basée sur le schéma de lissage (lifting), donne le meilleur résultat avec une précision de 95%. L'algorithme proposé a été testé sur plusieurs bases d'images médicales. Les résultats obtenus par notre algorithme et comparés avec plusieurs travaux de la littérature sont très encourageants.

Cette thèse est divisée en quatre chapitres. Dans le chapitre 1, nous présenterons le principe général d'indexation. Ensuite nous détaillerons l'architecture des systèmes d'indexation d'images. Nous rappellerons brièvement quelques systèmes médicaux existants. Ensuite nous présenterons le processus d'évaluation des systèmes de recherche suivi des bases de données utilisées. Un état de l'art des principales méthodes d'indexation d'image par contenu est donné dans le chapitre 2. Nous présenterons les méthodes fréquentielle. Nous détaillerons ensuite la construction de la signature par ondelette. Ensuite nous présentons l'analyse en composante principale. Ensuite dans le chapitre 3, nous présenterons le principe de la transformée en ondelettes, on s'intéresse plus exactement à l'ondelette Biorthogonale, ensuite nous parlerons de la structure du lifting, puis nous détaillerons l'ondelette Bi orthogonale CDF9/7 lifting. Suivi du chapitre 4 qui est le cœur de cette thèse. Il est divisé en deux sections. Dans la première section, nous présenterons les résultats des principaux algorithmes testés sur nos bases d'images médicales. Ensuite dans la deuxième section, nous proposerons un nouvel algorithme hybride. Nous discuterons les résultats suivis d'une comparaison avec d'autres méthodes citées dans la littérature.

Chapitre 1

**Indexation et Recherche d'image
par le contenu**

I. Introduction

Le développement technologique a permis l'accroissement en nombre et volume des images numérique qui nécessite des bases de données énorme pour le stockage. Les systèmes de recherche par le contenu permettent de gérer efficacement ces grandes bases. Nous rappelons dans ce chapitre tout d'abord le principe général de l'indexation et de la recherche d'information. Nous nous intéresserons ensuite plus particulièrement au cas des images. Ceci nous amènera à présenter en détail la recherche d'images par le contenu, ainsi que leurs applications dans le domaine médical. Nous discuterons de l'évaluation des méthodes de recherche d'information. Finalement nous présentons les bases de données utilisées dans cette thèse.

II. Principe général de l'indexation et de la recherche d'information

L'indexation d'un document dans une base de données consiste à lui donner une signature qui va permettre de le retrouver facilement. L'utilisateur donne un document en requête et le système cherche les documents les plus similaires. Les méthodes d'indexation comprennent en général les éléments suivants [1,17]

-Une signature ou index du document, qui sert comme caractéristique pour le reconnaître et le comparer avec les autres. Dans le cas de la recherche par caractéristiques, celles-ci ou bien des dérivées de ces caractéristiques sont prises directement comme signatures. Quant à la recherche par l'exemple, il faut déterminer les signatures les plus appropriées pour décrire le contenu des documents d'une façon approchant le mieux possible les critères de l'utilisateur.

-Une métrique de similitude (ou de distance) qui permet de comparer les signatures et d'associer les documents similaires.

-Des algorithmes de recherche qui sont, basées sur les deux outils précédents, permettent de retrouver rapidement les objets recherchés. Une approche itérative est parfois proposée : à partir d'une première sélection de documents, on précise les critères, on relance la requête, et ainsi de suite.

-Une interface utilisateur, qui rend transparente la procédure de recherche et facilite l'introduction de la requête.

La figure 1, illustre le processus de recherche d'information

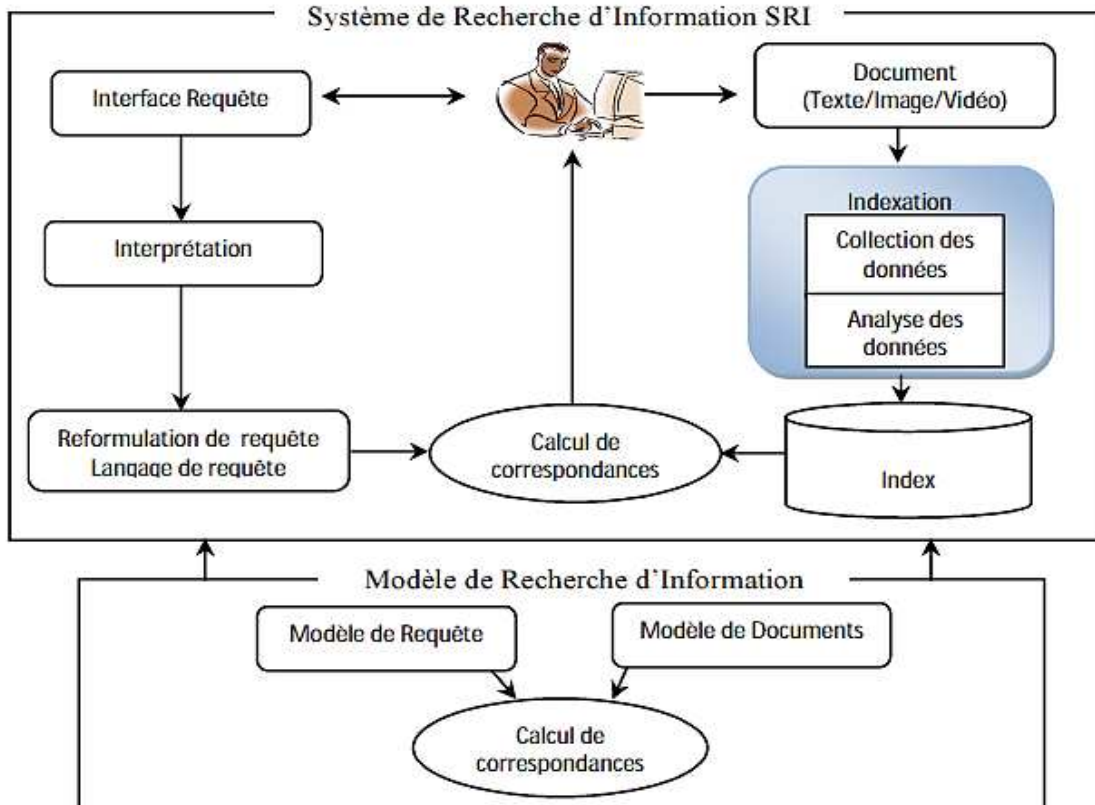


Figure 1-1: Processus de recherche d'information [2]

Les experts humains sont les mieux placés pour construire la signature des documents. Cependant, cette opération est très coûteuse et difficilement réalisable, étant donnée la taille énorme des bases d'images. D'où l'intérêt d'indexation automatique.

III. Les systèmes de recherche d'images

Depuis le début des années 90, 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 (en anglais : Content-Based Image Retrieval - CBIR). La première utilisation du terme "recherche d'images par le contenu" dans la littérature a été faite par T. Kato [3]. Il s'agissait de rechercher des images à l'aide de caractéristique bas niveau tel que la couleur et la texture ou la forme. 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 (telles que la couleur, la texture et la forme) pouvant être extraites automatiquement des images elles-mêmes. Les caractéristiques utilisées pour la recherche peuvent être numériques ou sémantiques, mais le processus d'extraction doit être de manière

automatique. La recherche d'images par les mots-clés définis manuellement n'est pas de la CBIR telle qu'on l'entend généralement -même si les mots-clés décrivent partiellement le contenu de l'image. La CBIR se simplifie lorsque l'on travaille dans des bases d'images spécialisées (par exemple des bases médicales). Ensuite, si les images de la base de référence ont été interprétées par un expert, nous pouvons définir des classes, par exemple le stade d'évolution de la pathologie étudiée, et éjecter chaque image à une classe. Ceci a plusieurs conséquences. En premier lieu, cela permet de construire des signatures d'images plus spécifiques, contenant des informations très ciblées. Par conséquent, la précision des méthodes d'indexation proposées peut être considérablement améliorée par rapport au cas général [17].

IV. Les principales approches pour l'indexation d'images

Plusieurs techniques d'indexation ont été présentées dans la littérature. La première approche d'indexation d'images consiste à décrire le contenu visuel en utilisation des mots-clés. Ces mots-clés servent comme index pour accéder aux données visuelles associées. La figure 1-2 montre l'architecture des anciens systèmes d'indexation d'image.

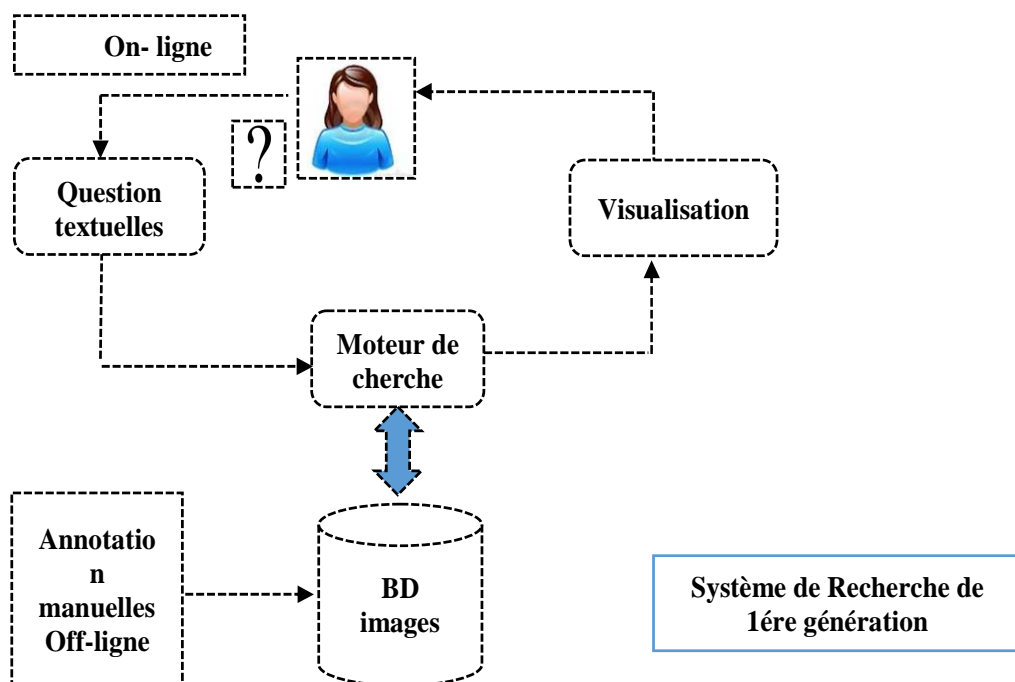


Figure 1-2 : Architecture des systèmes de Recherche de 1ère génération.

L'avantage de cette approche est qu'elle permet de consulter les bases de données en utilisant les langages d'interrogation standard, tels que SQL. Mais elle nécessite une grande quantité de traitement manuel. De plus la description des données est subjective et dépendante

de la langue utilisée (anglais, français, espagnole, etc...). Afin de pallier ces lacunes, les systèmes d'indexation par le contenu sont introduits, ces systèmes sont basés sur l'extraction de caractéristiques numériques, ou les index servent pour encoder le contenu des images. Nous nous intéressons plus particulièrement à l'approche basée sur l'extraction de caractéristiques Numériques. Nous développons donc au paragraphe suivant l'architecture des systèmes d'indexation par contenu.

V. Architecture des systèmes d'indexation par contenu

Un système d'indexation se compose de deux étapes principale : la première, en mode hors ligne pour les prétraitements, l'organisation et la gestion de la base d'images de référence (sous-système d'indexation), et la deuxième, c'est la phase de consultation en ligne pour les traitements propres à chaque nouvelle requête de l'utilisateur (sous-système de recherche). Les deux sous-systèmes ont en commun les deux traitements suivants :

L'extraction de descripteurs caractéristiques des images, que ce soit pour une image de la base durant la phase en mode autonome ou une image requête proposée par l'utilisateur lors de la phase en ligne.

La construction des index est effectuée principalement à partir des descripteurs extraits de l'image.

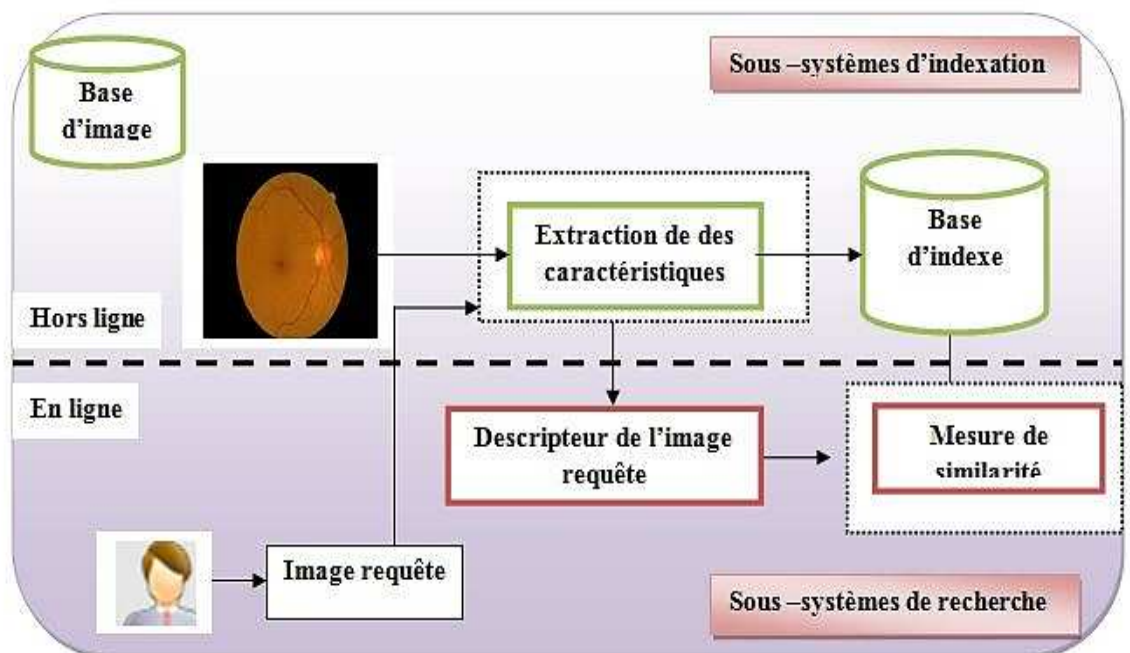


Figure 1-3 Architecture d'un système d'indexation par contenu

La phase d'indexation contient les opérations nécessaires pour organiser les descripteurs de manière à accéder rapidement aux données. Indexer une image consistera à calculer une signature depuis ses descripteurs. Plus deux signatures sont proches au sens de la métrique utilisée, plus les images associées sont proches au sens de l'utilisateur. La complexité de la comparaison des images est alors réduit à la comparaison de leur signature d'indexation. Pendant la consultation de la base, Finalement, le système sélectionne et présente à l'utilisateur les images les plus similaires à la requête.

VI. Principales techniques d'indexation par contenu

Plusieurs techniques d'indexation par contenu ont été proposées dans la littérature, elles peuvent être regroupées en deux catégories :

VI.1. Indexation d'images à l'aide de caractéristiques bas niveaux

Une caractéristique bas niveau est un ensemble de valeurs et qui sont extraites directement de l'image qui permet de la caractériser. L'extraction des caractéristiques de bas niveau représente une première abstraction par rapport à l'image brute, le but est que cette caractéristique soit discriminante par rapport aux entités visuelles que l'on cherche à caractériser. Ces descripteurs bas niveau peuvent être utilisés pour l'image entière comme ils peuvent être utilisés pour une partie de l'image [7]. on parle alors de signature globale ou locale de l'image.

a) Couleur

La couleur est l'une des plus importantes caractéristiques et la plus attirante dès la première vue de l'image, c'est pour cela quelle est la plus utilisée en recherche par le contenu. Il existe plusieurs espaces colorimétriques pour représenter la couleur tels que RGB, HSL, LAB [8]. Quel que soit l'espace de couleur utilisé, il existe plusieurs façons de caractériser la couleur tels que : l'histogramme couleurs, les moments statiques, les angles de couleur ...etc. L'histogramme couleur a été proposé pour la première fois par SWAIN [9]. Cette méthode consiste à calculer l'histogramme couleur de chaque image c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse (couleur), ensuite la similarité entre les images est calculé à partir d'intersection entre histogrammes, le grand inconvénient de cette méthode est que les histogrammes occupent une place importante en espace mémoire ce qui alourdit l'algorithme de recherche. Pour résoudre ce problème, au lieu de calculer la distribution complète, dans les systèmes de d'indexation d'images, on calcule seulement des caractéristiques de couleur dominantes tels que l'espérance, la variance et d'autres moments.

b) Texture

▪ Définition de la texture

Plusieurs chercheurs ont essayé de donner une définition de la texture mais aucune n'est générale et formelle ; La texture est la répétition spatiale régulière d'un motif géométrique constant (appelé texton) qui respectent un certain ordre. Exemple : Le sable, l'eau, l'herbe, la peau. L'aléatoire joue un rôle particulier dans les textures. Nous pouvons la définir aussi comme étant une région d'une image pour laquelle il est possible de définir une fenêtre de dimensions minimales, telle qu'une observation au travers de celle-ci se traduit par une perception (impression) visuelle identique pour toutes les translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée. On peut distinguer deux types de textures, entre lesquels se positionnent toutes les textures.

▪ Texture régulière (périodique)

On parle de texture régulière, dans le cas où la périodicité du motif est évidente exemple : grilles, murs, tissus, alvéoles. Cette définition ne convient qu'à des textures parfaitement régulières que l'on ne rencontre que rarement dans la réalité. Elles peuvent être décrites par des approches fréquentielles (spectres de Fourier, ondelettes de Gabor) ou des approches structurelles dans lesquelles on associe un motif et des règles de placement sur un pavage régulier.

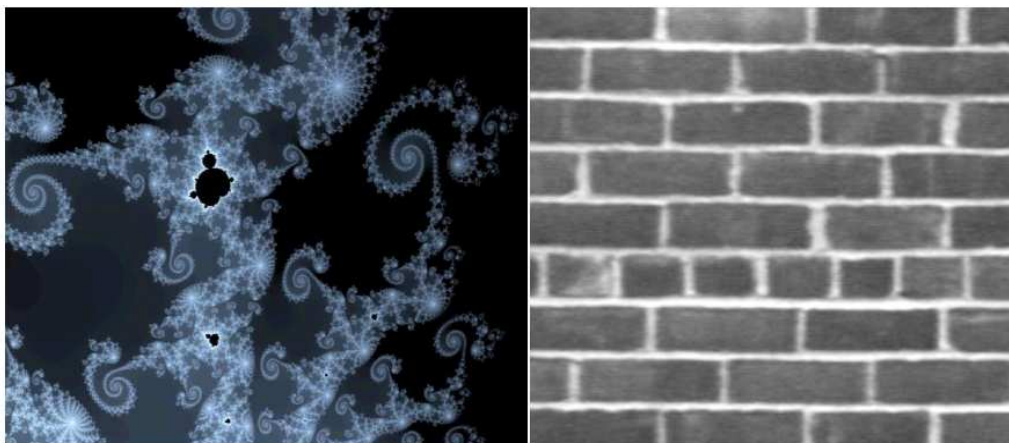


Figure 1-4 : Exemples de textures régulières [10]

▪ Texture aléatoire (anarchique)

Une texture aléatoire est composée de motifs différents appartenant à une population dont seules les propriétés statistiques sont définies et dont la répartition spatiale suit

également une grille irrégulière exemple : sable, nuage, herbe, foule. Elles peuvent être décrites par des lois statistiques sur les distributions.



Figure 1-5 : Exemples de textures stochastiques naturelles [11].

Les méthodes proposées pour caractériser la texture peuvent être classifiées en deux catégories[12] ,la première étant les méthodes statiques qui caractérisent les relations statistiques entre les différents niveaux de gris des pixels utilisant une fonction de corrélation, la méthode la plus connue c'est la matrice de co-occurrence ,et la deuxième concerne les méthodes spectrales basées sur le traitement de signal ,tels que le filtre de Gabor , les moments de hérmites ,et aussi on peut trouver d'autre méthodes de caractérisation de la texture tels que : modélisation markovienne qui peut modéliser les interactions entre pixels .Les principales méthodes de caractérisation de la texture sont bien détaillées dans le chapitre 3 (Voir chapitre 3).

c) **Forme**

La forme est une autre primitive qui sert à caractériser le contenu d'une image ; deux méthodes de description de la forme peuvent être distinguées [13], d'une part les méthodes basées sur le contour tels que : descripteur EOH (Edge Orientation Histogram) qui consiste à extraire les contours d'une image et de calculer l'histogramme de l'angle des gradients sur les contours. Et d'autre part la méthode basée sur les régions : tels que les moments géométriques.

VI.2. Indexation d'images à l'aide de caractéristiques haut niveau

Une caractéristique haut niveau, généralement appelée caractéristique sémantique, représente le contenu sémantique qui se définit par les attributs abstraits de l'image tels que : les scènes sémantique (exemple : bord de mer, rue, champ d'oiseaux, etc.), comportement

sémantique (par exemple la performance, agression,) et l'émotion sémantique (calme, l'harmonie, l'inspiration, etc.). Cependant la sémantique de l'image est la caractéristique la plus complexe, floue et abstraites est difficile à extraire de l'image ; Généralement, les caractéristiques hauts niveaux dépendent des caractéristiques bas niveaux. [14]

VII. La recherche d'images par contenu dans le domaine médical

La recherche d'image par le contenu est beaucoup plus adaptée pour le domaine médical, car elle aide considérablement les médecins dans leur diagnostic, la plupart des systèmes appliquent plusieurs restrictions aux base d'images utilisés (généralement on se limite à une seul base) ou aux images d'entrées (par exemple sur type, la modalité), Peu de système ont été développée, cela est dû à plusieurs facteurs [15] comme :

Les images médicales sont généralement de basse résolution et avec beaucoup de bruit. C'est difficile de les analyser automatiquement pour extraire des caractéristiques.

Le diagnostic automatique des images médicales est le plus souvent impossible aujourd'hui (sauf dans certain cas rares et particuliers), car l'interprétation des images médicales est souvent difficile, même pour les radiologues.

Les images médicales acquises avec différents appareils, même en utilisant la même modalité peuvent avoir des propriétés différentes.

Dans la plupart des cas, les images médicales sont des images d'intensités qui transportent moins d'informations que les images couleur.

VIII. Quelques systèmes CBIR médicaux existants

Nous présentons dans cette section, quelques grands systèmes médicaux [16] :

- **ASSERT** (Automatic Search and Selection Engine with Retrieval Tools): Le système ASSERT utilise l'approche « physician-in-the-loop » pour la recherche des images du poumon. C'est une approche par région, le médecin délimiter les régions portant la pathologie et d'identifier certains repères anatomiques pour chaque image. Ce système extrait des caractéristiques de la texture, de la forme, des bords, et d'échelle de niveau gris des régions portant la pathologie. Une table multidimensionnelle de hachage est construite pour indexer les images. Cet outil a été développé dans l'université de Purdue, l'université d'Indiana, et l'hôpital universitaire de Wisconsin, USA.
- **CasImage** Le système CasImage, a été intégré dans un environnement PACS (Picture Archiving And Communication System). Il contient une base de données pour l'enseignement ainsi que le moteur de recherche medGIFT. Le système de

recherche medGIFT extrait les couleurs (globales et régionales) et les caractéristiques de texture, y compris les 166 couleurs dans l'espace de couleur HSV et les réponses des filtres de Gabor dans quatre directions chacune à trois échelles différentes. Les combinaisons d'étiquettes textuelles et les caractéristiques visuelles sont utilisées pour l'indexation et la recherche des images médicales. Ce système est développé par l'hôpital universitaire de suisse à Genève.

- **IRMA (Image Retrieval in Medical Applications)**Le système IRMA est implémenté comme une plate-forme pour la recherche d'images par le contenu dans des applications médicales. Ce système divise le processus de recherche d'images en sept étapes consécutives, y compris la catégorisation, l'enregistrement, l'extraction des caractéristiques, la sélection des caractéristiques, l'indexation, l'identification et la récupération. Ce système est développé par : l'université de technologie de Aachen, Allemagne.
- **NHANES II (The Second National Health And Nutrition Examination Survey)** Ce système contient l'outil « the Active Contour Segmentation (ACS) », qui permet aux utilisateurs de créer un modèle par les points de marquage autour des vertèbres. Si la segmentation d'un modèle est acceptée, l'outil ACS estime la localisation de la vertèbre, et place le gabarit sur l'image, puis la segmente. Dans la représentation des données, un processus d'approximation polygonale est appliqué pour éliminer les caractéristiques de formes insignifiantes et réduire le nombre de points de données. Les données obtenues dans le processus d'interpolation polygonale représentent la forme d'une vertèbre. Puis, la courbe approchée de la vertèbre est converti en espace tangent à la mesure de similarité. Ce système est développé par : la librairie national de médecine, USA.

IX. Évaluation des méthodes de recherche d'information

L'évaluation des algorithmes de recherche est une tâche très complexe. Elle doit prendre en compte les performances qualitatives des résultats fournis à l'utilisateur, mais aussi le temps de recherche ou la taille de la signature par exemple. L'évaluation des méthodes s'appuie sur deux étapes principales. Il faut d'abord définir avec précision le critère d'évaluation, puis la mesure d'évaluation associée à ce critère. La qualité d'une méthode de recherche d'information peut être jugée par un grand nombre de critères différents. Ces critères peuvent être groupés en plusieurs classes [17] :

- **L'effectivité** : la pertinence, la capacité de discrimination, la stabilité par rapport à des changements de la requête, l'intégrité des résultats, la complexité de formulation de la requête, etc.
- **L'efficience** : le temps de recherche, le temps pour donner le résultat de la recherche, le temps pour la génération des index, le temps d'insertion, l'espace de stockage des index, le temps pour la génération d'une requête, etc.
- **La flexibilité** : la convenance pour les applications, l'adaptabilité, etc.
- **Autres** : la présentation des résultats, etc.

Chaque classe possède plusieurs sous-critères et chacun de ces sous-critères doit être évalué individuellement pour obtenir une évaluation globale de la méthode. Mais ce n'est malheureusement pas aussi simple pour la majorité des critères cités. Pour les systèmes de recherche d'image, les mesures couramment utilisées sont la précision et le rappel [18] (en anglais : Recall and Precision).

- **La précision**

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

$$\text{Précision} = \frac{\text{Nombre d'images pertinentes retrouvées}}{\text{Nombre d'images retrouvées}}$$

- **Le rappel**

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.

$$\text{Rappel} = \frac{\text{Nombre d'images pertinentes retrouvées}}{\text{Nombre d'images de la base de donnée}}$$

Dans les systèmes de recherche d'image, pour définir si une information est pertinente ou non, on a besoin d'experts dans le domaine, la figure 1-6, expliquent la précision et rappel pour une requête [19].

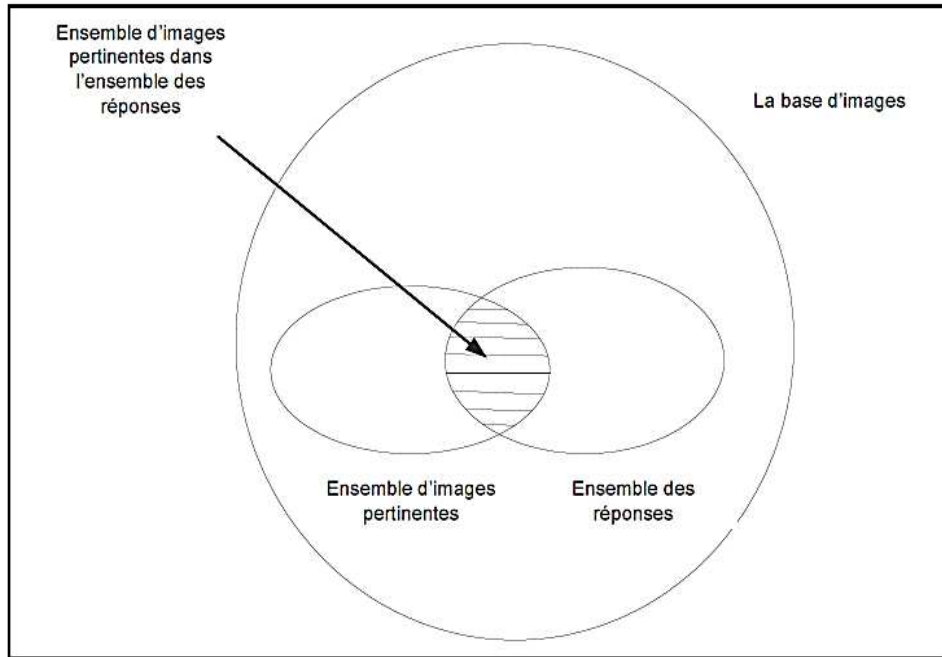


Figure 1-6: Le rappel et la précision pour une requête.

La précision et le rappel sont reliés entre elles. Donc on décrit souvent cette relation par une courbe de rappel /précision. La précision et le rappel sont les mesures importantes, mais si on voit seulement une paire de valeurs de précision/rappel, 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 7 donne un exemple de courbe précision /rappel. Pour dessiner cette courbe, on doit calculer plusieurs paires de rappel et précision.

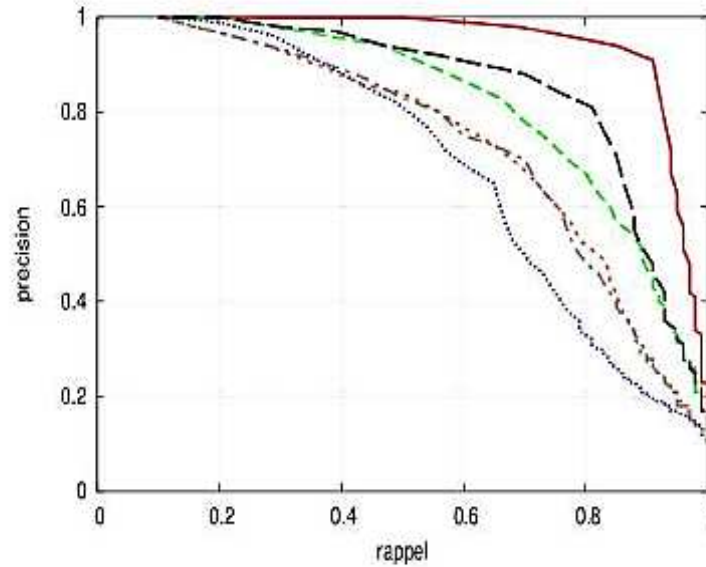


Figure 1-7 : Courbes de précision-rappel.

L'intérêt de cette représentation graphique est qu'elle permet d'avoir une vue d'ensemble du comportement du modèle dans un contexte de CBIR. Plusieurs courbes de précision-rappel sont présentées sur la figure 1-7, chacune étant associée à une méthode de recherche. La méthode la plus performante est celle dont la courbe est la plus à droite : pour toutes les valeurs de rappel les valeurs de précision sont les plus élevées.

X. Description des bases de Données utilisées

Afin d'évaluer les méthodes proposées, plusieurs bases de données médicales ont été utilisées. Ces dernières aident considérablement les chercheurs pour évaluer et de comparer les méthodes développées par rapport aux travaux reportés dans la littérature. Dans cette section, nous présentons les différentes bases de données utilisées dans cette thèse.

X.1 Base d'images «MESSIDOR»

La base de données Messidor contient 1200 images couleur du fond d'œil. Ces images ont été acquises à l'Hôpital Lariboisière à Paris, la Faculté de Médecine Saint-Etienne CHU de Brest (France). En utilisant un rétinographe non mydriatique de type Topcon TRC NW6. Les images ont une taille de 1440 * 960 en 588 images, 2240 * 1488 en 400 images et 2304 * 1536 en 212 images. Toutes les images sont enregistrées en format TIFF non compressé. Pour chaque image, le grade de la RD et le risque d'œdème maculaire (EM) est fourni par des experts. Quelques exemples d'images de la base de données sont illustrés dans la figure 1-8.

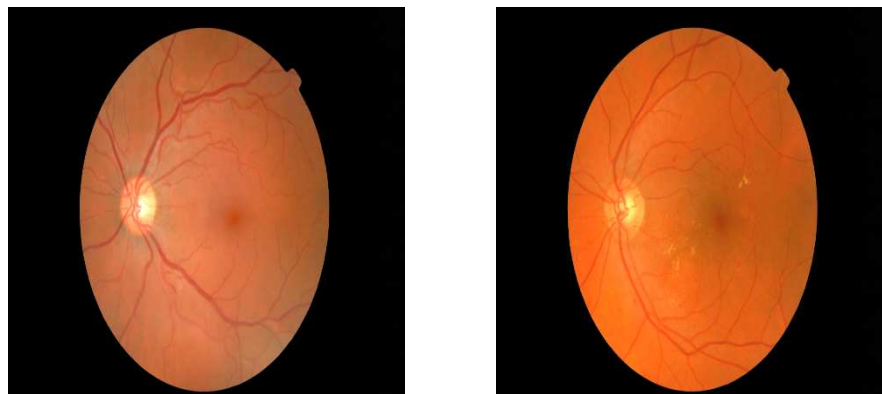


Figure 1-8 : Exemples d'images de la base de données MESSIDOR

X.2 Base d'images cervicale

La base d'images cervicale est acquise à l'hôpital d'Es-Senia d'Oran (avec l'accord du propriétaire et dans le but des recherches scientifiques). Il s'agit d'images IRM de différentes coupes de sujets sains et pathologiques pondérées en T1, T2 de taille (512 × 512), Les images sont en format JPEG [20].

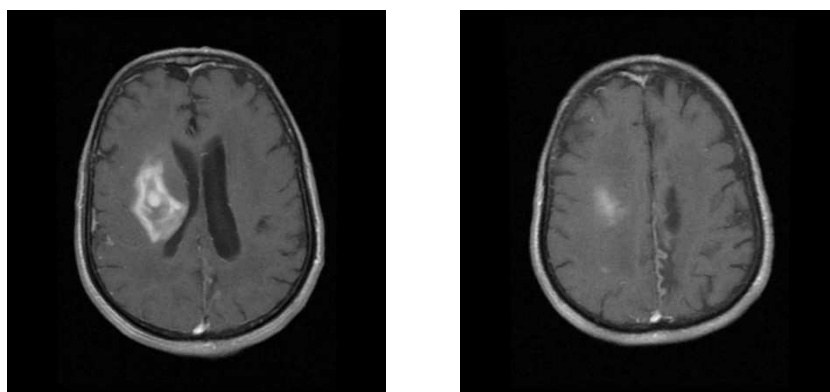


Figure 1-9 : Exemples d'images de la base de données Cervicale.

X.3 Base d'images mélanome

Nous avons utilisés autour de 60 images, qui ont été validé avec plusieurs dermatologue au CHUT (Centre hospitalier Universitaire de Tlemcen, Algérie). Ces images sélectionnées présente des lésions de la mélanome. Les images sont couleur et de taille 512 × 486 avec une résolution spatiale égale à 0.033 × 0.025 mm. [21]



Figure 1- 10 : Exemples d'images de la base de données Mélanome.

XI. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le principe des systèmes de recherche d'images. L'accent a été mis sur les systèmes de recherche par le contenu (CBIR) qui ont été utilisés dans cette thèse. Les systèmes CBIR sont basés sur l'extraction de caractéristiques de l'image telle que la couleur, la forme et la texture. Il existe plusieurs méthodes d'extraction de la texture à partir de l'image. Nous présentons dans le chapitre 2 un état de l'art des principales méthodes d'indexation d'image à partir de la texture.

Chapitre 2

Etat de l'art

I. Introduction

La recherche d'images par le contenu, à partir d'une image requête, s'appuie sur la comparaison d'images, et donc la définition d'une mesure de distance entre deux images. Ce travail peut être simplifié en associant aux images des signatures, ou index, qui les représentent de manière plus compacte que leur matrice de pixels. Diverses méthodes ont été proposées pour construire ces signatures. Nous présentons dans ce chapitre un panorama des principales méthodes d'indexation d'images par la caractéristique de texture.

II. Principales méthodes de caractérisation d'images par la texture

L'analyse de la texture permet la détermination des signatures qui caractérisent l'image. Plusieurs méthodes de caractérisation de la texture ont été présentées dans les littératures. Le choix d'une méthode est étroitement lié à l'application visée. Les principales méthodes de caractérisation de la texture peuvent être regroupées dans trois catégories. On distingue : les méthodes statistiques, les méthodes à base de modèle et les méthodes fréquentielles. Ces méthodes peuvent être étudiées sur toute l'image ou bien sur des régions précisées.

II.1 Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques sont basées sur des évaluations quantitatives de la distribution de niveaux de gris. Elles étudient les relations entre un pixel et ses voisins et définissent des paramètres discriminants de la texture en se basant sur des outils statistiques. Parmi ces méthodes on peut citer la méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris (SGLDM : Spatial Gray Level Dépendance Method) ou matrices de cooccurrences, caractéristiques de Tamura, la matrice de longueur de plage), ou dans un domaine transformé telle que (densité spectrale, méthode des extremas locaux, méthodes de transformation de Fourier, Karhunen Loeve, etc) [22] [23][24]

II.1.1 Matrice de cooccurrence

La matrice de cooccurrence est une méthode principale dans la caractérisation de la texture. Elle a été proposée par Haralick et al [25], dans les années 70. Cette approche consiste à explorer les dépendances spatiales des textures en construisant d'abord une matrice de cooccurrence basée sur l'orientation et la distance entre les pixels de l'image. De chacune de ces matrices Haralick a défini quatorze paramètres caractéristiques de texture, comme le contraste, l'entropie ou la différence inverse des moments [26]. La réussite de cette méthode

repose sur le bon choix des paramètres qui sont : la taille de la matrice sur laquelle s'effectuent la mesure, et la distance d qui sépare les deux pixels du motif.

II.1.2 Longueurs de plage

Les longueurs de plage ou iso segments. On appelle une plage un ensemble de pixels consécutifs et dans une direction donnée ayant le même niveau de gris. La longueur d'une plage est alors le nombre de pixels pour une plage donnée. L'objet qui caractérise les textures dans cette méthode est alors un ensemble de matrices $P_\theta=(P(i,j))$. Chaque cas (i,j) de la matrice P_θ contient le nombre de plages de longueur j et de niveau de gris i dans la direction θ . Il est nécessaire d'en extraire quelques attributs [27] tels que :

Nombre de longueurs de plage, qui est donnée dans la formule (2.3):

$$SLP = \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=1}^{n_\theta} P_\theta(j, j) \dots\dots\dots (2.3)$$

Où l le nombre de niveaux de gris dans l'imag et n_θ la longueur de corde maximale dans la région étudiée et dans la direction θ .

- Proportions de petites plages données dans la formule (2.4):

$$RF1 = \frac{1}{SPL} \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=1}^{n_\theta} \frac{P_\theta(i, j)}{j^2} \dots\dots\dots(2.4)$$

- Proportions de grande plage est donnée dans la formule (2.5):

$$RF2 = \frac{1}{SPL} \sum_{i=0}^{l-1} \sum_{j=1}^{n_\theta} j^2 P_\theta(j, j) \dots\dots\dots (2.5)$$

- Hétérogénéité des niveaux de gris est donnée dans la formule (2.6):

$$RF3 = \frac{1}{SPL} \sum_{i=0}^{l-1} (\sum_{j=1}^{n_\theta} P_\theta(j, j))^2 \dots\dots\dots(2.6)$$

- Hétérogénéité des longueurs de plage est donnée dans la formule (2.7)

$$RF4 = \frac{1}{SPL} \sum_{j=0}^{l-1} (\sum_{i=1}^{n_\theta} P_\theta(j, j))^2 \dots\dots\dots(2.7)$$

- Pourcentage de plages est donné dans la formule (2.8)

$$RF5 = \frac{SLP}{K} \dots\dots\dots(2.8)$$

Avec K le nombre total de pixels dans la région.

Tout comme pour les matrices de cooccurrences, cette méthode permet une bonne caractérisation des textures des régions. Cependant, elle reste relativement lente et est efficace sur des images comportant peu de niveaux de gris. [28] [29].

II.2 Méthodes à base de modèle

Le principe de ces méthodes est de décrire la texture par un probabiliste. Celle-ci est alors caractérisée par les paramètres de ce modèle [30] [31]. on peut citer :

II.2.1 Modèles Fractals

Ces méthodes permettent de synthétiser des images très proches de la réalité. En analyse de texture, la dimension fractale, qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet, décrit une certaine propriété de la texture. Le modèle fractal est basé essentiellement sur l'estimation par des méthodes spatiales de la dimension fractale de la surface représentant les niveaux de gris de l'image [27].

II.2.2 Le modèle autorégressif

Le modèle autorégressif (AR) considère une interaction entre l'intensité de chaque pixel de l'image et la somme pondérée des intensités de ses voisins. En prenant l'image I comme un champ aléatoire, le modèle AR se définit par la formule (2.9)

$$I(x) = \mu + \sum_{r \in D} \theta(r)I(x+r) + \varepsilon(x) \dots \dots \dots (2.9)$$

Où x est un point de l'image, D définit un voisinage, $\varepsilon(x)$ est une variable Gaussienne de moyenne nulle, μ est le biais (inutilisée pour la segmentation) et les $r\theta(r), r \in D$ sont les paramètres du modèle. Les différentes textures sont caractérisées par les différentes dépendances de voisinage, elles-mêmes représentées par les différents paramètres du modèle. [29].

II.3 Méthodes fréquentielles

Ces méthodes sont souvent utilisées en traitement du signal, permettent d'analyser une texture en identifiant les différentes fréquences qui la composent. Parmi elles, on retrouve notamment la transformée de Fourier, les filtres de Gabor ainsi que les ondelettes. De façon générale, la λ transformation linéaire d'une image f est obtenue en calculant la corrélation de f et d'une fonction ψ donné dans la formule (2.10) :

$$\int_{-\infty}^{\infty} (x, y) \bar{\psi}_{\lambda}(x, y) dx dy \dots \dots \dots (2.10)$$

Avec λ un ensemble de paramètres propre à et ψ le complexe conjugué de la quantité en argument.

Ces méthodes, préservent à la fois les informations globales et locales. Elles sont bien adaptées aux signaux périodiques. En effet, les textures sont des signaux quasi périodiques qui ont une énergie fréquentielle localisée [27]. Ces méthodes permettent de caractériser la texture à différentes échelles. Analyser une texture par son spectre fréquentiel nous donne beaucoup d'informations sur celle-ci.

- La transformée de Fourier (TF) permet de passer d'une représentation de l'image dans le domaine spatial à sa représentation dans le domaine fréquentiel. [32]
- Transformée Cosinus Discret (DCT) La Transformée en cosinus discrète ou TCD (de l'anglais : DCT ou Discrète Cosine Transform) est une transformation proche de la transformée de Fourier discrète (DFT). Le noyau de projection est un cosinus et génère donc des coefficients réels, contrairement à la DFT, dont le noyau est une exponentielle complexe et qui génère donc des coefficients complexes. La DCT possède une excellente propriété de "regroupement" de l'énergie : l'information est essentiellement portée par les coefficients basses fréquences.
- Filtre de gabord [33].
- La transformée en Ondelettes, contrairement à Fourier, est beaucoup plus précise et riche en informations et en pertinence [32]. Pour faire face aux difficultés d'analyse des textures naturelles, l'outil espace- fréquence et temps-échelle qui semble le plus approprié est la transformée en ondelettes. Celle-ci permet de prélever des paramètres locaux dans le domaine spatial, dans le domaine fréquentiel, à des résolutions multiples ainsi que des paramètres inter-échelles. De plus, son mode d'investigation, du global vers le détail, possède une similitude avec le système visuel humain. Pour ces nombreuses avantages ; nous nous intéressons, dans cette thèse, à l'analyse de la texture par la transformée en ondelette.

III. Indexation des images à partir de la transformée en ondelette : Etat de l'art

Dans les années 1990, après l'introduction et l'établissement de la théorie de la transformée en ondelette, beaucoup de chercheurs ont commencé à l'utiliser pour l'analyse de la texture. Le principe est d'appliquer la transformée en ondelette sur l'image afin d'extraire les coefficients d'ondelettes de l'image ; ensuite la signature est calculée à partir de ces

coefficients. Plusieurs méthodes de construction de la signature à partir des coefficients de la transformée en ondelette ont été proposés dans la littérature, on peut les regrouper en deux principales catégories : les approches énergies et approches basées sur les modèles statistiques, la figure 2-1 illustre les différentes approches de caractérisation de la texture par ondelette.

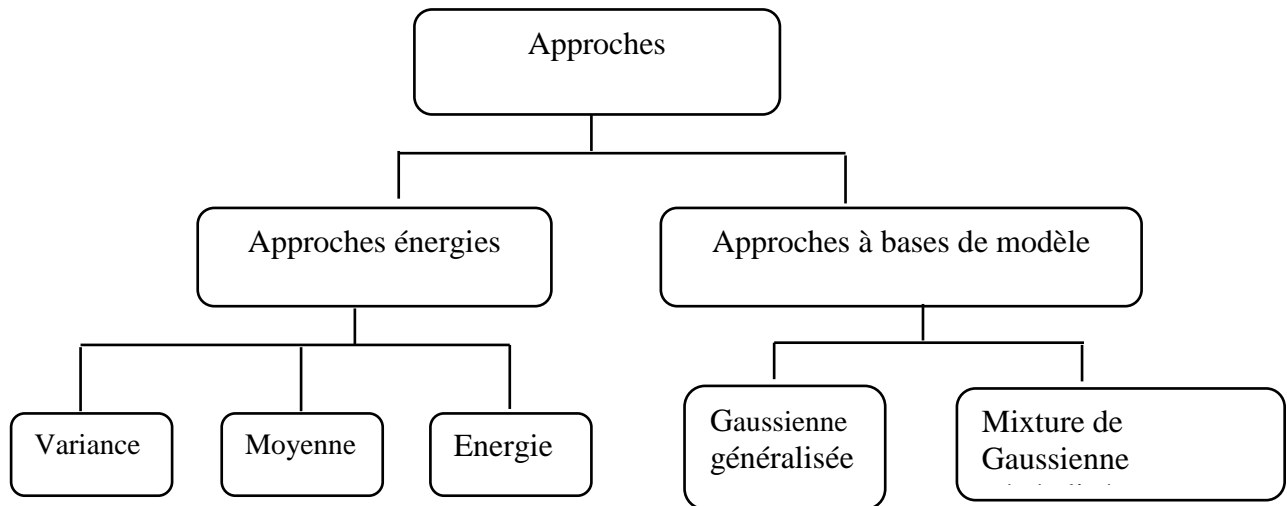


Figure 2-1: état de l'art des méthodes d'indexation par ondelette.

III.1 Les approches énergies

Le principe de ces approches consiste à calculer des grandeurs globales de l'image à partir des coefficients d'ondelette. La méthode la plus simple et la plus populaire est de former un vecteur d'énergies pour chaque sous bande à partir des coefficients de transformé en ondelettes [34]. Lieu et al [35], propose de calculer la moyenne et la variance pour chaque sous bande en utilisant la transformée en paquet d'ondelette. Smeulder et al [36], utilise l'analyse multi résolution et crée la signature à partir des valeurs absolues des coefficients d'ondelettes. Dans leur article, Jacobs et al. [37] utilisent l'analyse multi-résolution pour créer un index généré à partir des valeurs les plus élevées (en valeur absolue) des coefficients d'ondelettes. Mandar et al. [38], quant à eux, ont proposé une autre technique basée sur le calcul de moments à partir des coefficients d'ondelettes. De leur côté, Idris et al [39] proposent une technique de quantification vectorielle dans laquelle la comparaison est effectuée sur des vecteurs quantifiés issus des coefficients d'ondelette. Saif IZahir [40], a développé un algorithme d'indexation d'image médicale efficace, la signature est construite

en utilisant la corrélation des coefficients d'ondelette. Rajakumar [41] propose une nouvelle signature pour les images médicales construites directement à partir des énergies coefficients d'ondelette. Hivashankar [42] proposent de calculer la matrice de cooccurrence, ensuite la l'analyse composante principale (PCA) et l'Analyse Discriminant Linéaire (LDA) est appliquée pour sélectionné et réduire la taille du vecteur caractéristique.

III.2 Les approches basées sur les modèles statistiques

Le principe de ces méthodes est de tracer des histogrammes des coefficients de la transformée en ondelette et de les modéliser par des lois statistiques. La signature est calculée à partir d'une estimation des paramètres du modèle statistique. On distingue deux type distribution: la gaussienne généralisé et la mixture de gaussienne généralisé.

Do et al [43] propose une méthode de caractérisation de la texture basé sur la distribution globale des coefficients d'ondelette, la signature est construite a partir des paramètres d'échelle et de forme de la gaussienne. Gwénole [44] à appliquer la gaussienne généralisé aux images médicales rétinienne et mammographie. Allili [45], propose d'utilisé la mixture de la gaussienne généralisé.

IV. Méthodes de réduction de dimension des données

La réduction de dimension permet de transformer les données représentées dans un espace de grande dimension en une représentation dans une espace de dimension inférieur. Plusieurs méthodes de réduction des données sont présentées dans la littérature. Elles peuvent être regroupées en deux principales catégories :

- Les méthodes linéaires telles que (l'Analyse en Composantes Principales (ACP) [46], la factorisation non-négative de matrices (NMF) [47], l'Analyse en Composantes Indépendantes (ICA) [48] et l'Analyse Discriminante Linéaire (LDA) [49].
- Les méthodes non linéaires telles que (Kernel PCA [50], multidimensional scaling (MDS) [51]), Locally Linear Embedding (LLE) [52].

La réduction de dimension est utilisé dans de nombreux domaines ; telle que la compression données de grande dimension.la classification. Dans notre cas, la réduction des données est utilisée pour réduire la taille des grandes signatures en utilisant l'Analyse en Composante Principale.

IV.1 Analyse en composante principale [56]

L'Analyse en Composantes Principales (ACP) [53], aussi connue sous le nom de transformée de Karhunen–Loève [54] est une méthode très utilisée en statistique. Introduite par Pearson [54] puis plus tard par Hotelling [46], sa principale idée est de réduire la dimension d'un jeu de données tout en gardant un maximum d'informations. Cela est réalisé grâce à une projection qui maximise la variance tout en minimisant l'erreur quadratique moyenne de la reconstruction.

Hotelling définit l'ACP comme une projection orthogonale maximisant la variance dans l'espace projeté. Étant donné n échantillons $x_i \in R^D$ et $u \in R^D$ tel que :

$$\|u\| = u^T u = 1$$

Soit un vecteur orthonormal de projection. Un échantillon x_i est projeté sur u par :

$$a_i = u^T x_i$$

La variance de l'échantillon peut donc être estimée :

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

où \bar{x} est la moyenne des projetés des échantillons de la base

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

d'où

$$\bar{a} = u^T \bar{x}$$

Ainsi la variance du projeté est donnée par la formule (2.11) :

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2 \dots\dots\dots(2.11)$$

$$= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (u^T x_i - u^T \bar{x})^2 \dots\dots\dots(2.12)$$

$$= u^T C u \dots\dots\dots(2.13)$$

$$C \in R^{D \times D} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n ((x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T)$$

est la matrice de covariance de $x = [x_1, \dots, x_n] \in R^{D \times n}$. Le problème de maximisation de la variance dans l'espace projeté peut donc s'écrire :

$$\max u^T C u \text{ avec } u^T u = 1$$

Le calcul de la solution optimale peut être réalisé grâce au multiplicateur de Lagrange :

$$f(u, \lambda) = u^T C u + \lambda(1 - u^T u)$$

$$\frac{\partial f(u, \lambda)}{\partial u} = 2Cu - 2\lambda u = 0$$

Par dérivation partielle selon u On obtient : $Cu = \lambda u$

Ainsi, le maximum pour le multiplicateur de Lagrange est obtenu si λ est une valeur propre et u un vecteur propre de C . Ainsi la variance décrite par le vecteur de projection u est donnée par λ .

Pour la mise en œuvre de méthodes batch, il est supposé que le jeu de données d'entraînement est disponible en entier. Ainsi nous avons un ensemble de n observations $x_i \in R^D$ organisés sous forme matricielle $X = [x_1; \dots; x_n] \in R^{D \times n}$. L'estimation de la base de projection de l'ACP revient donc à estimer les éléments propres de la matrice de covariance C de X . Le calcul requiert d'abord l'échantillon moyen :

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Puis les échantillons sont normalisés par rapport à la moyenne

$$x_{moy} : \hat{x} = \bar{x}_i = x_i - \bar{x}$$

Pour former la nouvelle matrice $\hat{x} = [\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_n]$

La matrice de covariance $C \in R^{D \times D}$ est ensuite calculée par :

$$C = \frac{1}{n-1} \hat{x} \hat{x}^T$$

La recherche des éléments propres de C conduit à l'obtention de la base de vecteurs propres $u_i \in R^D$, pour lesquels, à chacun d'eux, est associée une valeur propre λ_i . Généralement triés par ordre décroissant de valeur propre associée, les premiers vecteurs propres forment alors une base dans laquelle la plupart de l'information du jeu de données d'entraînement est gardée. L'algorithme du calcul de l'ACP est donné par:

Algorithme:**Entrée:** matrice X**Sortie:** vecteur moyen \bar{x} , base de vecteurs propres U, valeurs propres associées λ_i .

Calcul du vecteur moyen

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

Normalisation des images d'entrées

$$\hat{x}_i = x_i - \bar{x}$$

$$\hat{X} = [\hat{x}_1, \dots, \hat{x}_n]$$

Si Données de grande dimension alors

$$M = \frac{1}{n-1} \hat{X}^T \hat{X}$$

Calcul des éléments propres de M :

$$E = [e_1 \dots \dots \dots e_n]$$

$$\sigma = [\sigma_1 \dots \dots \dots \sigma_n]$$

Calcul des éléments finaux :

$$u_i = X e_i, \quad U = [u_1 \dots \dots \dots u_n]$$

$$\lambda_i = \sigma_i, \quad \lambda = [\lambda_1 \dots \dots \dots \lambda_n]$$

Sinon

$$C = \frac{1}{n-1} \hat{X} \hat{X}^T$$

Calcul des éléments propres de C

$$U = [u_1 \dots \dots \dots u_n]$$

$$\lambda = [\lambda_1 \dots \dots \dots \lambda_n]$$

Retourner \bar{x} , U, λ .**IV.2 Choix du nombre de composante principale**

Le choix du nombre de composante principale à retenir est une étape très importante dans une analyse en composante principale, car si on utilise peu de composantes on risque de perdre beaucoup d'information. Et si beaucoup on prend beaucoup de composantes, il y a le risque d'avoir des composantes redondante ce qui est indésirable. Pour cela plusieurs critères

de sélections ont été développés dans la littérature, La plupart sont heuristiques et donnent un nombre de composantes subjectif.

IV.2.1 Critères Heuristiques

Dans cette catégorie de critères on peut citer :

a) Pourcentage cumulé de la variance totale (PCV)

On considère que chaque composante principale est représentative d'une portion de la variance. Le choix du nombre de composante à retenir (L) est déterminé en fonction du pourcentage de la variance totale qu'on veut conserver [56]. Donc le nombre de composantes est le plus petit nombre pris de telle sorte que ce pourcentage soit atteint ou dépassé; les composantes sont choisies successivement dans l'ordre des variances décroissantes. Le pourcentage de variance est donné par la formule (2.14) :

$$PCV(L) = \left(\frac{\sum_{j=1}^L \lambda_j}{\sum_{j=1}^m \lambda_j} \right) \times 100. \dots\dots\dots(2.14)$$

Le pourcentage de la variance expliquée est un peu arbitraire. Sa capacité à fournir le nombre correct de composantes principales dépendra fortement du rapport signal sur bruit.

b) Critère de Keiser

Le critère de Keiser conserve que les composantes dont les valeurs propres supérieures à leur moyenne car seules jugées plus "informatives" que les variables initiales ; dans le cas d'une ACP réduite, ne sont donc retenues que celles plus grandes que 1. Toutefois, ce critère a tendance à surestimer le nombre de composantes pertinentes.

c) Moyenne des valeurs propres

Si les observations constituent un échantillon aléatoire d'individus prélevés dans une population normale à m dimensions, on peut tester l'égalité des (m-L) dernières valeurs propres. Si cette hypothèse est acceptée, on conserve les L premiers axes et on néglige les (m-L) derniers axes. Cependant l'utilisation de ce test conduit souvent à considérer un nombre élevé de composantes, dont certaines risquent de ne présenter aucun intérêt pratique. Des règles empiriques peuvent également guider l'utilisateur. Une de ces règles consiste à ne prendre en considération que les composantes pour lesquelles la valeur propre est supérieure à la moyenne arithmétique de toutes les valeurs propres [56].

IV.2.2 Critère de validation croisée

La validation croisée est un critère très populaire pour le choix du nombre de composantes dans un modèle ACP. Le principe est d'estimer les mesures d'un jeu de données de validation à partir d'un modèle qui a été calculé à partir d'un jeu de données d'identification et de comparer ces estimations avec les valeurs mesurées. Ce critère tente de minimiser de la quantité PRESS. Cette quantité se présente comme la somme des carrés des erreurs entre les données observées et celles prédites ou estimées par le modèle obtenu à partir d'un jeu d'identification différent. [56]

$$Press(L) = \frac{1}{Nm} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^m (\hat{x}_i^{(L)}(k) - x_i(k))^2 \dots\dots\dots(2.15)$$

N étant la taille du jeu de validation.

Une version simplifiée de l'algorithme permettant le calcul du nombre de composantes principales par la validation croisée est la suivante :

1. Diviser les données en un jeu d'identification et un jeu de validation,
2. Réaliser une ACP avec L composantes ($L = 1, \dots, m$) sur le jeu d'identification et calculer les critères correspondant sur le jeu de validation PRESS(1), ..., PRESS(m),
3. La L^{ème} composante pour laquelle le minimum de PRESS apparaît sera la dernière composante à retenir et L sera le nombre de composantes principales retenu.

Malgré le coût de calcul important, le critère de la validation croisée en ACP n'apporte pas une règle de décision plus objective que les techniques heuristiques [57]. Pour cela nous avons choisi d'utiliser les critères heuristiques, dans cette thèse, pour sélectionner le nombre de composante que nous allons développer au chapitre 4.

V. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les principales méthodes d'indexation d'image en utilisons la texture. Dans cette thèse nous nous intéressons aux méthodes fréquentiels et plus exactement à l'utilisation de la transformée en ondelettes pour l'extraction de caractéristiques numériques des images. Dans le chapitre trois nous développons la théorie de la transformée en ondelette.

Chapitre 3

La Transformée en Ondelette

I. Introduction

L'analyse en ondelettes a été introduite au début des années 1980 [58]. L'idée originale sur laquelle sont basées les ondelettes est apparue vers les années 1940 grâce au physicien Denis Gabor. La transformée en ondelette est un outil d'analyse puissant et complexe. Leur application en imagerie médicale date de 1992. Ils ont démontré leur force dans plusieurs domaines d'application tels que : Le débruitage, l'indexation, la compression, le codage...ect.

Dans ce contexte les Ondelettes sont utilisées pour l'indexation d'images, ou encore la description de textures ou nous pouvons construire directement la signature des images. Car elle permet de concentrer l'information pertinente qu'elles contiennent d'où son utilisation en compression, dans la norme JPEG-2000 [59]. Nous rappelons dans le chapitre trois les éléments principaux de la théorie des ondelettes.

II. La Transformée de Fourier (TF)

La transformée de Fourier permet l'analyse fréquentielle d'un signal. Elle repose sur le fait que toute fonction périodique peut être représentée comme la somme d'une série de sinus et de cosinus dont on fait varier d'une part les amplitudes en les multipliant par des coefficients, et d'autre part les phases en les décalant de manière à ce qu'elles s'additionnent ou se compensent. Le principe de la Transformée de Fourier est donné dans la figure (3.1)

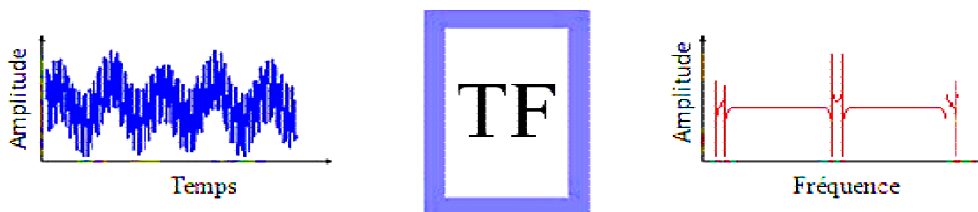


Figure 3-1 : La Transformée de Fourier.

La définition de la TF est donnée par la formule suivante (3.1) :

$$f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t).e^{-2j\pi ft} dt \dots \dots \dots (3.1)$$

Limitations de transformée de Fourier : son calcul nécessite la connaissance de toute l'histoire temporelle du signal. De plus, dans une transformée de Fourier, l'information sur le

temps est présente (la transformée inverse donc possible), mais elle est cachée dans les phases : elle est en pratique impossible à extraire. On en est donc réduit à étudier un signal soit en fonction du temps, soit en fonction des fréquences qu'il contient, sans possibilité de conjuguer les deux analyses. La définition de la TF inverse est donnée par la formule (3.2) :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(f).e^{-2j\pi ft} df \dots\dots\dots(3.2)$$

Le passage à une transformée bidimensionnelle est donné par l'équation ci-dessous :

$$x(f1, f2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t1, t2).e^{-2j\pi(f1t1, f2t2)} dt1dt2 \dots\dots\dots(3.3)$$

On peut utiliser la transformée de Fourier pour extraire des informations fréquentielles d'une image, toutefois le principal problème de la transformée de Fourier est son manque de résolution temporelle. Cela signifie simplement que si on est effectivement capable de détecter toutes les fréquences qui apparaissent dans un signal, on est en revanche incapable de déterminer à quel moment elles se produisent dans le signal. Il existe une transformée de Fourier plus «locale» donnant des informations mieux localisées, il s'agit de la transformée de Fourier Fenêtré (STFT).

III. Transformée de Fourier Fenêtrée (STFT)

Une nouvelle méthode d'analyse est donc introduite pour pallier le manque d'information sur le temps dans la transformée de Fourier: elle utilise une « Fenêtre glissante ». Cette méthode, pouvant être adaptée aux signaux non-stationnaires, est très proche de l'analyse spectrale : on définit une fenêtre qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire, puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement.[60]

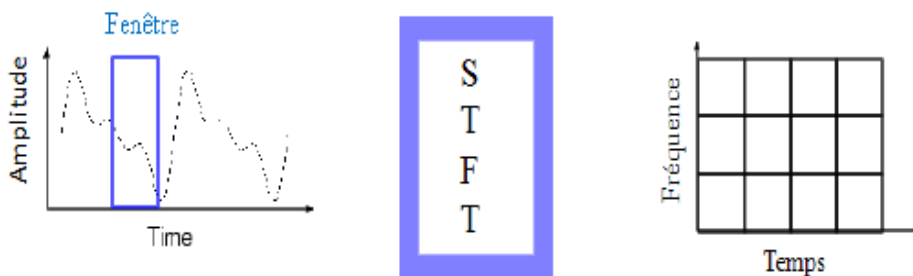


Figure 3-2 : Transformée de Fourier fenêtrée.

La transformée de Fourier fenêtrée remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par le produit d'une sinusoïde et d'une fenêtre localisée en temps. La définition de la STFT est donnée par la formule suivante :

$$STFT_{(s,f)} = \int_t [x(t) \cdot g^*(t - s) \cdot e^{-j2\pi ft} dt] \dots \dots \dots (3.4)$$

Où :

x(t) étant le signal lui-même

g(t) est la fonction fenêtre et g* son complexe conjugué.

f représente la fréquence.

s représente l'échelle.

Comme l'indique l'équation, Pour chaque valeur de f et de s, on calcule un nouveau coefficient de la STFT. On constate que la fenêtre g est indépendante de l'échelle s, ce qui signifie que l'enveloppe de la fenêtre glissante sera constante : on aura donc une résolution fixe sur toute la durée du signal. Ainsi, l'étude d'un signal avec la STFT permet d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence, mais la résolution d'analyse est fixée par le choix de la taille de l'enveloppe :

- Si la fenêtre est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas contenues.

Si la fenêtre est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre.

Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Cet outil existe, il s'agit de la récente analyse en ondelettes.

IV. Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est une des solutions les plus utilisées pour surmonter les problèmes temps-fréquence de la transformée de Fourier d'une part et le problème de la taille de la fenêtre de la transformée de Fourier fenêtrée d'autre part. 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. La transformation en ondelettes est très intéressante en traitement du signal. Cette transformation produit une représentation à deux paramètres (temps-échelle) d'un signal. L'échelle permet d'obtenir une nouvelle notion de caractéristique "fréquentielle" dépendant du temps. La transformée en ondelettes peut-être perçue comme un intermédiaire entre la transformée de Fourier à fenêtre glissante et la transformée de Wigner-Ville [61] [17].

IV.1 Définition d'une ondelette

Une ondelette est une forme d'onde qui a une valeur moyenne zéro et une durée limitée. En regardant des images des ondelettes et des ondes sinusoïdales, on voit intuitivement que des signaux avec les changements pointus pourraient mieux être analysés avec une ondelette irrégulière qu'avec une sinusoïde douce.

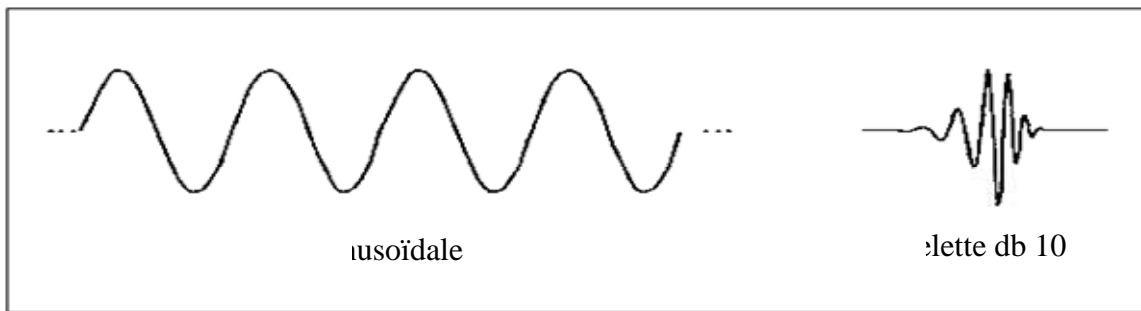


Figure 3-3: La Différence entre une onde sinusoïdale et une ondelette.

La transformée en ondelettes est un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation spatiale. Le signal de départ est projeté sur un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions de base s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé.

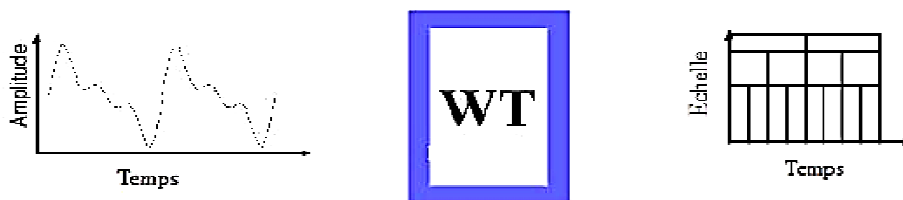


Figure 3-4 : La Transformée en ondelettes.

L'analyse en ondelettes adopte une fonction de prototype d'ondelettes connue sous le nom de "**Ondelettes mère**". Cette Ondelette mère génère un ensemble de fonctions de base connues sous le nom "**Ondelettes enfants**" par des translations et dilatations récursives. La définition de l'ondelette mère est donnée par la formule suivante :

$$\Psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \dots \dots \dots (3.5)$$

Ou :

τ : Facteur de translation.

S : Facteur de dilatation « Echelle ».

$\Psi(\tau, s)$: Ondelette mère.

$\Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right)$: Ondelette enfants.

$\frac{1}{\sqrt{s}}$: Facteur de normalisation de l'énergie pour que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

❖ **Paramètre de translation**

Le sens du terme translation est celui qu'il avait dans la STFT, il est lié à la localisation de la fenêtre, à mesure que cette fenêtre est décalée sur l'étendue du signal. Ce terme correspond évidemment à une information de temps dans le domaine de la transformée.

Nous n'avons pas cependant de paramètre de fréquence, comme nous l'avions avec la STFT, il est remplacé par un paramètre d'échelle défini comme 1/fréquence. Le terme fréquence reste réservé à la STFT (ou à la TF).

❖ **Paramètre d'échelle**

Le paramètre échelle, utilisé en analyse par ondelettes, est très similaire à la notion d'échelle pour les cartes. Comme dans le cas des cartes, les grandes échelles correspondent à des vues globales (du signal) non détaillées. Les faibles valeurs d'échelle correspondent à des vues détaillées. En termes de fréquence, de façon similaire, les basses fréquences (grandes échelles) fournissent une information globale sur le signal (habituellement sur tout l'étendu du signal) alors que les hautes fréquences (faibles échelles) donnent des informations détaillées sur un motif caché dans le signal (généralement de faible durée).

V. Transformée en ondelettes continue CWT [62]

Cette transformation consiste à des translations et des dilatations d'une seule fonction fixée, l'ondelette $\psi \in L^2(\mathbb{R})$. Dans la transformée en ondelette continue, les paramètres de translation et de dilatation varient continûment. Cela signifie que nous utilisons les fonctions :

$$\psi_{ab}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad \text{Avec } a \in \mathbb{R} - \{0\}, b \in \mathbb{R} \dots\dots\dots (3.6)$$

Ces fonctions sont mises à l'échelle de telle sorte que leur norme dans $L^2(\mathbb{R})$ soit indépendante de a . La CWT d'une fonction $f \in L^2(\mathbb{R})$ est défini par :

$$W(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle \dots\dots\dots (3.7)$$

En utilisant l'identité de Parseval, on peut aussi l'écrire sous forme :

$$W(a,b) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \langle F, \Psi_{a,b} \rangle \dots\dots\dots (3.8)$$

Où
$$\Psi_{a,b}(\omega) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} e^{-i\omega b} \Psi(a\omega) \dots\dots\dots (3.9)$$

On notera que la CWT convertit une fonction à une variable en une fonction à deux variables. La représentation d'une fonction par sa CWT est redondante et la transformée inverse n'est donc pas toujours unique. De plus, toutes les fonctions $W(a,b)$ ne sont pas forcément la CWT de la fonction f . Si l'ondelette ψ satisfait la condition d'admissibilité

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \dots\dots\dots (3.10)$$

Alors, la transformée d'ondelette continue $W(a,b)$ admet un inverse

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W(a,b) \psi_{ab}(x) \frac{da db}{a} \dots\dots\dots (3.11)$$

D'après la condition d'admissibilité, nous observons que $\Psi(0) = 0$ et par conséquent, ψ doit osciller.

Cette transformée est souvent représentée par une image 2D (en couleurs ou en niveaux de gris) correspondant en module et phase de la transformée $W(a,b)$. L'avantage de cette caractérisation par rapport à la transformée de Fourier est qu'elle ne donne pas seulement une information sur le type de singularité mais aussi sa localisation dans le temps.

VI. Transformée en ondelettes discrète DWT [62], [63]

La transformée en ondelette continue est très redondante. Il suffit en pratique de quelques coefficients pour couvrir entièrement le plan temps échelle. Les paramètres a et b sont fondamentalement continus. Leur discrétisation ne s'effectue pas selon un critère bien défini. Quant à la transformée en ondelettes discrète le concept est différent. En effet, numériquement nous devons savoir comment discrétiser cette transformée de telle manière à conserver les propriétés intéressantes. Nous donnons donc que les paramètres de dilatation a et de translation b puissent être discrétisés sans perte d'information. Nous pouvons donc formuler le problème de l'existence d'une famille $\{\psi_{a_m, b_n}\}$ dénombrable, formant une base de L^2 et permettant une reconstruction exacte du signal en question. Cette famille redondante d'ondelettes discrètes, a été introduite dans le cadre des frames ou structures obliques par Ingrid Daubechies [64]. La redondance d'informations contenues dans cette transformée peut être généralement intéressante dans le cadre de l'analyse des signaux. En effet, elle est intéressante dans la mesure où les conditions que doivent vérifier les ondelettes ne sont pas trop contraignantes [65]. La reconstruction numérique du signal est stable. D'autre part, avec l'introduction des bases orthonormées d'ondelettes [66], la théorie des ondelettes a pris un tournant décisif dans le sens où cette notion de base orthonormée constitue un outil clef en traitement du signal ; elle a des contraintes de rapidité nécessitant le minimum de données possible [63].

Dans la cadre de la théorie des frames, I. Débauchies a proposé une discrétisation des facteurs d'échelle a et de translation b telle que :

$$a_m = a_0^m, m \in Z \text{ et } a_0 > 1 \dots\dots\dots(3.12)$$

$$b_n = nb_0 a_0^m, n \in Z \text{ et } b_0 > 0 \dots\dots\dots(3.13)$$

Alors la famille d'ondelettes est de la forme:

$$\psi_{m,n}(x) = a_0^{-\frac{m}{2}} \psi(a_0^{-m}x - nb_0) \dots\dots\dots(3.14)$$

Une telle discrétisation permet à la famille, à chaque échelle a_m , de couvrir tout le support de signal sans trop de redondance, chaque ondelette étant essentiellement concentrée sur l'intervalle $[a_0^m nb_0, a_0^m (n+1)b_0]$. Par contre la transformée ne sera plus invariante en translation comme la transformée continue, raison de la dépendance des paramètres. Pour exprimer les coefficients de la transformée en ondelette discrète, nous les notons par d_n^m

$$d_n^m = \langle \psi_{m,n}, f \rangle = a_0^{-\frac{m}{2}} \int \bar{\psi}(a_0^{-m}x - nb_0) f(x) dx \dots\dots\dots(3.15)$$

Nous montrons dans la littérature spécialisée [67] que si la famille $\{\psi_{m,n}, m, n \in \mathbb{Z}\}$ est une frame, alors nous aurons :

$$\frac{b_0 \text{Log}(a_0)}{\pi} A \leq \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \leq \frac{b_0 \text{Log}(a_0)}{\pi} B \dots\dots\dots(3.16)$$

Où A et B sont deux constantes positives d'une frame donnée.

Cette expression nous montre simplement que la condition d'admissibilité est vérifiée et l'ondelette $\psi_{m,n}$ est analysante. Dans ce cas, la construction des algorithmes numériquement stable pour reconstruire le signal à partir de ses coefficients ondelettes d_n^m est possible:

$$f(x) = \frac{2}{A+B} \sum_{m,n} \langle \psi_{m,n}, f(x) \rangle \psi_{m,n} + R \dots\dots\dots(3.17)$$

Avec :

$$\|R\| \leq O\left(\frac{B}{A} - 1\right) \|f(x)\|, \text{ il exprime un terme d'erreur.}$$

Si la base est orthonormée alors le terme R sera nul. Cependant, il est préférable de réduire au maximum la redondance de cette représentation. Dans ce cas, on choisit des valeurs de $a_0 = 2, b_0 = 1$ pour lesquelles les ondelettes $\psi_{a_0 b_0}$ constituent une base orthonormée. Nous concluons que l'orthonormalité est une condition nécessaire pour le passage de la transformée en ondelettes continue vers la transformée en ondelettes discrète. [68] Après ces quelques définitions sur la théorie des ondelettes, nous allons maintenant nous intéresser à l'analyse multi résolution (AMR), qui permet de réaliser de manière concrète la décomposition du signal.

VII. Analyse multirésolution :

L'analyse multi résolution (AMR) est un formalisme mathématique qui permet de construire aisément des bases orthonormées d'ondelettes. Le principe consiste à décomposer le signal à analyser en une suite de coefficients d'approximation et de détails, chaque suite d'approximation se décomposant à nouveau en approximation et détail. A chaque niveau de cette décomposition, les coefficients de détails correspondent aux coefficients en ondelettes du signal à une échelle donnée. [62] [67][69]

On appelle l'analyse multi résolution toute suite $(V_j)_{j \in \mathbb{Z}}$ décroissante de sous espace emboîtés : $V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \dots$ de $L^2(\mathbb{R})$ qui vérifie les propriétés suivantes :

- i) l'intersection des V_j est nulle soit $\bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{\phi\}$
- ii) l'union des V_j est dense dans $L^2(\mathbb{R})$ soit $\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(\mathbb{R})$
- iii) $f(x)$ est dans V_j si et seulement si sa version contracte par un facteur 2 est dans V_{j-1} , c'est-à-dire : $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(2x) \in V_{j-1} \Leftrightarrow f(2^j x) \in V_j$
- iv) Si $f(x)$ est dans V_j , ses translates 'entières' sont dans V_j , $f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x-k) \in V_j$
- v) Il existe une fonction $\phi(x)$ de V_0 , telle que la famille $\{\phi(x-k); k \in \mathbb{Z}\}$ est une base orthonormée de V_0 .

Les espaces V_j constituent des espaces d'approximation. La projection d'une fonction $f(x)$ de $L^2(\mathbb{R})$ sur ce sous espace constitue une approximation de $f(x)$ à l'échelle 2^{-j} .

La condition (iii) assure que toute fonction de $L^2(\mathbb{R})$ peut-être approchée dans cette analyse. La dernière condition implique qu'une base orthonormée de V_j peut se déduire de la base V_0 à partir d'une seule fonction $\phi(x)$ appelée fonction d'échelle, en construisant la formule :

$$\phi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}x - k), \quad k \in \mathbb{Z} \quad \dots\dots\dots(3.18)$$

Ceci implique encore que : $\phi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \phi(2^{-j}t - k), \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad \dots\dots\dots(3.19)$

Est une base orthonormée de $U_j V_j = L^2(\mathbb{R})$. On adopte la convention d'indexation de Danbechies [70] pour l'AMR : $V_j \square L^2(\mathbb{R})$ que $j \rightarrow -\infty$. Dans cette convention, le signal échantillonné appartient à V_0 et l'échelle de l'ondelette croît avec j . quand on passe de V_j à V_{j+1} , on dilate l'ondelette par un facteur de deux et on divise sa bande fréquentielle par deux.

Les coefficients d'approximation au niveau de résolution j sont obtenus par projection du signal sur les éléments de la famille $\{\phi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}\}$:

$$A_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \phi_{j,k}(x) dx \quad \dots\dots\dots(3.20)$$

La différence d'information entre deux résolutions successives conduit à introduire les coefficients de détail de sorte que les coefficients d'approximation à une résolution donnée se retrouvent à partir ceux d'approximation et de détail à la résolution suivante.

Si l'on attribue aux détails un espace d'existence W_j , on aura à un niveau de résolution j :

$$V_{j-1} = V_j \oplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j \quad \dots\dots\dots(3.21)$$

Ce qui signifie que W_j est le complémentaire orthogonal de V_j dans V_{j-1} . Par construction, les W_j sont orthogonaux entre eux et leur somme directe couvre $L^2(\mathbb{R})$:

$$L^2(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j=-\infty}^{+\infty} W_j \dots\dots\dots(3.22)$$

De façon similaire aux V_j , les W_j vérifient un certain nombre de conditions :

$$\text{i) } \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} W_j = \{\emptyset\}$$

$$\text{ii) } \bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} W_j = L^2(\mathbb{R})$$

$$\text{iii) } f(x) \in W_j \Leftrightarrow f(2x) \in W_{j-1}$$

$$\text{iv) } f(x) \in V_j \Leftrightarrow f(x-k) \in V_j, \forall k \in \mathbb{Z}$$

Le problème suivant est celui de savoir si l'on dispose d'une base orthonormée dans les W_j de sorte qu'une collection: $\{\psi_{j,k}(x) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k); (j,k) \in \mathbb{Z}^2\} \dots\dots\dots(3.23)$

constitue une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$. Pour cela, il suffit d'avoir une fonction $\psi(x)$ de W_0 telle que la famille $\{\psi(x-k), k \in \mathbb{Z}\}$ soit une base orthonormée de W_0 . Cette fonction sera donc appelée ondelette. Nous avons donc maintenant deux fonctions : une fonction d'échelle et une fonction d'ondelette. Des propriétés intéressantes propres à ces deux fonctions rendent leur utilisation aisée.

❖ **Fonction d'échelle :** La fonction $\phi(x)$ est appelée fonction d'échelle. L'analyse multi résolution lui confirme des propriétés intéressantes. Puisque $V_0 \subset V_{-1}$ alors n'importe quelle fonction dans V_0 peut s'écrire comme combinaison linéaire des fonctions de V_{-1} .

On considère donc $\phi(x)$ dans V_0 et $\phi(2x-k) \forall k \in \mathbb{Z}$ dans V_{-1} , reliées selon :

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_n h_n \phi(2x-n) \dots\dots\dots(3.24)$$

Les h_n sont les coordonnées de $\phi(x)$ dans la base $\{\sqrt{2} \phi(2x-k), k \in \mathbb{Z}\}$.

Pour une base orthonormée les coordonnées vérifient :

$$h_n = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \phi(x)\phi(2x-n)dx \dots\dots\dots(3.25)$$

et $\sum_{-\infty}^{+\infty} h_n^2 = 1 \dots\dots\dots(3.26)$

La transformée de Fourier de l'équation (19) conduit :

$$\Phi(\nu) = \sqrt{2} \sum_n h_n \frac{1}{2} \Phi\left(\frac{\nu}{2}\right) e^{-\pi i \nu n} \dots\dots\dots(3.27)$$

On pose $H(\nu) = \frac{\sqrt{2}}{2} \sum_n h_n e^{-2\pi i \nu n}$, qui est une fonction complexe périodique

$$\Phi(\nu) = H\left(\frac{\nu}{2}\right) \Phi\left(\frac{\nu}{2}\right) \dots\dots\dots(3.28)$$

❖ **Fonction d'Ondelette :**

On peut de la même façon que la fonction d'échelle caractériser l'ondelette $\psi(x)$ qui est dans $W_0 \subset V_{-1}$ en introduisant le filtre discret $g(n)$ tels que :

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_n g_n \phi(2x-n) \dots\dots\dots(3.29)$$

En produisant de même que la fonction d'échelle, on écrit :

$$\Psi(\nu) = G\left(\frac{\nu}{2}\right) \Phi\left(\frac{\nu}{2}\right) \dots\dots\dots(3.30)$$

Avec : $G(\nu) = \frac{\sqrt{2}}{2} \sum_n g_n e^{-2\pi i \nu n}$

❖ **Les filtres H et G : [71]**

L'équation (III.23) se développe en $\Phi(\nu) = \Phi(0) \prod_m H(2^{-m} \nu)$. Il faut que $\Phi(0)$ soit non nul pour éviter d'avoir $\Phi(0) = 0 \forall \square$. Pour $\square=0$, on a $\Phi(0) = H(0) \cdot \Phi(0)$. Ce qui

implique que $H(0)=1$ et que $H\left(\frac{1}{2}\right)=0$. Ces conditions donnent un comportement passe-bas au filtre H . De la même façon, on peut montrer que G a comportement d'un filtre passe-haut qui est l'image miroir du filtre passe-bas. H et G sont appelés les filtres miroir en quadrature (*FMQ*), ils sont présentés sous la figure ci-dessous (Figure 3-5).

En résumé, le filtre correspondant à la fonction d'échelle est de type passe-bas, il donne donc une version grossière ou approximative du signal. Le deuxième ; correspondant à l'ondelette mère, son rôle est de donner les composantes les plus fines ou ce qu'on appelle les détails.

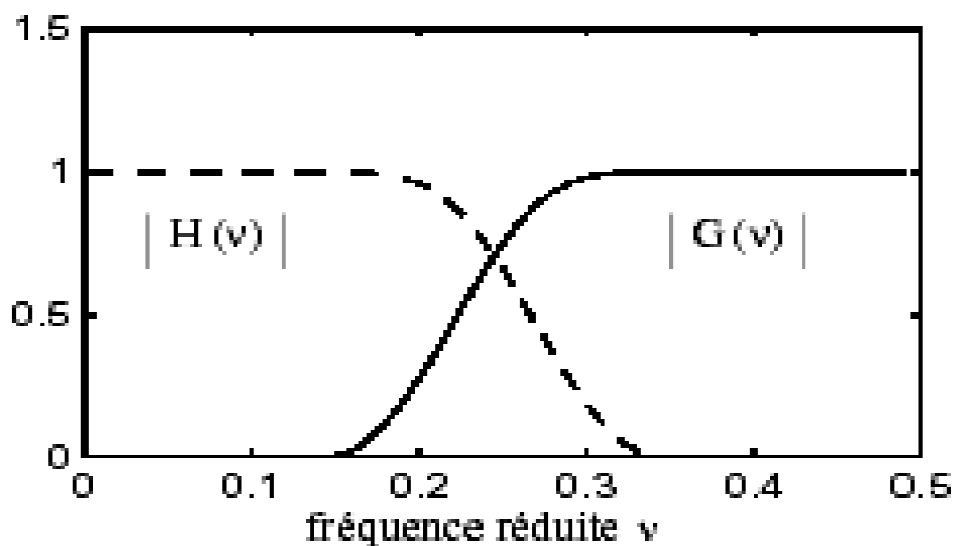


Figure 3-5 : Filtres miroirs en quadrature.

VIII. Transformée en ondelette 2 D

Les modèles d'Ondelettes peuvent se généraliser à n'importe quelle dimension $n > 0$. L'analyse multi résolution de $L^2(\mathbb{R}^2)$ est obtenue en la définissant comme une suite de sous espaces vectoriels V_j^2 de $L^2(\mathbb{R}^2)$ qui satisfont une simple extension des propriétés (i) et (ii) dans le cas 1D. L'approximation du signal $f(x, y)$ à la résolution j s'obtient toujours en projetant orthogonalement $f(x, y)$ sur le sous-espace V_j^2 . Dans cette section on peut montrer qu'il existe une unique fonction d'échelle $\phi(x, y)$ dont l'ensemble des versions dilatées et translées forme une base orthonormale de chaque sous-espace V_j . [71].

La famille des fonctions

$$\left\{ \phi_{j,k,l}(x,y) = 2^{-j} \phi(2^{-j}x - k, 2^{-j}y - l) \right\}_{(k,l) \in \mathbb{Z}^2} \dots\dots\dots(3.31)$$

est une base orthonormée de V_j . La construction de l'analyse multi résolution $(V_j^2)_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R}^2)$ peut se faire en particulier par produit tensoriel d'une AMR $(V_j^1)_{j \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R}^2)$: $V_j^2 = V_j^1 \otimes V_j^1$, la fonction d'échelle $\phi(x,y)$ est alors également définissable sous forme d'un produit :

$$\phi(x,y) = \phi(x) \cdot \phi(y) \dots\dots\dots(3.32)$$

Où $\phi(x)$ est la fonction d'échelle de $(V_j^1)_{j \in \mathbb{Z}}$. L'analyse multi résolution de $L^2(\mathbb{R}^2)$ est alors dite séparable et elle a la particularité de mettre en évidence les orientations de direction verticale, horizontale et diagonale. Il est à noter également que la séparabilité adoptée par Mallat permet d'avoir un calcul plus rapide.

Les coefficients d'approximation s'obtiennent par projection sur la base des fonctions d'échelle :

$$A_{k,l}^j f = \langle f, \phi_{j,k,l} \rangle = \iint f(x,y) 2^{-j} \phi(2^{-j}x - k) \phi(2^{-j}y - l) dx dy \dots\dots\dots(3.33)$$

De même, on peut définir les échantillons de détail à la résolution j comme les coefficients résultants de la projection du signal sur W_j , le complément orthogonal de V_j et V_{j-1} . On peut de cette façon définir une base orthonormale de W_j en translatant et dilatant trois fonctions d'ondelettes 2D définies comme suit :

$$\begin{aligned} \psi^1(x,y) &= \phi(x)\psi(y), \\ \psi^2(x,y) &= \psi(x)\phi(y), \\ \psi^3(x,y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned}$$

Ces fonctions sont vérifiées, si $\psi_{j,k,l}^i(x,y) = 2^{-j} \psi^i(2^{-j}x - k, 2^{-j}y - l)$. Alors $(\psi_{j,k,l}^1, \psi_{j,k,l}^2, \psi_{j,k,l}^3)_{(k,l) \in \mathbb{Z}^2}$ est une base orthonormée de W_j et $(\psi_{j,k,l}^1, \psi_{j,k,l}^2, \psi_{j,k,l}^3)_{(j,k,l) \in \mathbb{Z}^3}$ est une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R}^2)$

La figure (3-6) donne un exemple de décomposition de l'image "Rétinienne" via une AMR, par la transformée en ondelettes de Haar.

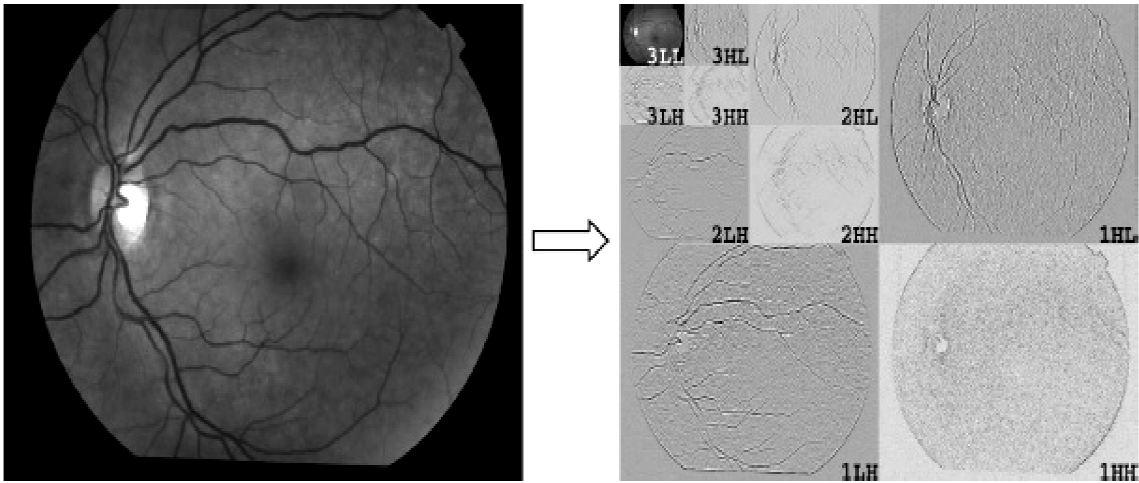


Figure 3-6 : Transformée en ondelette d'une image-schéma de décomposition pyramidale.

Cette représentation est obtenue de la manière suivante :

- à chaque niveau n , la sous-bande de basse fréquence du niveau précédent, $(n-1)LL$, est décomposée ligne par ligne et colonne par colonne ($0LL$ est en fait l'image de départ). on obtient alors quatre nouvelles sous-bandes nLL , nLH , nHL et nHH :
- nLL regroupe les coefficients de basse fréquence selon l'axe vertical et selon l'axe Horizontal.
- nHL regroupe les coefficients de haute fréquence selon l'axe vertical et de basse fréquence selon l'axe horizontal.
- nLH regroupe les coefficients de basse fréquence selon l'axe vertical et de haute fréquence et selon l'axe horizontal.
- nHH regroupe les coefficients de haute fréquence selon l'axe vertical et selon l'axe Horizontal.

Un tel schéma de décomposition est dit pyramidal. D'autres schémas sont envisageables [17] .La partie II du format JPEG-2000 [72] permet de spécifier n'importe quel schéma de décomposition. Il en propose notamment quatre schémas, présentés sur la figure 3.7 :

- la décomposition pyramidale.
- la décomposition SPACL (Signal Processing And Coding Lab, Université d'Arizona).

- décomposition en paquets d'ondelettes.
- la décomposition FBI (Federal Bureau of Investigation, pour la compression d'images d'empreintes digitales).

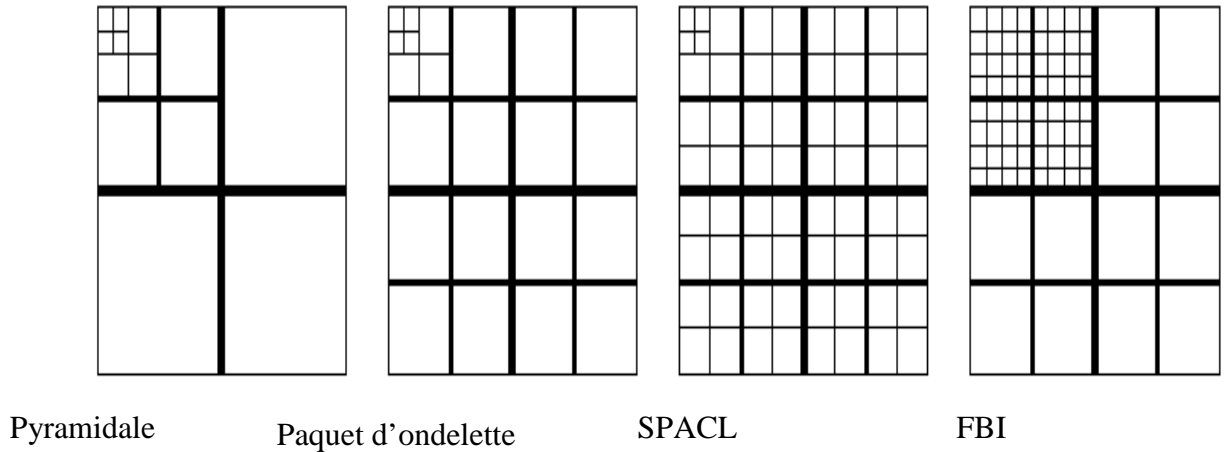


Figure 3-7 : Différents schémas de décomposition.

IX. Transformée en ondelette rapide 2D [71]

Le but de l'algorithme d'analyse multi résolution est de calculer les coefficients de détails $D_j f$ ou coefficients d'ondelettes, à partir des différentes approximations.

Les espaces V_j étant emboîtés, toute l'information contenue dans V_j est également contenue dans V_{j-1} . Le signal des détails discret de $f(x, y)$ à la résolution j est alors caractérisé par le produit scalaire de $f(x, y)$ avec l'ensemble des vecteurs de la base définie par la relation $\psi_{j,k,l}^i(x, y) = 2^{-j} \psi^i(2^{-j} x - k, 2^{-j} y - l)$. En particulier si on considère $\psi_{j,k,l}^1$, $\psi_{j,k,l}^2$ et $\psi_{j,k,l}^3$ séparément, on voit que la différence d'information entre $A^{j-1} f$ et $A^j f$ est donnée par les trois images de détails suivantes :

$$D_j^1 f = \langle f(x, y), \psi_{j,k,l}^1(x, y) \rangle \dots\dots\dots(3.34)$$

$$D_j^2 f = \langle f(x, y), \psi_{j,k,l}^2(x, y) \rangle \dots\dots\dots(3.35)$$

$$D_j^3 f = \langle f(x, y), \psi_{j,k,l}^3(x, y) \rangle \dots\dots\dots (3.36)$$

Qui mettent en évidence les détails dans les directions : horizontale, verticale et diagonale respectivement.

Décomposition

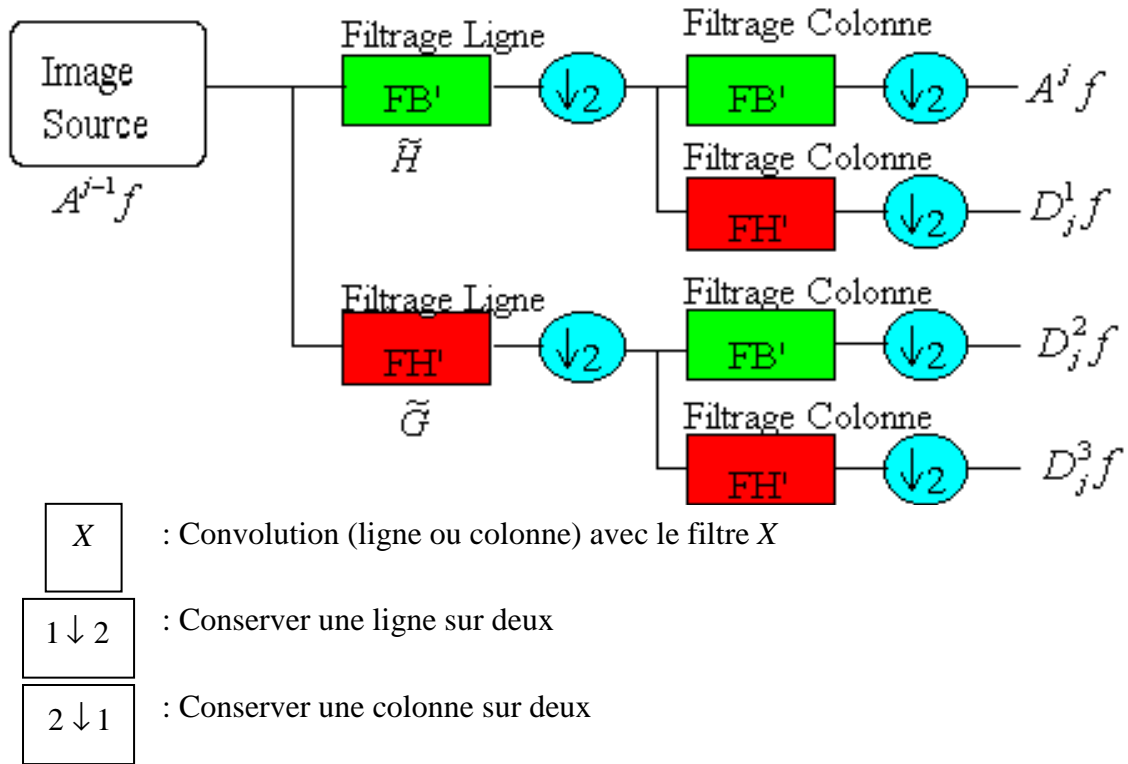


Figure 3-8 : Schéma de décomposition de $A^{j-1} f$ en $A^j f, D_j^1 f, D_j^2 f$ et $D_j^3 f$

Il est clair que le signal approché et les différents signaux des détails à la résolution $j-1$ en 2D se calculent par filtrages séparables du signal à la résolution j suivant les deux axes.

De plus leur taille est de $\frac{N}{2} \times \frac{N}{2}$ chacun si le signal $A^{j-1} f$ est de taille $N \times N$.

L'introduction des filtres \tilde{H} et \tilde{G} permet d'aboutir à partir les produits scalaires précédents, aux formule d'implémentation de l'analyse d'une image.

$$A_{k,l}^j f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(2k-n)\tilde{h}(2l-m)A_{n,m}^{j-1} f \dots\dots\dots(3.37)$$

$$D_{j,k,l}^1 f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{h}(2k-n)\tilde{g}(2l-m)A_{n,m}^{j-1} f \dots\dots\dots(3.38)$$

$$D_{j,k,l}^2 f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(2k-n)\tilde{h}(2l-m)A_{n,m}^{j-1} f \dots\dots\dots(3.39)$$

$$D_{j,k,l}^3 f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} \tilde{g}(2k-n)\tilde{g}(2l-m)A_{n,m}^{j-1} f \dots\dots\dots(3.40)$$

On remarque que l’algorithme de décomposition est le même que dans le cas 1D. En effet, l’algorithme unidimensionnel est appliqué successivement sur les lignes et les colonnes de l’image pour chaque type de coefficient (Figure 3-9). Cette constatation nous aide à comprendre la notion de détail vertical, horizontal et diagonal. $D_{j,k,l}^1 f$, par exemple, est obtenu par approximation sur les lignes, puis calculé à partir de coefficients d’ondelettes sur les colonnes. Ce sera donc le détail horizontal.

Reconstruction

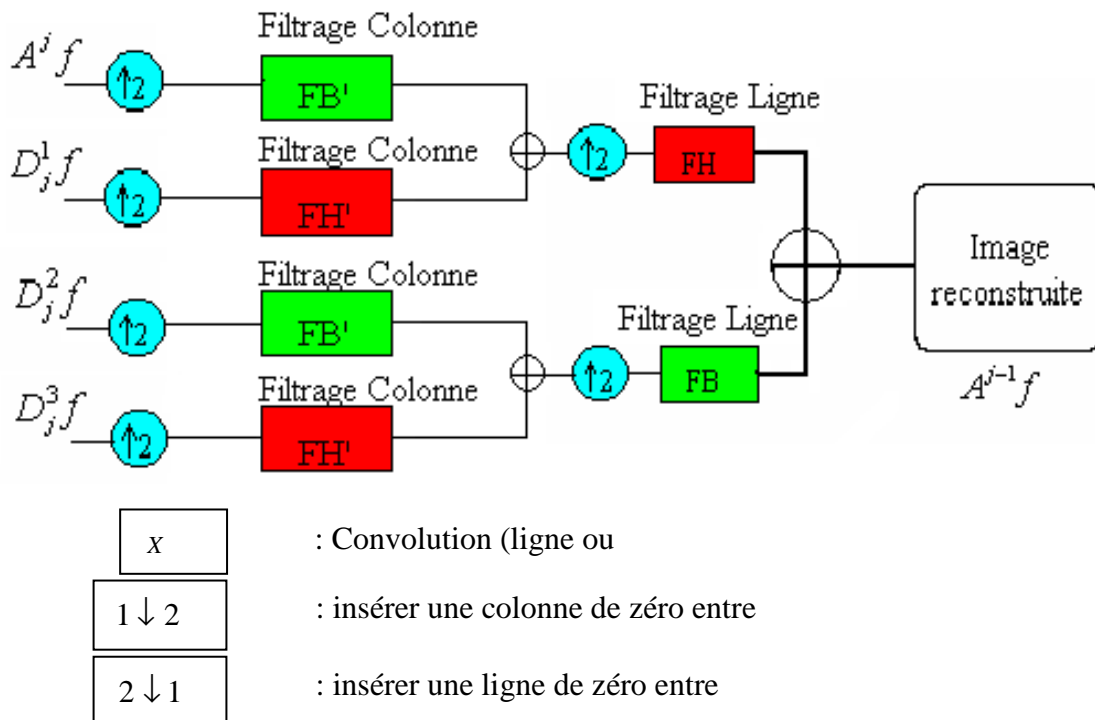


Figure 3-9 : Schéma de reconstruction de $A^{j-1} f$ à partir de l’approximation $A^j f$ et des signaux des détails $D_j^1 f$, $D_j^2 f$ et $D_j^3 f$

Comme dans le cas unidimensionnel, la reconstruction du signal se fait récursivement. Nous additionnons l'interpolation du signal approché $A^j f$ à la résolution j avec l'interpolation de chaque signal des détails $D_j^1 f, D_j^2 f$ et $D_j^3 f$ à la même résolution pour obtenir le signal approché à la résolution $j-1$. Ce processus est ensuite répété jusqu'à arriver à $A_1 f$ qui est le signal discret originale. Les filtres interpolateurs sont H et G, nous avons à la formule de synthèse suivante :

$$A_{k,l}^{j-1} f = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} h(k-2n)h(l-2m)A_{k,l}^j f + \dots (3.41)$$

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} [h(k-2n)g(l-2m)D_{j,k,l}^1 f + g(k-2n)h(l-2m)D_{j,k,l}^2 f + g(k-2n)g(l-2m)D_{j,k,l}^3 f]$$

X. Propriétés Fondamentales d'une Ondelette [67], [62], [73]

De nombreux critères peuvent intervenir dans le choix d'une ondelette, tels que l'orthogonalité, son support et l'oscillation. Cependant en ce qui concerne la propriété d'orthogonalité, celle-ci est implicite puisque la projection du signal discret de l'image pour obtenir les signaux des détails ne s'est fait que sur des bases d'ondelettes orthogonales. Nous allons en particulier nous intéresser aux trois critères les plus significatifs dans le choix d'une ondelette : support compact, oscillation et régularité.

- **Support compact** : Une fonction d'échelle est une ondelette à support compact qui permet d'avoir des filtres H et G qui sont à réponse impulsionnelle finie. Nous aurons donc des sommes finies au niveau de l'implémentation avec l'algorithme pyramidal de calcul rapide de la transformée en ondelettes.
- **Oscillation** : Ce critère est lié au nombre de moments nul de l'ondelette, en effet le nombre de moments nul conditionne le degré d'oscillation de l'ondelette. Plus le nombre de moments nul est grand, plus on peut mettre de coefficients à zéro sans nuire à la qualité de l'image reconstruite. Cependant il faut faire attention à la taille des filtres choisis, en effet celle-ci est proportionnelle au nombre nul de l'ondelette et la complexité en temps de calcul de l'algorithme augmente avec la taille des filtres.
- **Régularité** : Une ondelette est dite régulière d'ordre n si elle est n fois continûment dérivable, i.e. elle appartient à la classe C^n . Par ailleurs, la transformée de Fourier d'une fonction sommable est continue et tend vers 0 à l'infini donc présente un comportement au moins en $1/\nu$ à l'infini. Or la

dérivation temporelle d'ordre n revient à multiplier la transformée de Fourier du facteur v^* . Ceci impose donc une décroissance en $1/v^{n+1}$ de la transformée de Fourier si l'on veut que la dérivée n ème de l'ondelette soit sommable. Il en résulte que plus une ondelette est régulière, plus son spectre décroît rapidement à l'infini. Par conséquent, si l'on prend le cas inverse d'une ondelette peu régulière, la décroissance spectrale sera lente, introduisant des fréquences élevées dans le signal ce qui est cohérent avec une certaine irrégulière.

En revanche, ce critère est très important dans la phase de synthèse/reconstruction car un manque de régularité de l'ondelette fait apparaître des effets de blocs. A l'opposé un degré de régularité élevé aboutit à des effets de bord suivi d'un lissage trop important. Il faut remarquer que l'aspect phase linéaire des filtres caractérisé par la symétrie des coefficients est important en traitement d'image. La recherche du filtre à phase linéaire ayant conduit au développement des ondelettes bi orthogonales qui sont à la fois à support compact et symétriques, est nécessaire ce qui n'est pas le cas des ondelettes à support compact de Daubechies.

XI. Ondelette bi-orthogonalité

Les ondelettes bi orthogonales ont été introduites par Cohen et al. [74] dans le but de fournir un choix plus vaste d'ondelettes permettant une reconstruction parfaite avec des filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) ; pour cela, il a été nécessaire de relâcher la contrainte d'orthogonalité et d'envisager des bancs de filtres différents pour l'analyse (h_n et g_n) et pour la synthèse \tilde{h}_n et \tilde{g}_n . Les filtres biorthogonaux sont tout de même choisis de façon à préserver la linéarité de la phase ; en d'autres termes, on souhaite qu'ils n'induisent pas de distorsion fréquentielle. Les bases d'ondelettes biorthogonales sont construites à partir de deux bases d'ondelettes mères $\psi_{n,m}$ et $\tilde{\psi}_{n,m}$ obtenues par dilatations et translations; elles engendrent les espaces ω_m et $\tilde{\omega}_m$. Les fonctions d'échelle correspondantes $\phi_{m,n}$ et $\tilde{\phi}_{m,n}$ constituent une base non orthogonale des espaces d'approximation V_m et \tilde{V}_m . Les espaces V_m et \tilde{V}_m ne sont pas orthogonaux à leur complément, mais au complément de l'espace dual : $V_m^\perp \tilde{\omega}_m$ et $\tilde{V}_m^\perp \omega_m$

Les conditions de bi-orthogonalité se traduisent sur les ondelettes mères par la relation :

$$(\psi_{n,m'}, \tilde{\psi}_{n,n'}) = \delta_{mm'} \delta_{nn'}$$

où, $\delta_{mm'}$ le symbole de Kronecker.

Les ondelettes bi-orthogonales ne sont pas isométriques ; la conséquence la plus importante est la perte d'optimalité des algorithmes d'allocation de débit les plus couramment utilisés. De plus, dans certains cas, il est possible de construire des filtres bi-orthogonaux qui vérifient « presque » les propriétés d'orthogonalité. Dans le cas général, Vetterli a montré dans [75, 76] que les conditions nécessaires et suffisantes pour qu'un banc de filtres bi-orthogonaux soit à reconstruction exacte sont les suivantes, en notant $\hat{h}(w)$ la transformée de Fourier de $h(t)$:

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{h}(w)\hat{h}(w) + \hat{g}(w)\hat{g}(w) = 2, \\ \hat{h}(w)\hat{h}(w + \pi) + \hat{g}(w)\hat{g}(w + \pi) = 2 \end{array} \right\} \dots\dots\dots (3.42)$$

Il reste cependant difficile de construire un banc de filtres uniquement à partir de ces conditions [77]. Tout signal peut se décomposer sur l'une ou l'autre des deux bases, de manière duale.

XII. Le lifting

Comme pour la transformée en ondelette classique, le principe du lifting est d'exploiter les corrélations présentes dans le signal pour aboutir à un ensemble d'information plus compact et ainsi diminuer l'entropie du signal. L'avantage de schéma lifting réside dans la possibilité de mettre au point des transformées en ondelettes sans passer par le domaine de Fourier. Le processus est simple, rapide et réversible. Le schéma lifting est constitué de deux phases l'une pour l'analyse ou la décomposition et l'autre pour la synthèse ou la reconstruction, et chacune des phases est constituée de trois étapes de division, de prédiction et de mise à jour. Trois étapes essentielles constituent la forme de schéma lifting :

- Transformée polyphasé (division) :** La transformée polyphasé en deux bandes est une opération triviale. Son mécanisme est simple. Elle prend un signal en entrée, qu'elle sépare en deux composantes polyphasées, paire et impaire. Plus exactement, l'application de la transformée polyphasé au signal original $a_j[k]$ va simplement partitionner $a_j[k]$ en deux sous-ensembles disjoints $a_j[2k]$ (l'ensemble des échantillons appartenant $a_j[k]$ d'indice pair) et $a_j[2k+1]$ (l'ensemble des échantillons appartenant $a_j[2k]$ d'indice impair) . voir (Figure 3-10)

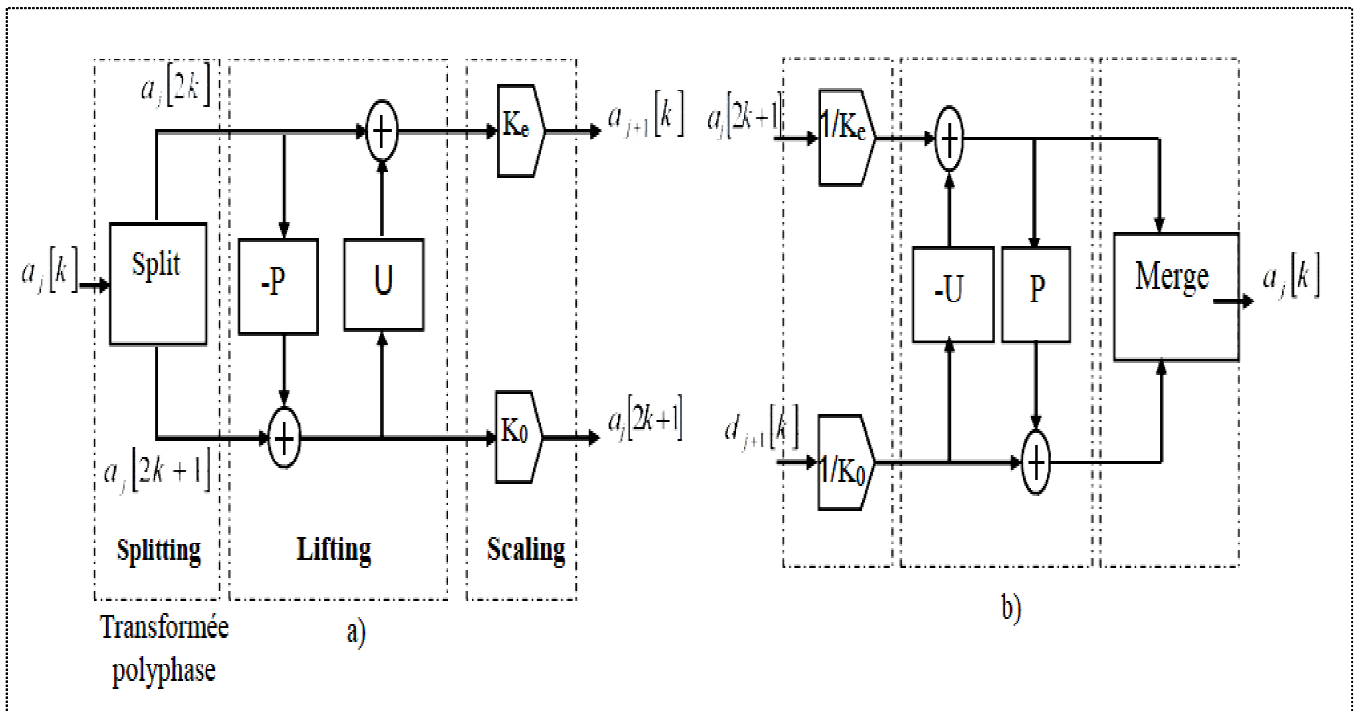


Figure 3-10 : Structure en lifting a) analyse ;b) Synthèse

- Lifting:** Dans cette étape, l'opération de prédiction P est utilisée pour estimer $a_j [2k + 1]$ à partir de $a_j[2K]$, le résultat est le signal d'erreur $d_{j+1}^0[k]$ qui représente le détail du signal original, où on peut définir un opérateur P tel que :

$$d_{j+1}^0[k] = a_j [2k + 1] - p(\{a_j[2K]\}_{k \in \mathbb{Z}}) \dots \dots \dots (3.43)$$

On met à jour $d_{j+1}^0[k]$ en lui appliquant l'opération de mise à jour U et le signal résultant est combiné avec $a_j[2K]$ pour obtenir le signal $d_{j+1}^0[k]$ qui représente l'estimation de la partie lisse du signal original. Le signal $d_{j+1}^0[k]$ peut s'écrire sous la forme suivante :

$$a_{j+1}^0[k] = a_j[2k] + U\left(\left\{d_{j+1}^0[K]\right\}_{k \in Z}\right) \dots \dots \dots (3.44)$$

- **Scaling:** est une opération de normalisation appliqué à $a_{j+1}^0[k]$ et $d_{j+1}^0[K]$ respectivement. En ce qui concerne les échantillons pairs $a_{j+1}^0[k]$ est multipliée par un facteur de normalisation K_e pour produire la sous-bande en ondelettes $a_{j+1}[K]$. De même, dans la partie impaire, le signal d'erreur $d_{j+1}^0[K]$ est multiplié par K_0 afin obtenir la sous-bande en ondelettes $d_{j+1}[K]$. Dans le cas d'ondelettes de Daubechies (5,3), on a $K_0=K_e=1$, tandis que $K_e=1/K_0$ avec $K_0=1.23017$ pour les ondelettes de Daubechies (9/7).

XII.1 L'ondelette Bi orthogonal Cohen-Daubechies-Feauveau CDF 9/7

L'algorithme proposée dans cette thèse est basé sur l'ondelette biorthogonale CDF 9/7 ;acronyme de Cohen-Daubechies-Feauveau, ces ondelettes sont historiquement les premières famille d'ondelettes bi orthogonales rendu populaire par Ingrid Daubechies. [74] [70]. La biorthogonale CDF 9/7 a un grand nombre de moments nuls pour un support relativement court. Les filtres basse haut et passe bas associés à l'ondelette ont des coefficients $p=9$ dans l'analyse, $p=7$ s coefficients pour la synthèse, comme décrit dans le tableau 3-1. Elle est plus symétrique et très proches à l'orthogonalité. Ceci est une caractéristique importante dans le codage qui assure que l'erreur de reconstruction est très proche à l'erreur de quantification en termes d'erreur moyenne. Elle est utilisée par le JPEG-2000 codec [78]. Antonini et Barlaud étaient le premier [79] à montrer la supériorité de l'ondelette biorthogonal CDF 9/7 pour le decorrélation des images naturelles. Elle a aussi donné de très bon résultats pour la compression d'images médicales [80].

a) Analyse

Coefficients du filtre d'analyse		
i	Filtre passe bas	Filtre passe Haut
0	0.602949018236357	+1.115087052457000
+1	+ 0.266864118442875	+0.591271763114250
+2	- 0.078223266528990	-0.057543526228500
+3	- 0.0116864118442875	-0.091271763114250
+4	+ 0.026748757410810	

b) Synthèse

Coefficients du filtre de synthèse		
i	Filtre passe bas	Filtre passe Haut
0	+ 1.115087052457000	0.6029490182363579
+1	- 0.591271763114250	-0.266864118442875
+2	- 0.057543526228500	-0.078223266528990
+3	+ 0.091271763114250	+0.016864118442875
+4		+ 0.026748757410810

Tableau 3-1 : Coefficients du filtre de la CDF 9/7.

Le schéma de lissage de l'ondelette biorthogonale 9/7 passe par quatre étapes : deux opérations de prédictions et deux opérations de mis à jour comme indiqué dans la figure 3-11

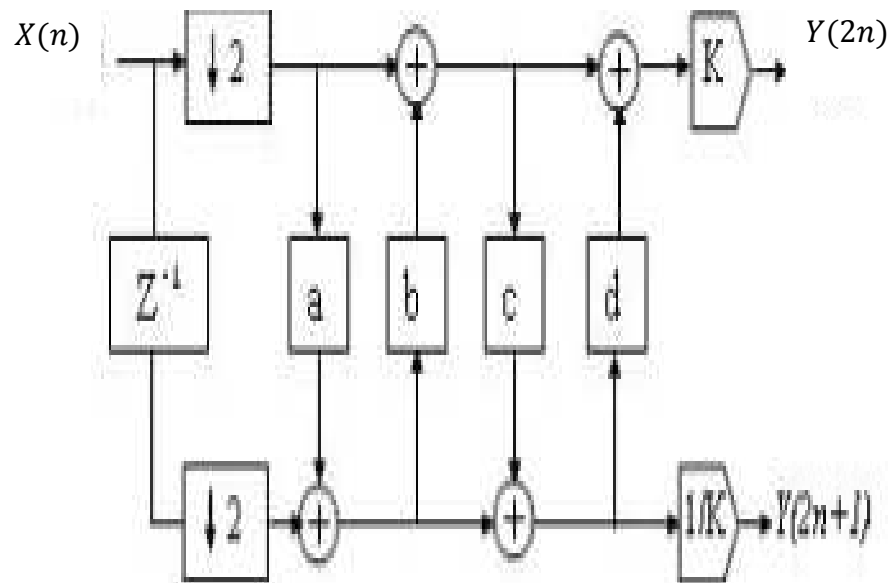


Figure 3-11 : Implémentation du lifting Dans la CDF 9/7(analyse).

Du côté de la synthèse, l'échelle s'inverse et l'ordre des opérations des mis a jour et de prédictions change. La figure 3-12, montre l'implémentation de lifting pour la synthèse.

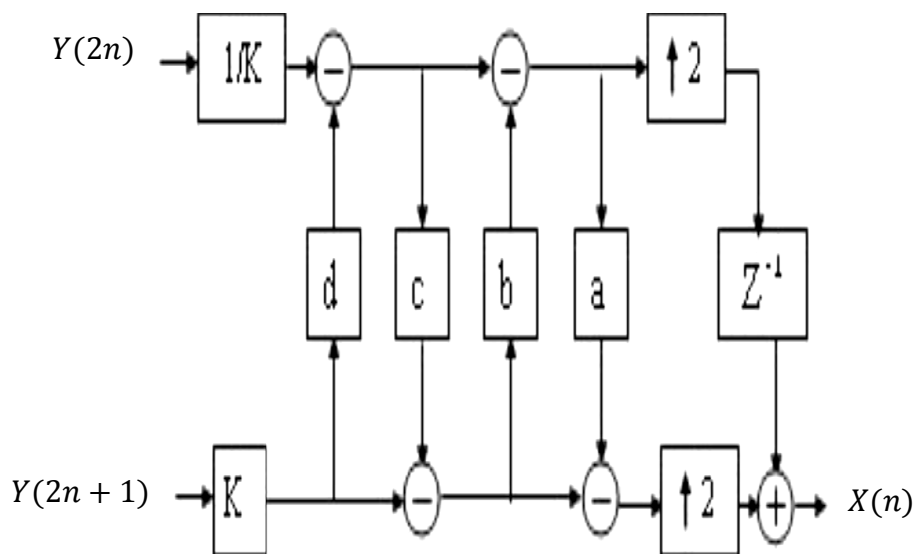


Figure 3-12 : implémentation du schéma de lissage de la CDF9/7 (synthèse).

XIII. Propriétés du schéma de lifting [80]

- **Calcul « sur place »** : Le lifting permet d'exécuter les calculs « sur place ». En d'autres termes, le signal de sortie est codé sur le même emplacement mémoire

que le signal d'entrée. Cette méthode permet de faire une économie importante au niveau de la mémoire.

- **Efficacité** : Dans la plupart des cas le nombre d'opérations est réduit par rapport à un filtrage indépendant des deux sous-bandes. En effet, le lifting calcule simultanément les bandes basses et haute fréquences, et les sous-expressions sont réduites du fait qu'elles soient réutilisées.
- **Réversible** : La réalisation du schéma lifting inverse est triviale. Quels que soient les opérateurs de prédiction et de mise à jour utilisés, la transformation par schéma lifting est inversible et on peut retrouver le signal a_j original à partir de ses composantes a_{j+1} . En effet, La phase de reconstruction constituée aussi de trois étapes : prédiction inverse (undo predict), mise à jour inverse (undo update) et fusion (merge),(voir figure 3-9).
- **Mise à jour inverse (undo update)** : si nous avons $d_{j+1}[K]$ et $a_j[2K]$ on peut récupérer les échantillons pairs par la soustraction des informations de mise à jour : $a_j[2K] = a_{j+1}^0[k] - U(\{d_{j+1}^0[k]\}_{k \in Z}) \dots \dots \dots (3.45)$
- **Prédiction inverse (undo predict)** : pour récupérer les échantillons impairs. $a_j[2K + 1] = d_{j+1}^0[k] + p(\{a_j[2K]\}_{k \in Z}) \dots \dots \dots (3.46)$
- **Fusion (merge)** : maintenant, nous avons les échantillons pairs et impairs, nous pouvons reconstruire le signal original en définissant l'opérateur de fusion merge :
- $a_j = Merge(a_j[2K], a_j[2K + 1]) \dots \dots \dots (3.47)$

XIV. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions importantes sur la théorie des ondelettes. Nous rappelons aussi les principales ondelettes utilisées dans l'indexation des images. Nous avons opté dans cette thèse pour l'utilisation de la transformée en ondelette par le schéma lifting dont nous allons choisir l'ondelette CDF9/7 pour sa structure, son support et sa simplicité d'implémentation dans notre domaine d'où indexation des images médicales.

Chapitre 4

**Nouvel algorithme
d'indexation d'images médicales
par contenu.**

I. Introduction

Chaque jour, des milliers d'images médicales sont produites par les nouveaux dispositifs tels que scanner, mammographie, photographies à des fins de diagnostic ; Ces images sont stockées dans de grandes bases de données occupant des milliers de Téra octets. Pour gérer ces bases, plusieurs algorithmes d'indexation ont été proposés dans la littérature (voir chapitre3). Le but est d'améliorer la précision du système. Lors de la création de la signature d'une image deux critères doivent être respecté :

- La signature doit représenter uniquement l'image.
- La taille de la signature doit être inférieure à celle de l'image afin de limiter le temps de réponse du système qui reste un critère important dans les systèmes d'indexation.

Nous présentons dans ce chapitre un nouvel algorithme d'indexation hybride basé sur la transformée en ondelette et l'analyse en composante principale. Notre signature est construite à partir des coefficients de la transformée en ondelette. Il est évident que l'extraction des coefficients représentant chaque image nécessite un temps de calcul assez long et une capacité de stockage importante. Pour cela, et afin de réduire la taille de cette grande matrice d'information, nous appliquons l'analyse en composante principale (ACP) aux coefficients d'ondelette pour l'extraction de l'information pertinente composant la nouvelle signature de l'image.

Ce chapitre est divisé en deux sections. La première section est consacrée à la présentation et l'évaluation des algorithmes récents de la littérature sur notre base de données médicale. Dans la deuxième section nous présentons notre algorithme de construction de la signature à partir de la transformée en ondelette.

II. Indexation d'images à partir des énergies

La caractérisation de la texture par les énergies a été utilisée par plusieurs chercheurs pour construire la signature de l'image à partir de la transformée en ondelettes. Cette approche est la plus simple et la plus populaire. Elle a été utilisée pour plusieurs bases d'images mais n'a jamais été appliqué aux images médicales. L'énergie exprime le caractère régulier de la texture. De manière générale, une énergie élevée est observée lorsque l'image est très régulière. Une image aléatoire ou fortement bruitée présente une énergie faible. Les images médicales sont fortement texturées, caractérisées par des textures bruitées dans les régions dite pathologiques, et très régulières dans les régions saines. Pour cela nous proposons de tester l'approche énergie sur nos bases d'images médicales. La signature est simple et elle ne

nécessite pas un temps de calcul long. Nous présentons dans la figure 4-1, un diagramme synoptique de l'approche basée sur les énergies :

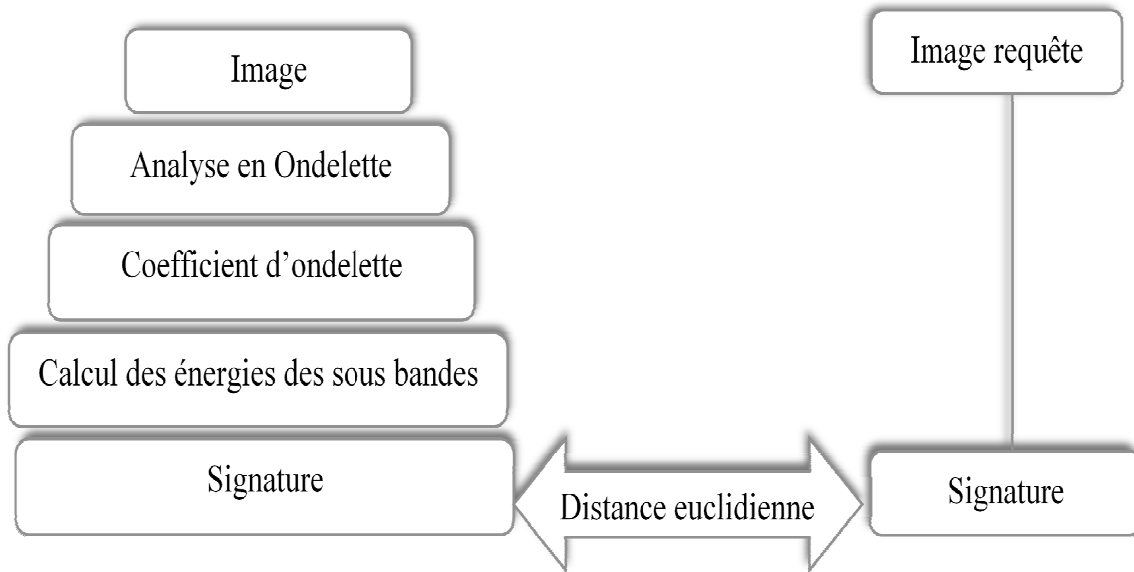


Figure 4-1 : Diagramme synoptique de l'approche Energie.

Le principe de cette méthode consiste à appliquer la transformée en ondelette sur l'image originale afin d'extraire les coefficients d'ondelettes. Ensuite l'énergie donnée par la formule (4.1) est calculé pour chaque sous-bande. La signature est composée de l'ensemble des énergies correspond au (3n+1) sous bande(ou n est le niveau de décomposition en ondelette). L'énergie est donnée par la formule suivante :

$$\text{Energie} = \sum_i^n \sum_j^n (\text{coef}(i,j))^2 \dots\dots\dots(4.1)$$

Où i : est le nombre de lignes.

Et j : nombre de colonnes.

Nous avons utilisé l'analyse multi résolution, qui applique la transformée à plusieurs niveaux. Nous obtenons une image d'approximation et (3N+1) images de détails. Au total, nous aurons (1+ (3N+1)) sous bandes correspondant à l'approximation et aux détails.

Pour retrouver les images similaires, la distance euclidienne est calculée entre l'image requête et toutes les images de la base de donnée. La distance euclidienne est donnée par la formule (4.2). :

$$\text{dist}(X,Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |X_i - y_i|^2} \dots\dots\dots (4.2)$$

Ou Xi représente le vecteur énergie de la requête.

Y_i : représente le vecteur énergie de l'image dans la base.

La distance euclidienne calculée est stockée dans un ordre croissant. Pendant la phase de recherche, la distance minimale est considérée comme la plus similaire ; et le système retournera les dix premières images.

Dans le domaine de la transformée en ondelette, le choix de l'ondelette analysante, n'est pas évident car on ne peut pas prédire quelle ondelette pour quelle base. Pour cela plusieurs familles d'ondelettes ont été testées pour l'approche basée sur les énergies. Les résultats de précision sont donnés dans le tableau 4-1.

Famille d'ondelette	Rétine	Cervicale	Mélanome
Haar	50,04 %	48,29 %	62,60%
Daubechies 4	50,30 %	40,23 %	33,24%
Daubechies 6	60,04 %	39,47 %	52,37%
Bior 1.1	42,10 %	58,50 %	49,63%
Daubechies 9/7	50,01 %	64,12 %	67,43%
Gall 5/3	48,40 %	32,15%	65,75 %

Tableau 4-1 : Influence de l'ondelette utilisée.

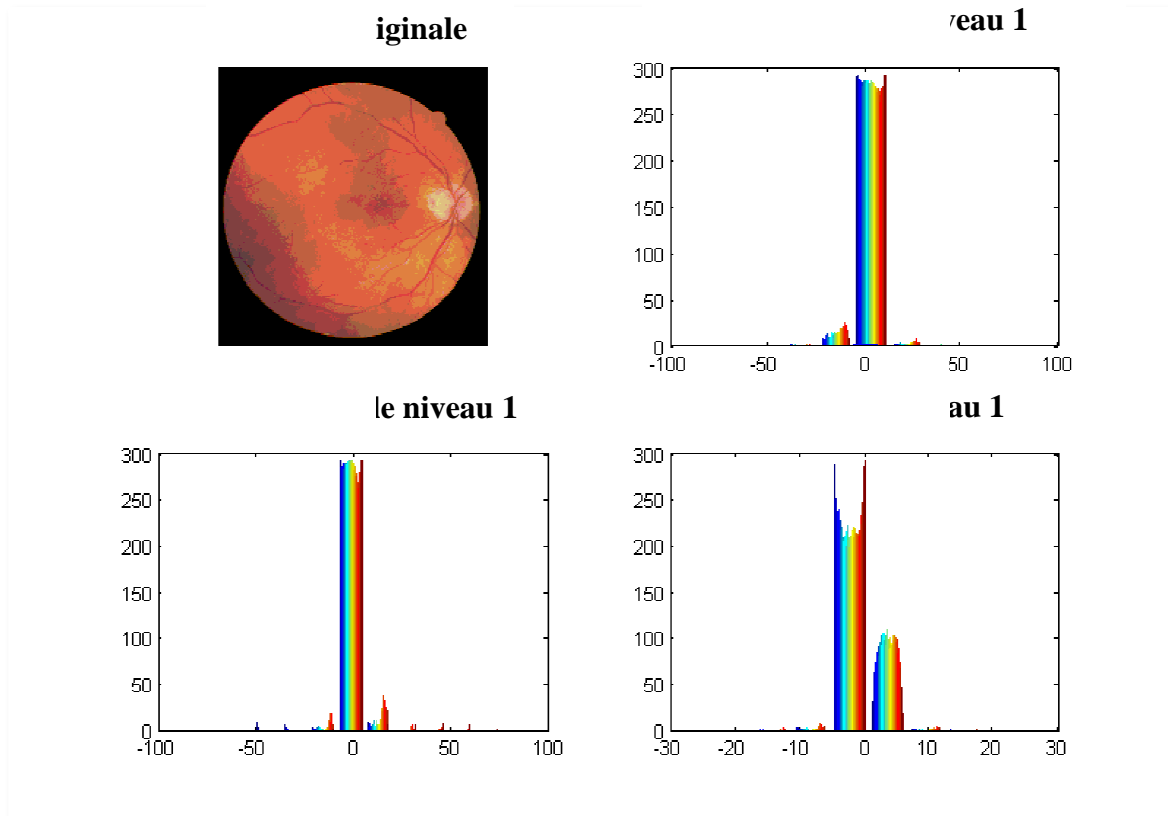
A partir des résultats présentés au tableau 4-1, l'approche énergie a donné un résultat satisfaisant. Nous voyons que le choix de l'ondelette joue un rôle important sur la précision du système, on remarque que l'ondelette Daubechies 6 est la mieux adaptée pour les images rétiniennes. Tandis que l'ondelette Daubechies 9/7 est la mieux adapté aux images du cerveau et mélanome avec une précision de 64,12 % et 67,43 % respectivement. Cependant la précision reste insuffisante pour un système de recherche médicale. Pour cela une deuxième approche basée sur la modélisation par une gaussienne généralisé a été testée sur notre base d'images afin d'améliorer la précision.

III. Indexation d'images à partir de la gaussienne généralisée

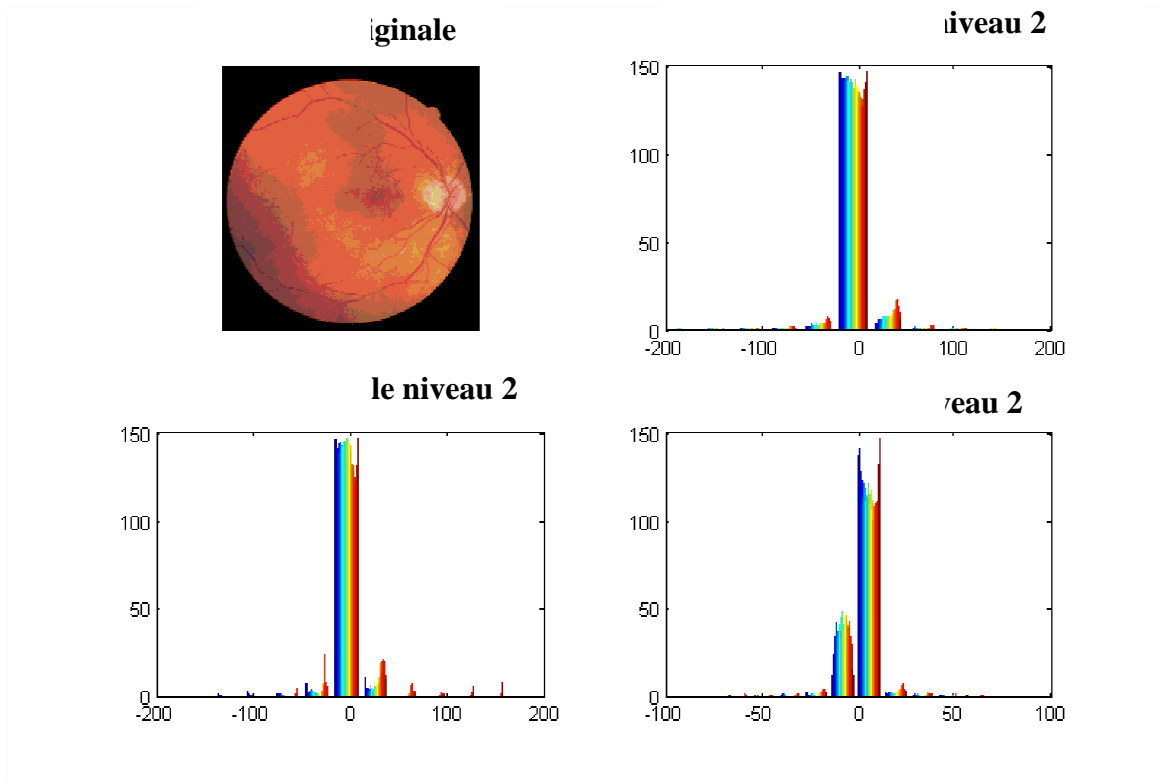
Une deuxième approche consiste à voir les coefficients de l'image transformée comme des réalisations d'une loi statistique dont nous cherchons à paramétrer la distribution. En effet, d'après Wouwer [81], dans le cas des textures, les coefficients de la transformée en ondelettes, pour chaque sous-bande, sont distribués selon une loi gaussienne généralisée.

III.1 Principe de la méthode

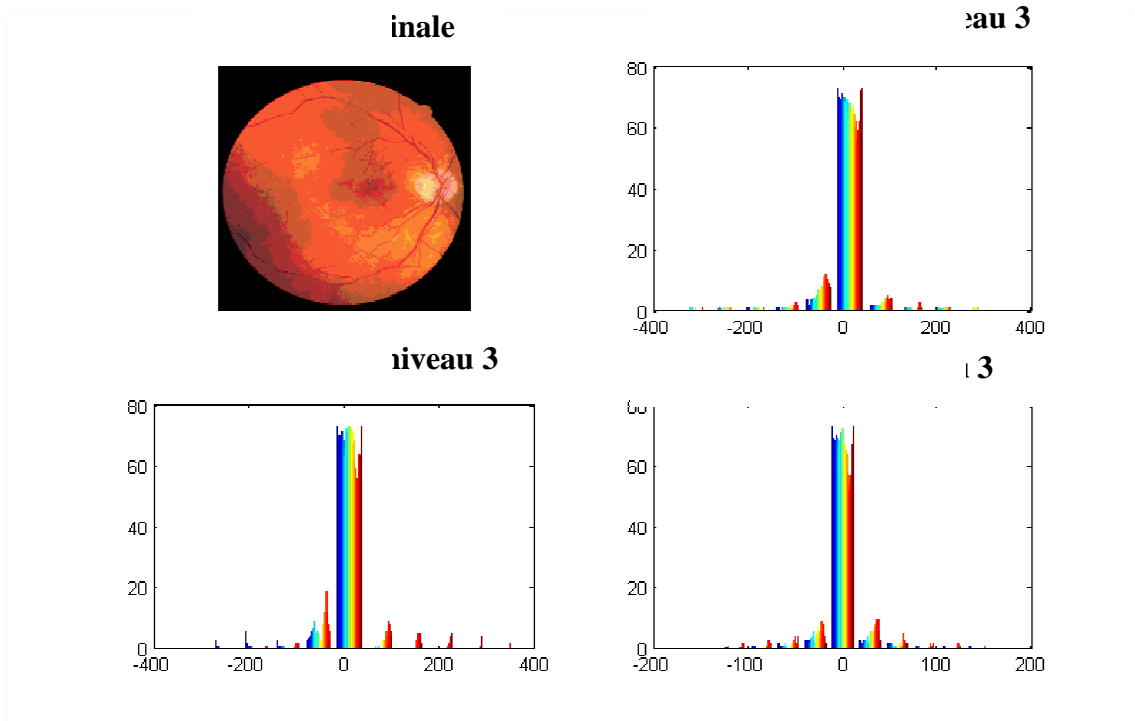
Le principe de cette méthode est d'appliquer la transformée en ondelette sur l'image originale afin d'extraire les coefficients d'ondelette. Ensuite, on trace les histogrammes de coefficients d'ondelette pour chaque sous bande correspondant à chaque niveau de décomposition. La figure 4-2 montre les histogrammes des coefficients en ondelette pour chaque base médicale.



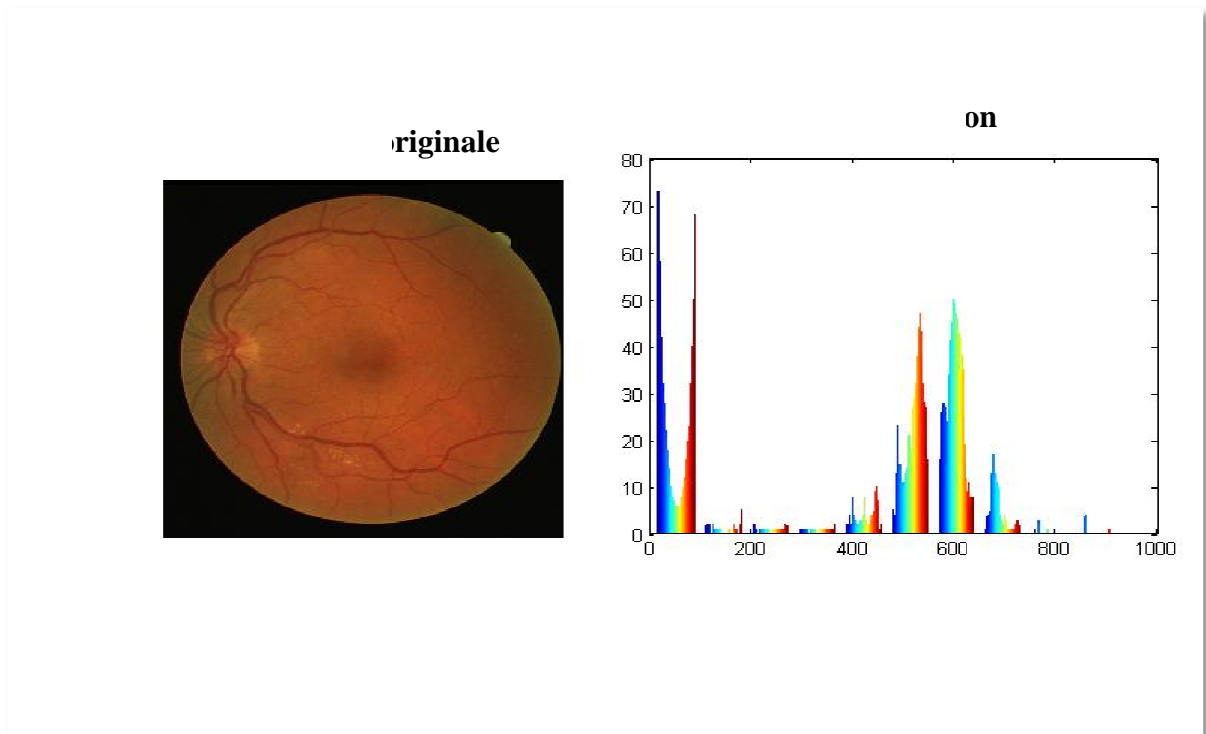
a) Sous bande Détails Niveau 1.



b) Sous bande Détails Niveau 2.

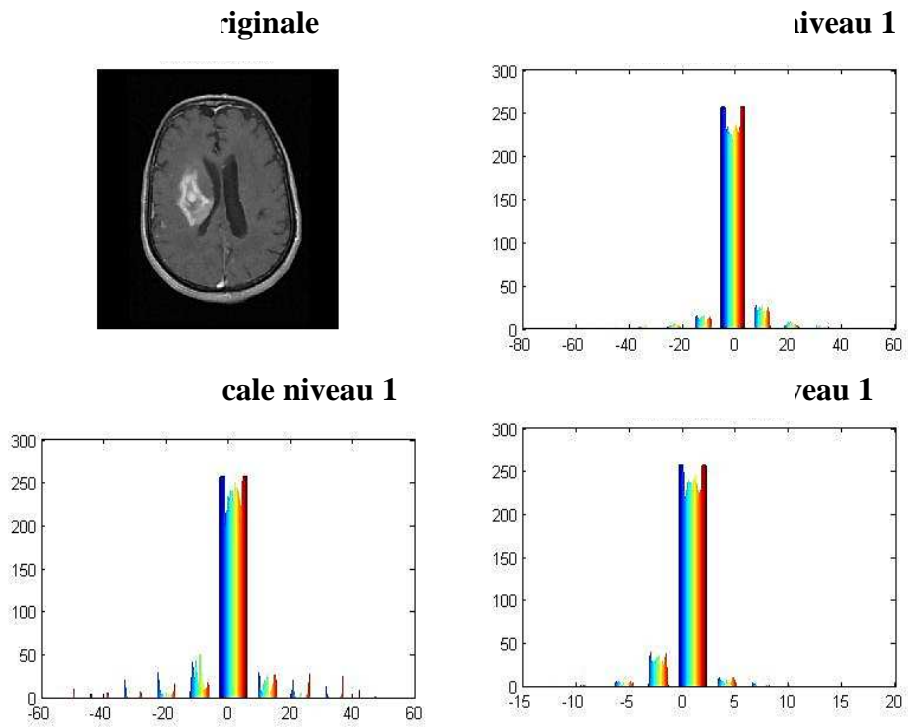


c) Sous bande Détails Niveau 3.

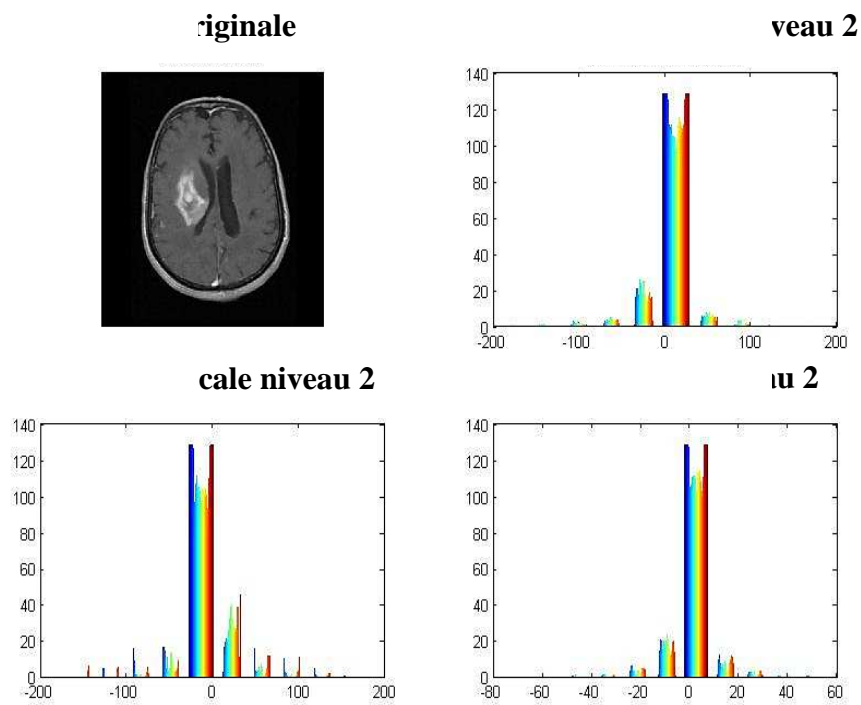


d) Approximation

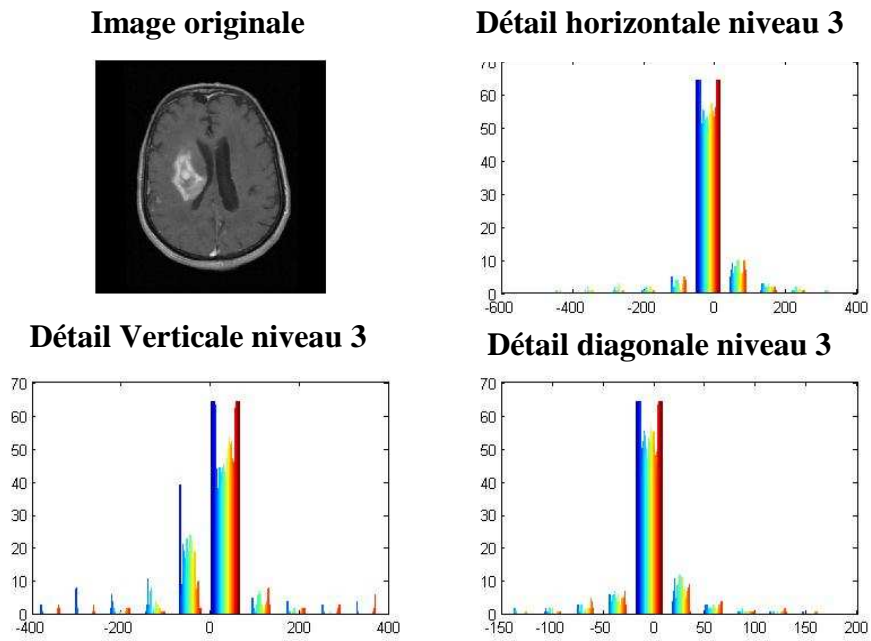
Figure 4-2: Histogramme des coefficients de la transformée en ondelette de chaque sous bande. Image rétinienne.



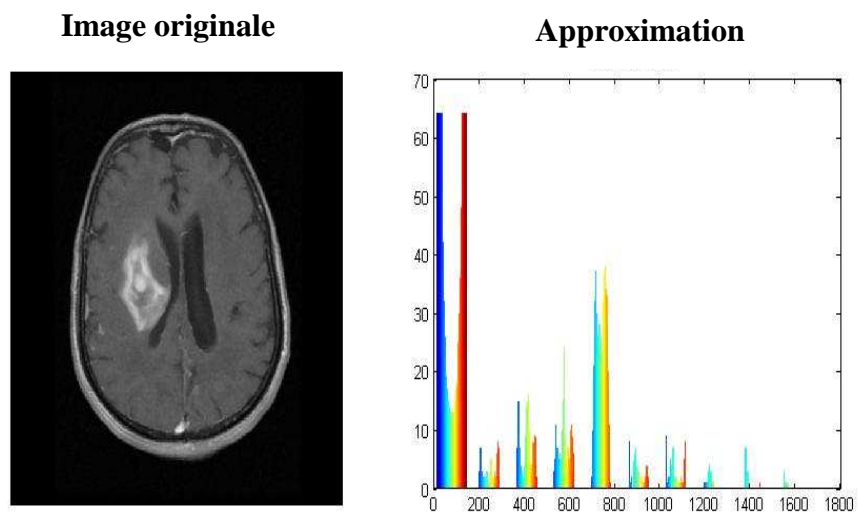
a) Sous bande Détails Niveau 1.



b) Sous bande Détails Niveau 2.



c) Sous bande Détails Niveau 3.



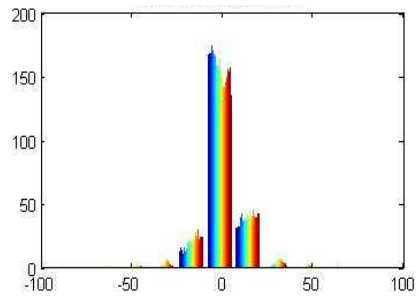
d) Approximation

Figure 4-3: Histogramme des coefficients de la transformée en ondelette de chaque sous bande. Image cervicale.

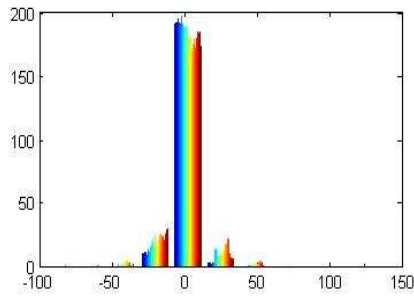
Image originale



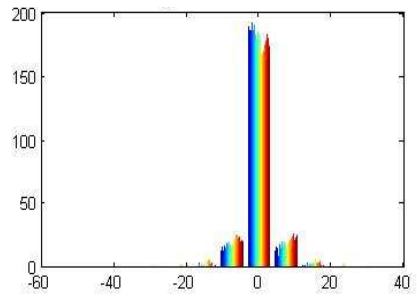
Détail horizontale niveau 1



Détail Verticale niveau 1



Détail diagonale niveau 1

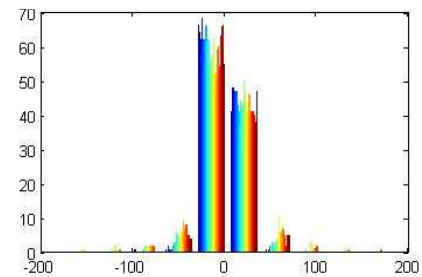


a) Sous bande Détails Niveau 1

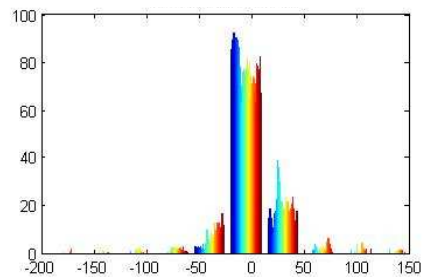
Image originale



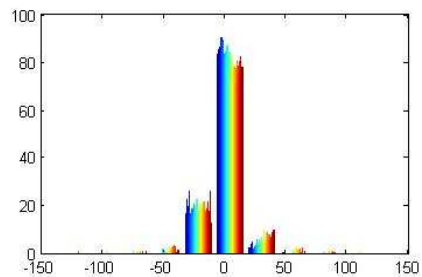
Détail horizontale niveau 2



Détail Verticale niveau 3



Détail diagonale niveau 2

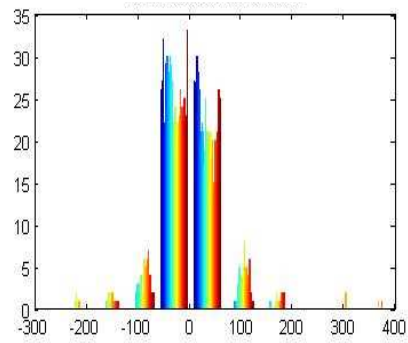


b) Sous bande Détails Niveau 2.

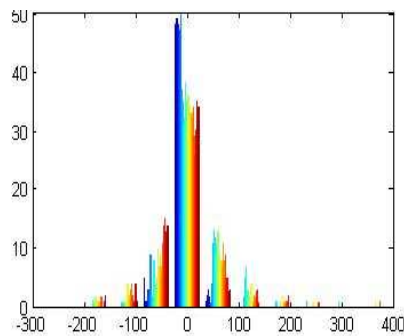
Image originale



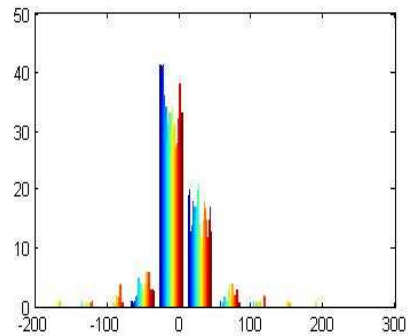
Détail horizontale niveau 3



Détail Verticale niveau 3



Détail diagonale niveau 3

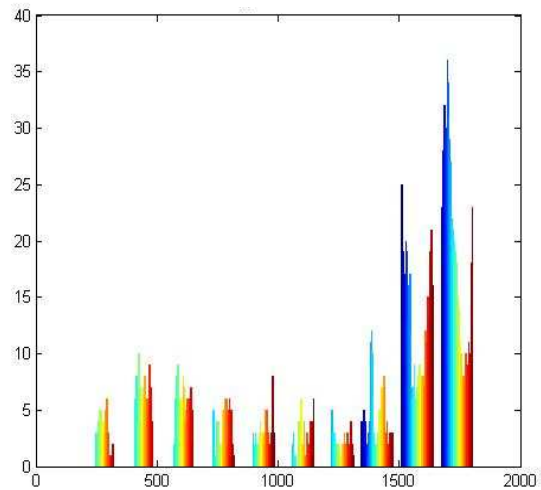


c) Sous bande Détails Niveau 3.

Image originale



Approximation



d) Approximation

Figure 4-4 : Histogramme des coefficients de la transformée en ondelette de chaque sous bande : Image mélanome.

On remarque que les histogrammes des sous bandes « horizontales, verticales et diagonales » suivent une loi de gauss généralisée donc on peut les modéliser par le paramètre d'échelle alpha et paramètre de forme beta de la gaussienne généralisée. Cependant, l'approximation est différente. Donc on ne peut pas la caractériser par une loi de gauss car on va perdre beaucoup d'information, on choisit alors de prendre 20 coefficients de l'approximation, on se retrouve avec deux vecteurs caractéristiques différents. La mesure de similarité est discutée dans le paragraphe suivant.

III.2 Loi gaussienne généralisée

La loi gaussienne généralisée est une loi centrée qui dérive de la loi normale. La loi normale centrée est définie par un seul paramètre, σ . Cela ne suffit pas à représenter précisément la distribution. Ainsi la loi gaussienne généralisée est paramétrée par :

- α : le paramètre d'échelle, qui correspond à l'écart-type dans le cas d'une loi gaussienne classique.
- β : Le paramètre de forme, qui est inversement proportionnel au taux de décroissance du pic (il vaut 2 dans le cas d'une gaussienne)

L'expression de sa densité est la suivante :

$$P(x, \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\tau(\frac{1}{\beta})} e^{-\left(\frac{|x|}{\alpha}\right)^\beta} \dots\dots\dots(4.3)$$

Où $\tau(z) = \int_0^\infty e^{-t} t^{z-1} dt$, $z > 0$ est la fonction gamma. Des exemples de lois gaussiennes généralisées sont donnés dans la figure 4-5.

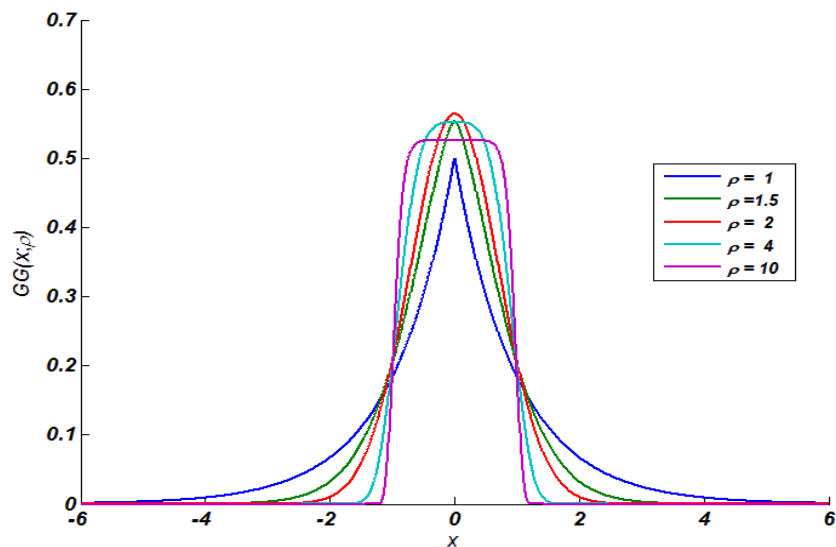


Figure 4-5: Allure d'une loi gaussienne généralisée.

III.2.1 Mesure de distance entre deux distributions gaussiennes généralisées

D'après [82], la mesure de distance la mieux adaptée pour comparer deux distributions statistiques est la distance de Kullback-Leibler. La forme générale de la distance de Kullback-Leibler est la suivante :

$$KL(p(X, \theta_q) || p(x, \theta_i)) = \int \log \frac{p(x, \theta_q)}{p(x, \theta_i)} dx \dots\dots\dots(4.4)$$

Finalement, pour obtenir la distance entre l'image requête et l'image de candidate, nous effectuons la somme des distance de kullback-leiber pour les sous bande de détails et la distance euclidienne pour les sous bande d'approximation.

IV. Comparaison entre les différentes approches

Dans la figure 4-6, une courbe de précision et de rappel qui présente une comparaison entre les deux méthodes présentées précédemment.

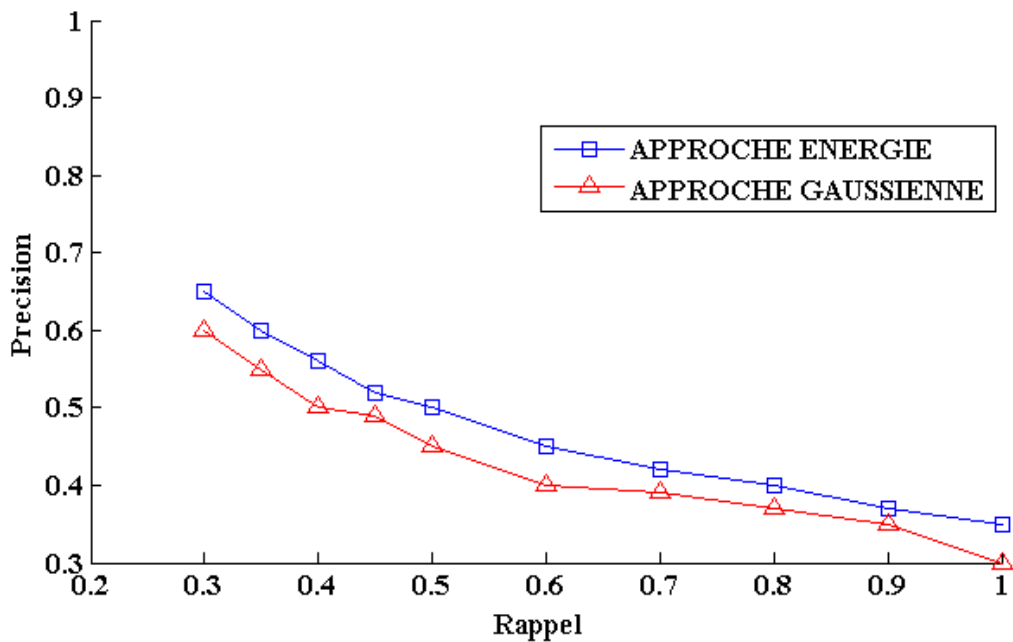


Figure 4-6 : comparaison entre les deux approches.

On remarque que la précision des approches par énergies est meilleur que celles des gaussienne généralisée et cela est dû à la perte d'information causé lors de l'échantillonnage de l'approximation.

Le temps de calcul moyen pour rechercher les images les plus proches d'une image requête dans chacune des bases est donnée dans le tableau 4-2. Les calculs ont été effectués par un processeur pentium® dual core 32-bits cadencé à 2.50 GHz.

Temps de calcul (seconde)	Approche gaussienne	Approche énergie
Transformée en ondelette	0.23	0.23
Distance avec chaque image dans la base.	5,20	0.20
Total	5.43	0.43

Tableau 4-2 : Temps de calcul moyen.

Nous voyons que le calcul de la signature basée sur des histogrammes est plus rapide que celui de la signature basée sur des gaussiennes généralisées. Pour nos bases d'images médicales, l'approche énergie est la plus adaptée, du point de vue des temps de calcul.

Discussion

Nous avons évalué la précision du système de recherche par contenu en utilisant deux approches différentes : Les approches énergies et les gaussiennes généralisées approches. Les résultats obtenus montrent que l'approche basée sur l'énergie sont très intéressante, de plus elle est simple comparée aux approches des gaussiennes généralisées. Cependant l'approche énergie reste insuffisante; pour cela nous nous intéressons à la proposition d'une nouvelle signature à partir de la transformée en ondelette.

V. Algorithme proposé

Dans cette section nous proposons une nouvelle signature basée sur le contenu construite directement à partir de la transformée en ondelette. La Transformée en ondelette est utilisée pour décomposer les images, ensuite l'analyse en composante principale est appliquée pour réduire le nombre de composantes à retenir. Cette dernière va contribuer à la création de la signature de l'image. Une fois la requête lancée le système va faire la même opération pour l'image requête ensuite la distance euclidienne est calculée entre les deux signatures pour extraire les images pertinentes de la base. Nous présentons dans la figure 4-7, un diagramme synoptique de l'approche proposée.

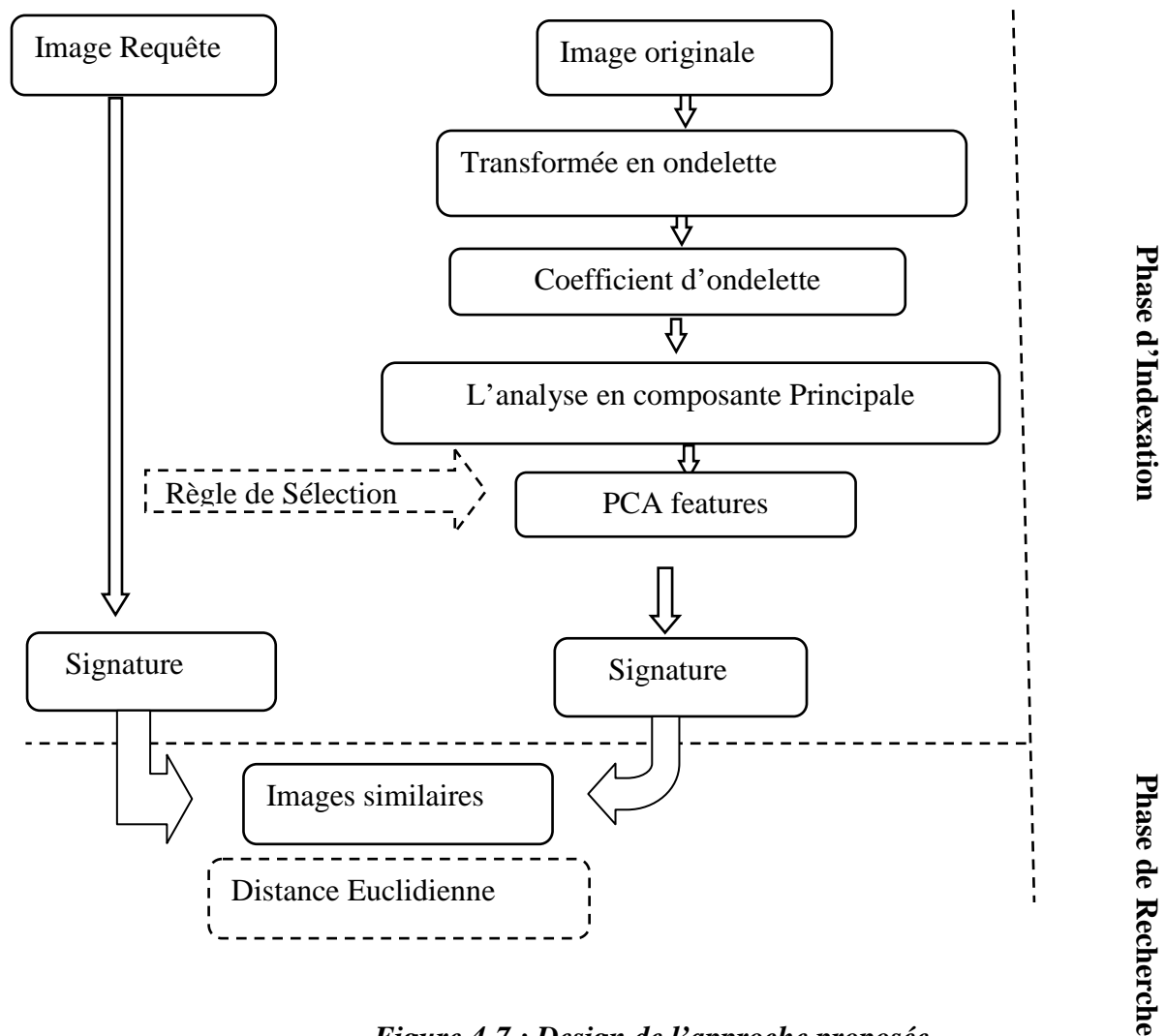


Figure 4-7 : Design de l'approche proposée.

V.1 Prétraitement

Avant l'application de notre algorithme un prétraitement est nécessaire. Dans cette étape, nous allons redimensionner l'image à la taille standard de 256 x 256. Ensuite, nous la convertissons en niveaux gris. Cette étape est très importante car elle va nous permettre de normaliser les entrées et permettre la décomposition en ondelettes de l'image qui s'applique uniquement aux images carrées.

V.2 Principe de l'algorithme

L'algorithme débute par la décomposition de l'image en ondelette. Nous appliquons la transformée en ondelettes sur l'image déjà traitée. Nous obtenons ainsi des coefficients d'ondelette correspondant à chaque sous bande. Ces coefficients capturent l'information essentielle pour représenter une image. Nous nous retrouvons avec un vecteur de grande

dimension de taille ($t = 1536$). Nous appliquons ensuite l'analyse en composante principale afin de réduire la dimension de ces derniers et de sélectionner les composantes principales (CP) les pertinentes qui vont construire notre signature. Nous avons appliqué le critère de Keiser, 18 composantes sont retenues. Le principe de l'algorithme est donné par:

Algorithme
<p>Début</p> <p><i>Etape 1 : Charger Image originale.</i></p> <p><i>Etape 2 : Redimensionner l'image 256×256.</i></p> <p><i>Etape 3 : Convertir l'image en niveau de gris.</i></p> <p><i>Etape 4 : Calculer la transformée en ondelette.</i></p> <p><i>Etape 5 : Calculer le vecteur colonne à partir des coefficients d'ondelettes.</i></p> <p><i>Etape 6 : Calculer la matrice de covariance en utilisant ses vecteurs.</i></p> <p><i>Etape 7 : Calculer les vecteurs diagonaux de la matrice de covariance.</i></p> <p><i>Etape 8 : Calculer les vecteurs propres et les valeurs propres à partir de la matrice de covariance.</i></p> <p><i>Etape 9: Calculer le vecteur colonne correspondant au grand vecteur propre (en divisant chaque élément sur le plus petit vecteur propre).</i></p> <p><i>Etape 10: Multiplication des vecteurs propres normalisés pour chaque coefficient d'ondelette.</i></p> <p><i>Etape 11: retenir uniquement les valeurs propres supérieures à la moyenne.</i></p> <p><i>Etape 12 : projection des principales composantes.</i></p> <p><i>Etape 13 : Vecteur caractéristique de l'image.</i></p> <p><i>Etape 14 : Calculer la distance Euclidienne entre l'image requête et toutes les images de la base.</i></p> <p><i>Etape 15 : Afficher les images similaires.</i></p> <p>Fin</p>

VI. Mesure de similarité

Pour rechercher les images similaires, la distance euclidienne est calculée pour chaque image requête et toutes les images de la base. En mesurant la similarité entre les principales composantes de l'image. La distance est défini par :

$$dist(c_i) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |X_{c_i} - Y_{c_i}|^2} \dots\dots\dots(4.6)$$

Ou, X_{c_i} représente la $i^{ème}$ composante de l'image requête,

Et Y_{c_i} , représente la $i^{ème}$ composante de l'image de la base.

$Dist(c_i)$, définit la distance entre chaque composant de la base et composant de l'image requête. la distance est la somme des distances entre chaque composant; elle est donnée par la formule suivante :

$$dist(IM_{requette}, IM_{base}) = \sum_{j=1}^n dist(C_i) \dots\dots\dots(4.7)$$

La distance calculée est stockée dans un ordre croissant. Lors de la phase de recherche, la distance minimale est considérée comme la plus similaire, et les images correspondantes seront affichées.

VII. Résultats

Nous avons appliqué notre algorithme sur les trois bases d'images médicales respectivement : mélanome, messidor et cervical. Les résultats sont présentés sous forme de courbes précision-rappel, pour chaque base de données. Par défaut, les calculs sont effectués avec les paramètres suivants :

- Niveau de décomposition $N = 3$ (Nous avons choisi le niveau trois pour réduire le coût de calcul).
- Ondelette Daubechies 9/7,
- Décomposition pyramidale (banc de filtre).

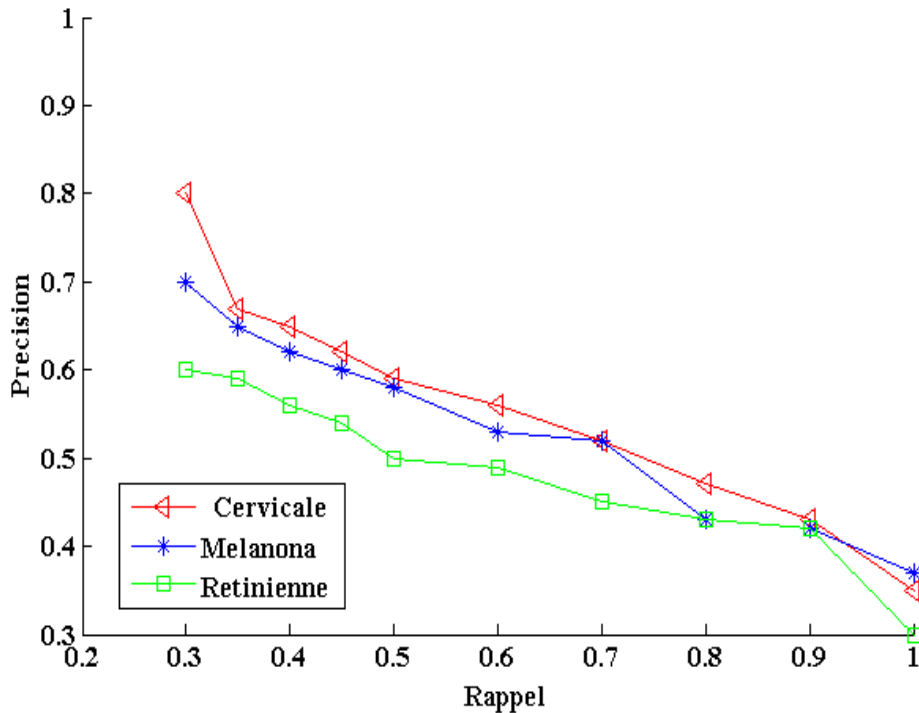


Figure 4-8: Courbes précision-rappel pour les trois bases d'images.

Les résultats des courbes précision/rappel de l'algorithme proposé montrent que la précision n'est pas la même pour toutes les bases d'images. La précision est de 80 % pour les images cervicales 70 % et pour les images mélanome et 64% pour les images rétinienne. Cette différence de résultat est due au choix de l'ondelette utilisée dans l'analyse de l'image. L'un des problèmes de l'ondelette est que c'est assez complexe de trouver une ondelette adaptée pour chaque base d'image. Afin d'améliorer la précision du système, nous avons étudié l'influence de l'ondelette utilisée pour l'analyse de l'image que nous allons développer dans la section suivante.

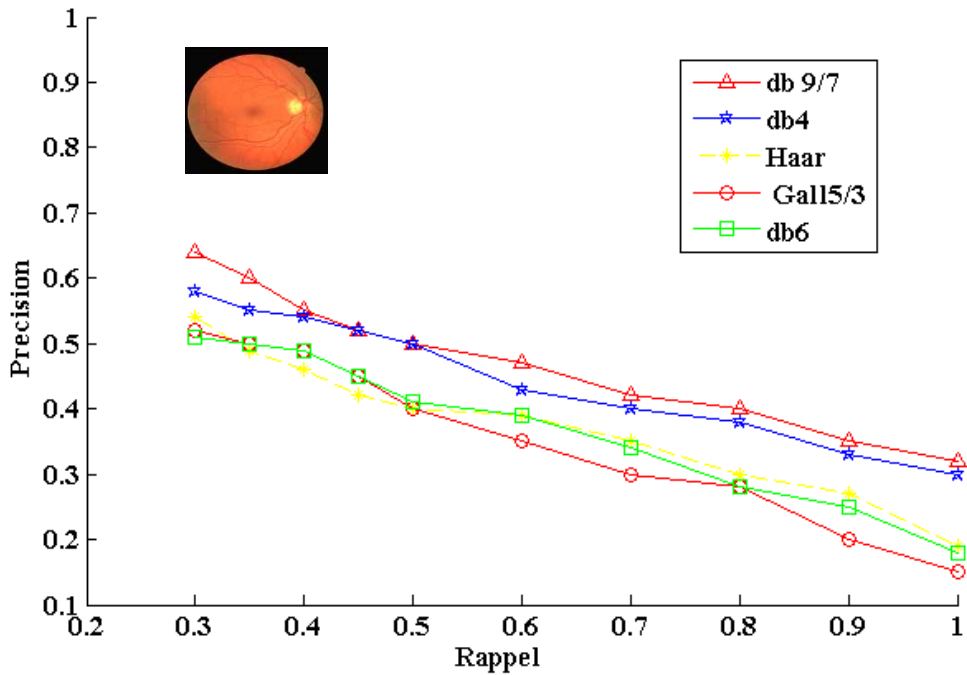
VIII. Influence de l'ondelette utilisé dans la décomposition des images

Les ondelettes classiques qui ont été testées sont données ci-dessous, avec leur support (support du filtre passe-bas/support du filtre passe-haut) :

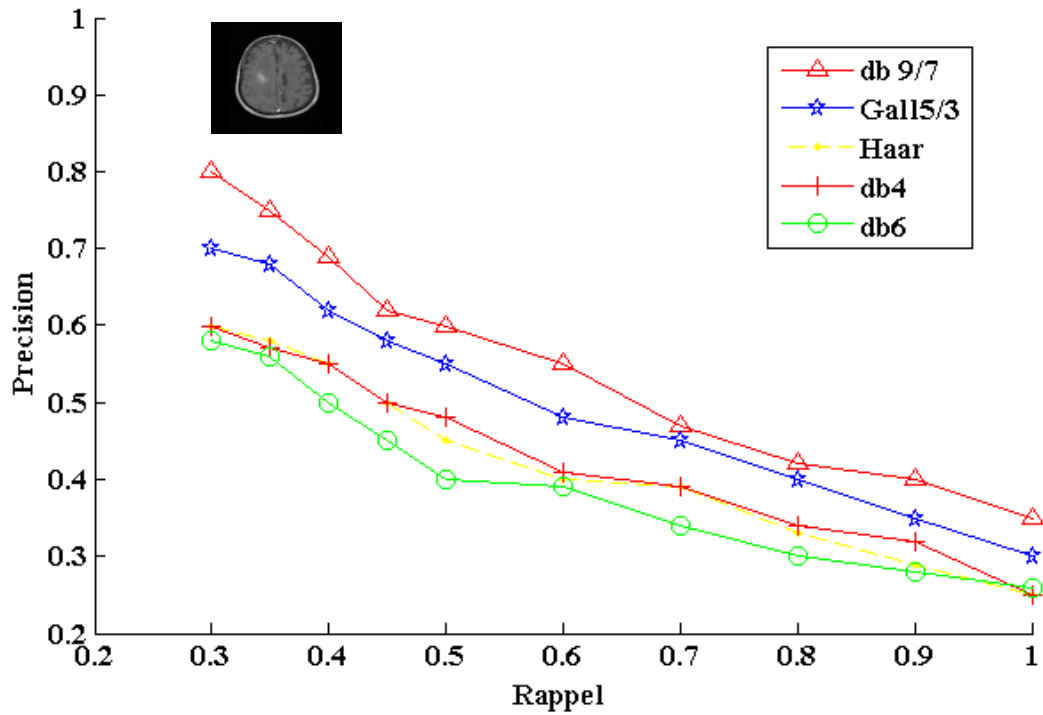
- L'ondelette orthogonale de Haar (support=2/2).
- L'ondelette biorthogonale Le Gall 5/3 [83], utilisée dans la première partie du standard JPEG-2000 (support=5/3).
- L'ondelette biorthogonale Daubechies 9/7, elle aussi utilisée dans ce standard (support=9/7).

- L'ondelette orthogonale Daubechies 4 [84] (support=4/4).
- L'ondelette orthogonale Daubechies 6 [84] (support =6/6).

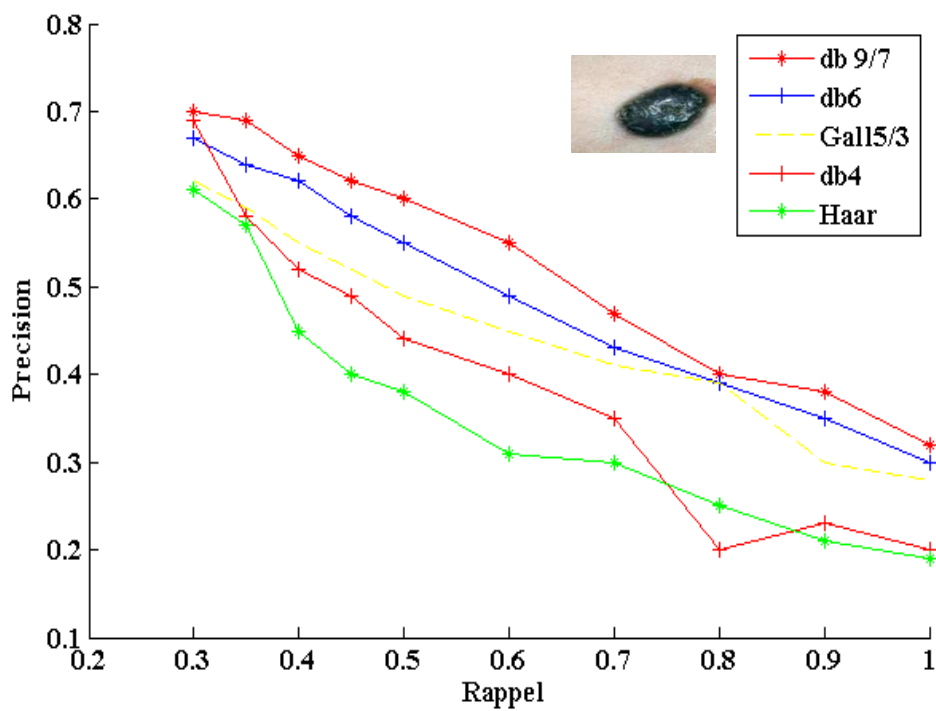
Les résultats sont présentés dans la figures 4-9, par les courbes de précisions /rappels pour chaque base d'image.



a) Courbe précision /rappel image de la Rétine.



b) Courbe précision / rappel image Cervical.



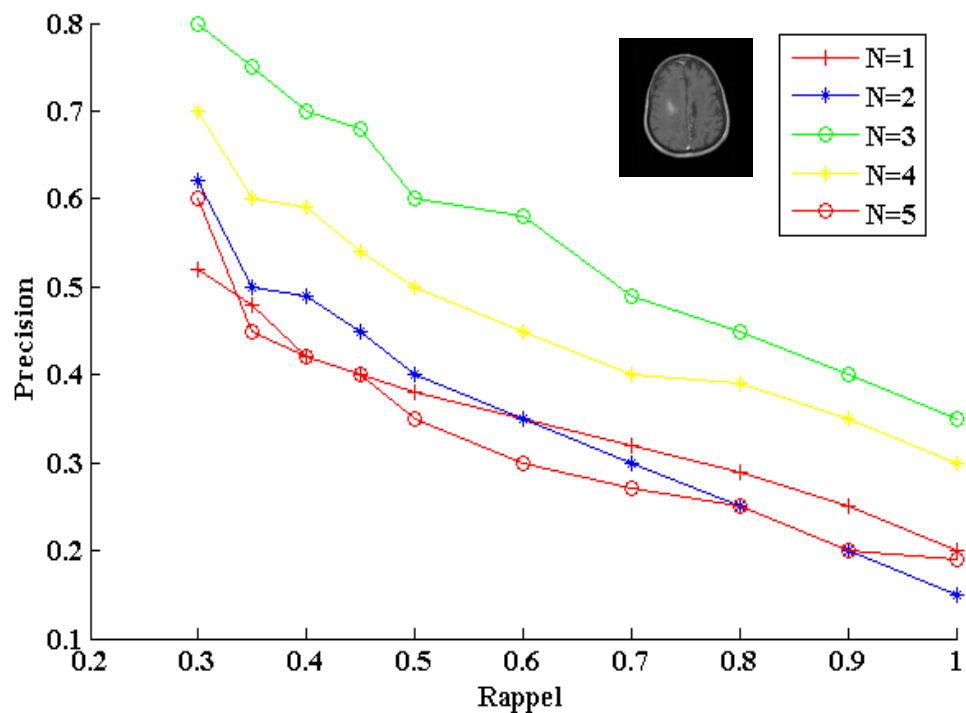
c) Courbe précision /rappel : image Mélanome.

Figure 4-9 : Influence de l'ondelette utilisée pour décomposer les images.

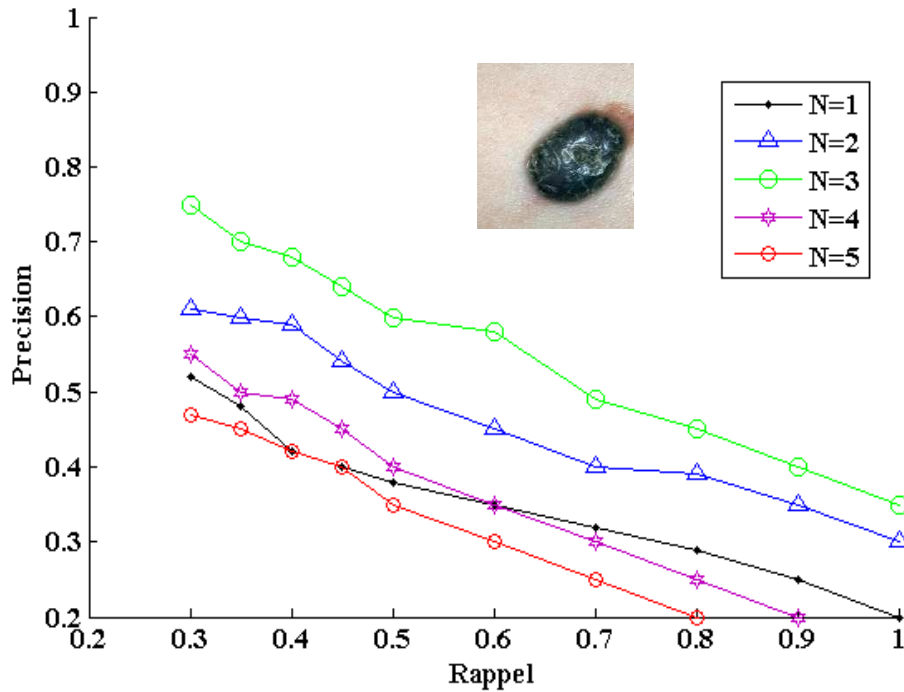
Les résultats des courbes précision/rappel de l'algorithme proposé montrent que l'ondelette utilisée pour l'analyse de l'image joue un rôle très important sur la précision du système. En effet, c'est difficile de trouver une ondelette adaptée pour tout type de base. On remarque que pour les trois bases d'images, l'ondelette bi orthogonale CDF 9/7 a donné la courbe de précision la plus élevée. Et cela est dû aux bonnes propriétés de l'ondelette bi orthogonale (elle est d'ailleurs utilisée dans le standard de compression JPEG 2000).

IX. Influence du nombre de niveaux de décomposition pour l'indexation d'image

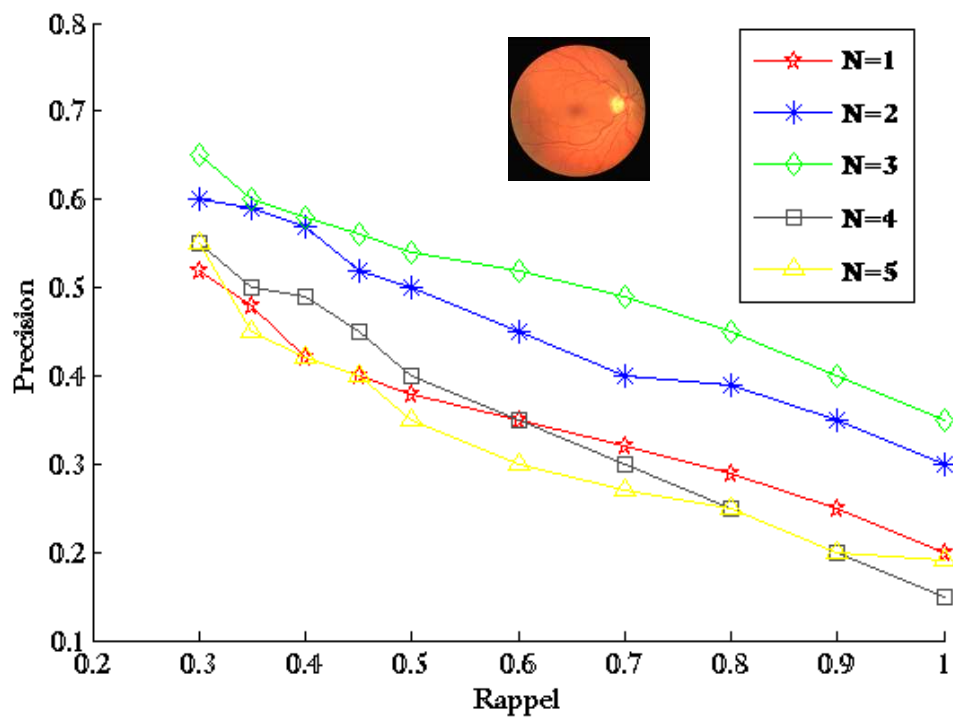
Dans un deuxième temps nous nous sommes intéressés à étudier l'influence du niveau de décomposition sur les trois bases d'images et les résultats obtenus sont donnés dans la figure 4-10.



a) Base d'image Cervicale.



b) Base d'image mélanome.



c) Base d'image Rétinienne.

Figure 4-10 : Courbe précision/rappel:Influence du nombre de niveaux de décomposition.

Les résultats présentés dans la figure 4-10, montrent que le niveau de décomposition joue également un rôle important sur la précision de la méthode. On remarque que le niveau 3 est un niveau optimal et c'est celui qui nous a donné la meilleure précision pour les trois bases d'image. On constate que plus on augmente le niveau, plus la précision diminue, cela est dû à la perte d'information.

Discussion

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés aux méthodes d'indexation d'images par la textures et plus exactement aux méthodes basées sur la transformée en ondelettes 2D pour ses bonnes propriétés. En effet, la transformée en ondelettes 2D associe de bonnes localisations spatiales et fréquentielles. Et comme nous travaillons sur des images médicales la localisation spatiale et fréquentielle sont très importantes. Notre principale contribution, repose sur la création de la nouvelle signature pour la l'indexation des différentes images médicales de différentes modalités en niveau de gris en hybridant la transformée en ondelette et l'analyse en composante principale. Ce qui nous permet, de capturer l'information essentielle pour représenter l'image en utilisant la transformée en ondelette et de réduire les dimensions de la signature en utilisant l'analyse en composante principale. Notre méthode est très intéressante car elle produit des signatures de petites tailles ; nous pouvons donc considérer qu'elle est meilleure du point de vue des temps de calcul et précisions.

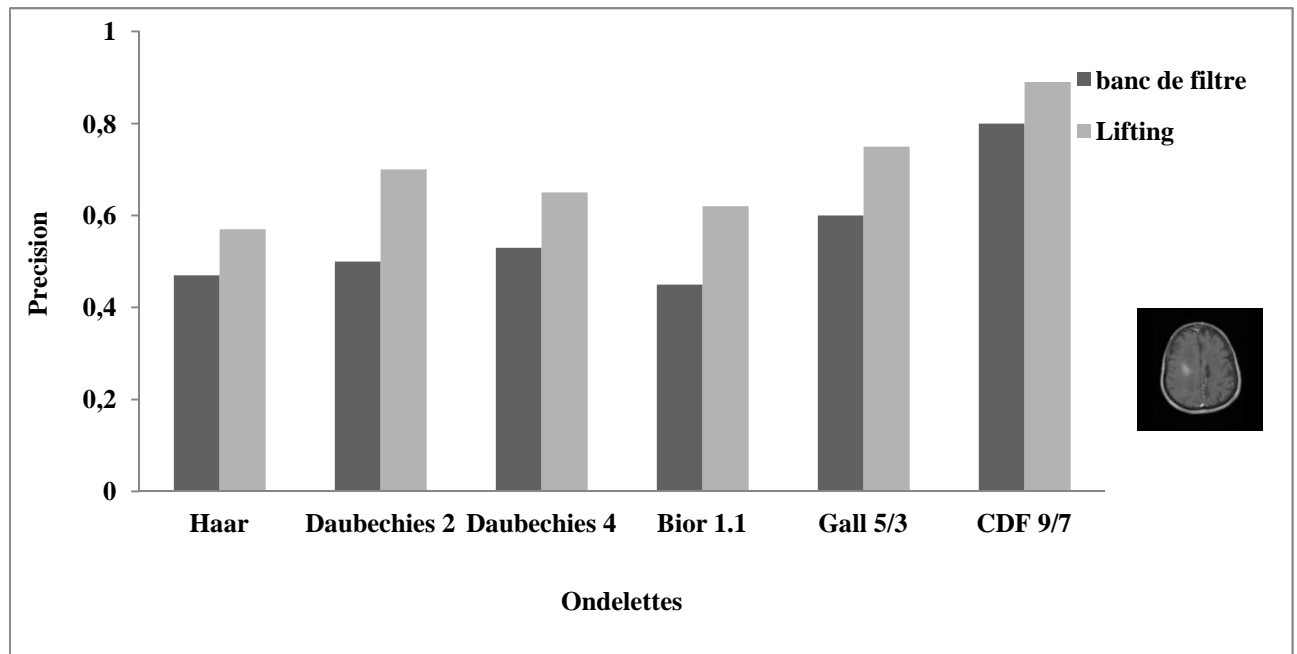
L'efficacité de la méthode proposée est mesurée par la précision moyenne pour une fenêtre de dix images. Elle atteint en effet 64,05 % sur la base rétinienne, 73,03 % pour celle des Mélanomes, et 80,20% pour la base cervicale. Concrètement, cela veut dire que six ou sept images parmi les dix 10 sélectionnées par le système sont appropriées pour la requête. D'après les courbes de précision-rappel et les valeurs de précision moyenne, nous voyons que les paramètres les plus importants sont la base d'ondelettes ainsi que le nombre de niveaux de décomposition. Le schéma de décomposition, quant à lui, n'a pas d'impact significatif sur la précision du système. Par conséquent, nous n'avons pas exploré cette piste plus en détail. Cependant plusieurs améliorations du système peuvent être proposées afin d'améliorer la précision du système. Nous proposons d'utiliser la structure lifting que nous allons détailler dans la section suivante.

X. Amélioration des performances du system proposé

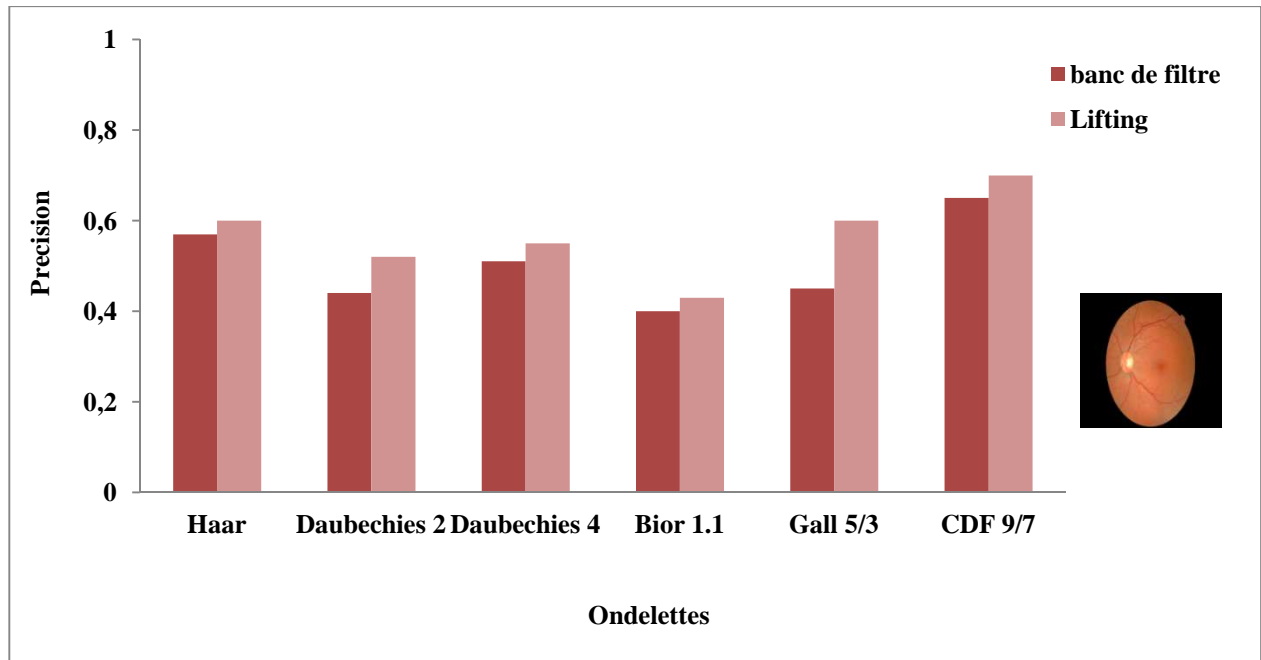
Les résultats présentés dans la section précédente montre que le choix de l'ondelette joue un rôle très important sur la précision du système. Pour cela nous proposons d'utiliser le schéma de lissage afin d'étudier l'influence de l'ondelette analysante.

X.1 Indexation des images médicales basée sur le schéma de lissage

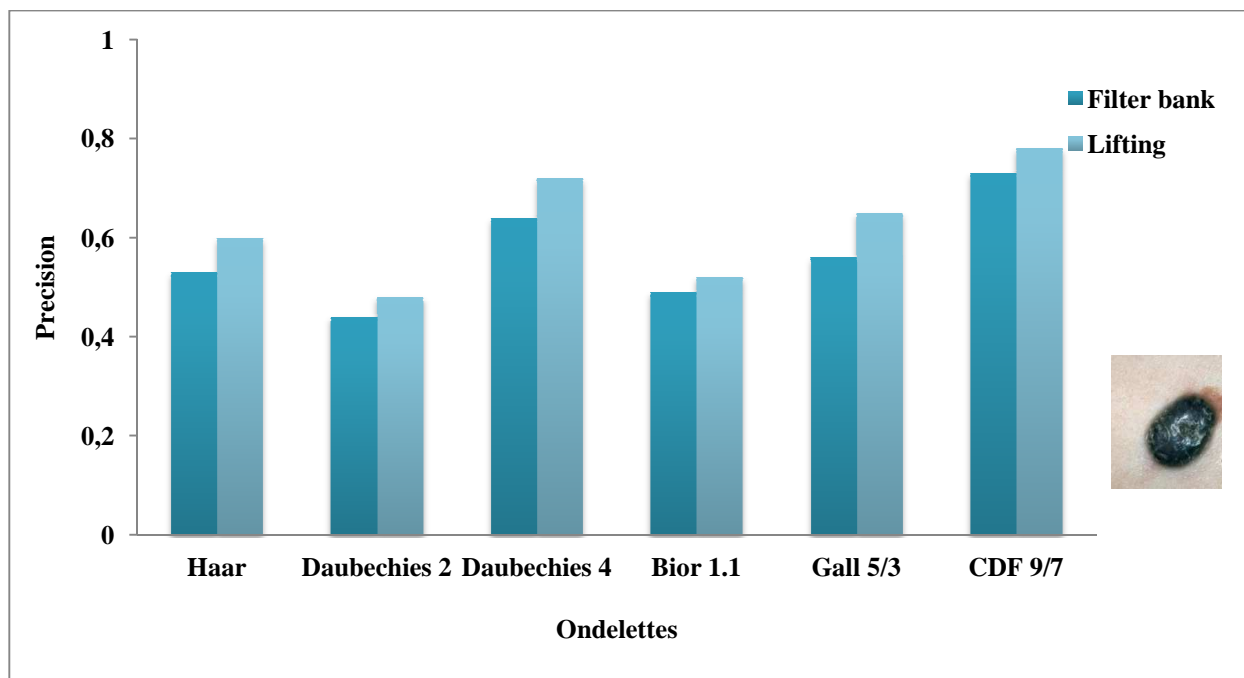
Dans le but d'améliorer les performances de notre algorithme, nous avons implémenté notre algorithme en utilisons le schéma de lissage. Ensuite nous avons effectué une comparaison entre les différentes approches de décomposition utilisées respectivement banc de filtre et la structure lifting. Les ondelettes classiques ont été testées. Les résultats sont donnés dans la figure 4-11, qui présentent les diagrammes en battons :



a) Base d'images cervicale.



a) Base d'images rétinienne.



b) Base d'images mélanome.

Figure 4-11 : Diagramme en battons : Comparaison entre structure lifting et banc de filtre pour les trois bases d'image médicales (a, b, c).

Les résultats de la figure 4-11. Montrent la supériorité du schéma de lissage par rapport au banc de filtre pour les trois bases d'images médicales. La précision pour toutes les

ondelettes utilisées augmente considérablement en utilisant la structure du lifting. Nous remarquons une importante hausse de la précision pour la biorthogonale CDF 9/7 en utilisant le structure lifting pour les trois bases d'image. En effet, si nous prenons le cas de la base images cervicales, nous remarquons que la précision augmente de 80 % (en utilisant le banc de filtre) à 89 % (en utilisant la structure lifting). Nous constatons aussi une élévation de la précision de 73 % à 78 % pour les images mélanomes et de 65 % à 70 % pour les images rétiniennes. Notre algorithme nous donne de très bons résultats dans la majorité des images médicales testées en utilisant la bi orthogonale CDF 9/7 basée sur le schéma de lissage. Nous présentons dans le tableau 4-3, le temps de calcul moyen pour rechercher les images les plus proches d'une image requête pour notre approche proposée en utilisant respectivement le banc de filtre et la structure lifting. Les calculs ont été effectués par un processeur pentium® dual core 32-bit cadence à 2.50 GHz.

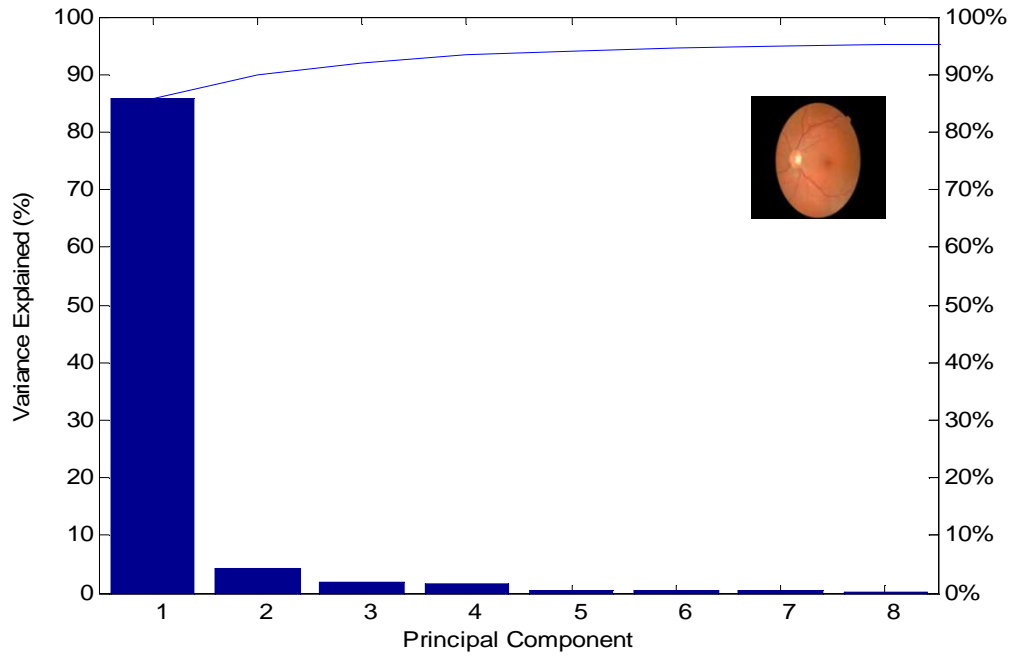
Temps de calcul (seconde)	Approche proposée banc de filtre	Approche proposée Lifting
Transformée en ondelette	0.23	0.15
ACP	0.30	0.30
Total	0.53	0.45

Tableau 4-3 : Temps de calculs.

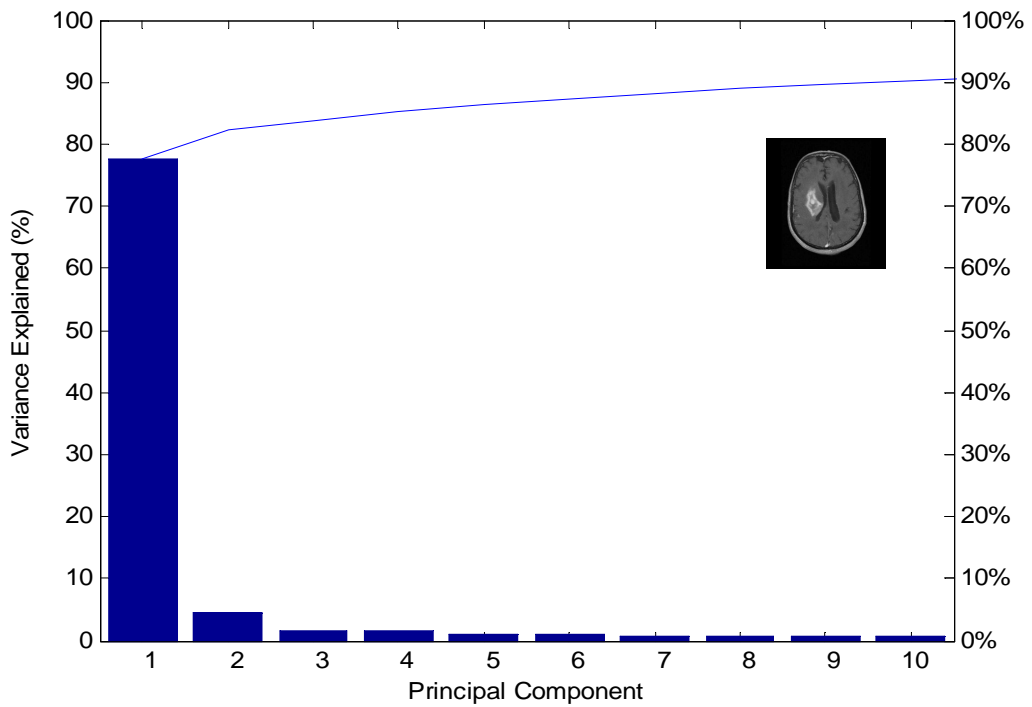
Nous remarquons que le temps de calcul est plus rapide pour la structure lifting que pour le banc de filtre. En effet, pour appliquer la transformée en ondelette le temps s'améliore considérablement. Ce qui signifie que notre algorithme est très rapide, le temps de recherche ne dépasse pas les 45 secondes pour toutes les bases d'images médicales.

X.2. Indexation des images médicales basée sur le Pourcentage de variance cumulé

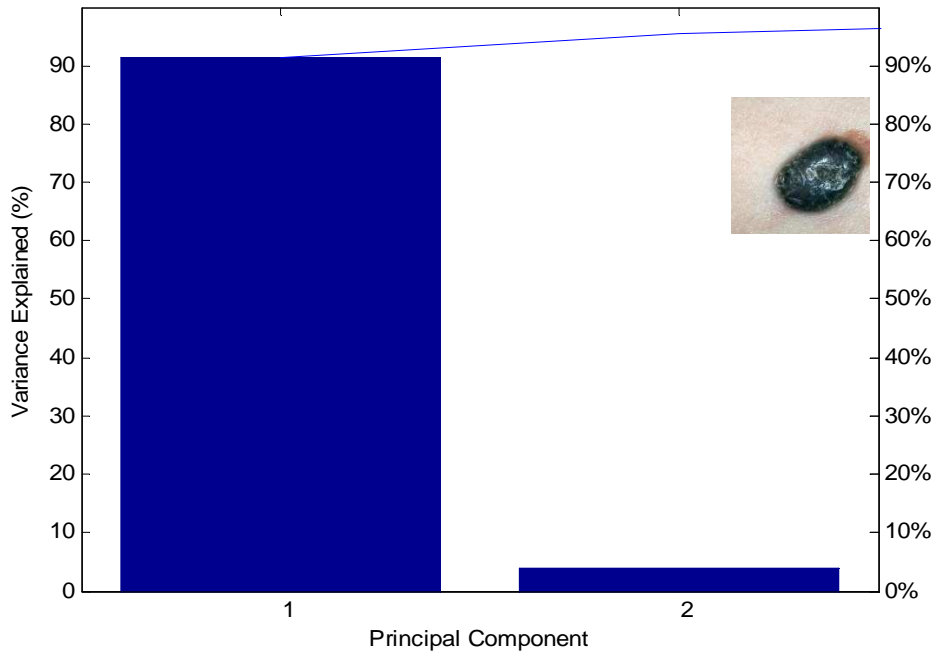
Dans cette section, nous proposons une amélioration des performances de notre algorithme proposé afin d'augmenter la précision du système. Le critère de Keiser a tendance à surestimer le nombre de composantes pertinentes. Pour cela, nous testons un autre critère de sélection du nombre de composante principale, qui est la variance cumulée obtenue en divisant la somme des variances par la variance totale. Les résultats obtenus sont donnés dans la figure 4-12.



a) Pourcentage de variance cumulé pour la base d'image rétinienne.



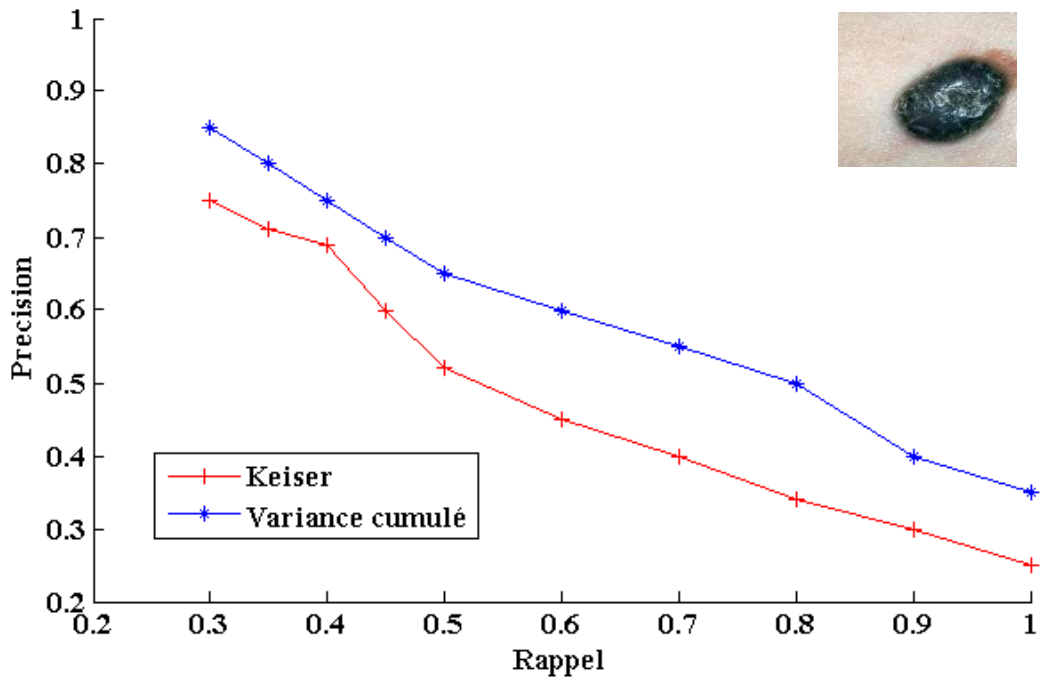
b) Pourcentage de variance cumulé pour la base d'images cervicale.



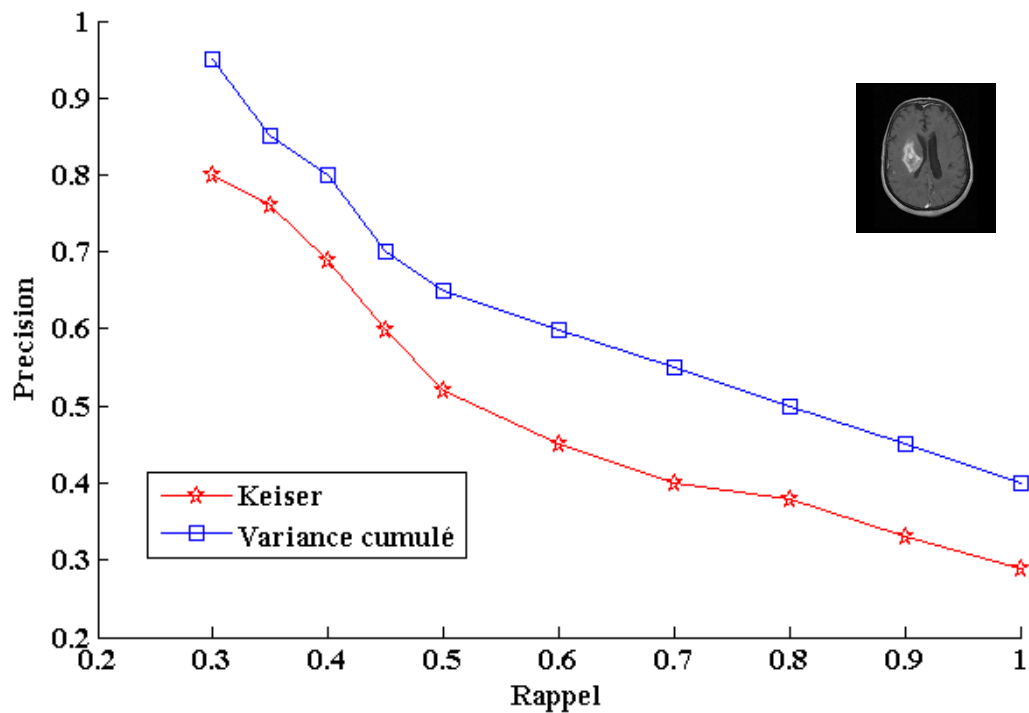
c) Pourcentage de variance cumulé pour la base d'image mélanome.

Figure 4-12 : Pourcentage de variance cumulé pour les trois bases d'images médicales.

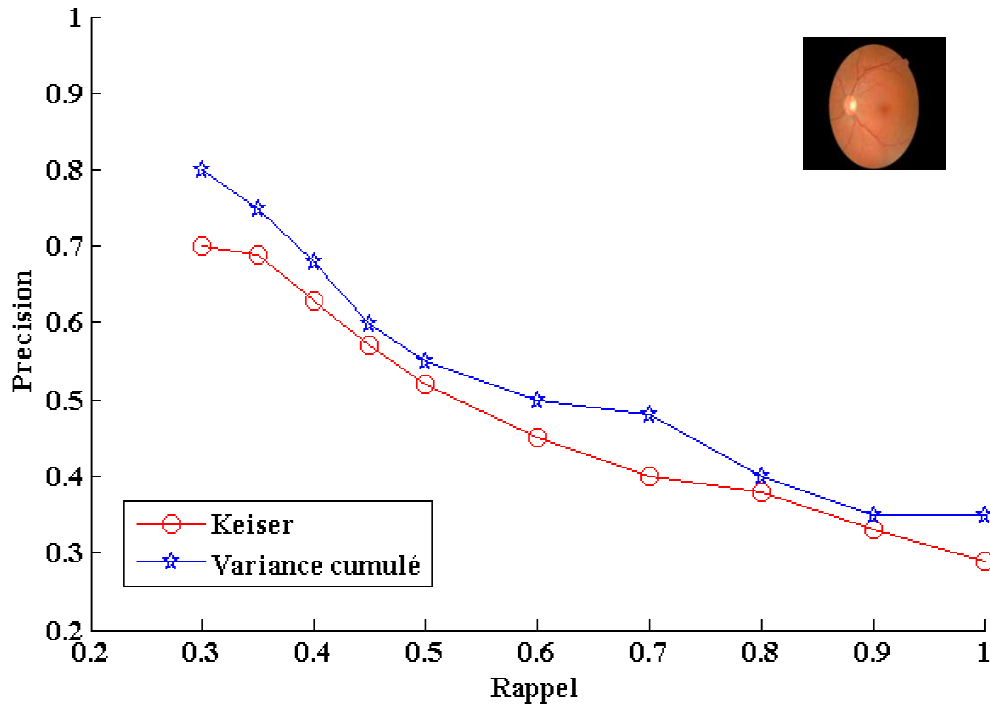
À partir des résultats expérimentaux présentés dans la figure 4-12, il est évident que la première composante principale est capable de définir plus de 80% de la variance. Pour cela nous optons pour l'utilisation de la première composante uniquement, parce que les autres composantes n'ajoutent pas d'informations significatives. La signature est donc construite à partir de la première composante. Nous présentons dans la figure 4-13, une courbe de précision/rappel pour le critère de Keiser et le critère de Pourcentage de variance cumulé pour les trois bases d'images.



a) Courbe précision / rappel : Image mélanome.



b) Courbe précision / rappel : Image cervicale.



c) Courbe précision / rappel : Image de la Rétine.

Figure 4-13 : Comparaison entre critère de Keiser et variance cumulé.

Nous remarquons qu'en utilisant le critère de variance cumulé, la précision est nettement supérieure que celle qui utilise le critère de Keiser. Elle atteint les 95 % pour les images mélanome, 85% pour les images cervicales et 80 % pour image de la rétine ce qui est significativement meilleur. On conclut que le critère de variance cumulé est le mieux adapté pour notre approche et nos bases d'images.

XI. Comparaison entre plusieurs approches de la littérature

Dans cette section, Nous effectuons une comparaison entre notre algorithme et l'approche basée sur la gaussienne généralisée [44] et l'approche basée sur l'énergie [34] pour nos trois bases d'images médicales. Pour chaque approche, nous avons calculé la précision moyenne et les résultats obtenus sont donnés dans la figure 4-14.

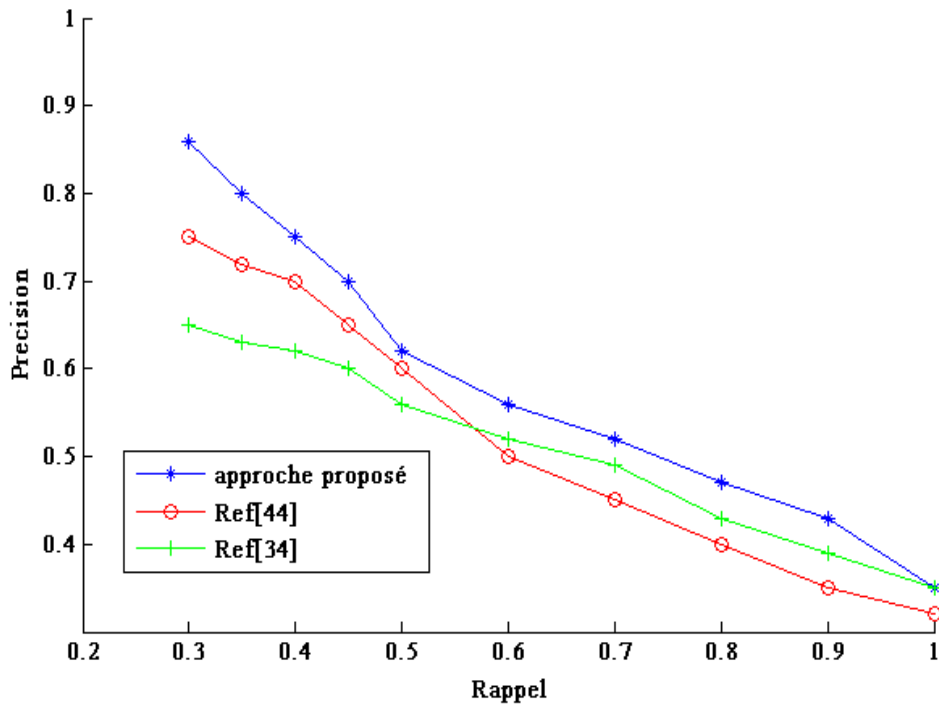


Figure 4-14 : Comparaison avec la littérature.

D'après les courbes de précision rappel. Il est évident que notre algorithme est le meilleur et le plus rapide. En effet, la précision atteint les 95% ce qui est significativement supérieur à d'autres approches existantes dans la littérature.

XII. Conclusion

Dans cette thèse, nous avons présenté un nouvel algorithme d'indexation d'images médicales par contenu rapide et efficace. L'algorithme proposé utilise une simple description pour représenter chaque image basé sur la caractéristique de texture basée sur la transformée en ondelette biorthogonale basée sur la structure de lissage, ce qui nous permet de concentrer les informations pertinentes d'une part, et l'analyse en composantes principales (ACP) pour réduire et sélectionner les caractéristiques pertinentes d'un grand vecteur d'autre part.

Afin d'améliorer la précision de notre algorithme, plusieurs familles de transformées en ondelettes ont été testées en utilisant différents schémas tels que le banc de filtre et la structure de lissage. Les résultats montrent clairement la supériorité de la Biorthogonale CDF 9/7 basée sur le schéma de lissage.

Les résultats obtenus sont très encourageants. La précision atteint les 95%. Ce qui est nettement supérieur à d'autres approches de la CBIR. Compte tenu de ces bonnes

performances, on peut dire que notre algorithme peut être utilisé dans un système d'aide au diagnostic.

Conclusion générale

Conclusion générale

L'image médicale comporte des informations importantes pour l'aide au diagnostic médical. La valeur de l'information dépend de la facilité d'accès à cette dernière. Pour accéder rapidement à ces images. Nous avons besoin d'algorithme d'indexation efficace en terme de précision et de rapidité.

Dans cette thèse, nous avons présenté un nouvel algorithme d'indexation globale d'images médicales par contenu basé sur l'utilisation de la transformée en ondelette d'une part et l'analyse en composante principale d'autre part. L'algorithme est très simple dans son implémentation, rapide dans son exécution et efficace dans son utilisation. Notre principale contribution réside dans la création de la signature de l'image à partir des coefficients d'ondelette en sectionnant par une analyse en composante principales les coefficients les plus représentatifs et plus pertinent en éliminant les informations redondantes. Ainsi notre signature est petite et unique pour chaque image. Pour montrer leur généralité, les algorithmes de recherche d'images sont également évalués sur trois bases de données médicales.

L'amélioration des performances de notre algorithme a été obtenue après avoir testé. Plusieurs paramètres d'ondelette. Le premier paramètre auquel nous nous sommes intéressés concerne le niveau de décomposition des ondelettes et après plusieurs essais, nous avons constaté que le troisième niveau est le niveau optimal où nous avons obtenu comme résultat une précision moyenne de 73,33 % pour les trois bases images. Ensuite, Nous avons également étudié l'influence de l'ondelette utilisée dans l'analyse de l'image. Le choix du type d'ondelette est très important; nous avons constaté que l'ondelette biorthogonale CDF 9/7 basée sur le schéma de lissage montre une nette supériorité en terme de résultats obtenus.

La précision a augmenté et cela est dû aux opérations de prédiction et de mis à jours en diminuant temps de calcul. On conclut que le schéma de lissage est bien adapté à nos images médicales. Nous avons ensuite étudié l'influence du choix du nombre de composantes principales, pour cela nous avons effectué une comparaison entre deux critères heuristiques. Les résultats obtenus montrent que le pourcentage de variances est la méthode la plus adaptée dans notre cas. La précision est nettement améliorée par rapport au critère de Keiser. Notre algorithme a été comparé à d'autres travaux existants de la littérature et montre clairement la supériorité de notre algorithme. Notre algorithme est générique, il s'applique à plusieurs modalités d'images médicales en produisant des signatures unique en exploitant les avantages du lifting et de petite taille ce qui influence sur le temps de réponse du système.

Compte tenu de ces bonnes performances, on peut dire que notre algorithme peut être utilisé dans un système d'aide au diagnostic. Cependant notre algorithme s'applique uniquement aux images en niveau de gris. Et il ne contient aucune information sur les lésions présentes dans l'image. En termes de perspectives on envisage :

- D'étendre notre algorithme aux images médicales couleurs (extraction directe de paramètres caractéristiques relatifs aux images couleurs et sans passer par la conversion des images couleur en images en niveau de gris). En utilisant d'autres espaces telles que HSV, YCbCr.
- Utiliser d'autres familles d'ondelettes, les quinconxes ou les ridglets basées sur le schéma de lissage ;
- Intégrer une signature locale qui caractérise le nombre ou le type de lésion présente.
- Intégrer notre algorithme dans un système de recherche d'images par contenu.
- Et enfin étendre notre algorithme pour l'indexation et la recherche de séquences vidéo.

Annexes

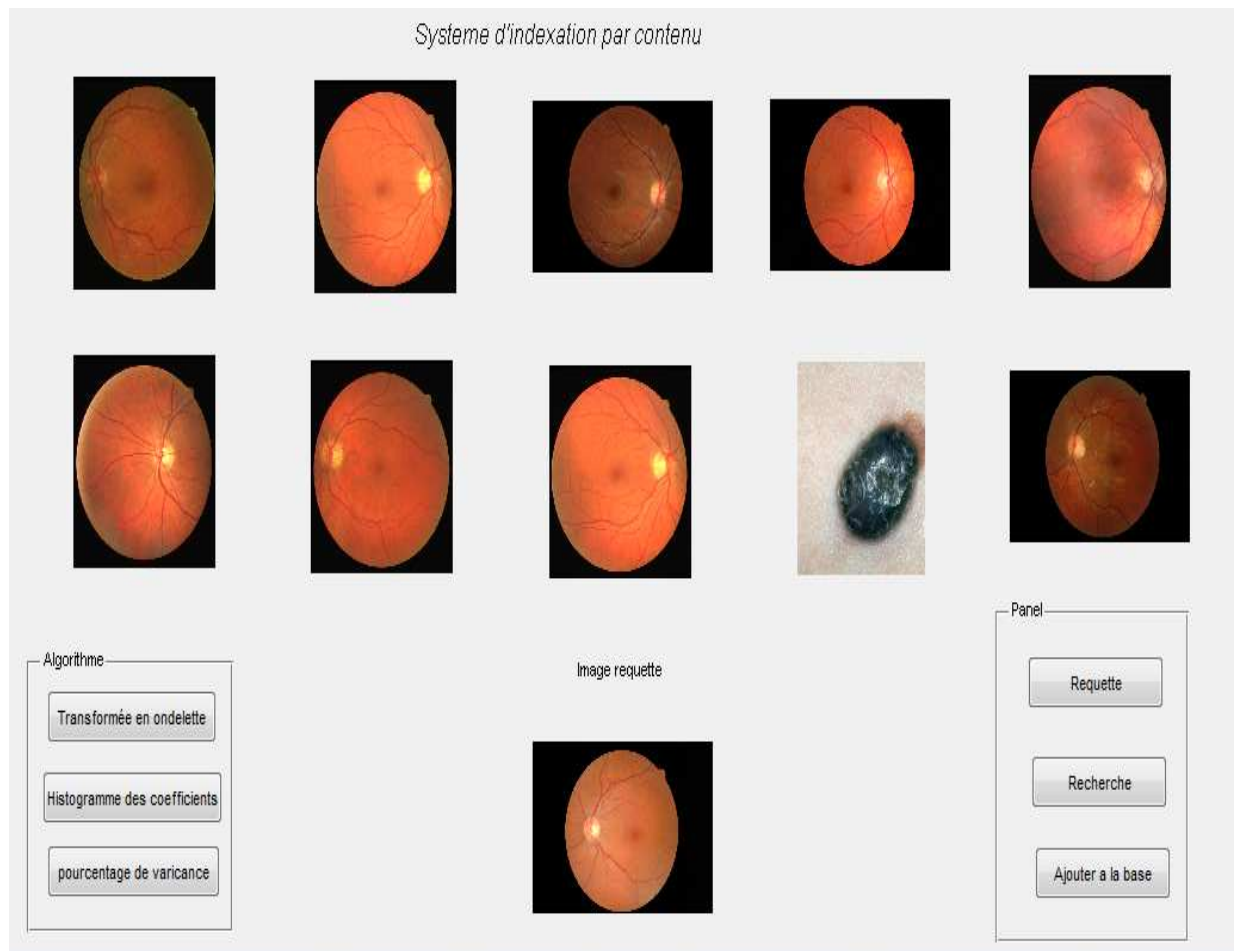
Annexe A : Interface du système proposé

Figure A-1 : Exemple de résultat de recherche image rétinienne

Annexe B : Les espaces de couleur

- **Définition de l'espace de couleurs**

Un espace colorimétrique ou espace de couleurs associe des nombres aux couleurs visibles. Compte tenu des limites de la vision humaine, ces nombres se présentent généralement sous la forme de triplets.

- **L'espace RGB**

L'espace RGB (Red , Green, Blue, pour Rouge Vert Bleu, en français RVB), mis au point en 1931 par la Commission Internationale de l'Eclairage (CIE) consiste à représenter l'espace des couleurs à partir de trois rayonnements monochromatiques de couleurs (rouge, vert et bleu). Cet espace de couleurs correspond à la façon dont les couleurs sont généralement codées informatiquement, ou plus exactement à la manière dont les tubes cathodiques des écrans d'ordinateurs représentent les couleurs. Le RGB est un espace de couleur additif -c.-à-d., ses trois couleurs primaires (rouge, vert, et bleu) se combinent d'une manière additive pour produire toutes les couleurs désirées. Chaque couleur est représentée par un groupe de trois valeurs : une pour le rouge, une pour le vert et une pour le bleu. Chacune de ces valeurs varie dans l'intervalle [0 –255]. Si ces trois valeurs sont égales à 0, la couleur correspondante est le noir, et le blanc si les trois valeurs sont égales à 255. Lorsque toutes les composantes ont une valeur égale, on obtient une nuance de gris neutre. Si vous vous représentez ce modèle comme des projecteurs, il est facile de comprendre que des couleurs faibles (valeurs basses) signifie couleurs plus sombres, et couleurs fortes (valeurs élevées) signifie couleurs plus brillantes. RGB peut représenter plus de 16 millions de couleurs (Ce qu'on appelle souvent couleurs vraies (True colors)). Ceci concerne les images dont la profondeur est de 24 bits par pixel (8bits pour chaque composante : 256 intensités). Toutefois, cette valeur n'est que théorique car elle dépend fortement du matériel d'affichage utilisé.

- **Les espaces luminance-chrominance**

Cette famille des espaces couleurs dissocie l'information chromatique des couleurs de leur intensité lumineuse. En effet ce type d'espaces décrits un stimulus couleur selon une composante de luminance, et deux autres composantes allouées à la quantification de l'aspect chromatique du stimulus. Les composantes de ces espaces sont calculées à partir des

composantes trichromatiques RGB. On distingue différents types d'espaces luminance-chrominance (YIQ, YCbCr, YDbDr, YPbPr, O1O2O3...). D'après une étude énergétique de chaque espace de couleurs, on peut résumer les différentes observations dans les points suivants :

Degré élevé de corrélation entre les trois plans de l'espace RGB. Dans les espaces de types luminance/chrominance, l'énergie est concentrée dans la première composante (Y). C-à-d, elle contient les informations principales de l'image. Par exemple, dans l'espace YUV, l'énergie moyenne dans la composante Y est de 93.51%, mais dans les autres composantes (U, V) elles sont respectivement 1.65%, 4.82%. La majorité des informations de l'image couleur est dans la première composante (Luminance).

- **L'espace YcbCr**

L'espace YCbCr défini par le IRCC (International Radio Consultative Committee), est souvent utilisé dans la compression des images. Cet espace se compose de Y qui est la composante de luminance (appelée aussi Luma), ainsi que Cb et Cr qui sont les composantes de chrominance (bleue et rouge). L'espace de couleur choisi reste celui le plus classique en codage avec pertes, à savoir Y : Cr : Cb. Ce choix d'espace de représentation pour le codage des images couleur est motivé par la décorrélation de l'information contenue dans les composantes Y :Cr :Cb résultantes, par la répartition uniforme de l'entropie sur les composantes couleurs, par la simplicité de la transformation, et enfin par la simplicité d'utilisation de cet espace de représentation (transformation linéaire, espace à valeurs entières). Il est largement appliqué dans la vidéo et la compression d'images telles que MPEG et JPEG.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

- [1] R. Ruiloba. Compression d'images par quantification vectorielle et indexation par le contenu. Master's thesis, ENST de Bretagne, juin 1997.
- [2]. M. Charhad. "Modèles de Documents Vidéo basés sur le Formalisme des Graphes Conceptuels pour l'Indexation et la Recherche par le Contenu Sémantique". pages 24-25, Novembre 2005.
- [3] T. Kato. Database architecture for content-based image retrieval. In Proceedings of SPIE, 1662:112–123, 1992.
- [4] P. Aigrain et al. Content-based representation and retrieval of visual media : a state-of-the-art review. *Multimedia Tools and Applications*, 3(3) :179–202, septembre 1996.
- [5] J.J. Fan and K.Y. Su. An efficient algorithm for matching multiple patterns. *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, 5(2) :339–351, avril 1993.
- [6] G. Salton and M.J. McGill. An introduction to modern information retrieval. McGraw-Hill, New York, 1983.
- [7] Y .Xiaohong ,X jinhua , « The related techniques of content –based image retrieval»,international symposium of computer science and computatiana technology ,IEEE computer society,2008.
- [8] V.chtkara, «Color based image retrieval using compact binary signatures », technical rapport, department of computer science , university of Alberta Admonton, May 2001.
- [9] M swain ,D ballard , «Color indexing »,international journal of vision ,1991.
- [10] http://uploads.siteduzero.com/files/65001_66000/65110.jpg
- [11] <http://images.google.fr/imgres>
- [12] Image Retrieval :ideas, influences ,and trend of the new age, the Pennsylvania state university, *ACM transactionson computing surveys* , April 2008.
- [13] Y .Xiaohong ,X jinhua , « The related techniques of content –based image retrieval»,international symposium of computer science and computatiana technology ,IEEE computer society,2008.
- [14] Souad Meziane Tani, Abdelha d Bessaid. Techniques d'indexation d'images Médicales par contenu. 2011. <hal-00641287>
- [15] E. Bruno, N. Moenne-Loccoz, and S. Marchand-Maillet. Learning User Queries in Multimodal Dissimilarity Spaces, pages 168–179. Springer Berlin / Heidelberg, 2006.

- [16] Imane NEDJAR, CMBIR (Content Medical Based Image Retrieval) développement d'outil logiciel d'annotation d'images médicales, utilisant les methods d'indexation par descripteurs invariants de contenus, Mémoire de magister. Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2012.
- [17] Gwénolé Quellec, Indexation et fusion multimodale pour la recherche d'information par le contenu. Application aux bases de données d'images médicales. Thèse de doctorat .Teleocm Bretagne .2008
- [18] Lakovidis, D.K., N. Plekis, E.E. Katsifakos, I. Kopanakis and H. Karanikas, A pattern similarity sheme for medical image retrieval. IEEE Trans. Inform.Technol. Biomed, pp: 442-450. (2009).
- [19] Yates R.B., Neto B.R. (1999), "Modern Information Retrieval", ACM Press, 1999.
- [20] Meziane A, étude et comparaison des méthodes de segmentation d'image cérébrale .thèse masgister .université Abou Bakr Belkaid .2011.
- [21] Mahamad Messaidi ,Abdelhafid Bessaid and A. Taleb-Ahemed, SEGMENTATION OF DERMATOSCOPIC IMAGES USED FOR COMPUTER-AIDED DIAGNOSIS OF MELANOMA, Journal of Mechanics in Medicine and Biology Vol. 10, No. 2 (2010) 213–223
- [22] S.Boucher, Traitement d'image et morphologie mathématique, Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieur de Mines de Paris, 1990.
- [23]] Derin, H. Elliott, R. Cristi and D. Geman, Bayes smoothing algorithms for segmentation of images modeled by Markov random fields, in Int. Conf.Acoust. Speech Signal Process., ICASSP'84, vol.9, Mars. 1984.
- [24] Youness , Saporta. Une méthodologie pour la comparaison de partitions.revue de statistique appliquée, 52:97-120, 2004.
- [25] R.M. Haralick, K. Shanmugan, I. Dinstein, Textural features for image classification. IEEE Trans. Syst. Man. Cybern. SMC-3(6): 610–621. 1973
- [26] C.C.Gotlieb and H.E.Kreyszig, Texture descriptors based on co-occurrence matrices.Computer Vision,Graphics ,and Image Processing, 51(1):7086,juillet 1990.
- [27] Amroun fazia, EXTRACTION DE LA COMPOSANTE TEXTUREE D'UNE IMAGE,mémoire de magister en Automatique, UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI, TIZI-OUZOU , 2013

- [28] D. Jeulin. Random texture models for material structures. *Statistics and Computing*, 10:121–132, 2000. doi:10.1023/A:1008942325749,110.
- [29] A.Bekhoucha, Traitement d'images et analyse de textures par les longueurs de plages, these de doctorat, Université Mohammed Premier - Oujda ,septembre 2001.
- [30] S. Mavromatis ,Analyse de texture et Visualisation scientifique,these de doctorat ,Université de la Méditerranée,2001.
- [31] S. Geman and D. Geman, “Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images”, *IEEE Trans. on Pattern Anal.Machine Intell.*, vol.6, no.6, 1984
- [32] T. arif, Z. shaaban, L. Krekor, S. baba Object classification via geometrical, zernike ,and le genre moments, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, University, Amman 11931, Jordan,2009.
- [33] L. journaux, J. miteran, F. cointault, marie-france destainclassification de textures par descripteurs généralisés de fourier dans différents contextes de réduction de dimension, Université de Belgique
- [34] N.Baaziz,N.,O. Abahmane and R. Missaoui, Texture feature extraction in the spatial-frequency domain for content-based image retrieval. *Cornell University Libraries* (2010).
- [35.]Liu, M., Y. Hou, X. Zhu, D. Yang and X. Meng, New approach for texture classification based on concept.Proceeding of the Congress on Image and Signal Processing, pp: 160-164. (2008)
- [36] Lamard, M., G. Cazuguel, G. Quelled, L. Bekri and C. Roux Content based image retrieval based on wavelet transform coefficients distribution,proceeding of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE Xplore Press, (2007)
- [37] C. Jacobs, A. Finkelstein, D. Salesin. Fast multiresolution image querying. *Proceedings of SIGGRAPH95*, Los Angeles, California, 1995.
- [38] M. K. Mandal, T. Aboulnasr, S. Panchanathan. Illumination invariant image indexing using moments and wavelets. *Journal of electronic Imaging*, 7(2) :282– 293, 1998.
- [39] 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.
- [40]. S. alZahir, "A Low Complexity Wavelet-Packets Based Image Signature for Indexing and Retrieval," in *IEEECCECE*,Ottawa, 2006.

- [41]. Rajakumar K, Dr. S. Muttan, Medical Image Retrieval using Energy Efficient Wavelet Transform, Second International conference on Computing, Communication and Networking Technologies, IEEE. (2010)
- [42] Shivashankar S., Parvati Vasudev K., Pujari Jagadesh D., Sachin Kumar S. Veerashetty MIWAI, PCA Plus LDA on Wavelet Co-occurrence Histogram Features: Application to CBIR. Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2011)
- [43] Do Minh N. and Vetterli Martin, Wavelet-Based Texture Retrieval Using Generalized Gaussian Density and Kullback–Leibler Distance, IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 11, NO. 2, FEBRUARY 2002
- [44] G. Quellec, Lamard, M., G. Cazuguel, B. Cochener, and C. Roux: Wavelet optimization for content-based image retrieval in medical databases. Medical Image Analysis 14 227–241. (2010)
- [45] Allili M. S. (2010) « Wavelet-based texture retrieval using a mixture of generalized Gaussian distribution». IEEE International Conference on Pattern Recognition ICPR, 3143-3146
- [46] H. Hotelling. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. Journal of Educational Psychology, 24 :417–441, 498–520, 1933.
- [47] I. Buciu. Non-negative matrix factorization, A new tool for feature extraction : Theory and applications. International Journal of Computers, Communications & Control, III(S.) :67–74, May 2008.
- [48] S. Harmeling. Independent component analysis and beyond. PhD thesis, Universität Potsdam ; Mathematisch-Naturwissenschaftliche Fakultät. Institut für Informatik, 2004.
- [49] R. A. Fisher. The use of multiple measurements in taxonomic problems. Annals of Eugenics, 7 :179–188, 1936.
- [50] S. Mika, B. Scholkopf, and A. Smola. Kernel PCA and de-noising in feature spaces. Neural Information Processing Systems, December 21 1999.
- [51] T. F. Cox and M. A. A. Cox. Multidimensional Scaling. Chapman & Hall, London, 1994.
- [52] S. T. Roweis and L. K. Saul. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding. Science, 290(5500) :2323–2326, December 2000.
- [53] I. T. Jolliffe. Principal Component Analysis. Springer-Verlag, 1986.
- [54] M. Loève. Fonctions aléatoires du second ordre. Processus stochastiques et mouvements browniens, 1948.

- [55] K. Pearson. On lines and planes of closest fit to points in space. *Philosophical Magazine*, 2 :559–572, 1901.
- [56] Mohamed-Faouzi Harkat. Detection et localisation de défauts par analyse en composantes principales. *Automatique / Robotique*. Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL,2003. Fran_cais. <tel-00005283>
- [57] Besse P. et Ferré L. (1993). Sur l’usage de la validation croisée en analyse en composantes principales. *Revue de Statistique Appliquée*, XLI (1), pp. 71-76
- [58] J. Morlet, G. Arens, E. Fourgeau et D. Giard, Wave propagation and sampling theory, complex signal and scattering in multilayered media, *Geophysics*, pp. 203221, 1982.
- [59] JPEG. Coding of still pictures - JPEG 2000 part1 ISO/IEC 15444-1, 2000.
- [60] D. Gabor, Theory of communication , *J Inst Elect. Eng.*, 93 :429-457, London, 1946.
- [61] S. Graissin. Analyse temps-fréquence des signaux discrets, application aux images. PhD thesis, Université de Rennes I, 1997.
- [62] P.RAVIER, « Cours d’ondelettes », Espeo-université d’Orléans 2000.
- [63] BELADGHAM.M, « Segmentation, Analyse et Compression d’image par Ondelettes :Application aux IRM », Mémoire de magister en électronique option : Signaux et systèmes,université de tlemcen. Octobre 2003.
- [64]. B.DELYON, « ondelettes orthogonales et bi orthogonales », *RR*, N° 1985, 1993.
- [65]. P.G.LEMARIE, « les ondelettes en 1988 », *Lecture Notes in Mathematics*, No 1438 springer –Verlag Publisher.
- [66]. I.DAUBECHIES, « orthonormal bases of Compactly Supported Wavelet », *com.pure Appl.Math*. Vol.41, pp.909, Nov 1988.
- [67]. E. B .BOUCHEREAU, « Analyse d’images par transformées en ondelettes : Application aux images sismiques. », Thèse de doctorat de l’université Joseph Fourier, gronoble 1,Spécialité : « Mathématiques Appliquées », Mars 1997.
- [68]. P.J.BRUT, E.H.ADELSON, « the LAPLACIEN pyramid as a compact image code », *IEEE Trans. On com*. Vol. COM-31 (4), pp.337-345, April 1983.
- [69]. RAFAA, Représentation multi-résolutions et compression d’images : Ondelettes et codage scalaire et vectoriel, Thèse sous la direction de TOSSER et ROUSSEY, Metz, 1994

- [70]. Ingrid Daubechies. Ten Lectures on Wavelets. CBMS-NSF Regional Conf. Series in Appl. Math., Vol. 61 Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia,PA, 1992.
- [71] BOUKLI HACENE ISMAIL , Codage d'Images Médicales Par «Curvelet » :Application aux Images IRM thèse de magister , Université de Tlemcen ,novembre 2007 .
- [72] JPEG. Coding of still pictures - JPEG 2000 part2 ISO/IEC 15444-2, 2001.
- [73] Y. MEYER, "Ondelettes et Opérateurs", tome 1. Hermann, Paris, 1990.
- [74]. A. Cohen, I. Daubechies, et J. Fauveau. Bi-orthogonal bases of compactly supported wavelets.Communications on Pure and Applied Mathematics, 45 :485–560, 1992.
- [75]. M. Vetterli. Multi-dimensional subband coding : some theory and algorithms. Signal Processing, 6(2) :97–112, 1984.
- [76]. M. Vetterli. Filter banks allowing perfect reconstruction. Signal Processing, 10(3) :219–244,1986.
- [77]. M. Vetterli et C. Herley. Wavelet and filter banks : Theory and design. IEEE Transactions on Signal Processing, 40(9) :2207–2232, 1992.
- [78] D.S. Taubman and M.W. Marcellin, JPEG-2000: Image Compression Fundamentals, Standards and Practice,Kluwer Academic Publishers, (2002).
- [79]. M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, Image coding using wavelet transform, IEEE Transactions on Image Processing, 1(2), 1992 pp. 205–220, (1992).
- [80] Boukli Hacene Ismail, Compression d' images medicales par ondelette seconde generation , These doctorat, Université de TLEMEN, SEPTEMBRE 2014.
- [81]G.V. Wouwer, P. Scheunders, and D.V. Dyck. Statistical texture characterization from discrete wavelet representations. IEEE Trans. Image Processing, 8 :592–598, avril 1999.
- [82] M.N. Do and M. Vetterli. Wavelet-based texture retrieval using generalized gaussian density and kullback-leibler distance. IEEE Trans. Image Processing, 11(2) :146–158, fevrier 2002.
- [83] D. le Gall and A. Tabatabai. Subband coding of digital images using symmetric short kernel filters and arithmetic coding techniques. In Proc. of the International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), pages 761–765, 1988.

[84] I. Daubechies. Ten Lectures on Wavelets. SIAM, mai 1992.

Travaux scientifiques

Liste des Publications

- **Souad Meziane Tani**, Ismail Boukli Hacene and A .Bessaid :*A New Algorithm for Medical images indexing based on Wavelet Transform and Principal Component Analysis* . Int. J. of Biomedical Engineering and Technology (In press).
- **Souad Meziane Tani**, A. Bessaid : *INDEXING MEDICAL IMAGES USING THE WAVELET TRANSFORM: APPLICATION TO RETINAL IMAGES* ,American Journal of Bioinformatics : 24-27, 2013 ,ISSN: 1948-9862 ©2013 Science Publication doi:10.3844/ajbsp.2013.24.27 (Juillet 2014).
- **Souad Meziane Tani**, Ismail Boukli Hacene and A. Bessaid : *A hybrid method for Medical images indexing using Principal Component Analysis and CDF Biorthogonal Wavelet Based on Lifting Scheme. Journal of Mechanics in Medicine and Biology (Vol. 17, No. 2 (2016) 1750036 (14 pages)). DOI: 10.1142/S0219519417500361*

Actes de Conférences

- **Souad. Meziane Tani**, A. Bessaid : *Caractérisation de la texture à partir de la transformée en ondelette*, International conference on Electrical Engineering .**GIGE (Bechar Novembre 2013)**.
- **Souad Meziane Tani**, A. Bessaid : *Indexation des images à partir de la transformée en ondelette : Application aux images rétiniennes* .Biomedical Engineering International conférence BIOMEIC'14. **(Octobre 2014)**.
- **Souad Meziane Tani**, A. Bessaid : «*Indexation des images à partir de la transformée en ondelette : Application aux images rétiniennes* » Colloque TASSILI SCCIBOV (Système Conjoint de Compression et Indexation Basé-Objet pour la Vidéo : SCCIBOV'2015) 02 au 03 Décembre 2015.

- **Souad Meziane Tani, A. Bessaid** : Technique d'indexation d'images médicale par contenu. 1^{ème} Journée Doctorale de Génie Biologique et Médical. (**Mai 2011**).
- **Souad Meziane Tani, A. Bessaid** : Système d'indexation et de recherche d'images médicale par contenu : Etat de l'art. 2^{ème} Journée Doctorale de Génie Biologique et Médical. (**Mai 2012**).
- **Souad Meziane Tani, A. Bessaid** : Caractérisation de la texture à partir de la transformée en ondelette, Application aux images rétiniennes 4^{ème} Journée Doctorale de Génie Biologique et Médical. (**Mai 2014**).