

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



UNIVERSITE SAAD DAHLEB de BLIDA
Faculté des sciences
Département d'informatique



Projet de Fin d'Etudes

En vue de l'obtention du Diplôme de master en informatique

Option : Ingénierie des logiciels

Thème :

Indexation et recherche d'images médicales
par le contenu

Présenté par : Mr .MEGHERBI Aniss
Mr. MORSLI Bilel

Encadré par : Mlle BENBLIDIA Nadjia
Mlle REGUIEG Fatima Zohra

Membres du jury :

Président(e):

Examineur1:

Examineur2:

Année universitaire : 2008/2009

Remerciements

Nous remercions Dieu le tout puissant d'avoir guidé nos pas vers les portes du savoir tout en illuminant notre chemin, et de nous avoir accordé la foi et la force, secret de l'achèvement de notre travail dans de bonnes conditions.

Nous tenons à remercier vivement tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire ; nous pensons particulièrement à :

- Mlle N. Benblidia ainsi que Mlle F.Z. Reguieg, nos encadreurs qui nous ont guidés avec leurs conseils et leurs orientations techniques, ont accordé une attention particulière à notre projet, et nous ont accompagnés tout au long de notre travail.
- les membres du jury, qui nous ont fait l'honneur de nous recevoir, de nous écouter et d'apprécier notre présent mémoire.

Enfin, nous exprimons vivement notre gratitude à l'ensemble de nos enseignants qui nous ont suivis inlassablement durant tout notre cursus universitaire.

Dédicace

Je dédie ce mémoire à mes chers parents qui se sont sacrifiés pour que je puisse terminer mes études, et réussir ma vie professionnelle.

Je dédie particulièrement ce mémoire à ma femme chérie Selma qui m'a soutenu et encouragé tout au long de ce projet.

A mes deux frères Mamilou et Nassim ainsi que
mes oncles en France et ma tante Farida.

A mes amis Bilel, Noureddine, Lyes toutou, Mouh fikta, Mouh Klalib, Imad, Abdellah,
Raouf Djouani.

A tous les professeurs qui ont fait de leurs mieux afin de nous offrir de bonnes études et qui se sont montrés très compréhensifs à notre égard.

Sommaire

Introduction général	
Chapitre I : Contexte médical	4
Introduction.....	4
I.1 Présentation du sein et de ses caractéristiques.....	5
I.1.1 Définition du sein.....	5
I.2 Système d'acquisition des données mammaire.....	6
I.2.1 La mammographie.....	6
I.2.2 L'échographie.....	7
I.2.3 La biopsie.....	8
I.3 Les pathologies du sein.....	9
I.3.1 Les kystes.....	9
I.3.2 Tumeur phyllode.....	10
I.3.3 Fibroadénome.....	10
I.3.4 Papillome intracanalalaire.....	10
I.3.5 Lipome.....	11
I.3.6 Distorsion architecturale.....	11
I.3.7 Calcifications.....	12
I.3.8 Cancer du sein.....	13
I.4 Les données disponibles.....	15
Conclusion.....	15
Chapitre II : Indexation et recherche d'images	17
Introduction.....	17
II.1 Caractéristiques d'une image numérique.....	18
II.1.1 Pixel, niveaux de gris et connexité.....	18
II.1.2 Résolution.....	19

Sommaire

II.1.3 Luminance.....	19
II.1.4 Contraste.....	19
II.2 Architecture d'un système d'indexation et de recherche d'images par le contenu.....	20
II.2.1 Qu'est-que l'indexation ?.....	20
II.2.2 Architecture d'un système d'indexation.....	20
II.2.2.1 L'indexation.....	21
II.2.2.2 La recherche.....	22
II.3 Principales techniques d'indexation.....	25
II.3.1 Les attributs réversibles.....	26
II.3.2 Les attributs non réversibles.....	26
II.3.2.1 Caractéristiques de couleurs.....	26
II.3.2.2 Caractéristiques de texture.....	27
II.3.2.3 Caractéristiques de forme.....	27
II.4 Systèmes de recherche existante.....	28
Conclusion.....	30
Chapitre III : Texture et analyse multirésolution.....	32
Introduction.....	32
III.1 L'analyse multirésolution et les ondelettes.....	33
III.1.1 Définition de l'analyse multirésolution.....	33
III.1.2 Définition d'une ondelette.....	34
III.1.3 Différents types d'ondelettes.....	35
III.2 La transformée en ondelettes.....	37
III.2.1 Définition.....	37
III.2.2 La transformée en ondelettes unidimensionnelle.....	38

Sommaire

III.2.2.1 La transformée en ondelettes continue.....	38
III.2.2.2 La transformée en ondelettes discrètes (T.O.D).....	40
III.2.3 La transformée en ondelettes bidimensionnelle.....	40
III.3 Application des ondelettes aux images.....	40
III.3.1 Comment appliquer une ondelette à une image ?.....	40
III.3.2 L'algorithme d'application de l'ondelette à une image.....	41
III.3.3 Construction d'ondelettes à partir de l'analyse multirésolution.....	42
III.4 La texture.....	43
III.4.1 Définition de la texture.....	43
III.4.2 Types de texture.....	44
III.4.3 Méthodes de l'analyse de texture.....	45
III.4.4 Méthode utilisée.....	47
III.4.4.1 Méthodes de premier ordre.....	47
III.4.4.2 Méthodes de second ordre (Matrice de cooccurrence).....	47
Conclusion.....	52
Chapitre IV : Conception, test et interprétation.....	54
IV.1 Conception du système.....	54
IV.1.1 Conception globale.....	54
IV.1.2 Conception détaillée.....	55
IV.1.2.1 La partie hors ligne.....	56
IV.1.2.2 Partie en ligne.....	62
IV.2 Environnement de développement.....	62
IV.2.1 Environnement logiciel.....	62

Sommaire

IV.2.2 Environnement matériel.....	64
IV .3 La base d'images.....	64
IV.4 Présentation de l'interface.....	65
IV .4.1 Les zones de l'interface.....	65
IV.4.2 Les boutons de l'interface.....	67
IV.5 Tests et interprétations.....	73
Conclusion.....	78
Conclusion général et perspectives.....	80
Bibliographie.....	83

Table des figures

Figure 4.2 : Conception globale du système (Etape en ligne).....	55
Figure 4.3 : Décomposition d'une image par trois niveaux.....	57
Figure 4.4 : Extraction des caractéristiques de texture.....	58
Figure 4.5 : Base d'index.....	61
Figure 4.6 : Fenêtre principale de Matlab.....	63
Figure 4.7 : L'espace de travail Matlab.....	63
Figure 4.8 : Une sélection de la base d'images.....	64
Figure 4.9 : Interface de l'application.....	65
Figure 4.10 : Zone requête.....	66
Figure 4.11 : Zone de décomposition.....	66
Figure 4.12 : Zone d'indexation.....	67
Figure 4.13 : Zone résultat.....	67
Figure 4.14 : Bouton parcourir.....	68
Figure 4.15 : Fonction de la méthode d'analyse multirésolution.....	68
Figure 4.16 : un niveau de décomposition.....	69
Figure 4.17 : Deux niveaux de décomposition.....	69
Figure 4.18 : Trois niveaux de décomposition.....	70
Figure 4.19 : Fonction de calcul de la matrice de cooccurrence.....	71
Figure 4.20 : Fonction calculant la variance.....	72
Figure 4.21 : Bouton indexer.....	72
Figure 4.22 : Bouton analyser.....	73
Figure 4.23 : Test de l'application sur un patient sain.....	74
Figure 4.24 : test avec calcification.....	75
Figure4.25 : Test de l'application sur un patient sain.....	75
Figure 4.26 : Test de l'application avec 2 niveaux de décomposition.....	76
Figure 4.27 : Test de l'application avec 3 niveaux de décomposition.....	77
Figure 4.28 : Image rétinienne.....	78

Résumé

Dans notre travail, nous nous intéressons à l'indexation et à la recherche d'images médicales par le contenu. Ce système propose de retrouver des images similaires de la base à l'image requête pour l'aide au diagnostic

Nous nous focaliserons sur les caractéristiques de textures telles que la variance, le contraste, la corrélation, l'homogénéité et l'entropie calculées à partir de la matrice de cooccurrence de l'image. Les signatures obtenues à partir d'une analyse multirésolution de l'image par ondelettes permettront de caractériser les images de la base

L'étape de recherche consistera alors à chercher dans la base les images ayant des signatures voisines de la signature de l'image requête ; en calculant au sens d'une métrique donnée la distance entre celles-ci.

Mots clés

- Analyse multirésolution par ondelettes.
 - Extraction de caractéristiques.
 - Texture.
 - Indexation.
 - Recherche d'images mammographiques.
-

Le domaine de l'image numérique est un domaine en pleine expansion. Depuis quelques années, avec l'explosion d'internet et aussi le développement à grande échelle de la photographie numérique, il n'est pas rare d'avoir des bases d'images pouvant, de nos jours, contenir plusieurs millions d'images et occuper plusieurs téraoctets d'espace disque, que ce soit des bases ciblées pour un domaine d'activité professionnelle (journalisme, tourisme, éducation, musées,..) ou tout simplement pour les particuliers qui accumulent d'immenses bases de photographies numériques (souvenirs, voyages, famille, événements, ...) [14].

Pour gérer et utiliser efficacement ces bases d'images, un système d'indexation et de recherche d'images est nécessaire pour permettre de rechercher les images les plus pertinentes par leur contenu, comme c'est déjà le cas pour les systèmes de recherche de texte par mots clés. Le problème qui se pose alors est que les images ne sont pas décrites par un alphabet et ne peuvent donc pas être répertoriées facilement dans un dictionnaire.

De nombreuses méthodes d'indexation ont déjà été développées soit dans le domaine spatial comme l'indexation par histogrammes de couleur, par contours, par textures, ou par classification d'images, soit dans un domaine transformé comme les codes IFS en compression fractale. Des produits existent déjà, et des démonstrations de ceux-ci sont visibles sur internet [1]. Ces techniques d'indexation, malgré une vision partielle de la base de travail, montrent assez rapidement leurs limites et n'arrivent pas à modéliser correctement la notion humaine de similarité.

Certaines accordent une trop grande souplesse dans le choix des images similaires (indexation par la couleur par exemple), alors que d'autres, à l'inverse, sont trop strictes, n'accordant pas assez de libertés pour le choix des transformées autorisées [1].

Dans le domaine de la santé, l'indexation automatique peut également devenir un outil d'aide au diagnostic, en utilisant des images comme requêtes dans une base de connaissances, en appoint à l'indexation textuelle réalisée par un expert.

L'objectif est de permettre à un praticien d'effectuer une recherche "en aveugle" dans la base, sans formuler une description des données qu'il examine, pour avoir accès à des éventualités diagnostiques sans a priori.

Nous nous intéressons ici au problème de la recherche d'images médicales par leur contenu. Chaque image sera caractérisée par une représentation (signature) basée sur des paramètres de bas niveau de leur contenu numérique. La signature de chaque image dans la base sera déterminée, et la recherche s'effectue alors en calculant, au sens d'une métrique donnée, la distance entre les signatures dans la base et la signature de l'image requête.

Dans ce contexte, nous nous sommes assignés plusieurs objectifs parmi lesquels nous citons :

- L'extraction des caractéristiques, à partir du contenu visuel de l'image, qui correspondront par la suite à la signature de l'image.
- Le développement d'une procédure d'analyse multirésolution par la transformée en ondelettes.
- La mise au point d'un système de recherche d'images médicales à partir du contenu visuel.
- L'application du système développé sur des images médicales réelles issues d'une base d'images mammographiques.

Afin de mener à bien ce travail, nous avons suivi différentes étapes réparties dans les chapitres suivants.

- Dans le **premier chapitre** nous présentons le contexte médical, les systèmes d'acquisition ainsi que les données manipulées.
- Dans le **deuxième chapitre**, nous étudions les principes de l'indexation et de la recherche d'images par le contenu.

- Le **troisième chapitre** englobe l'étude de la méthode d'analyse multirésolution basée sur la théorie des ondelettes. La conception de notre système d'indexation et de recherche est basée sur des descripteurs de texture.
- Dans le **quatrième chapitre**, nous décrivons les étapes de l'implémentation de notre système. Nous présentons aussi les résultats expérimentaux ainsi qu'une discussion des résultats obtenus par les différents tests.
- Une conclusion et des perspectives concluront ce travail.

Chapitre 1

Contexte médical

INTRODUCTION

Le domaine de l'analyse automatique d'images médicales, entendu comme un post-traitement de l'image produite par les appareils d'acquisition, est principalement né dans les années 80 à la suite de l'apparition d'appareils d'acquisition capables de produire des images sous forme numérique [11].

Au cours des années 90 et au contact du domaine médical, la communauté Informatique de l'analyse d'images a peu à peu réalisé la nécessité de ne pas se limiter à une étude de l'image elle-même mais à la prise en compte d'un contexte médical. Un médecin n'analyse pas une image isolée mais se réfère à tout un contexte clinique et social qui aide et conditionne la lecture qu'il peut faire d'une image.

Aujourd'hui en médecine, les praticiens disposent, à côté des examens cliniques et biologiques, d'images de plus en plus nombreuses, issues de modalités variées (2D, 3D, séquences d'images), pour les aider dans leur diagnostic et leurs prises de décisions thérapeutiques. L'analyse de ces images est en premier lieu une comparaison avec des situations déjà rencontrées par le médecin. Grâce à la numérisation et aux possibilités actuelles d'archivage, la communauté médicale commence à disposer de bases d'images de plus en plus importantes, accessibles via ordinateur, et correspondant à des cas cliniques représentatifs. Pour utiliser ces bases à des fins diagnostiques, il faut les indexer. L'indexation peut être faite à partir de descripteurs textuels donnés par un expert, mais aussi envisagée par des procédures automatiques travaillant sur le contenu numérique de l'image, générant des signatures caractéristiques des images analysées [11].

I.1 Présentation du sein et des ses caractéristiques

I.1.1 Définition du sein [16]

Le sein est un tissu extrêmement hétérogène où coexistent des structures canales, glandulaires, fibro-conjonctives et adipeuses diversement enchevêtrées.

L'architecture de la glande mammaire comporte une vingtaine de lobes, eux-mêmes constitués de lobules au sein desquels se trouvent entre 10 et 100 acini (l'acini est l'unité sécrétoire, qui sécrète le lait au cours de l'allaitement). Tout ce système est organisé autour d'un arbre galactophorique (figure 1.1).

Le tissu graisseux est variable selon le degré d'adiposité de la femme. L'équilibre du tissu mammaire est sous la dépendance des hormones :

- Les œstrogènes sont responsables de la prolifération du système galactophorique par augmentation de l'activité de reproduction des cellules avec possibilité de formation de kyste et d'œdème du tissu conjonctif ;
- La progestérone possède au niveau du sein une activité anti-œstrogénique puissante avec diminution de la prolifération galactophorique et de l'œdème du tissu conjonctif.

La pathologie mammaire bénigne résulte d'un déséquilibre hormonal au profit des œstrogènes.

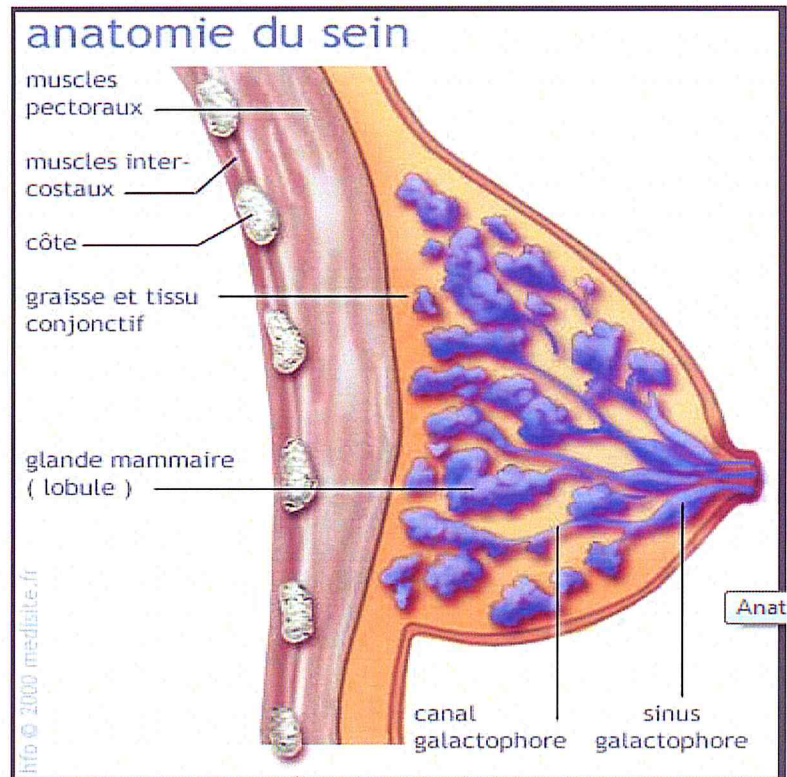


Figure 1.1 : Dessin anatomique du sein

I.2 SYSTEMES D'ACQUISITION DES DONNEES MAMAIRES

I.2.1 La mammographie [17]

Une mammographie (ou mastographie) est un examen radiologique du sein. Il permet d'obtenir des images de l'intérieur du sein à l'aide de rayons X et de détecter ainsi certaines anomalies.

Une mammographie est pratiquée dans deux circonstances : dans le cadre d'un dépistage ou d'un diagnostic. Quelles que soient les circonstances, deux clichés (Photos) par sein sont réalisés, un cliché de face et un en oblique, ce qui permet de comparer les deux côtés de chaque sein (figure 1.2). C'est ce que l'on appelle l'examen mammographique de base.

- La mammographie étudie la glande mammaire et permet de dépister à un stade précoce un cancer du sein.
- Elle recherche des anomalies telles que des opacités, des microscalfifications.
- Elle permet aussi un repérage des lésions avant un geste chirurgical : un fil métallique (harpon) est placé sous contrôle de la mammographie et guidera le chirurgien pour enlever cette zone anormale.

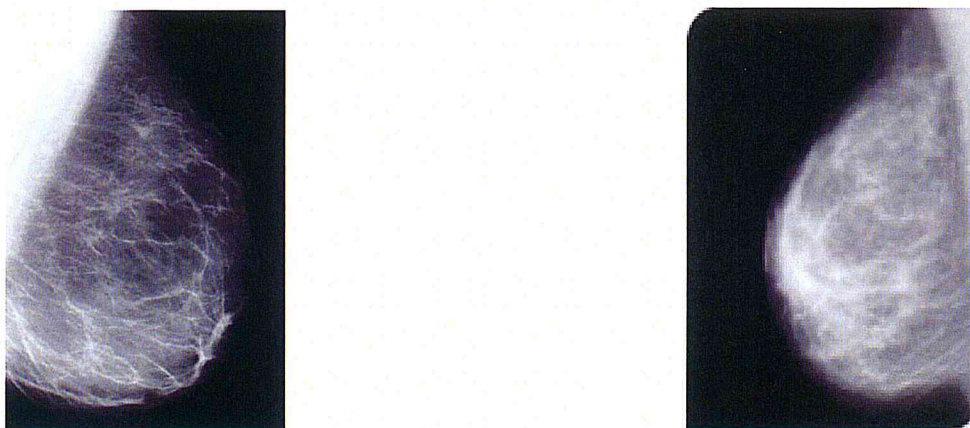


Figure 1.2: Exemple de clichés mammographiques.

I.2.2 L'échographie [18]

Une échographie mammaire (figure 1.3) est un examen qui utilise des ultrasons pour produire des images de l'intérieur du sein. Cet examen est pratiqué par un radiologue. Une échographie est très utile pour voir la nature, liquide ou solide, des nodules palpés ou découverts sur une mammographie. Cet examen complète et précise les images obtenues par mammographie. Une échographie fournit des images « en temps réel », c'est-à-dire visibles immédiatement.

L'échographie permet ainsi de comparer ce que l'on sent avec les doigts (lors de la palpation) et ce que l'on voit sur l'écran. Elle permet aussi de guider un prélèvement. Une échographie ne présente pas de risque d'irradiation et n'est pas douloureuse.

Pour les adolescentes, les jeunes femmes et les femmes enceintes la mammographie est moins performante : l'échographie mammaire est donc l'examen de référence. Pour les femmes plus âgées, la mammographie reste l'examen de référence.

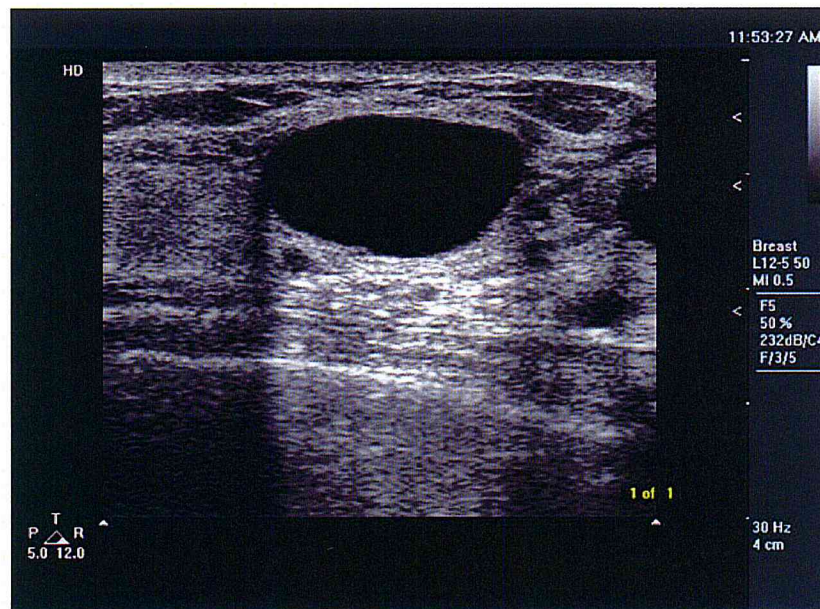


Figure 1.3 : Echographie mammaire

1.2.3 La biopsie [18]

Une mammographie recherche des anomalies dans les seins. Une échographie complète la mammographie quand l'anomalie est visible à l'échographie. Il s'agit souvent d'un nodule ou d'un kyste. La forme d'une anomalie ne permet pas toujours de préciser si elle est bénigne ou non. En cas de doute, le médecin fait un prélèvement de l'anomalie et l'analyse au microscope pour bien l'identifier. Cette analyse est fondamentale pour décider si un traitement est nécessaire et, si oui, pour choisir le type de traitement. Une biopsie est un prélèvement d'un petit morceau de tissu.

Le médecin réalise ce prélèvement afin de l'analyser au microscope. Une biopsie est le plus souvent effectuée à travers la peau. Le médecin utilise une aiguille qu'il guide dans le corps jusqu'à l'anomalie grâce à un appareil de radiologie. Ce prélèvement est réalisé sous anesthésie locale, donc généralement sans douleur.

La biopsie échoguidée (guidée par une échographie) présente de nombreux avantages :

- Elle est plus rapide à mettre en œuvre, moins invasive et moins coûteuse qu'une intervention chirurgicale
- Elle est efficace pour aboutir au diagnostic
- Elle ne provoque pas de cicatrice visible sur la peau et n'entraîne pas de modification de l'aspect du sein lors des mammographies suivantes.
- Elle évite une intervention chirurgicale lorsqu'elle montre que l'anomalie est bénigne
- Lorsque l'anomalie est cancéreuse, les prélèvements permettent au médecin de choisir avec la patiente le traitement le plus adapté.

I.3 LES PATHOLOGIES DU SEIN

I.3.1 Kyste [19]

C'est la "lésion" la plus fréquemment rencontrée. La taille d'un kyste peut varier de quelques millimètres à centimètres. Ils sont multiples et on les trouve des deux côtés. Plus de 30% des femmes dans la trentaine ont de multiples kystes de moins de 5mm. Cette fréquence est si importante que l'on peut s'interroger sur la légitimité du terme lésion. C'est pour cette raison que ce terme a été entouré de guillemets. Ces kystes sont des cavités remplies de liquide. Un kyste simple est virtuellement toujours bénin. Ces kystes se manifestent le plus souvent comme des masses mobiles.

Ils ont un aspect caractéristique à l'échographie: un aspect transsonore (c'est à dire une sphère noire) avec un renforcement postérieur (une traînée blanche depuis son bord inférieur). Ces kystes correspondent à des dilatations des canaux transportant le lait. La croissance de ces kystes est vraisemblablement influencée par le taux d'œstrogène.

I.3.2 Tumeur phyllode [20]

La tumeur phyllode représente 0,3 à 4% des tumeurs du sein chez la femme. Il existe 4 stades : du bénin (stade I) au malin (stade IV sarcome).

Il s'agit le plus souvent d'une masse bénigne molle, bosselée ou polylobée, mobile. Elle refoule les tissus avoisinants ; quand elle est de grande taille elle est parfois responsable d'anomalies inquiétantes de la peau. Il n'y a pas d'atteinte ganglionnaire, mais les ganglions peuvent augmenter en taille dans 20% des cas à cause de l'inflammation.

I.3.3 Fibroadénome [19]

C'est la tumeur bénigne du sein la plus fréquemment observée chez la femme non ménopausée. Elle est remarquée le plus souvent avant 30 ans, mais peut être observée à n'importe quel âge. Elle se manifeste comme une masse mobile n'adhérant pas aux tissus profonds. Sa taille peut augmenter lors d'une grossesse. Le diagnostic peut être évoqué sur l'aspect radiologique (mammographie et échographie). Le diagnostic de certitude est seulement posé par un examen histologique (biopsie, excision).

La cytologie est peu utile vu la nature de la tumeur (importante composante fibreuse ne permettant pas une analyse cytologique fiable). Très exceptionnellement un cancer peut se développer à partir d'un fibroadénome.

I.3.4 Papillome intracanalair [19]

Le papillome intracanalair se manifeste le plus souvent par un écoulement séreux ou sanguinolent. Cette tumeur est généralement de petite taille (moins de 5 mm) au moment de sa découverte. Elle se ramifie dans les canaux galactophoriques.

La prolifération tumorale à l'intérieur des canaux entraîne une dilatation des canaux et constitue une obstruction partielle ou complète au passage des sécrétions. Cette dilatation canalaire est un des traits radiologiques caractéristiques. Le papillome intracanalair apparaît comme un défaut de remplissage lors de l'opacification d'un canal galactophore (galactographie). Ce défaut de remplissage est tout à fait non spécifique, ce qui peut limiter l'intérêt de la galactographie.

Un papillome intracanalair solitaire est localisé le plus souvent centralement (près du mamelon). La détection de cette tumeur peut échapper tout aussi bien à la mammographie qu'à l'échographie.

Lorsque les papillomes sont multiples, ils ont un risque de dégénérescence maligne augmenté ainsi qu'une tendance à récidiver après excision.

Les performances de nouvelles séquences IRM (MR galactography / MR ductography) dans la détection des papillomes intracanaux sont en cours d'évaluation.

1.3.5 Lipome [20]

Le lipome est une prolifération bénigne, assez rare, du tissu conjonctif graisseux; elle est entourée d'une capsule qui la limite du tissu adipeux ou fibreux normal. Il s'agit d'une masse molle et mobile ne nécessitant aucun traitement. Il ne présente pas de risque de dégénérescence cancéreuse. L'âge typique d'apparition est aux alentours de 45 ans.

1.3.6 Distorsion architecturale [26]

La distorsion architecturale correspond à une altération de l'harmonie du tissu conjonctif avec un aspect divergent ou une désorganisation des travées opaques. Ces images peuvent être localisées, pyramidales, systématisées à un segment galactophorique, ou diffuses. Il s'agit d'images difficiles à voir et à caractériser. Leur identification requiert une bonne habitude de la mammographie pour les différencier de l'architecture normale et de ses superpositions. Elles sont particulièrement difficiles à reconnaître dans les glandes denses et hétérogènes.

Quand une image de distorsion architecturale est détectée, en pratique quotidienne plusieurs questions peuvent se poser :

- s'agit-il d'une image construite ?
- si une image de distorsion ou une image stellaire sans centre dense est réelle, quels diagnostics peut-on évoquer et quelle est la conduite à tenir ?
- si la distorsion traduit une image cicatricielle ou post-traumatique, peut-on être rassurée ou existe-t-il des situations à risque particulières ?

I .3.7 Calcifications [27]

Les calcifications sont des éléments importants et fréquents dans l'interprétation des mammographies. Elles sont produites

- soit par les sécrétions cellulaires
- soit par des débris nécrotiques cellulaires.

➤ Localisation anatomique

Elles peuvent être :

- soit à l'intérieur ou au niveau des canalicules mammaires,
- soit au niveau des lobules,
- soit au niveau des structures vasculaires,
- soit au niveau du tissu conjonctif inter-lobulaire

Elles sont associées à des images de masse ou de modifications architecturales et peuvent se retrouver dans des pathologies malignes ou bénignes. On analyse les calcifications selon leur taille, leur forme, leur nombre et leur distribution. En règle générale, des calcifications de grande taille régulière, rondes ou ovales sont synonymes de tumeur bénigne, les calcifications petites, irrégulières, de formes variées sont souvent associées avec une pathologie maligne.

➤ Analyse de la morphologie

L'analyse de la morphologie apporte beaucoup de renseignements et permet le plus souvent de séparer micro-calcifications bénignes et malignes.

Les calcifications arrondies ou ovales, uniformes dans leur taille et leur forme, sont probablement bénignes. A l'inverse, celles qui sont irrégulières dans leur taille, ressemblant par leur hétérogénéité à des 'débris de verre', sont probablement malignes.

➤ **La classification de Le Gal**

Cette **classification** cherche à évaluer le caractère dangereux ou non des calcifications observées.

On distingue 5 types de micro-calcifications :

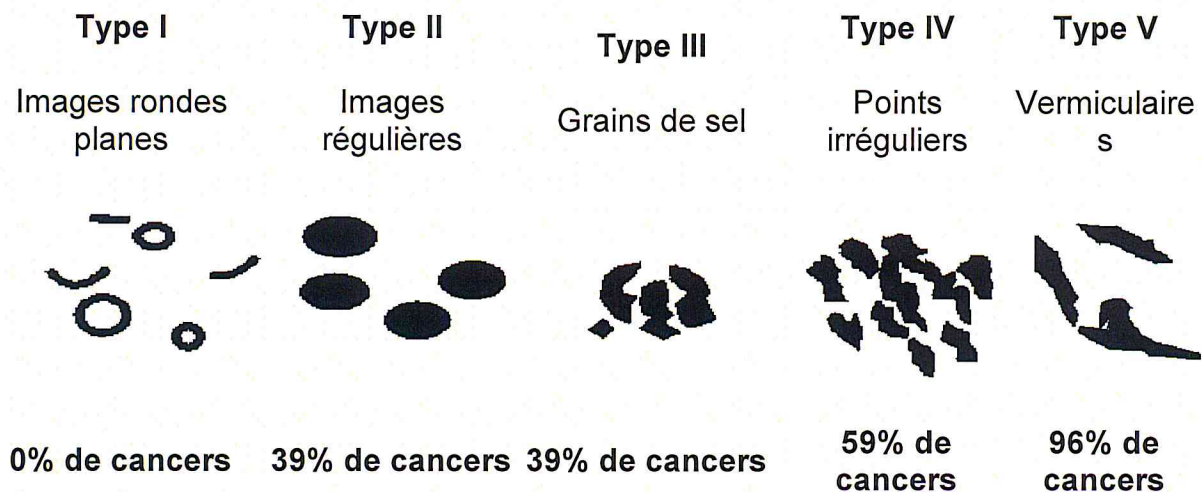


Figure 1.4 : Types de micro-calcifications

I.3.8 Cancer du sein [19]

La plupart des cancers du sein ont pour origine des cellules se trouvant dans des unités sécrétoires du sein appelés lobules, ou dans des canaux servant au transport du lait.

D'autres types de cancers peuvent se développer dans la glande mammaire. Ces cancers peuvent avoir un comportement différent et requérir un traitement particulier. Des cancers d'autres organes peuvent métastatiser aux seins.

Un cancer peut se manifester comme une masse dure et entraîner une rétraction de la peau et du mamelon. Cette masse est le plus généralement non douloureuse. A la mammographie, le cancer peut se révéler comme une masse d'aspect spéculé, une distorsion architecturale ou un amas de micro calcifications.

Un cancer peut être difficile à détecter en mammographie en raison de la densité du parenchyme.

A l'échographie, un cancer peut avoir l'aspect d'une masse hypoéchogène (couleur noire) avec une cheminée d'atténuation ("ombre noire "). La connaissance exacte du type histologique de la tumeur est requise pour le traitement et un prélèvement tissulaire sera toujours effectué.

L'examen échographique permet de réaliser un examen cytologique, une biopsie ou un mammotome. Si la lésion n'est pas visible à l'échographie, une biopsie stéréotaxique devrait être envisagée. Les causes du cancer du sein sont toujours inconnues.



Figure1.5 : cancer du sein

I.4 LES DONNEES DISPONIBLES

Nous disposons d'une base d'images médicales qui contient une cinquantaine de clichés mammographiques qui se décompose en deux catégories : **catégorie de patients sains** et **catégorie de patients malades**. Chaque image correspond à un cas défini précédemment.

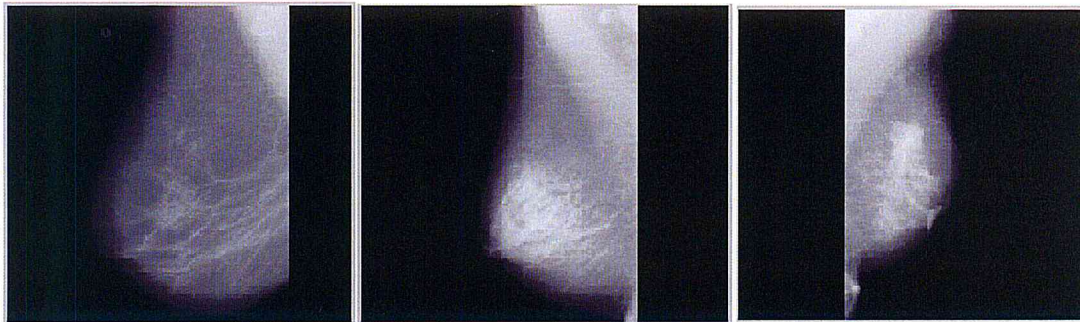


Figure1.6 : Modèles de notre base d'images

CONCLUSION

Le cancer du sein est le cancer le plus fréquent et la principale cause de mortalité par cancer chez les femmes.

Dès lors, il est important d'identifier les mesures de prévention efficaces en matière de réduction de la mortalité liée à cette cause de maladie.

Avec l'avènement d'outils de traitement des images médicales, des applications comme le dépistage automatique du cancer du sein pour la recherche de pathologies sont devenues envisageables. La constitution de bases de données d'images apporte une base de connaissances supplémentaires qui permet la création d'ensembles de données de référence utiles à la création de modèles et à l'analyse statistique d'images.

Dans le chapitre II, nous allons étudier l'indexation permettant la recherche d'images par le contenu.

Chapitre 2

Indexation et Recherche d'image

INTRODUCTION

Nous avons déjà mentionné l'intérêt actuel porté sur les bases d'images, les techniques d'indexation et les techniques de recherche d'images dans de telles bases. Cependant, dans les applications pratiques de ces bases d'images que l'on retrouve aujourd'hui, que ce soit pour les chaînes de télévision, les journaux, les musées et mêmes pour les moteurs de recherche sur Internet qui proposent des solutions de recherche d'images, l'indexation et la recherche de ces images se font en se basant majoritairement sur des annotations textuelles ou des éléments de texte qu'on peut rattacher aux images [14].

L'indexation représente une tâche longue et répétitive pour l'humain, surtout avec les bases d'images qui deviennent aujourd'hui de plus en plus grandes. Le besoin de méthodes d'indexation et de recherche directement basée sur le contenu de l'image n'est donc plus à démontrer. Le premier prototype de système a été proposé en 1970 et ce système a attiré l'attention de beaucoup de chercheurs. Quelques systèmes deviennent des systèmes commerciaux tels que QBIC (Query By Image Content), CIREs (Content Based Image Retrieval System), ... [14]

Les systèmes d'indexation et de recherche d'images par le contenu permettent de rechercher les images d'une base d'images en fonction de leurs caractéristiques visuelles. Ces caractéristiques, encore appelées caractéristiques de bas-niveau et symboliques sont la couleur, la texture, la forme ...etc.

Avant d'étudier l'indexation et présenter quelques systèmes de recherche d'images existants, nous allons commencer par décrire l'image et ses principales caractéristiques.

II.1 CARACTERISTIQUES D'UNE IMAGE NUMERIQUE

II.1.1 Pixel, niveaux de gris et connexité

- **Pixel [21]**

Le pixel, ou bien élément d'image (Picture élément en anglais) est le plus petit élément (unité de base) d'une image numérique.

Dans une image à chaque pixel est attribuée une intensité lumineuse. Ainsi, la qualité d'une image numérique dépend du nombre de bits constituant le pixel. Le nombre de bits nécessaires pour coder un pixel dépend du nombre de couleur affichables, par exemple pour afficher 256 couleurs, le pixel sera codé sur 8 bits.

- **Niveaux de gris [22]**

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la couleur de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

- **Connexité [22]**

C'est le voisinage d'un pixel. On peut distinguer deux types de connexité :

1. La 4-connexité : le voisinage d'un pixel $P(i, j)$ est dit 4-connexe s'il est formé de l'ensemble de 4 pixels de coordonnées spatiales $(i+1, j)$ et $(i-1, j)$ et $(i, j-1)$ et $(i, j+1)$.
2. La 8-connexité : il est dit 8-connexe si en plus des 4 voisins, l'ensemble comprend quatre autres coordonnées spatiales.

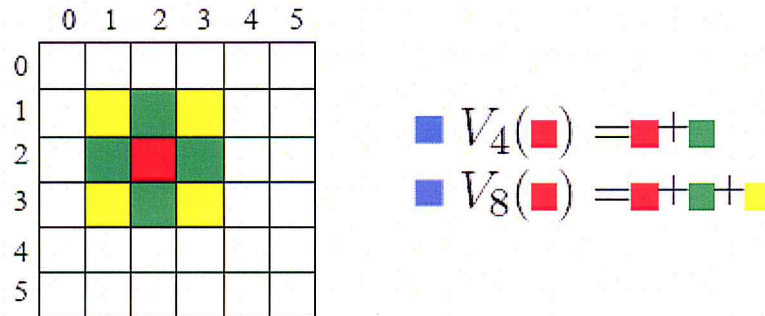


Figure 2.1 : Illustration de la 4-connectivité (V4) et de la 8-connectivité (V8)

II.1.2 Résolution [23]

La résolution définit le nombre de pixels par unité de longueur (centimètre ou pouce). La résolution d'une image numérique s'exprime en PPI (Pixel Per Inch) OU PPP (Pixel Per Pouce).

II.1.3 Luminance [23]

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface.

Une bonne luminance se caractérise par :

1. Des images lumineuses (brillantes)
2. Un bon contraste.
3. L'absence de parasites.

II.1.4 Contraste [23]

C'est l'opposition entre les régions sombres et les régions claires d'une image, le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'image.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines Z_1 et Z_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport ($C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$).

II.2 ARCHITECTURE D'UN SYSTEME D'INDEXATION ET DE RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

II.2.1 Qu'est ce que l'indexation ?

L'ordinateur n'est pas capable de reconnaître les différentes images, il faut donc définir un moyen pour décrire les images, et les différencier.

L'indexation permet de calculer un index pour chaque image de la base. Un index est un vecteur d'entiers qui décrit une image, et qui peut être traité par l'ordinateur pour comparer deux images, nous comparerons en fait leurs index associés. L'index que nous allons implémenter, dans le cadre de ce projet, permet de décrire la proportion de la texture de l'image [2].

II.2.2 Architecture d'un système d'indexation

La figure ci-dessous présente l'architecture du système de recherche d'images par le contenu [14].

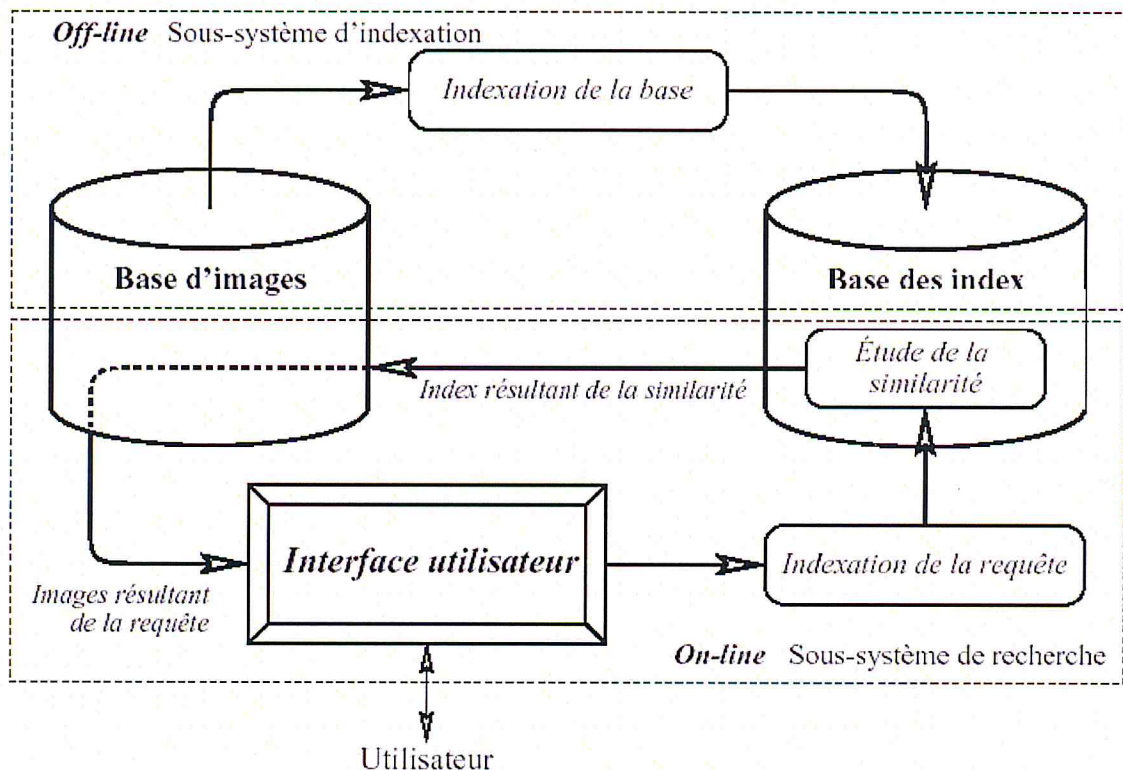


Figure 2.2: Architecture d'un système d'indexation et de recherche d'images par le contenu.

Ce système s'exécute en deux étapes :

- Etape d'indexation
- Etape de recherche

II.2.2.1 L'indexation [14]

Dans cette étape, les caractéristiques sont automatiquement extraites à partir de l'image et stockées dans un vecteur numérique appelé descripteur visuel (signature). Grâce aux techniques de bases de données, on peut stocker ces caractéristiques et les récupérer rapidement et efficacement.

Notion de signature [2]

Une signature est un vecteur numérique construit à partir des caractéristiques de bas niveau de l'image. Nous nous intéressons ici aux méthodes de structuration de ces informations pour la formation de la signature.

Deux approches de la structuration sont possibles : l'approche globale et l'approche partielle.

a. Signatures globales

Cette approche consiste en l'accumulation de l'information sur toute l'image pour la formation d'une signature dite globale, ce qui restreint le champ des similarités aux seules similarités globales.

L'exemple le plus simple de ce type de signature est l'histogramme. L'alternative équivaut à l'approche partielle selon laquelle l'image est caractérisée par zones.

Le choix d'une signature conditionne, en partie, l'invariance accessible lors de la recherche.

Les signatures doivent donc être choisies en fonction de l'application visée, au même titre que les caractéristiques primaires dont elles sont issues

b. Signatures partielles

Lorsque l'on parle de requête partielle, ou plus généralement d'approche partielle de l'indexation, cela a trait à la recherche de zones particulières de l'image. Il s'agit de se détacher d'une indexation globale pour aller vers une description au niveau de la région ou simplement au niveau local.

Le but est de se rapprocher de la sémantique, le sens étant en partie porté par les objets de la scène photographiée. Encore une fois, nous ne parlons ici que du calcul de signature, toutefois, les motivations de l'utilisation de l'approche partielle sont fortement couplées à la recherche. C'est la raison pour laquelle les propos qui suivent anticipent parfois sur les aspects d'interrogation du système et de stratégie de recherche.

Swain et Ballard [2] sont les premiers à avoir abordé l'indexation sous l'angle partiel. Ils présentent, en effet, une méthode dite de rétro-projection des histogrammes permettant de localiser un objet modèle dans une image cible. Cette méthode simple fournit des résultats bruités. Par la suite, de nombreux chercheurs se sont intéressés au problème. Parmi les solutions proposées, nous distinguons deux approches : l'approche par segmentation et l'approche sans segmentation.

II.2.2.2 La recherche [14]

Le système de recherche d'information a pour objectif de satisfaire les besoins d'informations d'un utilisateur et son rôle principal est de sélectionner les documents les plus pertinents pour l'utilisateur par rapport à ses besoins.

La définition d'un système de recherche d'informations est donc centrée sur la notion de pertinence, c'est-à-dire l'adéquation entre le contenu effectif des documents et l'information recherchée par l'utilisateur.

Pour calculer cette pertinence, il faut traduire les documents et les besoins de l'utilisateur dans un langage commun : c'est respectivement l'indexation et la formation de requêtes. Il faut ensuite comparer requêtes et documents via des mesures de similarités afin de pouvoir présenter à l'utilisateur les documents les plus pertinents.

II.2.2.2.1 Les requêtes [14]

Il existe trois façons de faire une requête dans un système de recherche d'images [14] : soit une requête par mots clés, soit une requête par esquisse, soit une requête par exemple. La figure ci-dessous donne une démonstration pour les trois modèles.

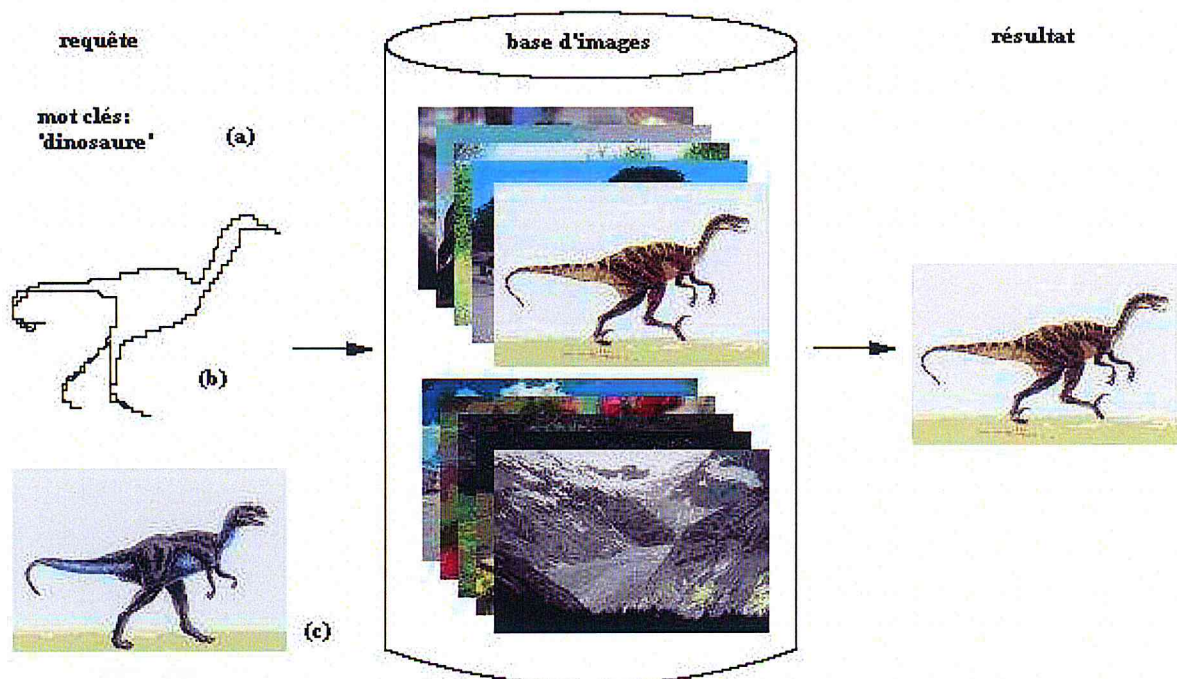


Figure2.3 : Trois façons pour formuler une requête.

- a) Requête par mots clés b) Requête par esquisse c) Requête par l'exemple

a. Les requêtes par mots clés

Pour travailler avec des requêtes par mots clés, le système doit extraire des mots clés à partir d'une image. Afin de faire ce travail, le système se base sur l'annotation textuelle manuelle d'images. Cette façon est aujourd'hui la plus employée. Beaucoup de moteurs de recherche d'images tels que Google, Yahoo...reposent sur l'annotation textuelle. Mais cette façon n'est pas parfaite parce que quelques mots n'expriment pas le sens d'une image.

La requête par mots clés a des inconvénients vu que l'indexation des images représente une tâche longue et répétitive pour l'humain, surtout avec les bases d'images qui deviennent aujourd'hui de plus en plus grandes.

C'est pour cela que les systèmes d'indexation et de recherche d'images par le contenu utilisent souvent les deux autres façons : requête par esquisse et requête par exemple.

b. Les requêtes par esquisse

Dans cette approche le système offre des outils graphiques à l'utilisateur. Ces outils lui permettent de dessiner des images requêtes. Par exemple dans QBIC, le système permet de créer des requêtes avec les formes et les couleurs des objets. [3].

c. Les requêtes par exemple

Dans cette approche, soit le système choisit quelques images au hasard dans la base d'images et les montre à l'utilisateur, soit l'utilisateur parcourt la base d'images et choisit une requête, soit l'utilisateur donne son image requête.

Par exemple, dans le système Blobworld [3], pour choisir une requête, le système affiche quelques classes d'images tels que 'Animal', 'OceanScenes', 'Outdoor Scenes', 'People', 'Manmade Objects'. L'utilisateur clique sur une classe pour voir quelques images dans cette classe et choisit une de ces images comme image requête.

II.2.2.2.2 Mesures de similarités

Les mesures de similarité sont souvent des métriques qui quantifient la proximité des images dans leur espace de caractéristiques. Le postulat de départ suppose que plus les distances sont faibles, plus les images se ressemblent. Le choix d'une métrique permettant d'exprimer la similarité de deux images n'est généralement pas aisé et les contraintes sont souvent fortes, notamment en temps de calcul ou la taille des bases d'images à parcourir [28].

Pour mesurer la similarité entre deux images x et y (ou bien entre une image quelconque x et une image requête y), plusieurs distances sont utilisées ; on définit dans ce qui suit les plus couramment utilisées [15] :

- **La distance euclidienne** (la plus utilisée): $d(v_1, v_2) = \sqrt{(x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2}$
- **La distance de Hamming** : $d(v_1, v_2) = |x_1 - y_1| + |x_2 - y_2|$.
- **La distance de Minkowski** : $d(v_1, v_2) = \sum_{k=1}^n (x_k - y_k)$.
- **La distance de Mahalanobis** : $d(v_1, v_2) = \sqrt{(V_1 - V_2)C^{-1}(V_1 - V_2)}$.

Avec : V_1 : vecteur caractéristique de l'image requête x .

V_2 : vecteur caractéristique de l'image y .

X_i, y_i : les éléments de vecteur.

C : matrice de covariance des vecteurs.

II.3 PRINCIPALES TECHNIQUES D'INDEXATION

La première technique venant à l'esprit pour comparer deux images est sans doute la différence point à point. Bien que cette technique calcule effectivement la différence réelle entre deux images, elle ne prend pas du tout en compte le contenu sémantique de l'image. Elle est donc dépendante de l'angle de prise de vue de l'objet et non robuste aux transformations classiques susceptibles d'être appliquées aux images (translations, symétries, rotations, changement d'échelle, ..)[1].

Il a donc fallu trouver des techniques de calcul de similarité basées non plus sur l'image elle-même mais sur son contenu.

C'est pourquoi l'essentiel des travaux de recherche portant sur l'indexation d'images, se basent sur l'extraction d'attributs significatifs représentant le contenu sémantique de l'image et, si possible invariants lors de petites modifications de l'image.

Ces attributs peuvent être la couleur ou la texture de l'image par exemple, le choix dépendant fortement de l'utilisateur, des images de la base et du contexte [1].

On peut différencier deux types d'attributs :

II.3.1 Les attributs réversibles [1]

Ce sont les attributs qui décrivent l'image et qui permettent la reconstruction de l'image à eux seuls. Les attributs se basant sur les espace transformés sont, en général, des attributs réversibles (par exemple la transformée de Fourier). On peut aussi, par extension, ajouter les codeurs avec pertes (code IFS1, JPEG2, ...).

II.3.2 Les attributs non réversibles [1]

Ces attributs, appelés signatures, caractérisent l'image mais ne permettent pas, à eux seuls de reconstruire l'image. La couleur, la texture et la forme sont, par exemple des signatures ; la seule connaissance des histogrammes de couleurs d'une image ne permet évidemment pas la restitution de l'image. Les attributs couramment utilisés sont la couleur, la texture et la forme.

II.3.2.1 Caractéristiques de Couleur [2]

La couleur, de par son pouvoir discriminant, est un des attributs les plus employés en indexation d'images.

Les auteurs se concentrent autour de quelques grands thèmes tels que l'identification de l'espace couleur le plus discriminant, l'étude des problèmes d'invariances aux conditions d'illumination et de prise de vue ainsi que la combinaison avec des attributs complémentaires tels que la texture ou l'information spatiale.

La couleur est indépendante de la taille de l'image et de son orientation. Cependant, sans segmentation, elle est relativement peu robuste aux problèmes liés au fond de l'image.

Dans la recherche par la couleur, l'histogramme de couleur est la représentation colorimétrique la plus utilisée. Il dénombre la quantité de pixels de chaque valeur pour les trois composantes de la couleur RGB. Soit sur l'image dans sa totalité, soit sur des parties de l'image afin de prendre en compte la répartition des couleurs dans l'image.

II.3.2.2 Caractéristiques de texture [2]

Il n'existe pas de définition de la texture, elle est cependant généralement modélisée comme une structure spatiale constituée de l'organisation de primitives ayant chacune un aspect aléatoire.

Une texture peut avoir un aspect périodique ou bien aléatoire. La prise en compte de ce type de caractéristiques pour représenter globalement ou partiellement une image est courante et discriminante dans de nombreux cas. A titre d'exemple, ce type d'information est utilisé pour l'indexation d'images satellitaires.

Les attributs de texture en indexation font leur apparition dans QBIC. Les caractéristiques en question sont le grain (coarseness en anglais), le contraste et l'orientation. Les travaux de Haralick sur la texture et en particulier les matrices de cooccurrences et les différents indices qui peuvent en découler ont également servi de base pour l'indexation.

De nombreuses méthodes sont référencées dans la littérature pour la décomposition de l'image et le calcul de caractéristiques dites de texture. Parmi les plus connues, on trouve la décomposition paramétrique Wold d'abord utilisée par Liu et Picard puis reprise notamment dans le système Photobook ou encore par Stoica et al [2].

Suite aux nombreuses études en codage d'images, plusieurs équipes ont commencé à étudier l'utilisation des ondelettes pour aider à la caractérisation des textures. La transformée en ondelettes, caractérisant à la fois l'aspect fréquentiel et spatial, s'applique bien aux textures.

II.3.2.3 Caractéristiques de forme [1, 2]

Au même titre que les caractéristiques de texture, les attributs de forme sont complémentaires de la description couleur. Nous distinguons deux catégories de descripteurs de formes : les descripteurs basés régions et les descripteurs basés frontières.

Les premiers font classiquement référence aux moments invariants et sont utilisés pour caractériser l'intégralité de la forme d'une région. Ces attributs sont robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle.

La seconde approche fait classiquement référence aux descripteurs de Fourier et porte sur une caractérisation des contours de la forme.

Comme nous l'avons vu précédemment, la transformée en ondelettes est fréquemment utilisée pour l'indexation par rapport à la texture. Swanson et Tewfik, dans leur article [1], utilisent les coefficients de la transformée en ondelettes combinés avec une représentation en B-spline des contours des objets de l'image.

Une autre technique consiste à segmenter l'image en régions et à travailler avec les moments de ces régions. Par exemple Hu identifie sept moments caractérisant l'image. Depuis de nombreuses versions sont apparues, basées sur cette technique.

II.4 SYSTEMES DE RECHERCHE EXISTANTS

Voici une liste non-exhaustive de logiciels existants et présents sur Internet. Cela montre bien l'intérêt industriel que suscite le problème de l'indexation de grandes bases de données multimédia.

Il est très difficile de comparer les résultats de ces produits, et cela pour plusieurs raisons : ils utilisent tous des bases d'images différentes, ces bases ne sont pas connues dans leur intégralité par l'utilisateur ce qui rend impossible de calculer une quelconque efficacité ou précision. Par ailleurs nous ne pouvons pas savoir si les bases ne sont pas déjà pré-triées car souvent les images similaires se suivent par leur numéro.

- **QBIC [3]**

QBIC est le premier système commercial de recherche d'images par le contenu. Il fonctionne grâce à une recherche par l'exemple et utilise la couleur, la texture, etc. Le système utilise pour la couleur est la coordonnée moyenne ((R, G, B) (Y, I, Q) (L, a, b)) et des histogrammes de couleur. La recherche par la texture est une version améliorée de la représentation de texture de Tamura.

- **Virage [4]**

Virage est un système d'indexation d'images par le contenu développé par Virage Inc. Similairement à QBIC, Virage supporte des requêtes portant sur la couleur, la localisation des couleurs, la texture et sur la structure de l'image. Mais l'avantage de Virage par rapport à QBIC est qu'il autorise une combinaison entre les différents modes de recherche. L'utilisateur définit le poids qu'il veut attribuer à chaque mode.

- **Retrieval Ware [5]**

Développé par Excalibur Technologies Corp., RetrievalWare est un système à base de réseaux de neurones. Il utilise la couleur, la forme, la texture, la luminance, la localisation des couleurs, et la structure de l'image comme modes de recherche possibles. Il autorise, lui aussi, la combinaison de tous ces modes avec des poids définis par l'utilisateur.

- **NeTra [6]**

NeTra est un prototype d'un système de recherche d'images développé dans le cadre du projet UCSB Alexandria Digital Library. NeTra utilise la couleur, découpée en zone par une segmentation de l'image, sur des régions de l'image pour chercher des régions similaires dans la base de données.

- **CIIR [7]**

Le Center for Intelligent Info Retrieval", qui fait de nombreuses recherches dans le domaine de l'indexation d'images, possède un démonstrateur en ligne se basant sur l'énergie JPEG.

- **Photobook [24]**

Photobook est un système d'indexation d'images se basant sur trois critères : la couleur, la texture et la forme. Il utilise pour cela un grand nombre de méthodes : distance euclidienne, Mahalonobis, divergence, histogrammes, vecteurs d'angle, transformée de Fourier et distance des arbres de la transformée en ondelettes. La version 5 permet à l'utilisateur de définir la combinaison de ces méthodes. La version 6, quant à elle, autorise l'utilisateur d'entrer dynamiquement le code définissant la méthode de recherche à utiliser.

CONCLUSION

La recherche d'images par le contenu est devenue utile, d'où la nécessité de développer des systèmes capables de décrire les différents types d'informations dans les images.

Un système d'indexation et de recherche, comme nous venons de le voir est un ensemble complexe, avec diverses composantes. Parmi ces dernières, l'indexation consiste à déterminer des caractéristiques de bas niveaux de l'image à analyser et de les structurer afin d'obtenir une signature, une autre composante, est la recherche a proprement parler d'images similaires dans la base d'images en comparant leurs signatures.

Dans le chapitre qui suit nous allons étudier l'analyse multirésolution par ondelettes ainsi que les caractéristique que nous allons extraire à savoir les caractéristiques de texture.

Chapitre 3

Texture et analyse multirésolution

III.1 L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION ET LES ONDELETTES

III.1.1 Définition de l'analyse multirésolution [9, 10,13]

L'analyse multirésolution a été introduite par Malat. Elle permet d'obtenir une image transformée à plusieurs résolutions à partir d'une image originale. Chaque résolution donne une approximation de l'originale et une (ou plusieurs) image(s) de détails.

L'analyse multirésolution, et plus particulièrement l'analyse multirésolution par ondelettes, permet d'analyser et de synthétiser des signaux multidimensionnels à différents niveaux de résolution, en les décomposant sur une base de fonctions d'échelle et sur une base de fonctions ondelette.

L'analyse multirésolution est en quelque sorte la formalisation mathématique du phénomène. Lorsqu'on regarde un paysage ou un objet, suivant la distance à laquelle on se trouve, on observe plus ou moins des détails, mais le paysage ou l'objet est le même, progressivement les détails disparaissent, d'abord les oiseaux et l'herbe, puis le tronc devient uniforme (figure 3.1).

On peut dire que l'espace dans lequel il est représenté n'est pas le même d'où la présence ou l'absence de détails. Ces espaces ont des propriétés particulières, ce qui va être présenté ci-dessous :

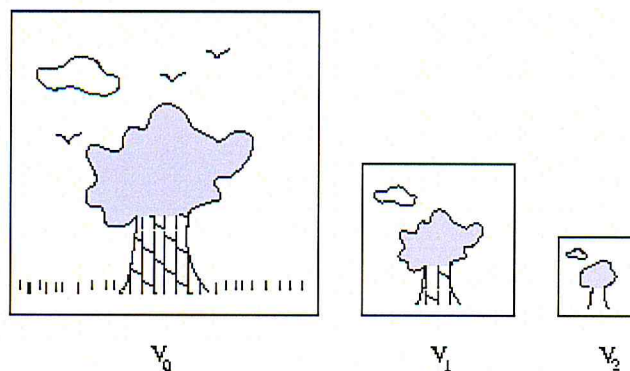


Figure 3.1 : Représentation d'un paysage en analyse multirésolution

III.1.2 Définition d'une ondelette

Une ondelette est un objet mathématique utilisé pour le traitement du signal. Elles permettent en particulier de décomposer un signal dans un domaine fréquentielle dont la précision varie selon la plage de fréquences considérée. Il s'agit d'une technique plus fine que la transformée de Fourier courte (SFT) qui a la même précision pour l'ensemble des fréquences [30].

En mathématiques, une ondelette est une fonction de carré sommable sur l'espace euclidien \mathbb{R}^n , le plus souvent oscillante et de moyenne nulle, choisie comme outil d'analyse et de reconstruction multi-échelle. Les ondelettes se rencontrent généralement par familles, constituées d'une ondelette mère et de l'ensemble de ses images par les éléments d'un sous-groupe Λ du groupe des transformations affines de \mathbb{R}^n . Par extension, des familles de fonctions sur des sous-variétés de \mathbb{R}^n invariantes par un groupe de transformation localement isomorphe au groupe affine peuvent également être qualifiées de familles d'ondelettes [29].

Certains noms d'ondelettes reviennent très souvent comme l'ondelette de Daubechies (b) ou encore l'ondelette de Haar (a) représentées ci-dessous :

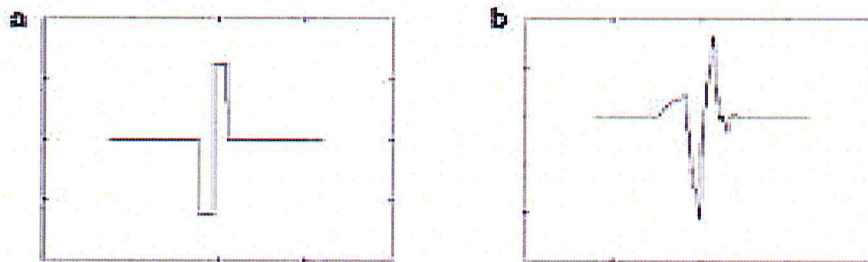


Figure 3.2 : Exemples d'ondelettes.

III.1.3 Différents types d'ondelettes [9]

- **Ondelette de Haar**

Nous prenons comme point de départ, la construction de la fonction de Haar utilisée comme mère des fonctions d'échelle. Elle est donnée par l'équation ($\Phi(x)$) et représentée par la figure suivante :

$$\Phi(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } 0 \leq x < 1 \\ 0 & \text{si } 1 \leq x \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

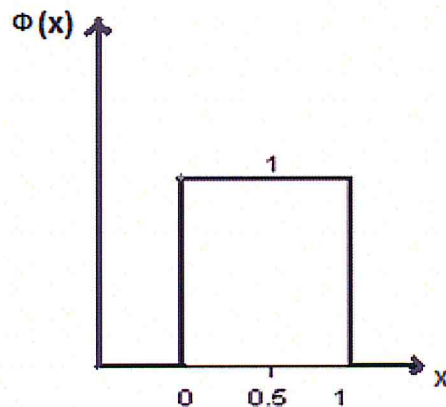


Figure 3.3: Fonction d'échelle de l'analyse de Haar

- **Ondelette de Morlet**

Cette ondelette n'a aucune fonction d'échelle; sa forme est une gaussienne modulée par une exponentielle complexe :

$$\Psi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} e^{-i\omega_0 x} \quad (\text{III.2})$$

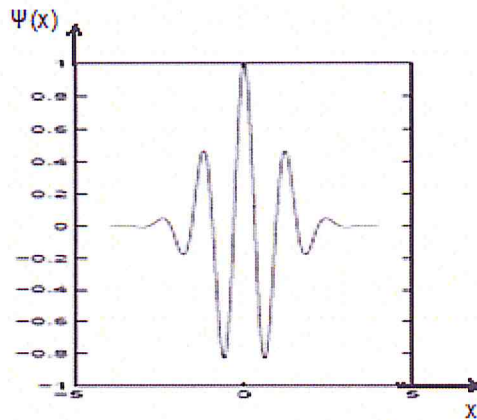


Figure 3.4 : ondelette de Morlet

- Le chapeau mexicain

Cette fonction ne possède pas aussi une fonction d'échelle, mais elle a la forme de la dérivée seconde d'une gaussienne, elle est représentée par l'équation suivante :

$$\Psi(x) = \frac{1}{\sqrt{3}} \pi^{-\frac{1}{4}} (1-x^2) e^{-\frac{x^2}{2}} \quad (\text{III.3})$$

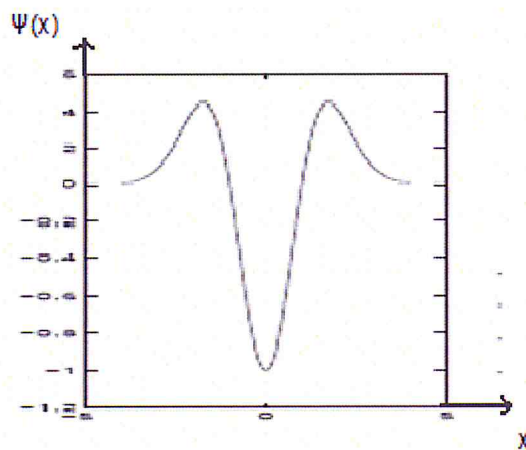


Figure 3.5: l'ondelette du chapeau mexicain

- **Ondelette de Daubechies**

La théorie des ondelettes à support compact a été publiée par Ingrid Daubechies en 1988 [32]. Plutôt que de construire la base orthonormée des ondelettes Ψ à partir d'une fonction échelle f , la construction s'effectue essentiellement à partir de la connaissance de la grandeur $h(n)$ satisfaisant l'équation :

$$|h(n)|^2 + |h(n+1/2)|^2 = 1 \quad (\text{III.4})$$

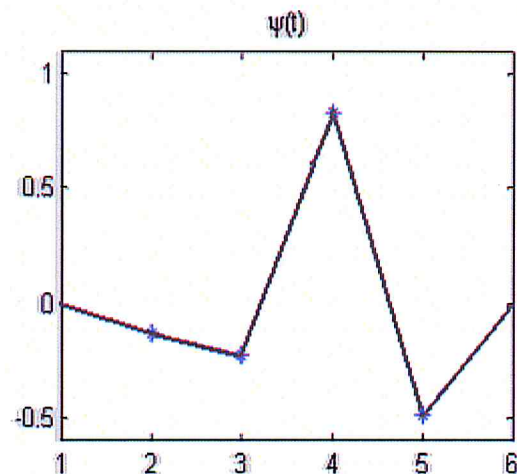


Figure 3.6 : Ondelette de Daubechies

III.2 LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES

III.2.1 Définition [9]

La transformée en ondelettes est un outil qui découpe les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle [9].

Une ondelette est bien localisée en temps et en fréquence. Comme la transformée de Fourier, elle permet d'étudier les fréquences d'une fonction tout en conservant la localisation des événements. Par exemple, en musique la transformée en ondelettes permet d'affirmer qu'un "DO" a été joué à tel moment et que c'était une croche, une noire ou une blanche [9].

L'analyse par ondelettes est une représentation temps-échelles dont le principe est de décrire l'évolution temporelle d'un signal relativement à une échelle d'observation.

III.2.2 La transformée en ondelettes unidimensionnelle

III.2.2.1 La transformée en ondelettes continue [9]

L'objectif de la transformée en ondelettes est de décomposer un signal quelconque en contributions, localisées à la fois en temps et en échelle appelées coefficients d'ondelettes.

Les ondelettes (les filles) sont des fonctions générées à partir d'une fonction $\psi(x)$ appelée ondelette analysante (mère), par translation et dilatation.

La transformée en ondelettes d'une fonction est une représentation de cette fonction sur une base d'ondelettes définie précédemment. Ainsi la transformée en ondelettes continue est une décomposition d'atomes $\psi_{a,b}$ comme l'exprime la définition suivante :

Soit ψ une ondelette et f une fonction de $L^2(\mathbb{R})$, la transformée en ondelettes continue est définie par:

$$\omega f(a, b) = \langle f, \Psi_{a,b} \rangle \quad (\text{III.5})$$

$$\dots \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{\psi_{a,b}(x)} dx \quad (\text{III.6})$$

Où $\omega f(a, b)$ est appelée coefficient d'ondelette, a (passe-bas), b (passe-haut)

- **Propriétés [9]**

Plusieurs propriétés caractérisent la transformée en ondelettes :

a. conservation d'énergie

La transformée en ondelettes possède la propriété de conservation de l'énergie, ce qui signifie qu'il n'y a pas de perte d'information entre la fonction et sa transformée

b. Inversion

La transformée en ondelettes est inverse et la fonction f peut être reconstruite d'après l'équation.

$$f(x) = \frac{1}{c_\psi} \iint \psi_{a,b}(x) \omega f(a,b) \frac{da}{a^2} db \quad (\text{III.7})$$

c. Linéarité

La propriété de linéarité (homogénéité et additive) de la transformée en ondelettes est donnée par les relations suivantes :

➤ Propriété d'homogénéité

$$\omega f(Xa, Xb) = X \omega f(a, b), X \in \mathbb{R} \quad (\text{III.8})$$

➤ Propriété d'additive

$$\omega (\alpha f_1 + \beta f_2) = \alpha \omega f_1 + \beta \omega f_2 \quad (\alpha, \beta) \in \mathbb{C}^2, (f_1, f_2) \in (L^2) \quad (\text{III.9})$$

d. Invariance par translation

Une des propriétés importante de la transformée en ondelette continue est l'invariance par translation donnée par l'équation :

$$\omega (\tau_b f)(a, b) = \omega f(a, b - b') \quad (\text{III.10})$$

Où $\tau_b f$ désigne la translation de f par b , c'est à dire que:

$$(\tau_b f)(x) = f(x - b) \quad (\text{III.11})$$

e. Dilatation

La transformée en ondelettes a également une propriété de dilatation. En effet, on a la relation :

$$\quad (\text{III.12})$$

Avec $\delta_k f(x) = f(kx)$

III.2.2.2 La transformée en ondelettes discrètes (T.O.D) [9]

Pour des applications d'analyse de signal, on choisit de restreindre les valeurs des paramètres de dilatation translation (a, b) à un sous ensemble discret, ce qui conduit à la notion de frames d'ondelettes étudiées par I. Daubechies, Grossman, Y Meyer.

Caractéristiques des ondelettes discrètes

- Coefficients d'ondelettes indépendants entraînant l'absence d'information redondante après analyse.
- Reconstruction exacte du signal échantillonné, à partir des coefficients d'ondelette.

III.2.3 La transformée en ondelettes bidimensionnelle

Pour travailler sur des fonctions bidimensionnelles et en particulier des images, on utilise non plus une, mais deux transformées en ondelettes basées sur les ondelettes ψ_1, ψ_2 orientées (par exemple les dérivées suivant x et y d'un noyau de lissage).

Remarque : les transformées en ondelettes unidimensionnelle et bidimensionnelle comportent les mêmes propriétés.

III.3 APPLICATION DES ONDELETTES AUX IMAGES

III.3.1 Comment appliquer une ondelette à une image ? [8]

L'idée est simple, comme tout filtre appliqué à une image, il suffit de multiplier les coefficients de l'ondelette (après l'avoir discrétisée) par la valeur des pixels de l'image à traiter. On notera que l'ondelette peut alors être représentée sous la forme d'un tableau (de dimension 1) de valeurs décimales. En réalité il y a 2 tableaux qui représentent l'ondelette car une ondelette se compose de 2 filtres : un passe-bas et un passe-haut.

Voici ci-dessous les coefficients de l'ondelette de Haar discrétisé ainsi que ceux de l'ondelette de Daubechies :

Ondelette de Haar

Passe-bas : [0.71; 0.71]

Passe-haut : [-0.71 ; 0.71]

Ondelette de Daubechies

Passe-bas : [0.027 ; -0.017 ; -0.078 ; 0.267 ; 0.603 ; 0.267 ; -0.078 ; -0.017 ; 0.027]

Passe-haut: [0 ; 0 ; 0.046 ; -0.029 ; -0.296 ; 0.558 ; -0.296 ; -0.029 ; 0.046]

III.3.2 L'algorithme d'application de l'ondelette à une image [8]

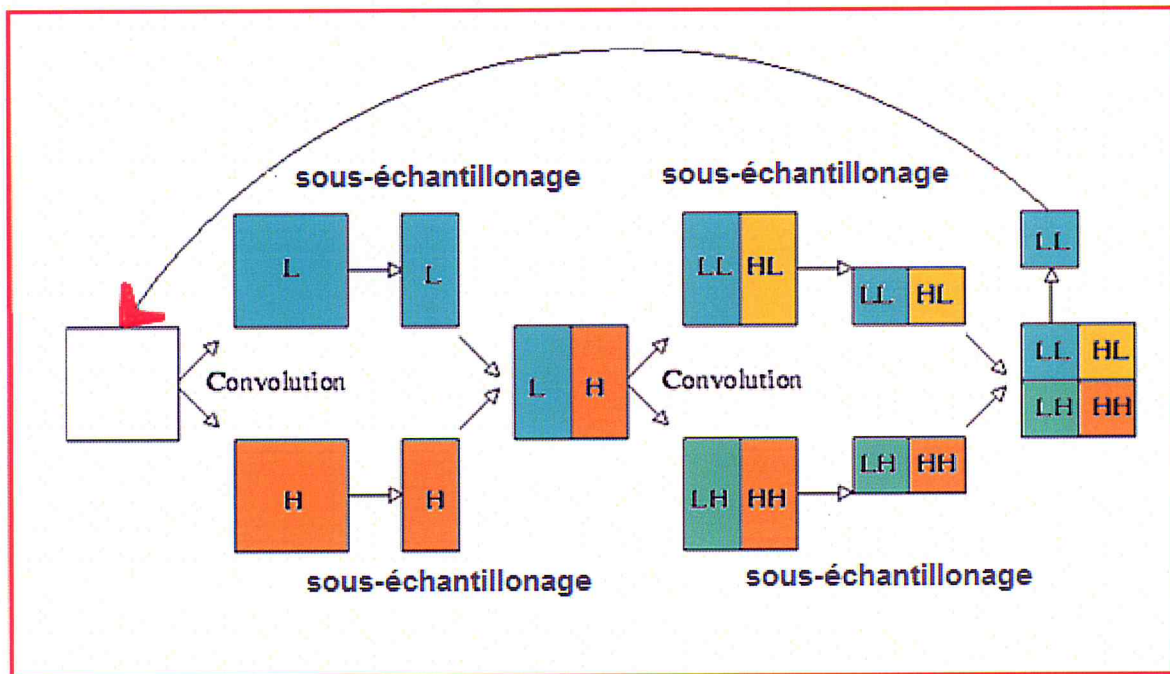


Figure 3.7 : Synoptique d'analyse multirésolution par les ondelettes

- La lettre H correspond au résultat d'un filtre passe-haut, la lettre L à celui d'un passe-bas.
- Le downsampling correspond à un sous-échantillonnage de l'image dans le sens verticale ou horizontale suivant le cas d'utilisation.
- La convolution correspond à l'application d'une ondelette comme décrit ci dessus.

Ainsi, on remarque que les étapes qui se succèdent comprennent certaines ressemblances et ne varient que d'une application horizontale à une application verticale.

III.3.3 Construction d'ondelettes à partir de l'analyse multirésolution [9]

L'analyse multi résolution d'un signal $f(t)$ consiste donc à réaliser des projections successives $proj V_j f(t)$ du signal sur les espaces V_j ce qui conduit à des approximations de plus en plus grossières de $f(t)$ au fur et à mesure que j croit .

La différence entre deux approximations consécutives $Proj V_{j-1} f(t)$ et $proj V_j f(t)$ représente l'information de détail qui existe à l'échelle 2^{j-1} et qui est perdue à l'échelle 2^j .

Cette information est contenue dans le sous espace ω_j orthogonal à V_j

$$V_{j-1} = V_j \oplus \omega_j \dots \dots \dots (1)$$

(III.13)

Où le symbole \oplus signifie la somme directe de sous espace vectoriels. La projection orthogonale $proj \omega_j f(t)$ du signal sur ce sous-espace donne l'information de détail au niveau de résolution j .

Compte tenu de la relation (1), la projection d'un signal $f(t)$ sur V_{j-1} peut être décomposée en la somme des projections V_j et ω_j .

$$Proj V_{j-1} f(t) = proj V_j f(t) + proj \omega_j f(t)$$

(III.14)

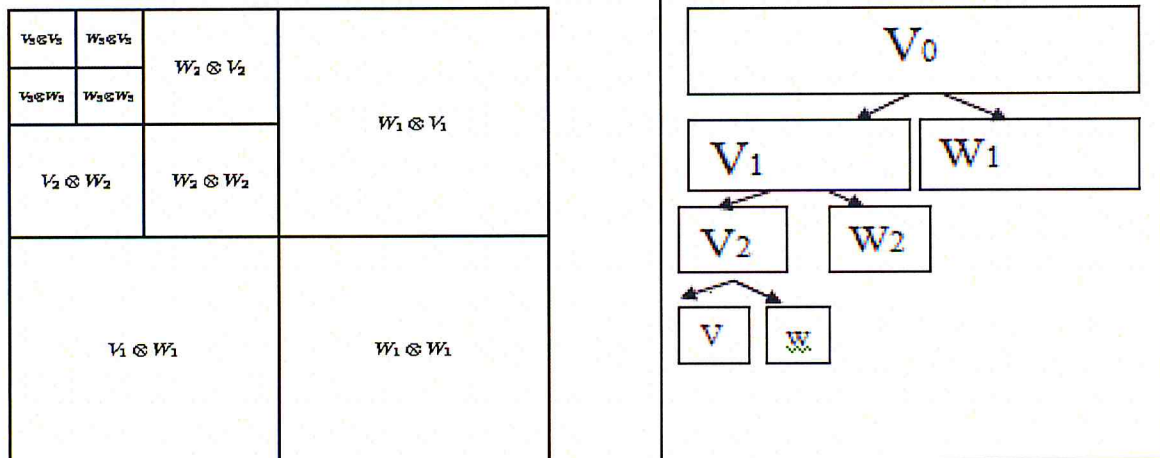


Figure 3.8: Schéma de l'analyse multirésolution

III.4 LA TEXTURE

III.4.1 Définition de la texture [25]

Comme on l'a dit précédemment, il n'existe pas de définition précise de la texture. Une définition générale peut caractériser une texture comme un ensemble de primitives arrangées selon des règles particulières de placement. Une primitive est un ensemble connexe plus ou moins important de pixels de niveaux de gris à peu près semblables : il s'agit en fait d'un motif de base. Il faut cependant préciser l'échelle à laquelle se fait l'observation.

Prenons par exemple le mur de briques (Figure 3.9 a) : dans le cas présent, la primitive est représentée par une brique, en revanche, si l'image est grossie de façon à n'avoir qu'une seule brique la primitive sera alors représentée par un ou plusieurs pixels (Figure 3.9 b).

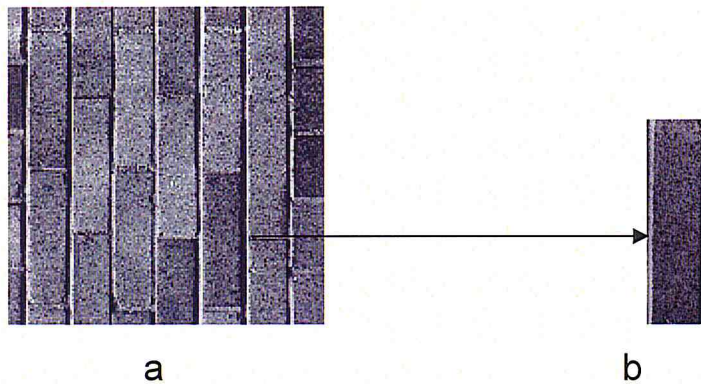


Figure 3.9: Primitive et échelle d'observation. (Figure a : la primitive correspond à une brique, Figure b : la primitive correspond au pixel).

Haralick [26] élargit la définition en décrivant une texture comme un phénomène à deux dimensions: la première concernant la description d'éléments de base ou primitives (le motif) à partir desquels est formée la texture, la deuxième dimension est relative à la description de l'organisation spatiale de ces primitives. Unser [26] présente la texture comme une structure disposant de certaines propriétés spatiales homogènes et invariantes par translation.

Une autre approche serait encore de définir la texture à partir de deux types d'informations essentielles que comporte l'image: 1) les contours, de type monodimensionnel, qui marquent les frontières entre régions homogènes et 2) l'aspect de surface, de type bidimensionnel, qui définit les régions homogènes. Cependant, la description d'une texture peut s'avérer erronée à une autre échelle d'observation, c'est à dire en changeant la résolution.

III.4.2 Types de texture [25]

Il existe deux grands types de textures : les textures aléatoires et les textures dites périodiques (cf. Figure 3.10) ou structurées.

a) une texture périodique est formée de primitives arrangées d'une façon particulière, Le motif de base se répète alors de manière régulière. On parle de texture ordonnée.

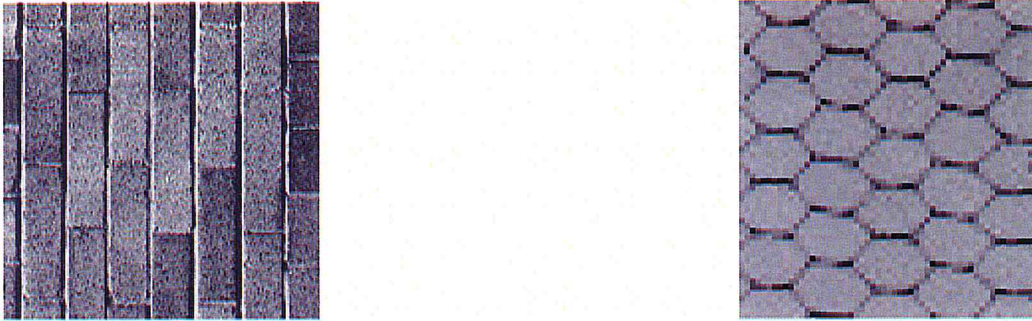


Figure 3.10 : Exemples de textures périodiques

b) une texture aléatoire (cf. Figure 3.11) semble totalement désordonnée. Il est alors impossible d'isoler un motif de base.



Figure 3.11 : Exemples de textures aléatoires

III.4.3 Méthodes de l'analyse de texture [25]

Le but de l'analyse de texture est de formaliser les descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier.

Une multitude de méthodes, de variantes et de combinaisons de méthodes ont déjà été proposées dans la littérature et éprouvées en pratique, parmi elles on peut citer :

1) Les méthodes structurelles tiennent compte de l'information structurelle et contextuelle d'une forme et sont particulièrement bien adaptées aux textures macroscopiques. Les étapes d'analyse sont d'abord l'identification des éléments constitutifs, puis la définition des règles de placement. Les deux structures les plus importantes sont les structures de graphe et les structures syntaxiques.

2) Du point de vue des **méthodes statistiques**, la texture est considérée comme la réalisation d'un processus stochastique stationnaire. Des paramètres statistiques sont estimés pour chaque pixel de l'image.

Suivant la modalité des images à étudier, la signature la plus discriminante de la texture est à rechercher soit dans des méthodes qui exploitent directement les propriétés statistiques de la texture (matrices de cooccurrences, matrice de longueurs de plages, matrice de voisinage, fonction d'auto corrélation, modèle de Markov, modèle autorégressif, modèles issues de la morphologie mathématique), soit dans des méthodes qui exploitent les propriétés statistiques à partir d'un plan transformé dans lequel on réécrit l'image de texture .

(Densité spectrale, méthode des extremas locaux, méthodes de transformation de Fourier, Karhunen Loeve, Walsh Hadamard, Slant ou avec des filtres numériques).

3) **Les méthodes basées sur l'étude des formes** se trouvent au croisement de la reconnaissance des formes, de la caractérisation de défauts et de l'analyse macrotextural. Les régions texturales de l'image épousent des formes particulières et peuvent être caractérisées par des paramètres dits de formes.

4) Dans **les méthodes spatio-fréquentielles**, les représentations spatio-fréquentielles préservent à la fois les informations globales et locales donc elles sont bien adaptées aux signaux quasi périodiques. En effet, les textures sont des signaux quasi périodiques qui ont une énergie fréquentielle localisée. Ces méthodes permettent de caractériser la texture à différentes échelles.

5) Du point de vue de la synthèse d'image, **les méthodes fractales** sont à part car elles 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.

III.4.4 Méthode utilisée

En imagerie médicale, l'étude se fait surtout sur des tissus mous ayant des structures tout à fait aléatoires et le plus souvent non homogènes, c'est pourquoi la méthode statistique sera préférentiellement utilisée.

Dans ce cas, la texture est décrite par les statistiques de la distribution de niveaux de gris (ou intensité).

III.4.4.1 Méthodes de premier ordre

L'analyse par les méthodes de premier ordre se fait au niveau des pixels individuels d'une région de l'image (ROI). Les paramètres sont calculés à partir de l'histogramme des intensités (ou histogramme du premier ordre). Celui-ci décrit, au niveau de la ROI choisie, la fréquence d'apparition de chaque niveau sur l'échelle des gris.

La moyenne, la variance, le "skewness" et le "kurtosis" sont les paramètres les plus souvent utilisés pour caractériser une texture.

III.4.4.2 Méthodes de second ordre (Matrice de cooccurrence)

Dans les méthodes de premier ordre, qui correspondent à une description de l'histogramme des niveaux de gris, il n'y a pas d'informations sur la localisation du pixel. Il est donc nécessaire d'utiliser des méthodes d'ordre supérieur pour une analyse plus précise.

L'ordre des méthodes est donné par le nombre de pixels mis en jeu dans le calcul des paramètres.

On retiendra, en particulier, la méthode des matrices de cooccurrence [25]

- La méthode de matrice de cooccurrence(ou méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris).

Elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un "motif" formé de deux pixels séparés par une certaine distance d dans une direction particulière par rapport à l'horizontale. Afin de limiter le nombre de calculs, on prend généralement comme valeurs $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ$ et 1 pour la valeur de d . θ

La taille de la matrice est $N*N$, où N correspond au maximum des niveaux de gris de l'image. Pour ne pas avoir une taille de matrice trop élevée, on choisira le plus souvent $N=8, 16$ ou 32 . A titre d'exemple, pour une image possédant cinq niveaux, la matrice de cooccurrence sera de taille 16 (voir schéma ci-dessous) .

1	4	4	3
4	2	3	2
1	2	1	4
1	2	2	3

Image initiale

	1	2	3	4
1	0	2	0	2
2	1	1	2	0
3	0	1	0	0
4	0	1	1	1

Matrice de cooccurrence ($d=1, \theta=0^\circ$) associée

Figure 3.12: Exemple de construction d'une matrice de cooccurrence

A chaque direction θ et pour chaque valeur de d correspond une matrice de cooccurrence $\varphi(d, \theta)$

Les matrices de cooccurrences contiennent les moyennes d'espace du second ordre. Quatorze indices (définis par Haralick) qui correspondent à des caractères descriptifs des textures peuvent être calculés à partir de ces matrices.

Nous ne présentons ici que six de ces indices:

1. La moyenne

$$\sum_i \sum_j p(i,j)$$

(III.15)

Où $p(i, j)$ correspond aux éléments de la matrice de cooccurrence ; c'est à dire à la probabilité de passer d'un pixel de niveau de gris i à un pixel de niveau j .

2. La variance

$$\sum_i \sum_j (i - \text{MOY})^2 p(i,j)$$

(III.16)

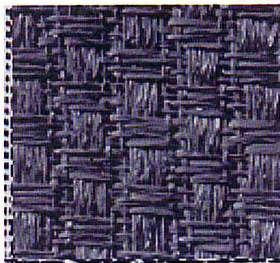
Elle caractérise la distribution des niveaux de gris autour de la valeur moyenne MOY calculée précédemment.

3. Le contraste

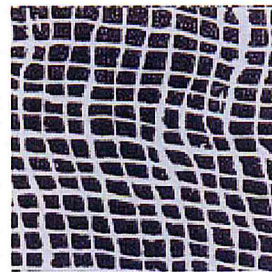
Elle mesure les variations locales des niveaux de gris (cf. Figure 3.15). Si elles sont importantes (c'est à dire s'il existe peu de régions homogènes), alors le contraste sera élevé. Ce paramètre permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale.

$$\sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i,j)$$

(III.17)



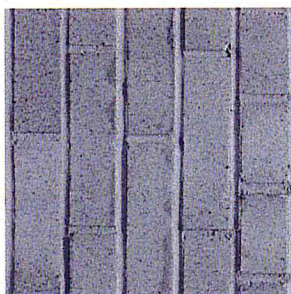
a. CONT=120.17



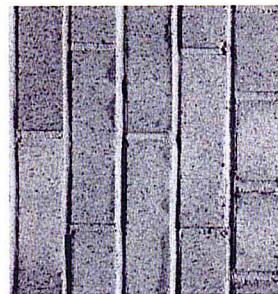
b. CONT=625.81

Figure 3.13 : Illustration du contraste sur deux textures de Brodatz différentes

La texture b possède plus de transitions que l'image de gauche et donc moins de régions homogènes. Son contraste est plus élevé.



a. CONT=41.663



b. CONT=142.288

Figure 3.14 : Illustration du contraste sur une même texture de Brodatz

Une texture (cf. Figure 3.19) apparaît plus nette lorsque le contraste est plus élevé (b), les transitions entre niveaux de gris sont alors plus visibles.

4. La corrélation

Ce paramètre est donné par la relation suivante ;

$$CORR = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j)}{\sqrt{\sum_i (i - \mu_x)^2 p(i, j) \sum_j (j - \mu_y)^2 p(i, j)}}$$

(III.18)

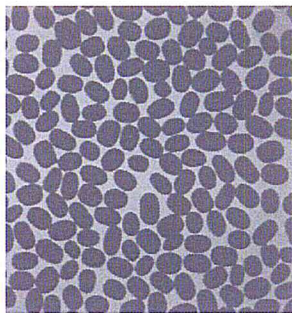
Où μ_x et μ_y représentent les moyennes respectivement des lignes et des colonnes de la matrice.

5. L'entropie

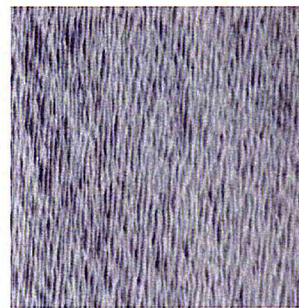
Mesure la complexité de l'image (cf. Figure 3.17). Lorsque les valeurs de la matrice sont presque toutes égales, l'entropie est élevée.

$$ENT = \sum_i \sum_j p(i,j) \log_2 p(i,j) \quad (\text{III.19})$$

Elle permet de caractériser le degré de granulation de l'image. Plus l'entropie est élevée et plus la granulation est grossière.



a. ENT=6.70



b. ENT=4.74

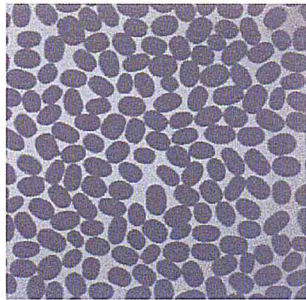
Figure 3.15 : Illustration de l'entropie

La texture b semble "moins lisse" que la texture a

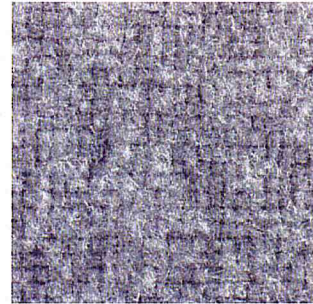
5. L'homogénéité

$$HOM = \sum_i \frac{1}{1 + (i - \bar{i})^2} p(i,j) \quad (\text{III.20})$$

Ce paramètre a un comportement inverse du contraste. Plus la texture possède de régions homogènes et plus le paramètre est élevé.



a. HOM=0.03



b. HOM=0.0021

Figure 3.16 : Illustration de l'homogénéité

La texture a possède plus de régions homogènes que la texture b, son paramètre HOM est plus élevé.

CONCLUSION

Nous avons vu dans ce chapitre les éléments de base de l'analyse multirésolution par ondelettes et présenté son mode d'application à une image.

La deuxième partie de ce chapitre a été consacrée à l'étude de l'extraction des caractéristiques de texture, en passant par la matrice de cooccurrence et en présentant les paramètres de Haralick.

Dans le chapitre suivant, nous allons concevoir un système d'indexation et de recherche d'images basé sur l'analyse multirésolution et texturale.

Chapitre 4

Conception, test et interprétation

INTRODUCTION

Le système que nous avons élaboré est un système d'indexation et de recherche d'images par le contenu, touchant le domaine médical et qui a pour but d'aider les médecins à donner un premier diagnostic concernant les pathologies mammaires. Dans ce chapitre nous allons présenter notre application, son interface et son mode de fonctionnement ainsi que les tests sur différentes images.

IV .1 CONCEPTION DU SYSTEME

IV .1.1 Conception globale

Notre système d'indexation d'images mammographiques suivant l'analyse multirésolution et texturale est donné par la conception suivante:

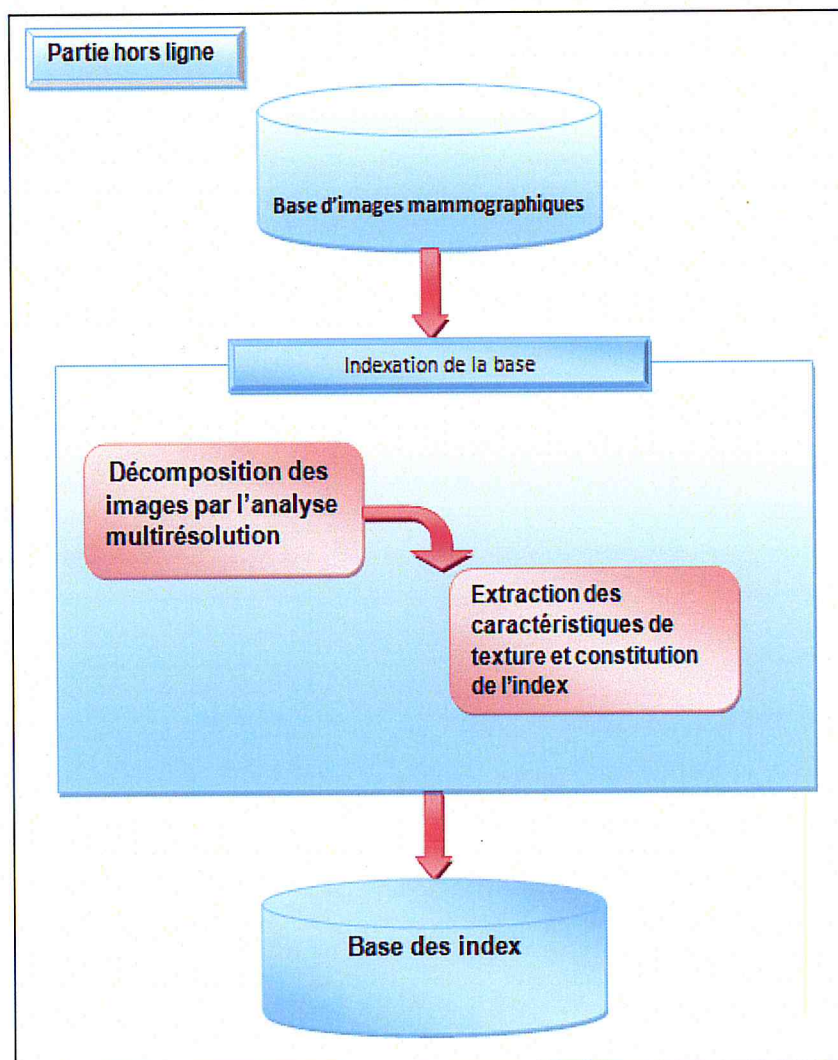


Figure 4.1 : Conception globale du système (Etape hors ligne)

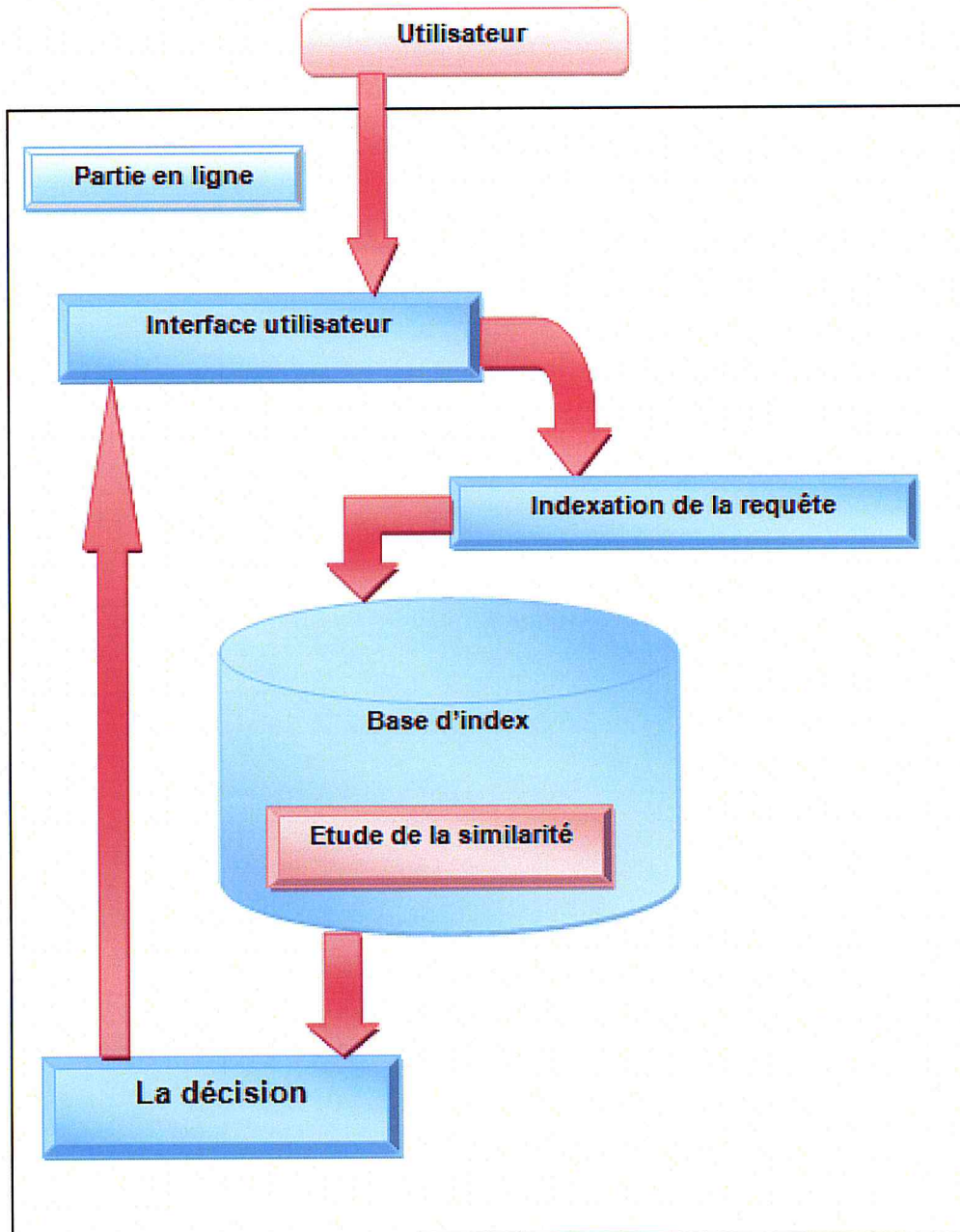


Figure 4.2 : Conception globale du système (Etape en ligne)

IV.1.2 Conception détaillée

Comme nous venons de le voir dans la conception globale notre système se compose de deux parties :

- La partie hors ligne, et la partie en ligne.

IV.1.2.1 La partie hors ligne

Dans cette partie nous nous intéressons principalement à l'indexation de notre base d'images mammographiques afin de créer la base d'index.

Pour ce fait nous allons passer par deux étapes :

- La décomposition des images par l'analyse multirésolution en se basant sur les filtres de Daubechies.
- L'extraction des caractéristiques de texture (corrélation, homogénéité, contraste, entropie et variance).

IV.1.2.1.1 Décomposition des images par l'analyse multirésolution

Dans cette étape le système va décomposer l'image de la base étudiée, par le filtre de Daubechies suivant le choix de l'utilisateur d'un, de deux ou de trois niveaux de décomposition (figure 4.3).

Les différentes étapes de cette décomposition se font suivant :

- Charger l'image.
- Pour i allant de 1 jusqu'à nombre de niveaux :
- Décomposer l'image par le filtre de Daubechies.
- Récupérer les détails horizontaux.
- Récupérer les détails verticaux.
- Récupérer les détails diagonaux.
- Fin.

Dans la fonction de décomposition, nous avons en paramètres d'entrée :

- L'image à décomposer.

- Le nombre de niveaux de décomposition.

La figure 4.3 est un exemple d'application de la fonction de décomposition sur une image mammographique avec trois niveaux de décomposition.

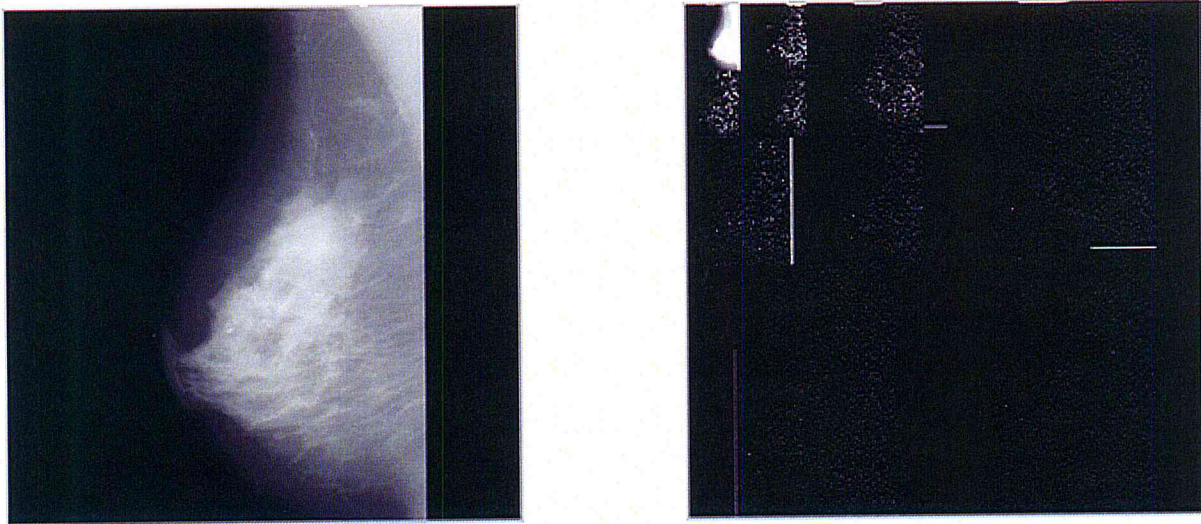


Figure 4.3 : Décomposition d'une image par trois niveaux.

IV.1.2.1.2 Extraction des caractéristiques de texture

Dans cette partie nous allons procéder à l'extraction des caractéristiques de texture de l'image décomposée, et cela en passant par trois étapes (figure 4.4) :

- Extraction de la matrice de cooccurrence.
- Calcul des paramètres d'Haralick.
- Constitution de la signature.

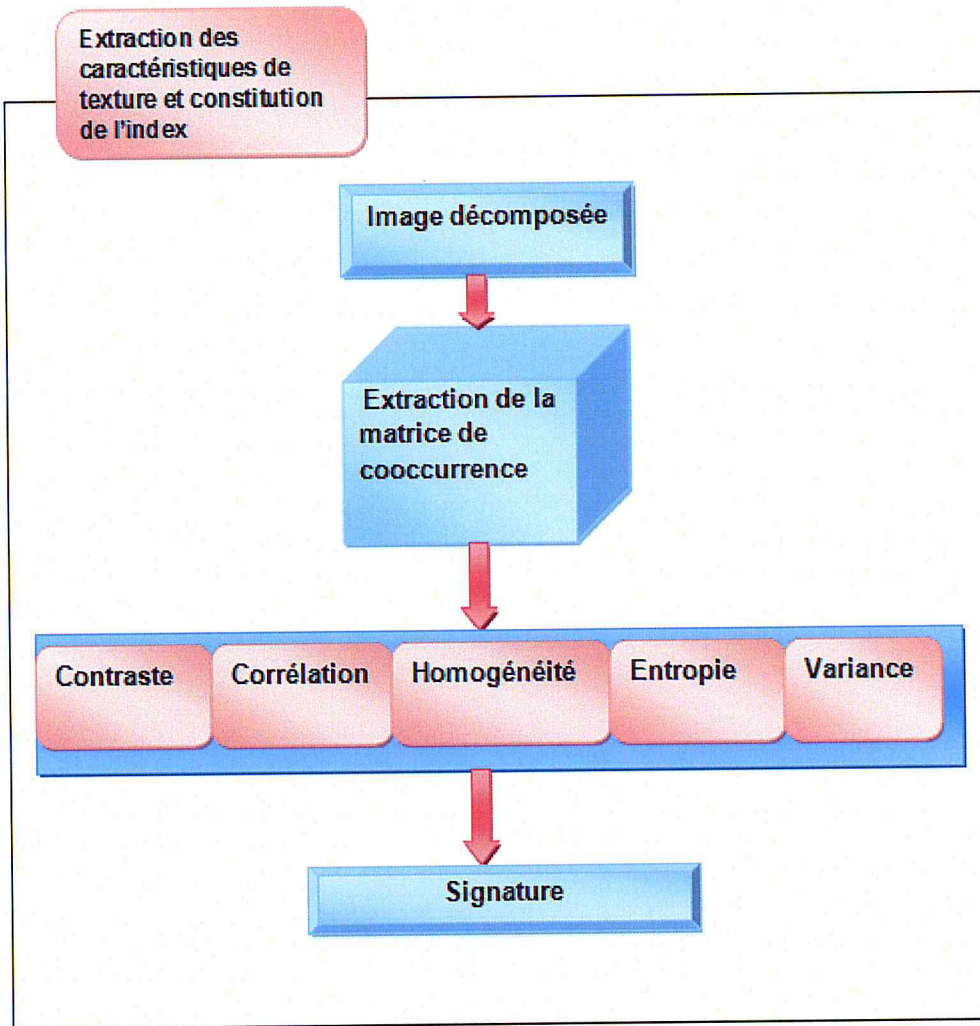


Figure 4.4 : Extraction des caractéristiques de texture

- **La matrice de cooccurrence**

Dans cette partie nous avons procédé à l'extraction de la matrice de cooccurrence de l'image décomposée avec une distance entre deux pixels $d=1$ et une direction $\theta=0^\circ$.

Cette extraction se base sur les étapes suivantes :

- Charger l'image décomposée.
- Initialiser la matrice de cooccurrence (C) à zéro.
- Si (direction=0) alors
- Pour i allant de 1 jusqu'à nombre de lignes :
- Pour j allant de 1 jusqu'à (nombre de colonnes - distance) :
- $C(A(i, j), A(i, j+distance))=C(A(i, j),A(i, j+distance))+1$.
- Fin
- Fin
- Fin

Cette fonction possède comme paramètres d'entrée :

- L'image décomposée.
- La direction θ .
- La distance entre deux pixels.

- **Calcul des paramètres d'Haralick**

Le but de l'extraction de la matrice de cooccurrence est le calcul des quatorze paramètres d'Haralick, néanmoins nous avons limité notre application à calculer que cinq de ces paramètres qui sont : le contraste, la corrélation, l'homogénéité, l'entropie et enfin la variance.

Cette extraction s'effectue suivant les étapes ci-dessous :

- **Le contraste**

- Charger la matrice de cooccurrence(P).

- Pour a allant de 1 jusqu'à nombre de lignes :

- Pour b allant de 1 jusqu'à nombre de colonnes :

- Si P (a, b) est différent de zéro alors :

- $$\text{Contraste} = \sum_a \sum_b (a - b)^2 * P(a, b)$$

- **La corrélation**

- Charger la matrice de cooccurrence(P).

- Pour a allant de 1 jusqu'à nombre de lignes :

- Pour b allant de 1 jusqu'à nombre de colonnes :

- Corrélation=

- $$\sum_a \sum_b (a - (\text{moy lignes})) * (b - (\text{moy colonnes})) * P(a, b)$$

- **L'homogénéité**

- Charger la matrice de cooccurrence (P).

- Pour a allant de 1 jusqu'à nombre de lignes :

- Pour b allant de 1 jusqu'à nombre de colonnes :

- $$\text{Homogénéité} = \sum_{a,b} \frac{1}{1 + (a - b)^2} p(a, b)$$

- **L'entropie**

- Charger la matrice de cooccurrence (P).
- Pour a allant de 1 jusqu'à nombre de lignes :
- Pour b allant de 1 jusqu'à nombre de colonnes :

- Entropie =
$$\sum_a \sum_b P(a, b) \log P(a, b)$$

- **La variance**

- Charger la matrice de cooccurrence (P).
- Pour a allant de 1 jusqu'à nombre de lignes :
- Pour b allant de 1 jusqu'à nombre de colonnes :

- Variance =
$$\sum_a \sum_b (a - \text{MOY})^2 p(a, b)$$

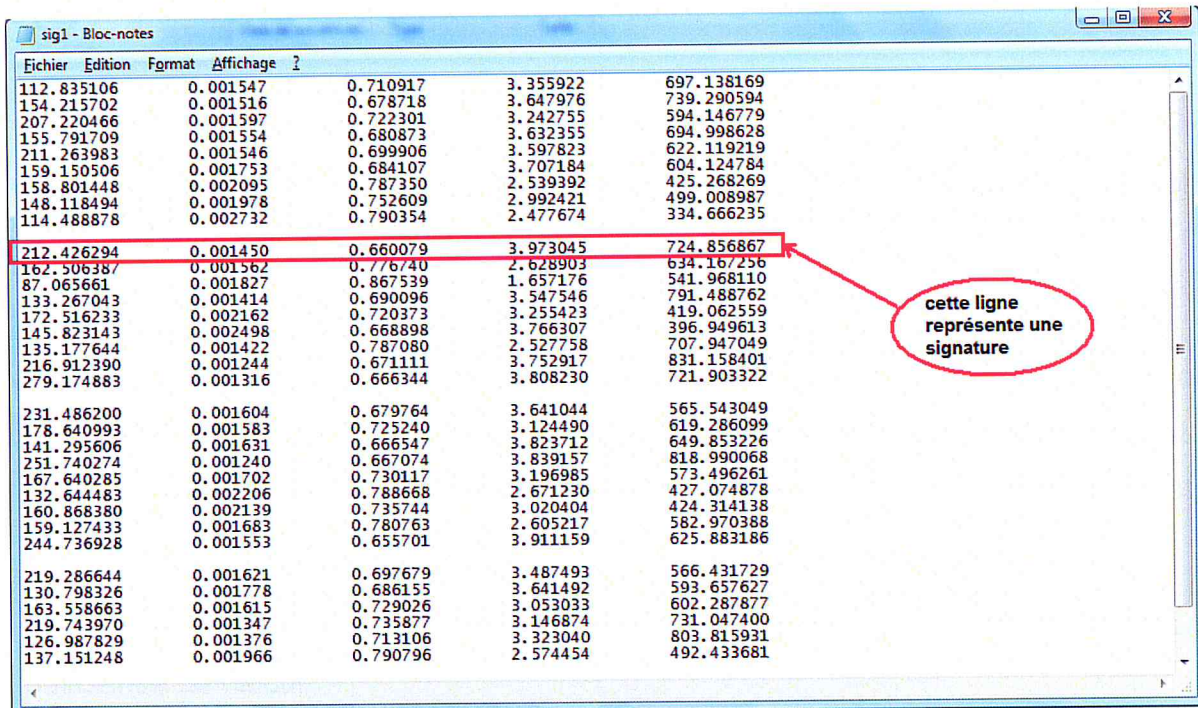
- **Constitution de la signature**

A partir des paramètres calculés notre application va structurer l'index sous forme de vecteur suivant les étapes ci-dessous :

- Charger les paramètres calculés.
- Structurer les paramètres sous forme de vecteur.

IV.1.2.1.3 La base d'index

Après l'étape d'extraction de caractéristiques de texture et structuration de l'index, on a enregistré les signatures des images dans un fichier texte qui représente la base d'index. La figure suivante illustre la base d'index obtenue



Fichier	Edition	Format	Affichage		
112.835106	0.001547	0.710917	3.355922	697.138169	
154.215702	0.001516	0.678718	3.647976	739.290594	
207.220466	0.001597	0.722301	3.242755	594.146779	
155.791709	0.001554	0.680873	3.632355	694.998628	
211.263983	0.001546	0.699906	3.597823	622.119219	
159.150506	0.001753	0.684107	3.707184	604.124784	
158.801448	0.002095	0.787350	2.539392	425.268269	
148.118494	0.001978	0.752609	2.992421	499.008987	
114.488878	0.002732	0.790354	2.477674	334.666235	
212.426294	0.001450	0.660079	3.973045	724.856867	
162.506387	0.001562	0.776740	2.628903	634.167256	
87.065661	0.001827	0.867539	1.657176	541.968110	
133.267043	0.001414	0.690096	3.547546	791.488762	
172.516233	0.002162	0.720373	3.255423	419.062559	
145.823143	0.002498	0.668898	3.766307	396.949613	
135.177644	0.001422	0.787080	2.527758	707.947049	
216.912390	0.001244	0.671111	3.752917	831.158401	
279.174883	0.001316	0.666344	3.808230	721.903322	
231.486200	0.001604	0.679764	3.641044	565.543049	
178.640993	0.001583	0.725240	3.124490	619.286099	
141.295606	0.001631	0.666547	3.823712	649.853226	
251.740274	0.001240	0.667074	3.839157	818.990068	
167.640285	0.001702	0.730117	3.196985	573.496261	
132.644483	0.002206	0.788668	2.671230	427.074878	
160.868380	0.002139	0.735744	3.020404	424.314138	
159.127433	0.001683	0.780763	2.605217	582.970388	
244.736928	0.001553	0.655701	3.911159	625.883186	
219.286644	0.001621	0.697679	3.487493	566.431729	
130.798326	0.001778	0.686155	3.641492	593.657627	
163.558663	0.001615	0.729026	3.053033	602.287877	
219.743970	0.001347	0.735877	3.146874	731.047400	
126.987829	0.001376	0.713106	3.323040	803.815931	
137.151248	0.001966	0.790796	2.574454	492.433681	

Figure 4.5 : Base d'index

IV .1.2.2 Partie en ligne

Dans cette étape, l'utilisateur interagit avec le système, grâce à l'interface et aux boutons mis à sa disposition, il introduit une image requête afin qu'elle soit traitée de la même manière que les images de la base.

- **Calcul de similarité**

Cette étape représente l'étape de recherche, dans laquelle l'application va parcourir la base d'index et calculer la distance euclidienne entre la signature de l'image requête et les signatures des images de la base.

- **La décision**

La décision sera prise en fonction du nombre d'images proches à l'image requête. Autrement dit, elle sera favorable à la catégorie dans laquelle le nombre d'images proche est le plus élevé.

IV .2 ENVIRONNEMENT DE DEVELOPPEMENT

Cette partie décrit l'environnement matériel et logiciel avec lequel nous avons réalisé ce projet de fin d'études.

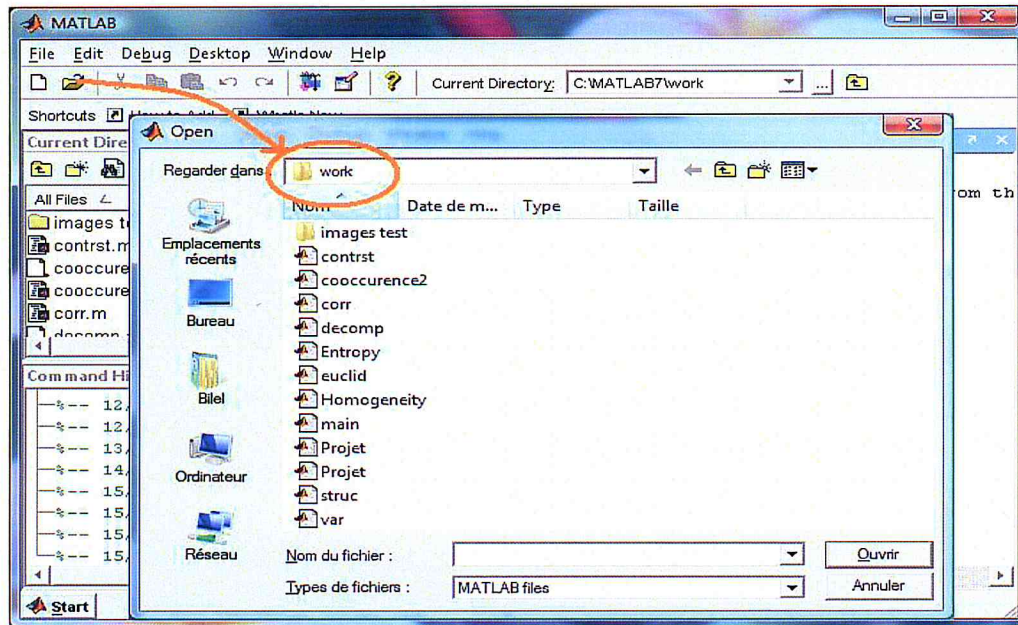


Figure 4.7 : L'espace de travail Matlab

IV.2.2 Environnement matériel

L'application a été développée à l'aide d'un micro-ordinateur portable Acer TravelMate 5720 ayant les caractéristiques suivantes :

- Processeur Intel core 2 duo T5670, 1.8 GHZ.
- Disque dur de capacité 320 Go.
- 3Go de RAM.
- Ecran LCD 15.4"

IV .3 LA BASE D'IMAGES

Nous avons travaillé avec une base d'images qui contient 50 images. La taille des images est de 1024*1024 pixels. Nous nous sommes procuré cette base par le biais du Laboratoire de Recherche pour le Développement des Systèmes Informatiques (LRDSI) de l'université Saad Dahlab de Blida. La figure suivante, illustre quelques images de la base.

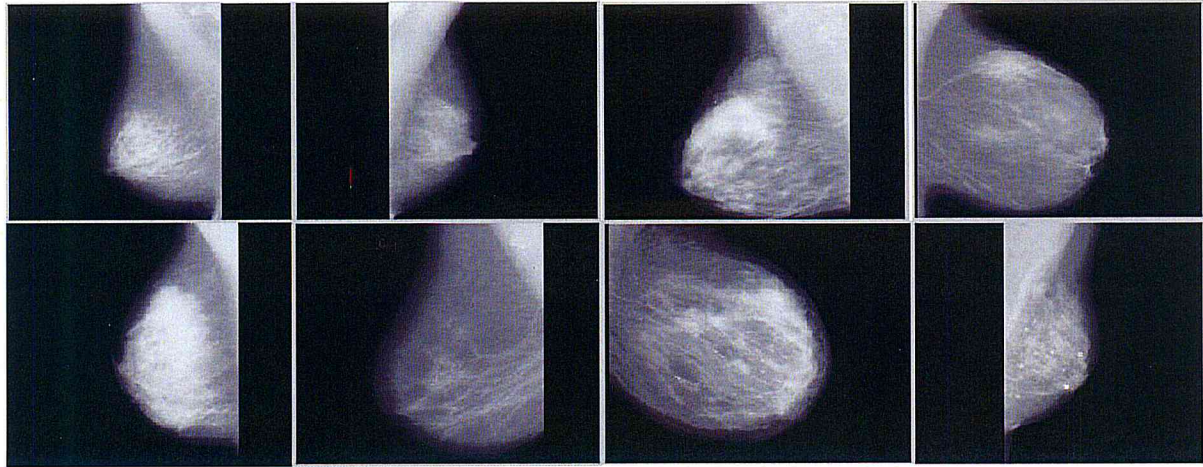


Figure 4.8 : Une sélection de la base d'images

IV. 4 PRESENTATION DE L'INTERFACE

L'interface de notre système présente les différentes étapes de nos traitements (cf. Figure 4.9)

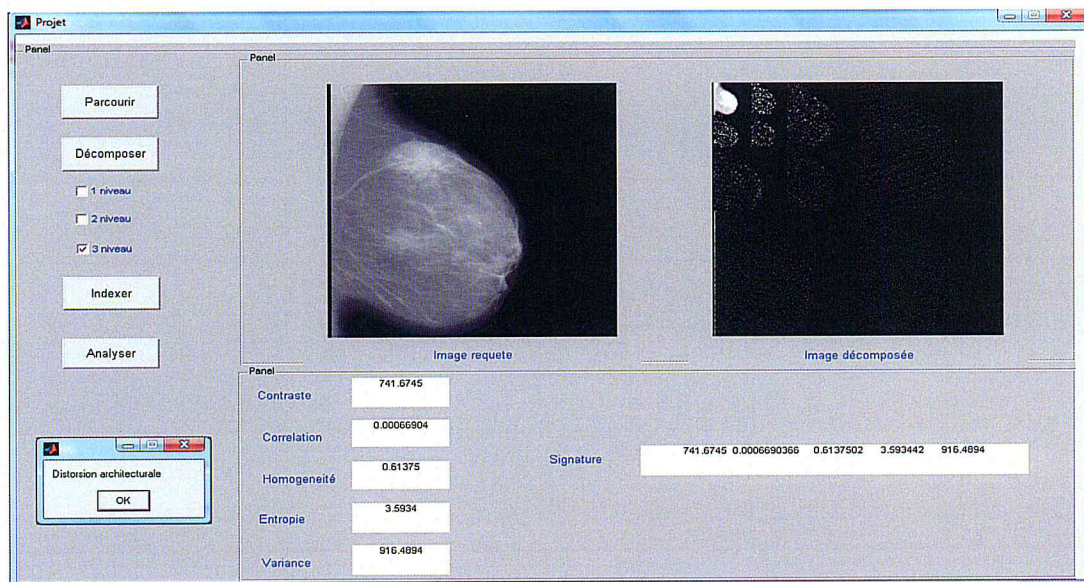


Figure 4.9 : Interface de l'application

IV .4.1 Les zones de l'interface

L'interface de notre application se décompose en 4 zones :

- **La zone requête** : c'est la zone ou sera affichée l'image requête fournie par l'utilisateur afin qu'elle soit traitée.

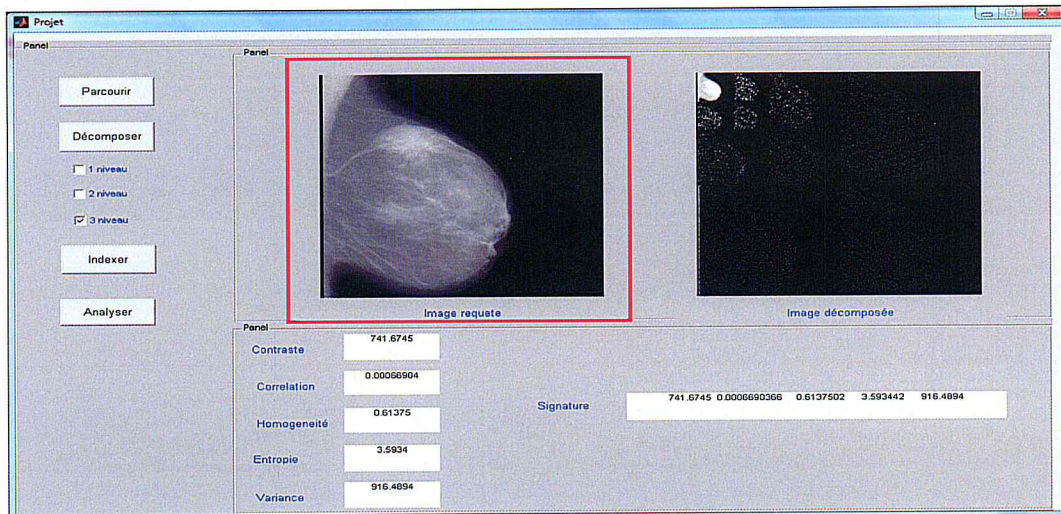


Figure 4.10 : Zone requête

- **La zone de décomposition** : C'est la zone ou sera affichée la décomposition de l'image requête par l'analyse multirésolution.

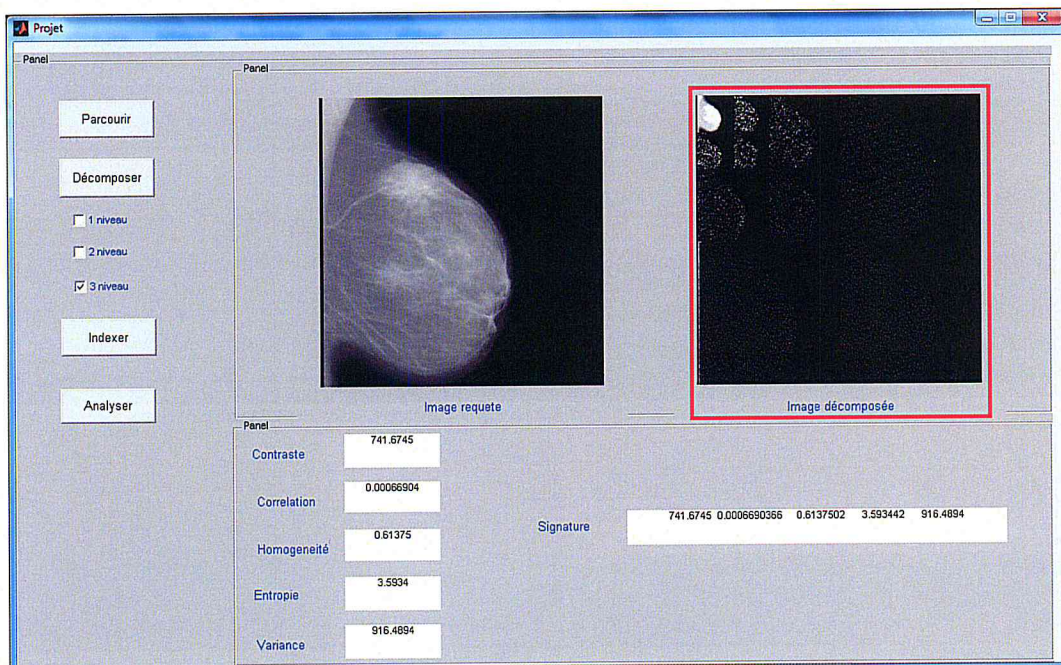


Figure 4.11 : Zone de décomposition

- **La zone d'indexation** : Cette zone se compose en 6 listbox; chaque listbox affichera la valeur d'un des cinq paramètres calculés à partir de l'image requête à savoir (le contraste, la corrélation, l'homogenité, l'entropie et enfin la variance), et la 6eme listbox affichera la signature de l'image requête.

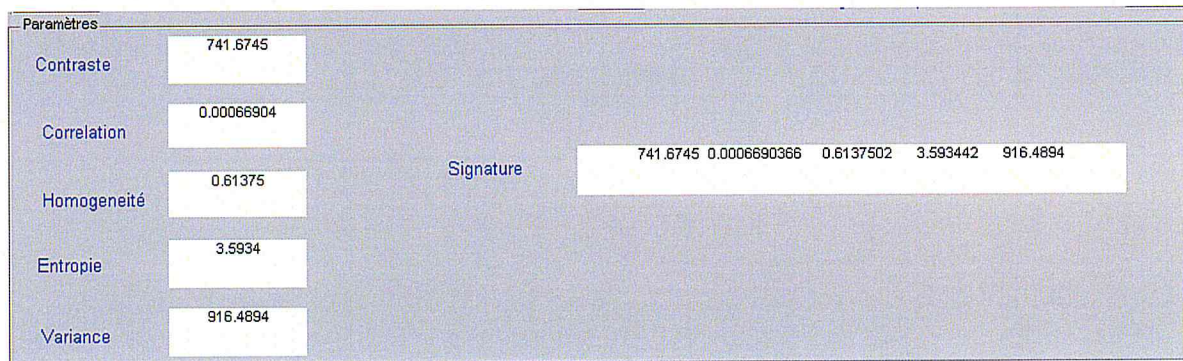


Figure 4.12 : Zone d'indexation

- **La zone résultat** : Elle est représentée par une boîte de dialogue qui contient la décision correspondant au diagnostic.



Figure 4.13 : Zone résultat

IV.4.2 Les boutons de l'interface

Notre interface contient 4 boutons qui possèdent les fonctionnalités suivantes :

- **Parcourir** : ce bouton (cf. Figure 4.14) permet de charger l'image requête à partir de l'explorateur windows de l'ordinateur ou d'un tout autre support physique.

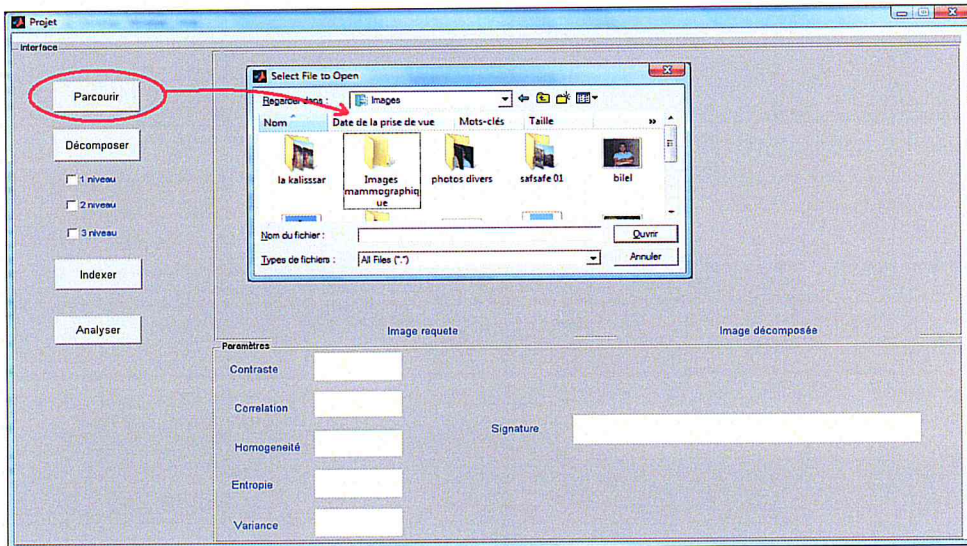


Figure 4.14 : Bouton parcourir

- **Décomposer** : ce bouton comme son nom l'indique permet de décomposer l'image requête par l'analyse multirésolution (filtre de Daubechies) en un, deux ou trois niveaux de décomposition.

Nous présentons la procédure de la méthode d'analyse multirésolution :

```

Editor - C:\MATLAB\work\decomp.m*
File Edit Text Cell Tools Debug Desktop Window Help
[Icons] Stack: Base
1 function Plotmat =decomp(X,Nb_niveau)
2 % Foction de décomposition.
3 % X représente l'image.
4 %Nb niveau représente le nombre de niveaux
5 % Load original image.
6
7 - ap = X ;
8 - Plotmat = uint8(size(X));
9 - Data = []; % Vide et va contenir les resultats
10 % - Data est destiné a etre un vecteur de cellules : help cell
11 % - Data(i) est la cellule i de Data,
12 % on va y mettre une structure :
13 % help struct
14 - for n=1:Nb_niveau
15 -     [ap,dh,dv,dd]=dwt2(ap,'db4');
16 -     % Mettre le resultats dans la structure
17
18 -     Data(n) = struct('ap',ap,'dh',dh,'dv',dv,'dd',dd);
19 -     % Pour le plot :
20 -     Plotmat(1:size(ap/4,1),1:size(ap/4,2)) = ap/4;
21 -     Plotmat(1:size(dh*16,1),size(ap/4,2)+1:size(ap/4,2)+size(dh*16,2)) = dh*16;
22 -     Plotmat(size(ap/4,1)+1:size(ap/4,1)+size(dv*16,1),1:size(dv*16,2)) = dv*16;
23 -     Plotmat(size(dh*16,1)+1:size(ap/4,1)+size(dd*16,1),size(dv*16,2)+1:size(ap/4,2)+size(dd*16,2)) = dd*16;
24
25
26 - end
27

```

Figure 4.15 : Fonction de la méthode d'analyse multirésolution.

Dans cette fonction (**decomp**), nous avons en paramètres d'entrée :

X : Représente l'image à décomposer ;

Nb_niveau : Représente le nombre de niveaux de décomposition.

Nous présentons ci-dessous quelques résultats de la décomposition suivant trois niveaux.

1. Un niveau de décomposition

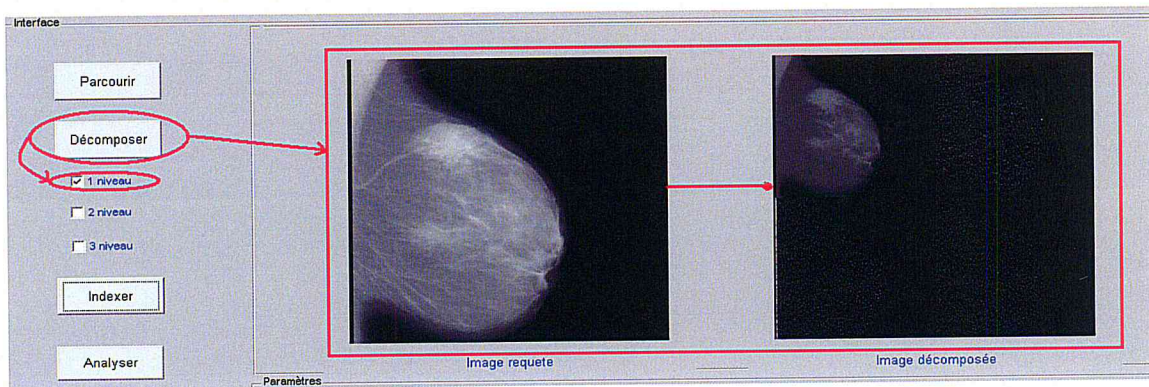


Figure 4.16 : un niveau de décomposition

2. Deux niveaux de décomposition

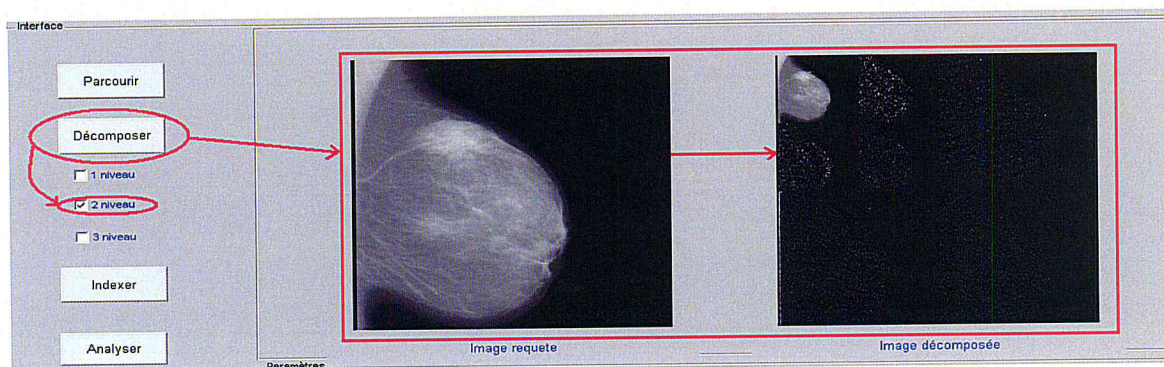


Figure 4.17 : Deux niveaux de décomposition

3. Trois niveaux de décomposition

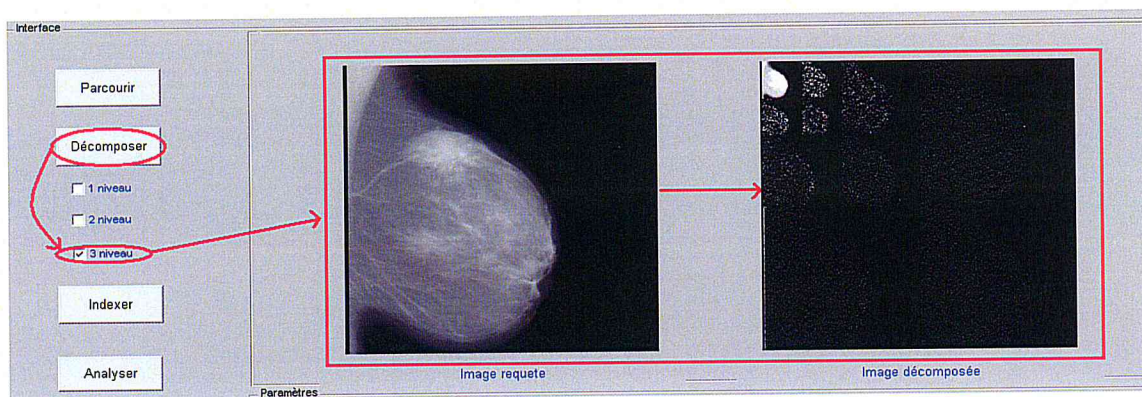


Figure 4.18 : Trois niveaux de décomposition.

- **Indexer** : ce bouton permet le calcul de la signature de l'image requête et ceci en passant par trois étapes :
 - La première représente l'extraction de la matrice de cooccurrence de l'image,
 - la seconde est le calcul des cinq paramètres précédemment mentionnés à partir de la matrice de cooccurrence,
 - et enfin la troisième étape représente la vectorisation de tous les paramètres calculés en un vecteur qui est la signature de l'image.

Nous présentons ci-dessous les différentes procédures de l'extraction de la matrice de cooccurrence, le calcul des différents paramètres de texture ainsi la procédure d'indexation.

```

Editor - C:\MATLAB7\work\cooccurrence2.m*
File Edit Text Cell Tools Debug Desktop Window Help
[Icons] Stack: Base
7 function C=cooccurrence2(A,Angle,distance);
8
9 [M,N]=size(A);
10 A=A+1;
11 MIN=min(min(A));
12 MAX=max(max(A));
13
14 if(MIN<0 | MAX>256)
15     Error='Input image must be grayscale 0-255'
16     % break;
17 end
18 if((Angle~=0) & (Angle~=45) & (Angle~=90))
19     Error='Invalid_angle'
20     % break;
21 end
22 d=round(distance);
23 if(distance<0 | distance >M | distance>N)
24     Error='Invalid_distance (negative or larger than image size)'
25     %break;
26 end
27
28
29
30 %=====
31 % initialize co-occurrence matrix
32 C=zeros(256,256);
33
34 % Calculate the co-occurrence matrix for Angle=0
35 if (Angle==0)
36     for i=1:M
37         for j=1:(N-d)
38             C(A(i,j),A(i,j+d))=C(A(i,j),A(i,j+d))+1;
39         end
40     end
41 end

```

Figure 4.19 : Fonction de calcul de la matrice de cooccurrence.

Cette fonction possède comme paramètres d'entrée :

A : Représente l'image décomposée.

Angle : Représente la direction θ .

Distance : représente la distance entre deux pixels

La procédure suivante expose l'extraction d'un des paramètres utilisés, la variance ;

```

Editor - C:\MATLAB7\work\var.m
File Edit Text Cell Tools Debug Desktop Window Help
[Icons] Stack: Base
1 % contrst.m
2 % calculates the contrast given a co-occurrence matrix, P
3
4 function [var] = variance(P)
5
6 - [A,B] = size(P);
7 - moy=0;
8 - var = 0;
9
10 - for a = 1:A
11 -     for b = 1:B
12 -         if P(a,b) ~= 0
13 -             moy=sum(P(a,b));
14 -             var = var + ((a-moy)^2)*P(a,b);
15 -         end
16 -     end
17 - end
18
    
```

Figure 4.20 : Fonction calculant la variance

Cette fonction possède comme paramètre d'entrée :

P : Représente la matrice de cooccurrence de l'image.

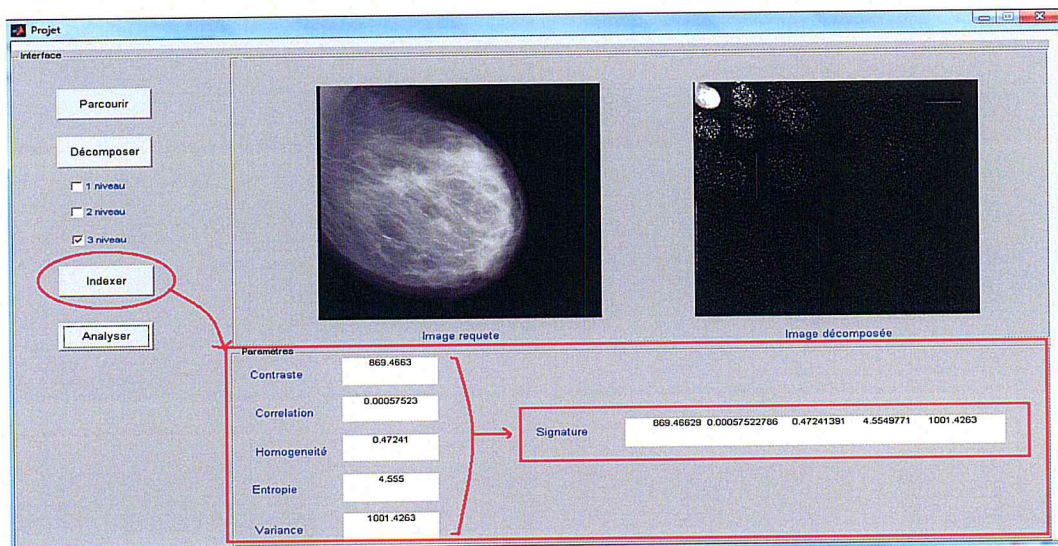


Figure 4.21 : Bouton indexer

- **Analyser** : ce bouton va permettre d'effectuer une analyse en parcourant la base d'index et en calculant la distance euclidienne entre l'index de l'image requête et ceux des images de la base pour ensuite donner un diagnostic en fonction du nombre d'images similaires à l'image requête de chaque catégorie. (cf. Figure 4.22)

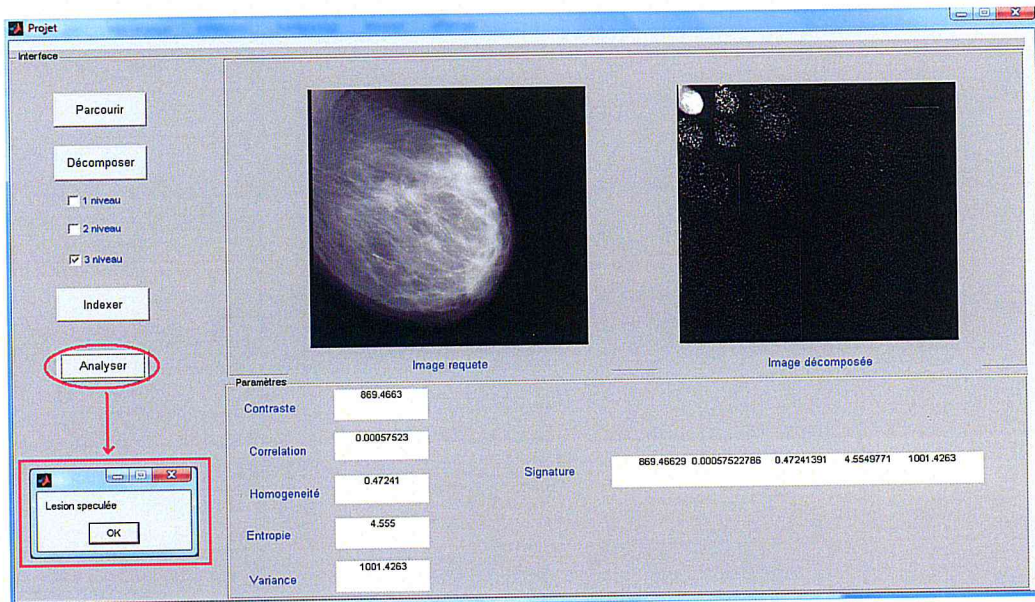


Figure 4.22 : Bouton analyser

IV .5 TESTS ET INTERPRETATIONS

Dans cette section, nous avons testé notre application en utilisant la base d'images mammographiques disponibles au niveau du laboratoire LRDSI.

La figure suivante illustre le cas d'une image mammographique normale.

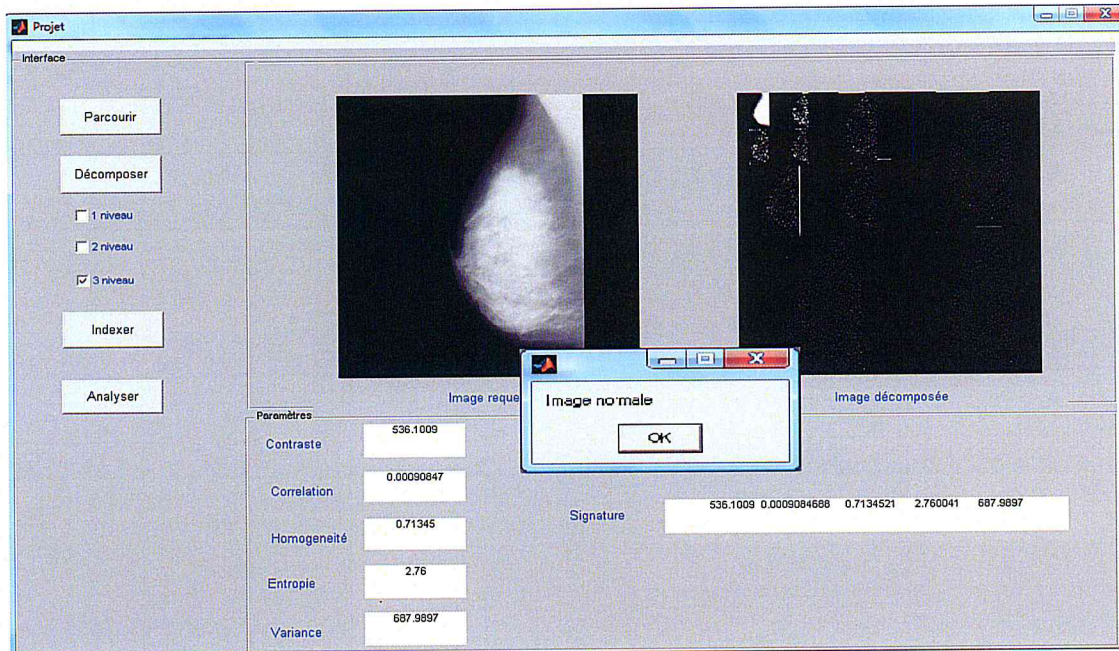


Figure 4.23 : Test de l'application sur un patient sain

Après avoir analysé l'image requête, notre application retourne le résultat affiché dans la boîte de dialogue comme la montre la figure ci-dessus. Dans le cadre de cet exemple, l'application a trouvé le nombre d'images proches le plus élevé dans la catégorie **images normales**, ce qui est exact.

IV.5.1 Tests

Afin de valider notre application, nous avons effectué plusieurs tests expérimentaux ; sur des images présentant des calcifications, des distorsions architecturales et des cas sains. Nous avons également testé notre système d'indexation sur des images différentes, telles qu'une image rétinienne. Les résultats obtenus sont donnés ci-dessous :

Test1 : image avec calcification (un niveau de décomposition)

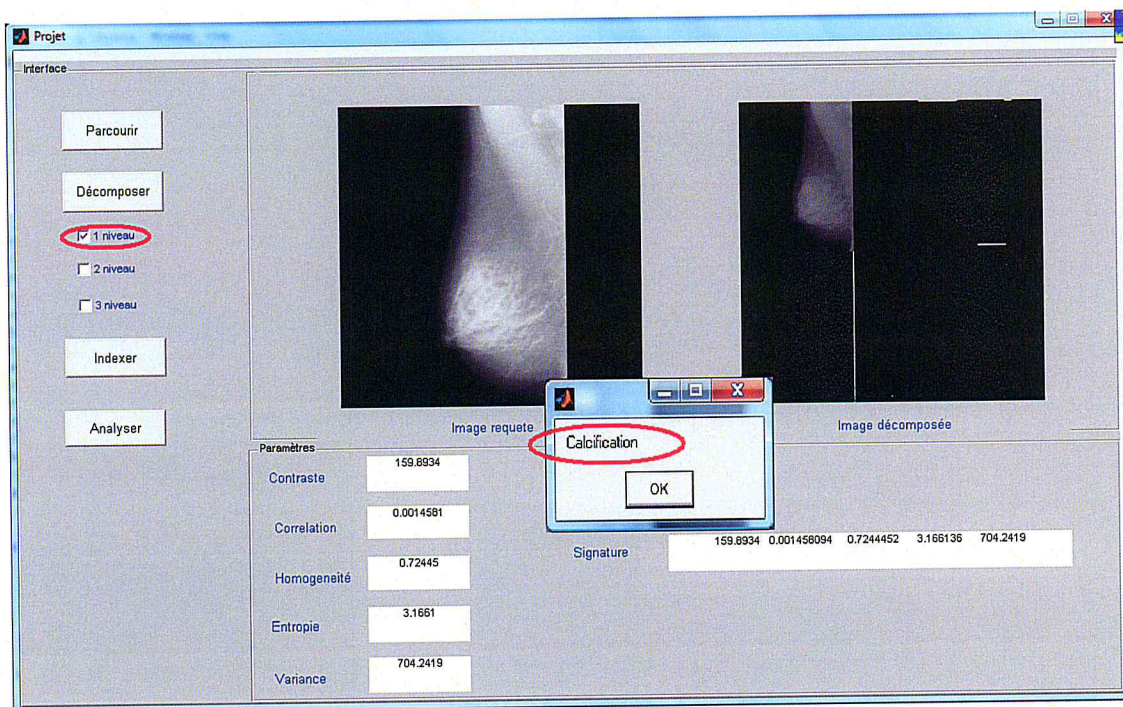


Figure 4.24 : test avec calcification

-Nous remarquons dans cet exemple que l'application fournit un bon diagnostic.

Test 2 : Image normale (patient sain) avec un niveau de décomposition.

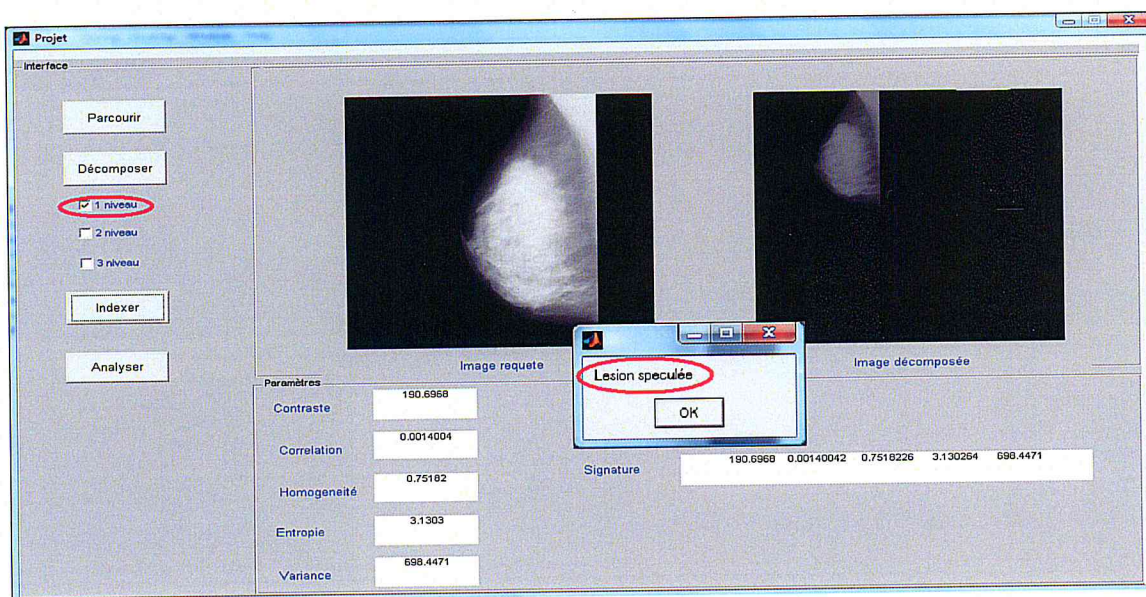


Figure 4.25 : Test de l'application sur un patient sain

-Contrairement au test précédent, sachant que l'image requête représente une image d'un patient sain nous remarquons d'après la figure ci-dessus que le résultat est erroné et que l'application donne un mauvais diagnostic.

Test 3 : Image normale (patient sain) avec deux niveaux de décomposition

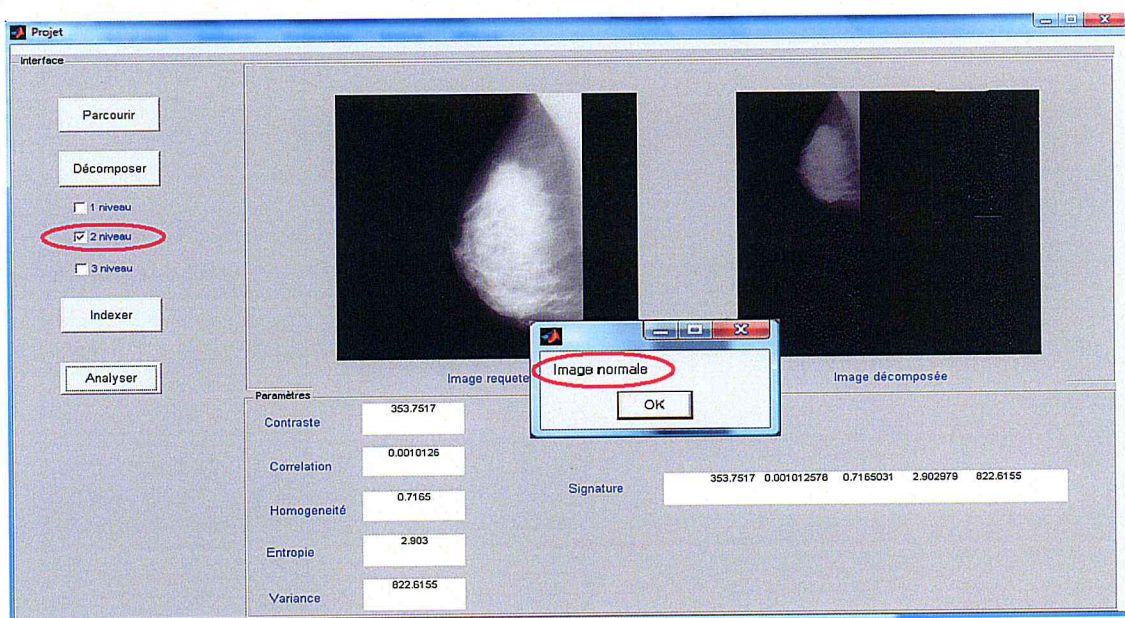


Figure 4.26 : Test de l'application avec 2 niveaux de décomposition

Nous remarquons dans ce test qu'avec la même image du test précédent mais avec 2 niveaux de décomposition nous obtenons le bon diagnostic.

Test 4 : image avec distorsion architecturale (3 niveaux de décomposition)

Dans ce test, comme le montre la figure ci-dessous nous sommes parvenus à un bon diagnostic qu'au troisième niveau de décomposition.

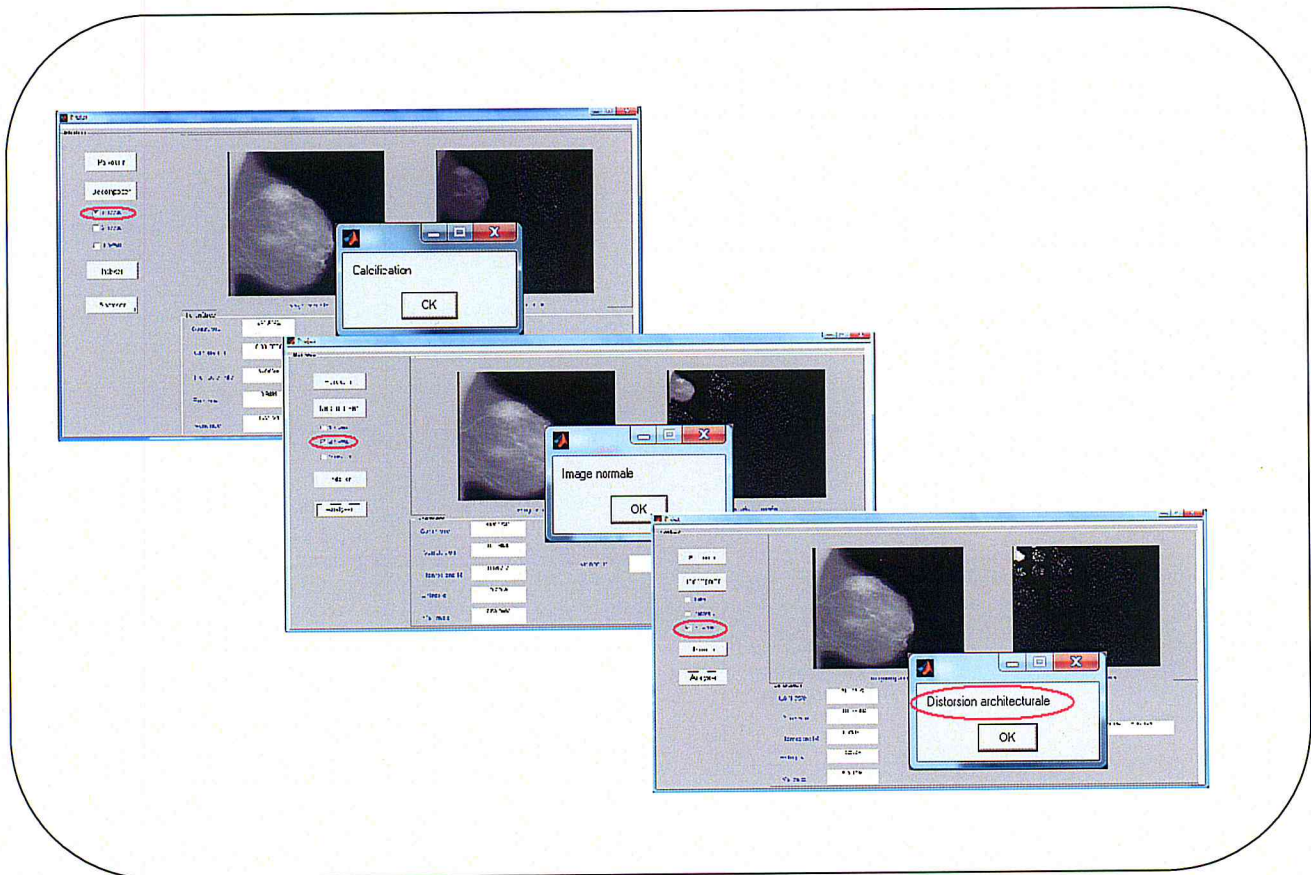
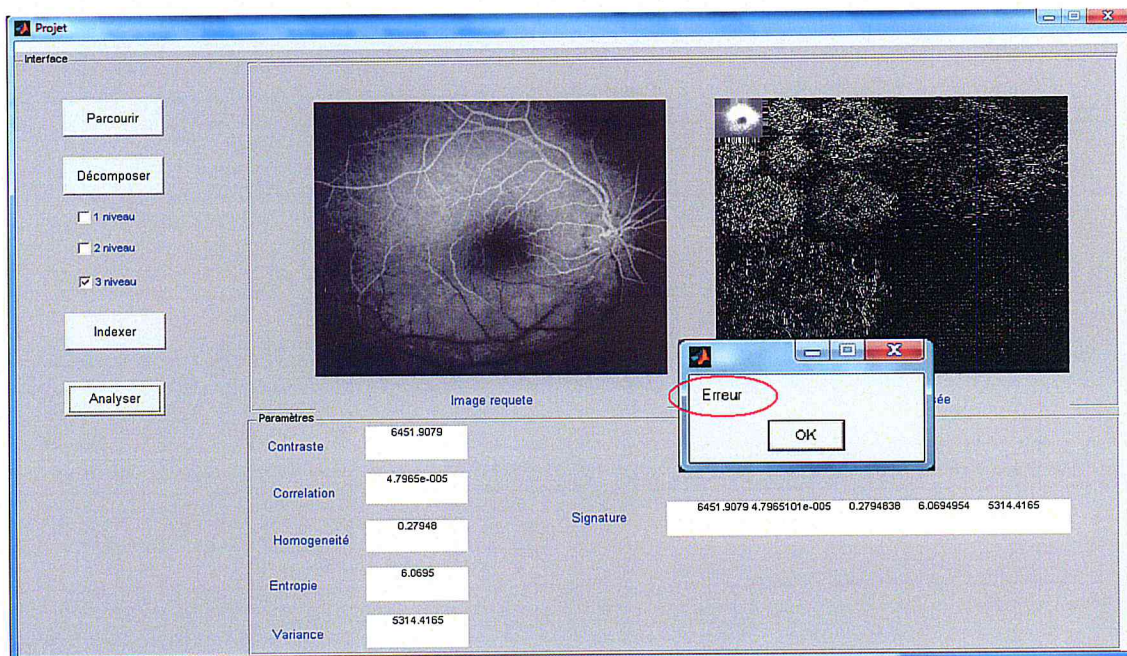


Figure 4.27 : Test de l'application avec 3 niveaux de décomposition

Remarque

A chaque fois qu'on augmente le niveau de décomposition, on obtient de meilleurs résultats ; l'analyse multi résolution permet donc d'affiner la fiabilité des résultats.

Test 5 : test sur une image rétinienne**Figure 4.28 : Image rétinienne**

L'application affiche le résultat « erreur » car cela, ne correspond pas à une image mammographique (la distance euclidienne entre cette dernière et les images de la base est très grande).

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le système d'indexation et de recherche par le contenu d'images mammographiques ainsi que les résultats des tests effectués sur différents types (cas sain, cas de distorsions architecturales, cas de calcifications). En fonction du niveau de décomposition et du contenu de l'image, certains résultats sont jugés positifs et d'autres négatifs (cf. Figure 4.25). Nous avons constaté que l'utilisation de l'analyse multirésolution suivant les différents niveaux de décomposition, a permis d'affiner davantage la recherche et rendre ainsi l'application encore plus fiable.

Conclusion générale perspectives

Conclusion

Bien qu'ils existent depuis presque dix ans, les moteurs de recherche d'images médicales arrivent peu à peu à maturité. Ils sont capables de comparer des images entre elles et leurs résultats, qui devront être encore améliorés, sont déjà très satisfaisants.

Les résultats obtenus satisfont aux objectifs assignés. Tout d'abord pour nous introduire dans le monde médical, nous avons consacré notre premier chapitre à l'étude des pathologies mammaires et leurs différents aspects. Ensuite, nous avons étudié d'une manière générale comment fonctionne un système d'indexation et de recherche d'images. Après cela, nous avons opté pour la méthode d'analyse qui nous a permis de développer notre système d'indexation qui exploite l'analyse multirésolution par ondelettes.

Notre système fonctionne avec des caractéristiques symboliques de texture qui sont extraites de l'image telles que la variance, l'entropie, la corrélation, l'homogénéité et enfin le contraste. Ces paramètres sont calculés à partir de la matrice de cooccurrence de l'image comme l'a définie Haralick.

Nous avons utilisé l'analyse multirésolution à différents niveaux de décomposition et nous sommes parvenus à obtenir de meilleurs résultats dès lors que l'on ajoutait un niveau de décomposition. Nous avons aussi développé une interface qui permet à l'utilisateur de faire facilement une requête et d'exploiter les résultats.

Notre système n'est certes pas fiable à 100%, mais il permet néanmoins d'apporter une aide aux médecins pour étayer leurs diagnostic.

Perspectives

Cette section se consacre à nos perspectives. Notre système d'indexation et de recherche d'images nécessite quelques améliorations :

- Notre système actuel de recherche d'images utilise des caractéristiques globales. Nous proposons un système qui effectue la caractérisation locale.
- Nous suggérons d'étendre notre système à une base plus importante. Les résultats de ces tests nous permettront d'identifier, pour chaque base d'images, les caractéristiques les plus influentes.
- Nous voulons également utiliser d'autres critères de similarité pour une comparaison des résultats et donc un système d'aide au diagnostic plus complet.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] M. Vissac et J L. Dugeley. Un panorama sur l'indexation d'images fixes. Proceedings of ISIVC'2000 – Rabat - Morocco, pp 72-80, 2000.
- [2] J. Fournier. Indexation d'images par le contenu et recherche interactives dans les bases généralistes. Thèse de doctorat. Université de Cergy-Pontoise.2002.
- [3] <http://www.qbic.almaden.ibm.com/>
- [4] <http://www.virage.com/>
- [5] <http://vrw.excalib.com/cgi-bin/sdk/cst/cst2.bat>
- [6] <http://vivaldi.ece.ucsb.edu/Netra>
- [7] <http://cs.umass.edu/demo/Demo.html>
- [8] L. Sanchez et C. Meurisse. Traitement des images par les ondelettes. Rapport de mini projet. Université de Caen . 2005-2006.
- [9] Lucas QUARTA. Multirésolution et théorie des ondelettes. Cahier pédagogique n°2. Université de Mons-Hainaut. 2001
- [10] J.P.Gourret. Maillage multirésolution de surfaces pour la modélisation d'images. Livre Editions MASSON. 2000.
- [11] G. Cazuguel. Recherche d'images médicales par leur contenu numérique dans le domaine compressé : comparaisons de signatures construites à partir de la quantification vectorielle et des normes JPEG. Thèse doctorat. Université de Brest, France 2004.

- [12] Johan Montagnat. Traitement et analyse de grands ensembles d'images médicales. Manuscrit d'Habilitation à Diriger des Recherches. Université de Nice, Sophia-Antipolis, France. Décembre 2006
- [13] J. Landré et F. Truchetet. Approche exploratoire multirésolution basée sur le contenu d'une base d'images paléontologiques.
- [14] L. Thi lan. Indexation et recherche d'images par le contenu. Mémoire de master. Institut polytechnique de Hanoi. 2005.
- [15] Laieb Mustapha et Mossaab Ali. Les descripteurs couleurs MPEG-7 pour l'indexation et recherche dans une base d'images
- [16] http://www.doctissimo.fr/html/sante/encyclopedie/sa_1133_sein.htm
- [17] <http://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/mammographie.htm>
- [18] <http://www.clinique-radiologique.com>.
- [19] <http://www.info-radiologie.ch/sein.php>.
- [20] Marina Puddu, Jean Tafforeau. Opportunité de dépistage du cancer du sein chez les femmes de 40 à 49 ans. Livre IPH/EPI Reports Nr. 2005 - 001
- [21] <http://www.docsciences.fr>.
- [22] <http://tecfa.unige.ch>.
- [23] <http://www.chin.gc.ca>.
- [24] <http://www-white.media.mit.edu/vismod/demos/photobook/>

[25] Sandra Herlidou. Caractérisation tissulaire en IRM par l'analyse de texture. Etude du tissu musculaire et de tumeurs intracrâniennes. Thèse de doctorat université de Picardie 1999

[26] <http://www.em-consulte.com/article/121689>

[27] <http://www.oncoprof.net>.

[28] <http://liris.cnrs.fr/graphem/?p=78>

[29] <http://fr.wikipedia.org/wiki/Ondelette>

[30] <http://fr.audiofanzine.com/glossaire/a.play.word.Ondelette.html>

[31] <http://fr.wikipedia.org/wiki/MATLAB>

[32] http://www.tsi.enst.fr/tsi/enseignement/ressources/mti/ondelettes/Differentes_ond.htm