

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



**Université M'Hamed Bougarra, Boumerdes
Faculté des Sciences de l'Ingénieur**

Département : Maintenance Industrielle

Option : Génie électrique

Spécialité : Signal et Communication

Thème

Représentation et recherche d'images par l'histogramme de niveau de gris : application à l'image médicale

Réalisées par :

M^{elle} . KAHLI Hadjer

M^{elle} . ELGADIR Sara

Promoteur :

Mr .N. Bourkache

Promotion 2015 / 2016

Remerciements

Nous remercions avant tout, Dieu de nous avoir prodiguée la force morale et physique nous a permis d'achever ce travail.

Nous tenons à exprimer ici notre gratitude au Mr BOURKACHE Noureddine notre promoteur pour tout : son investissement à notre égard, la liberté qu'il nous a laissé dans notre travail, sa grande disponibilité, son aide inconditionnelle.

Nous adressons nos remerciements les plus sincères aux jurys pour avoir accepté de juger notre présent travail.

Merci à toutes les personnes qui nous ont aidé et entouré durant notre mémoire de près ou de loin, surtout Docteur ZEMMAL .A qui nous aider et diriger, Merci !

Enfin, nous n'oublions jamais les noms des auteurs à la fin de ce document. Grâce à leurs excellents articles sur l'Internet, nous retirons les connaissances dans le domaine de recherche d'images basée sur le contenu.

Dédicaces

Je dédie du fond du cœur ce mémoire de fin d'études

A mon très cher père qui a été toujours là pour moi, et qui m'a donné un immense soutien au cours de mes années d'études.

A ma très chère mère pour tous ce qu'elle fait pour moi, je la remercie beaucoup très sincèrement pour ses encouragements, ses conseils, son écoute, sa patience et son soutien, ainsi que pour toute sa compréhension et sa grande compagnie.

A mon cher frère : Rafik

A mes sœurs adorable : Sabiha, Sarah , Yousra, Samia, Akila , toute ma famille du grand à petit

A mes amis : Khaoula, Houda, Keltoum , Reda , Youcef à mes camarades MGE14 et à tous ceux qui ont une relation de proche ou de loin avec la réalisation du présent travail.

KAHLI Hadjer

Dédicaces

Je dédie du fond du cœur ce mémoire de fin d'études

A la mémoire de mon très cher père qui a été toujours là pour moi, et qui m'a donné un immense soutien au cours de mes années d'études et qui me manquera à jamais.

A ma très chère mère pour tous ce qu'elle fait pour moi, je la remercie beaucoup très sincèrement pour ses encouragements, ses conseils, son écoute, sa patience et son soutien, ainsi que pour toute sa compréhension et sa grande compagnie.

A mes chers frères : Houcin ,Mohamed,Lokmen, Youcef et Rabah

A mes sœur adorable : Hayet, Houria, Khadidja et Rafika

A ma belle-sœur Foula et à ma grande mère

A ma belle famille

A mes amie Khadidja et Razika , Radhia , Keltoum , Reda , Youcef et à mes camarades MGE14 qui m'ont encouragé pour terminer ce travail.

ELGADIR Sara

Table des matières

Remerciements

Dédicaces

Liste des figures

Liste des tableaux

Abréviations utilisées

Introduction générale

Chapitre I : Système d'information en imagerie médicale

I.1 Introduction.....	1
I.2 Secteur d'imagerie médicale	■
I.3 L'image médicale.....	2
I.4 Les différentes modalités de l'imagerie médicale.....	3
I.4.1 L'imagerie par résonance magnétique	3
I.4.1.1 Définition.....	4
I.4.1.2 Principe.....	4
I.4.1.3 Acquisition des images.....	5
I.4.1.4 Avantages et inconvénients	6
I.4.2 L'imagerie par ultrasons.....	6
I.4.2.1 L'échographie.....	6
I.4.2.2 Echo-Doppler.....	8
I.4.2.3 Avantages et inconvénients	9
I.4.3 L'imagerie par rayon X.....	9
I.4.3.1 Généralités sur les rayons X	9
I.4.3.2 La radiographie plane (graphie).....	10
I.4.3.3 La radiographie basse dose.....	12
I.4.3.4 La mammographie.....	13
I.4.3.5 Le scanner.....	13

I.4.3.6 Avantages et inconvénients	18
I.5 Les Formats d'images	19
I.5.1 Format BMP	19
I.5.2 Format TIFF	19
I.5.3 Format JPEG	19
I.5.4 Format GIF	20
I.5.5 Format PNG	20
I.5.6 Format d'image médicale	20
I.6 Conclusion	21

Chapitre II : La recherche d'images par le contenu

II.1 Introduction	22
II.2 Etat de l'art	22
II.3 La recherche d'images par le contenu	24
II.4 Objectifs de la recherche d'images par le contenu	25
II.5 Systèmes de recherche d'images par le contenu.....	25
II.5.1 Principales composantes d'un système de RIC	26
II.5.2 La segmentation	27
II.5.3 L'indexation	28
II.5.4 La recherche	29
II.6 Attributs visuels	29
II.6.1 La couleur	30
II.6.2 La texture	30
II.6.3 La forme	30
II.7 Stratégies de la recherche	31
II.8 Mesure de similarité entre images	31
II.8.1 Distance de Minkowski.....	32

II.8.2	Distance quadratique.....	33
II.8.3	Distance de Mahalanobis	33
II.8.4	Intersection d'histogrammes	33
II.8.5	Distance Earth Mover Distance	34
II.8.6	La distance de Kolmogorov Smirnov	34
II.8.7	La distance de Cramer Von Mises	34
II.8.8	Distance de Kullback-Leibler	34
II.8.9	La Divergence de Jeffrey (JD).....	35
II.9	Quelques systèmes RIC	35
II.9.1	QBIC	35
II.9.2	Virage.....	35
II.9.3	Photobook	36
II.9.4	Blobworld	36
II.9.5	Kiwi.....	36
II.9.6	Netra.....	36
II.9.7	WINDSURF.....	37
II.9.8	VisualSeek	37
II.9.9	SIMPLIcity	37
II.10	Domaines d'application.....	37
II.11	conclusion.....	38

Chapitre III : Méthodes d'indexation d'images

III.1	Introduction	39
III.2	La description de la couleur	39
III.2.1	L'espace couleur.....	39
III.2.2	Histogramme couleur	42
III.2.2.1	Définition	42

III.2.2.2 Propriétés	43
III.2.2.3 Types d'histogrammes	43
III.2.2.4 La spécification d'histogramme.....	44
III.2.2.5 Mesure de similarité.....	45
III.2.3 Les moments statistiques	46
III.2.4 Cohérence spatiale.....	47
III.2.5 Les couleurs moyennes.....	47
III.2.6 Le corrélogramme.....	48
III.2.7 Le vecteur de cohérence de couleur.....	48
III.2.8 Les couleurs dominantes	49
III.3 La description de la texture	49
III.3.1 Les Méthodes statistiques.....	49
III.3.2 Les méthodes fréquentielles	51
III.4 Description de formes	53
III.4.1 Les descripteurs de contours.....	54
III.4.1.1 Descripteur de Fourier	54
III.4.1.2 Chaines de Freeman.....	56
III.4.2 Descripteurs de région	57
III.4.2.1 Les descripteurs géométriques	57
III.4.2.2 Représentation par les moments	58
III.4.3 descripteurs de structure	60
III.4.4 Transformée de Hough	60
III.5 Conclusion.....	60

Chapitre IV : Implémentation et évaluation expérimentale

IV.1 Introduction.....	62
------------------------	----

IV.2 le descripteur utilisé	62
IV.2.1 Histogramme	62
IV.3 Protocole d'évaluation	63
IV.3.1 Mesures de la précision et du rappel	63
IV.3.2 La courbe de rappel et précision.....	65
IV.4 La base d'image utilisée.....	65
IV.5 Tests et résultats	67
IV.5.1 La recherche d'images par histogramme.....	67
IV.6 Interprétation des résultats	77
IV.7 Conclusion	78
Conclusion générale	
Bibliographie	

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1 : Les coupes d'une image.....	3
Figure I.2 : Exemple d'un imageur IRM.	4
Figure I.3 : Schéma simplifié d'un imageur IRM	5
Figure I.4 : passage de domaine fréquentiel au domaine spatial par transformée de Fourier inverse.....	6
Figure I.6.Exemple d'un échographe.	8
FigureI.7. Image d'une échographie obstétricale.	9
Figure I.8 : Exemple d'un équipement radiographique.....	11
Figure I.9 : Radiographie antéropostérieure et latérale d'un coude.	12
Figure I.10 : Système EOS	13
Figure I.12. Résultat d'une mammographie	14
Figure I.13 : Le Scanner RX et la salle d'acquisition.....	15
Figure .I.14 : Principe de fonctionnement d'un Scanner.....	16
Figure. I.15 : Translation du faisceau X.	17
Figure. I.16. Exemple d'un scan RX cérébral.	18
Figure. I.17 : Résultat d'un scan RX du thorax.	18
Figure. I.18. Résultat d'un scan RX abdominal.	19

Chapitre II

Figure II.1 : Principe de recherche d'images par le contenu.	27
Figure II.2 : Un aperçu général des techniques de segmentation d'image.	29

Chapitre III

Figure III.1 : Cube de l'espace RVB.....	41
Figure III.2 : L'espace couleur HSV.....	41
Figure III.3 : L'espace couleur XYZ.....	42
Figure III.4 : Espace CIE Lab.....	43
Figure III.5 : Représentation d'un filtre de Gabor 2D.....	54
Figure III.6 : Un aperçu général des techniques de description de formes.....	55
Figure III.7 : descripteurs de Fourier par tangente.....	56
Figure III.8 : descripteurs de Fourier par représentation complexe.....	57
Figure III.9 : Les codes de Freeman en 4-connexité.....	58
Figure III.10 : Description de forme par ellipse et axes d'inertie.....	60

Chapitre IV

Figure IV.1 : Allure de la courbe de précision en fonction du rappel.....	66
Figure IV.2 : Quelques exemples de la base d'image médicale.....	67
Figure IV.3 : Résultat de la recherche dans la base d'images en utilisant la méthode de l'histogramme en niveau de gris.....	69
Figure IV.4 : Résultat de la recherche dans la base d'images en utilisant la méthode de l'histogramme en niveau de gris.....	69
Figure IV.5 : la courbe de la précision en fonction du rappel pour le groupe 1.....	72
Figure IV.6 : la courbe de la précision en fonction du rappel pour le groupe 2.....	74
Figure IV.7 : la courbe de la précision en fonction du rappel pour le groupe.....	76
Figure IV.8 : la courbe de la précision en fonction du rappel pour le groupe 4.....	79
Figure IV.9 : Evolution de la Précision en fonction du Rappel pour les quatre groupe.....	80

Liste des tableaux

Tableau IV.1 : table de contingences pour un filtre binaire	64
Tableau IV.2 : Classification des images de la base de test	66
Tableau IV. 3 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement.....	69
Tableau IV. 4 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2.5 » de rapprochement.....	69
Tableau IV. 5 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 4 » de rapprochement.....	69
Tableau IV. 6 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 5.5 » de rapprochemen.....	69
Tableau IV. 7 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 7 » de rapprochement.....	70
Tableau IV. 8 : Tableau récapitulatif du groupe 1 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel $R=\{0.1, 0.25,0.5,0.75,1\}$	70
Tableau IV. 9 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement.....	71
Tableau IV. 10 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 3 » de rapprochement.....	71
Tableau IV. 11 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 4 » de rapprochement	71
Tableau IV. 12 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 5 » de rapprochement	71
Tableau IV. 13 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 7 » de rapprochement	72
Tableau IV. 14 : Tableau récapitulatif du groupe 1 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel $R=\{0.12, 0.20,0.51,0.74,0.85\}$	72
Tableau IV. 15 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 1 » de rapprochement	73
Tableau IV. 16 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement.....	73
Tableau IV. 17 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 8 » de rapprochement	73
Tableau IV. 18 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 14 » de rapprochement.....	73
Tableau IV. 19 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 18 » de rapprochement.....	74
Tableau IV. 20 : Tableau récapitulatif du groupe 1 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel $R=\{0.1, 0.25,0.5,0.69,1\}$	74
Tableau IV. 21 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement	75
Tableau IV. 22 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 4 » de rapprochement.....	75
Tableau IV. 23 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 7 » de rapprochement	75

Tableau IV. 24 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 14 » de rapprochement.....	76
Tableau IV. 25 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 16 » de rapprochement.....	76
Tableau IV. 26 : Tableau récapitulatif du groupe 1 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel $R=\{0.1, 0.25,0.5,0.75,94\}$	76
Tableau IV. 27 : Tableau récapitulatif des précisions obtenues pour les quatre groupes	77

Abréviations utilisées

BMP : Bitmap.

CBIR : Content Based Image Retrieval et dite aussi en français RIC (Recherche d'Image par le Contenu).

CIE : Commission Internationale de l'Eclairage.

DICOM: Digital Imaging and Communication in Medecine.

EMD: Earth Mover Distance.

EOS: Système de stéréoradiographie basse dose.

FLAIR: Fluid Attenuated Inversion Recovery.

GIF: Graphic Interchange Format.

GLCM: Gray Level Co-occurrence Matrix.

HSV: Hue-Saturation-value.

HSI: Hue Saturation Intensity.

HSL : Hue Saturation Lightness.

HSB : Hue Saturation Brillance.

IBM: International Business Machines Corporation.

INSA: Institut National des Sciences Appliquées.

IRM : Imagerie par Résonance Magnétique nucléaire.

JPEG: Joint Photographic Experts Group.

LCR : Liquide Céphalo-Rachidien.

MIT Media Lab : laboratoire d'un des Instituts du Massachusetts Institute of Technology .

PNG: Portable Network Graphics.

QBIC: Query By Image Content.

RMN : Résonance Magnétique Nucléaire.

RX : Rayon X.

SIMPLIcity: Semantics -Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries.

TAO : Tomographie Axial Ordinateur.

TDM : Tomo_Densito_Métrie.

TEMP : tomographie d'émission monophotonique.

TEP : Tomographie par Emission de Positons.

TIFF: Tagged Image File Format.

TF : Transformée de Fourier.

TFD : Transformée de Fourier Discrète.

YCBCR : Y, la luminance, CB, Bleu difference Chroma,CR , Red difference Chroma.

YIQ : Y, la luminance relative , I, la composante en phase (de l'anglais in-phase) et Q, la composante en quadrature de la chrominance.

YUV : modèle de représentation de la couleur (Y, represente la luminance,U et V ,representent la chrominance .

Introduction générale

Grâce aux avancées récentes de la technologie ces dernières années, en particulier dans le domaine de multimédia et de l'informatique, l'information numérique est devenu le cœur de tous les secteurs d'activités : dans le monde industriel, médical, scientifique, juridique, géographique, etc. Ces progrès se sont accompagnés d'une baisse des coûts des équipements informatiques qui a facilité la diffusion et l'échange de données multimédia numérisées vers le grand public. Cette masse de donnée n'aurait aucun intérêt si l'on ne pouvait pas facilement retrouver les informations concernant un intérêt particulier. Cela a suscité un besoin en développement de techniques de recherche d'information multimédia, et en particulier de recherche d'images.

L'indexation et la recherche d'images par le contenu est une piste prometteuse. Elle offre la possibilité aux utilisateurs d'accéder, d'interroger et d'exploiter directement ces bases d'images en utilisant leur contenu ; ceci explique l'activité de recherche consacrée à ce domaine.

L'idée de faciliter l'accès à des données n'est pas neuve, des techniques de recherche d'images ayant été développées à cet effet depuis la fin des années 70. Parmi ces approches on trouve la technique de recherche d'images à base de texte connue sous le nom « Text-based Image Retrieval » ou TBIR qui est l'approche la plus ancienne utilisée jusqu'à nos jours. Il s'agit d'annoter manuellement chaque image par un ensemble de mots-clés décrivant leur contenu, puis d'utiliser un système de gestion de base de données pour gérer ces images. À travers des descripteurs textuels, les images peuvent être organisées hiérarchiquement selon les thèmes ou les sémantiques afin de faciliter la navigation et la recherche dans la base. Toutefois, puisque la génération automatique des descripteurs textuels pour un ensemble d'images n'est pas faisable, la plupart de ces systèmes exigent l'annotation manuelle des images.

Malgré le grand succès de cette approche pour la recherche des documents, l'annotation textuelle d'images est une tâche lourde et coûteuse pour les grandes bases d'images. Elle est souvent confrontée à plusieurs problèmes parmi lesquels, nous pouvons citer : la nécessité de l'intervention d'un humain, leur rigidité, leur subjectivité et les contraintes linguistiques. De plus, l'annotation manuelle des images ne pourra jamais décrire le contenu d'une image d'une manière exhaustive.

L'accroissement spectaculaire du volume des bases d'images oblige à aller au-delà d'une annotation manuelle. Afin de répondre à cette obligation, l'approche basée sur le contenu, visant à extraire directement l'information pertinente à partir de l'image, apparaît comme une alternative à l'approche textuelle. Cette nouvelle modalité a ouvert des possibilités pour les utilisateurs. La recherche d'images par le contenu visuel (Content Based Image Retrieval CBIR ou RIC en français) permet de pallier certains problèmes posés par la description textuelle. Elle s'est révélée efficace et très utile dans de nombreux domaines d'application.

Le CBIR a fait son apparition au début des années 90. Il a un rôle d'aide à la recherche automatique et à la décision. Cette approche, à laquelle nous nous intéressons dans ce mémoire, consiste à représenter chaque image par un ensemble de caractéristiques visuelles de bas niveau telle que la couleur et la forme. Ces caractéristiques visuelles, calculées de manière automatique, sont ensuite exploitées par le système pour comparer et retrouver des images. C'est dans ce contexte restreint de la recherche d'images par le contenu que se situera notre travail. Notre manuscrit comportera les parties suivantes :

Le premier chapitre est consacré aux fondements de l'imagerie médicale. Nous commencerons par rappeler les techniques courantes d'imagerie du corps humain: imagerie, Ultrasons, Rayon X, IRM. Ensuite nous décrirons les formats d'image. Dans le deuxième chapitre on a donnée quelques généralités sur la recherche d'image par le contenu et les principales composantes constituant un système de recherche d'image par le contenu visuel ainsi les différentes distances de similarité à laquelle, un système de recherche d'images, peut faire appel pour comparer des images. Au troisième chapitre, nous avons cité les trois attributs bas niveau qui sont la couleur, la texture et la forme, ainsi les différentes techniques d'indexation pour chaque attribut et l'influence que porte chaque attribut sur l'efficacité d'un système de recherche d'image par le contenu. Le quatrième chapitre est consacré pour les tests et les résultats concernant la capacité de la méthode choisie dans la récupération d'images similaires. Ce chapitre pour a pour but de décrire les protocoles d'évaluation de nos approches et les résultats que nous avons obtenu. Cette démarche va nous permettre d'évaluer les performances de nos méthodes proposées. Et à la fin, nous terminons notre étude par une conclusion générale et des perspectives.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

I.1 Introduction

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir de différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X, la résonance magnétique, et la réflexion d'ondes ultrasonores.

Apparues, pour les plus anciennes, au XX^e siècle, ces technologies ont révolutionné la médecine grâce au progrès de l'informatique. Elles permettent de visualiser indirectement l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Développées comme un outil de diagnostique, elles sont aussi largement utilisées dans la recherche biomédicale pour mieux comprendre le fonctionnement de l'organisme. Elles trouvent aussi des applications de plus en plus nombreuses dans différents domaines tels que la sécurité ou l'archéologie.

L'imagerie médicale peut créer une représentation visuelle compréhensible d'une information à caractère médical. Cette problématique s'inscrit plus globalement dans le cadre de l'image scientifique et technique : l'objectif est en effet de pouvoir représenter sous un format relativement simple une grande quantité d'informations issues d'une multitude de mesures acquises selon un mode bien défini. Dans un sens plus large, le domaine de l'imagerie médicale englobe toutes les techniques permettant de stocker et de manipuler ces informations. Ainsi, il existe une norme pour la gestion informatique des données issues de l'imagerie médicale : la plus utilisée est la norme DICOM .

I.2 Secteur d'imagerie médicale

Toute machine dédiée au secteur de l'imagerie médicale, du corps humain particulièrement, nécessite une quelconque forme d'énergie. Dans ce cas-là, cette énergie doit être capable de pénétrer les tissus.

D'un côté, la lumière visible a une capacité limitée à pénétrer les tissus. Elle est utilisée plutôt à l'extérieur du département de radiologie : dermatologie (photographie de la peau), en gastro-entérologie (inspection du tube digestif), en obstétrique (étude de la grossesse et de l'accouchement) à partir de l'endoscopie et en pathologie (étude des maladies en utilisant le microscope).

C'est donc le spectre électromagnétique hors de la lumière visible qui est utilisé en radiologie diagnostique : rayons X, mammographie (diagnostic du cancer du seins), la tomographie axiale, la résonance magnétique (IRM) et la médecine nucléaire. Toutes ces modalités seront expliquées dans les sections suivantes.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

À l'exception de la médecine nucléaire, les techniques d'imagerie n'ont pas seulement besoin de pénétrer les tissus mais doivent aussi interagir avec ce tissu sous forme d'absorption, d'atténuation et de diffusion. Dans le cas contraire, l'énergie détectée ne contiendrait aucune information utile sur l'anatomie du patient et il ne serait pas possible de construire une image en utilisant cette information.

De plus, la qualité des images médicales a surtout une utilité au niveau diagnostic. L'évaluation d'une image médicale ne comprend donc pas de critères "artistiques" mais des critères techniques. Dans la plupart des cas, il s'agit de trouver un compromis entre l'acquisition d'une image médicale de qualité et la santé ainsi que la sécurité du patient. Il est sûr qu'une meilleure image par rayons X peut être obtenue en augmentant la dose d'irradiation administrée au patient ; par résonance magnétique grâce à un temps d'acquisition plus long ou de meilleures images ultrasonores grâce à un niveau d'ultrasons plus élevé... etc. Néanmoins, cette amélioration serait au dépend de la sécurité et de la santé du patient. Il s'agit donc de trouver un compromis entre qualité de l'image et sécurité du patient [1].

I.3 L'image médicale

Une image médicale peut être définie comme la représentation des variations spatiales et temporelles d'une ou de plusieurs propriétés physiques d'un sujet sous investigation. On parle d'images statiques lorsque la variation temporelle de la propriété n'est pas prise en considération, autrement on parle d'images dynamiques.

Les images sont soit des projections planaires du sujet soit des coupes tomographiques (du grec "tranche") à travers lui. La coupe peut être transversale, sagittale ou coronale selon son orientation dans le repère lié au sujet, comme le montre la figure I.1 [1].

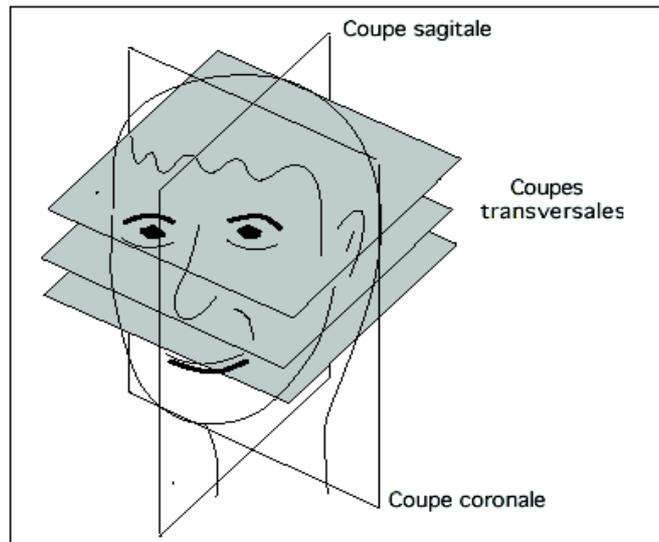


Figure I.1 : Les coupes d'une image.

I.4 Les différentes modalités de l'imagerie médicale

Différents types d'images peuvent être obtenus en variant le type d'énergie utilisé et la technologie d'acquisition. Les différentes façons d'avoir des images médicales sont relatives aux modalités d'acquisition de ces images.

Pratiquement, chaque modalité a son application dans le domaine médical [2].

I.4.1 L'imagerie par résonance magnétique



Figure I.2 : Exemple d'un imageur IRM.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

I.4.1.1 Définition

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale étudiée avec une grande précision de nombreux organes tels que le cerveau, la colonne vertébrale, les articulations et les tissus mous. L'IRM est d'une grande utilité lorsqu'une analyse très fine est nécessaire et que certaines lésions ne sont pas visibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. Elle permet de faire des images en coupes dans différents plans et de reconstruire en trois dimensions la structure analysée [3].

I.4.1.2 Principe

L'IRM est basée sur le principe de la Résonance Magnétique Nucléaire RMN (découvert en 1938 par Isidor Isaac Rabi). Elle utilise un champ magnétique (aimant) et des ondes radio. Aucune radiation ionisante n'est émise. Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique [4].

Dans la salle d'examen, on trouve :

- La machine se compose d'un tunnel formé d'un aimant à l'intérieur duquel le lit d'examen va entrer ainsi que d'antennes adaptées à la région à explorer.
- Le pupitre de commande derrière lequel se trouve le personnel médical est séparé de la machine par une vitre protectrice [3].

Nous présentons dans cette section comment sont obtenues les images en partant des bases physiques jusqu'à la formation de celles-ci.

I.4.1.3 Acquisition des images

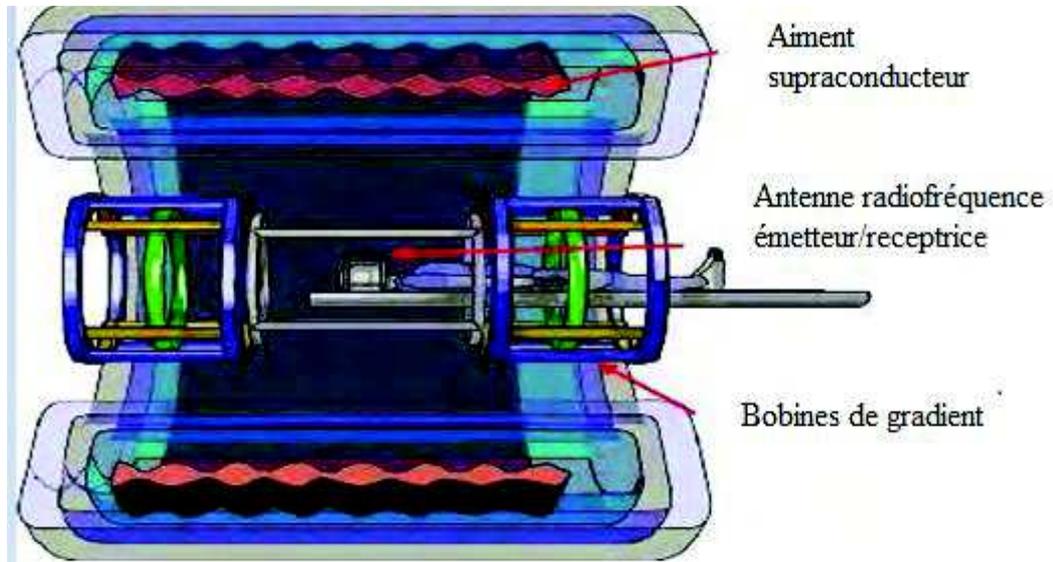


Figure I.3 : Schéma simplifié d'un imageur IRM

Le signal mesuré provient de l'ensemble des tissus présents dans le champ B_0 . Pour obtenir une image, trois gradients de champ sont utilisés, l'un pour la sélection de coupe, l'autre pour le codage en fréquence et le dernier pour le codage en phase (figure I.3). Ainsi, une image est acquise dans le domaine fréquentiel (ou domaine de Fourier). Après une transformée de Fourier inverse, l'image d'IRM est obtenue (figure I.4). L'image obtenue est une matrice 3D qui associe à chaque point de l'espace, appelé voxel, une intensité.

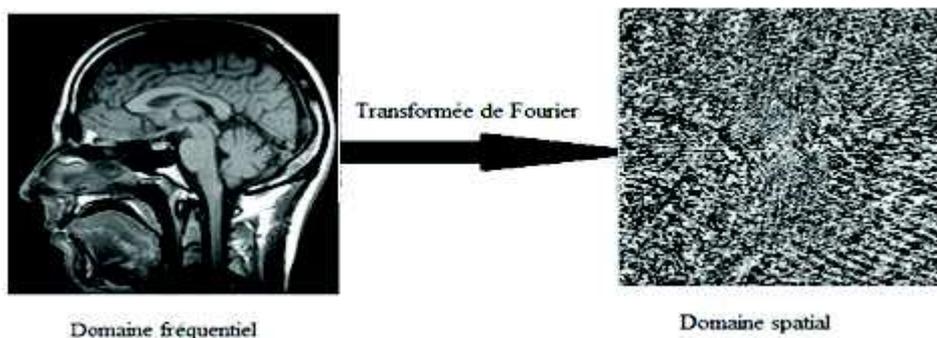


Figure I.4 : passage de domaine fréquentiel au domaine spatial par transformée de Fourier inverse.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

Selon la séquence d'acquisition choisie, les tissus du cerveau (dans ce cas) sont observés avec des contrastes différents (figure I.5). Une image pondérée en T 1 (figure I.5 a.) fait apparaître la matière blanche en clair, la matière grise en gris et le LCR en foncé, alors qu'une image pondérée en T 2 (figure I.5 b.) inverse les contrastes du LCR et de la matière blanche. La séquence FLAIR (figure I.5 c.) est une autre modalité fréquemment utilisée pour le suivi de patients atteints par un contraste similaire aux images pondérées T 2 , mis à part que les liquides apparaissent en sombre [4].

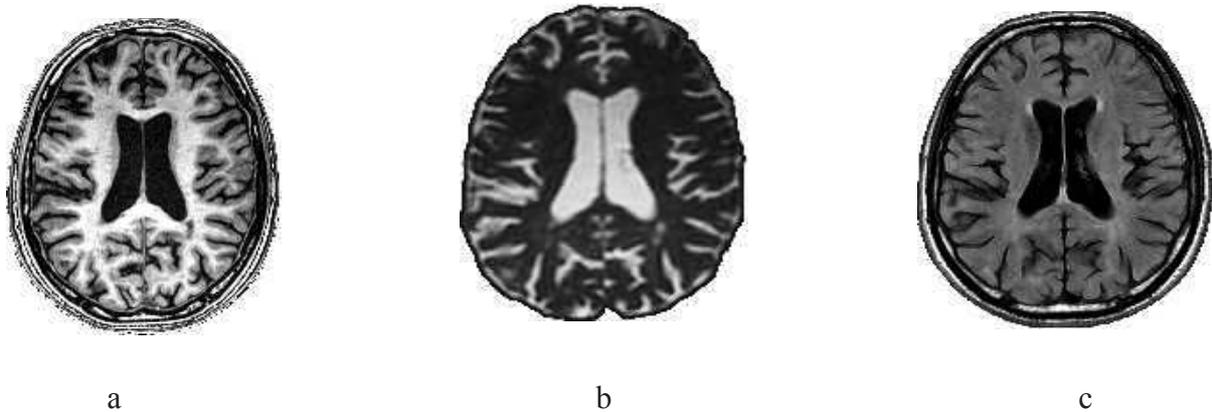


Figure I.5 : différentes modalités d'images IRM :
(a) pondérée T₁, (b) pondérée T₂, (c) séquence FLAIR.

I.4.1.4 Avantages et inconvénients

Les rayonnements sont sans dangers pour le patient. Cet examen fournit énormément d'informations de tous types, on peut alors dire que l'IRM fournit des informations "multiparamétriques". Il effectue une exploration dans tous les plans de l'espace, ces coupes sont très utilisées sur les IRM cérébraux (coupe axiale, horizontale, frontale). Il fournit une image en haute-résolution à la différence de l'échographie.

L'IRM nécessite des aimants très puissants, lourds et très chers. Un des autres inconvénients de l'IRM est l'inconfort du patient durant cet examen : le sujet est maintenu allongé à l'intérieur d'un tube étroit. Le bruit est relativement fort. En effet, les aimants fournissent des impulsions électromagnétiques à cadence élevées [4].

I.4.2 L'imagerie par ultrasons

I.4.2.1 L'échographie

Lorsqu'une onde ultrasonore rencontre une interface, elle est réfléchiée sans subir aucune modification de sa fréquence. L'énergie ainsi réfléchiée (écho) sera utilisée afin d'identifier, localiser et caractériser l'interface sur laquelle l'onde a frappé.

L'image échographique sera créée grâce à l'interception des énergies réfléchies par les différentes interfaces traversées. Pour mieux expliquer ce qu'est une échographie, nous poursuivons avec une petite description du fonctionnement de l'échographe, l'appareil chargé de faire des échographies.

L'échographe est constitué d'une sonde, du gel, d'un système informatique, d'une console de commande, d'un système de visualisation (moniteur) et d'un système d'enregistrement des données [5].



Figure I.6 : Exemple d'un échographe.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

▪ Principe

L'élément de base de l'échographie est la sonde (nommée barrette échographique), plus encore, l'élément de base de l'échographie est une céramique piézoélectrique située dans la sonde. Cette céramique joue le rôle autant d'émettrice que de réceptrice des ultrasons. Ainsi, la sonde va générer des ultrasons quand elle sera soumise à des impulsions électriques, mais elle va aussi capter les échos. Quand elle agit comme réceptrice, on parle de transducteur ultrasonore. La fonction de la sonde consiste à envoyer des ultrasons modulables afin que ceux-ci soient réfléchis par les éléments à étudier et qu'en suite, un enregistrement de ces échos soit fait. Le radiologue peut moduler la fréquence des ultrasons. Les ultrasons de fréquence élevée permettent l'obtention de signaux plus précis en fournissant une image plus fine, et les ultrasons de fréquence plus faible permettent l'examen des structures profondes.



Figure I.7 : Image d'une échographie obstétricale.

Comme expliqué plus haut, d'autres composants sont aussi présents dans l'échographe. Le gel (contraste iodé) de son côté, assure le contact total entre la peau du patient et la sonde par exemple.

Les signaux sont ensuite amplifiés et traités afin de les convertir en signal vidéo, où l'image est donnée en niveau de gris qui varient selon l'intensité de l'écho reçu.

Il existe plusieurs applications dans le domaine de l'échographie : échographie gynécologique et obstétricale (dans le cadre de la grossesse), échographie de l'appareil locomoteur (analyse des muscles, tendons, ligaments et des nerfs périphériques), l'échographie peropératoire, l'échographie vasculaire (analyse des flux sanguins),

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

l'échographie cardiaque ou échocardiographie, l'échographie avec produit de contraste et l'élastographie (évaluation de l'élasticité des tissus afin de détecter des cancers) [6].

I.4.2.2 Echo-Doppler

L'échographie Doppler est un examen médical échographique (en deux dimensions) non invasif qui permet d'explorer les flux sanguins intracardiaques et intravasculaires. Elle est basée sur un phénomène physique des ultrasons : l'effet Doppler. Elle est aussi appelée écho Doppler.

- L'effet Doppler permet de quantifier les vitesses circulatoires.
- L'échographie permet de visualiser les structures vasculaires.

En pratique médicale l'écho-doppler est utilisé pour explorer le réseau artériel et le réseau veineux afin d'évaluer certaines pathologies : thrombose veineuse profonde (phlébite), varices, artériopathie, thromboses, anévrismes etc [7].

I.4.2.3 Avantages et inconvénients

L'utilisation des ultrasons est sans danger, c'est pourquoi cette modalité d'imagerie est particulièrement employée pour imager les fœtus. Cette technique est de plus rapide, peu coûteuse et peu encombrante. La résolution peut être très précise, mais elle diminue rapidement lors de l'observation de zones profondes, et les os ne laissent pas passer les ondes ultrasonores. Enfin, cette méthode est opérateur-dépendante et nécessite un contact entre le patient et le dispositif [4].

I.4.3 L'imagerie par rayon X

1.4.3.1 Généralités sur les rayons X

Présentation

Les rayons X sont des rayonnements électromagnétiques pénétrants, dont la longueur d'onde est dix mille fois plus petite que celle de la lumière. Les rayons X ont été découverts par hasard en 1895 par Wilhelm Röntgen, qui étudiait les rayons cathodiques dans un tube à décharge gazeuse sous haute tension. Bien que ce tube fût enchâssé dans un boîtier de carton noir, Röntgen nota qu'un écran de platino-cyanure de baryum, placé par hasard à proximité,

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

émettait une lumière fluorescente lorsque le tube fonctionnait. Après avoir effectué d'autres expériences, il conclut que cette fluorescence était causée par un rayonnement invisible d'une nature plus pénétrante que le rayonnement ultraviolet. Il baptisa les rayons invisibles « rayons X » à cause de leur nature inconnue. Par la suite, on les nomma rayons de Röntgen en son honneur [8].

▪ Nature des rayons X

Les rayons X sont un rayonnement de type électromagnétique dont la longueur d'onde la longueur d'onde est comprise entre 0,01 nanomètre et 10 nanomètres (10^{-11} m et 10^{-8} m). L'énergie E et la longueur d'onde λ du rayonnement sont liés par :

$$E = h (C/\lambda) \quad (I.1)$$

h étant la constante de Planck et C la vitesse de la lumière dans le vide. Plus la longueur d'onde du rayon X est courte, plus son énergie est élevée. Les rayons de longueur d'onde proches de la plage des ultraviolets dans le spectre électromagnétique, sont connus sous le nom de rayons X mous. Les rayons de longueur d'onde plus courte, proches de la plage des rayons gamma, sont appelés rayons X durs (Radioactivité) [7].

I.4.3.2 La radiographie plane (graphie)

Il s'agit de la première technologie d'imagerie médicale. Elle fut découverte en 1895 par le physicien Wilhelm Roentgen, qui fit aussi les premières images de l'anatomie humaine. C'est la radiographie qui a donné naissance à la discipline appelée radiologie.

À la base, cette technologie n'utilise que deux grands équipements : une source de rayons X positionnée devant le patient et un détecteur de rayons X (plat en général) qui est placé de l'autre côté (figure I.8).



Figure I.8 : Exemple d'un équipement radiographique.

▪ Principe

Le processus de base consiste en une émission de rayons X de courte durée (0.5 sec) de la source positionnée en face du patient et qui interagit avec celui-ci. Le détecteur permet de voir comment les rayons X se sont modifiés une fois qu'ils ont traversé le corps. Les rayons X, à la sortie de la source (du tube à rayons X) sont atténués par les milieux biologiques traversés suivant une loi exponentielle qui tient compte de l'absorption photoélectrique et de la diffusion par effet Compton. Ainsi, la distribution homogène initiale des rayons (ceux qui sont sortis de la source) est modifiée selon l'intensité avec laquelle ceux-ci sont absorbés (processus nommé atténuation) ou diffusés dans le corps. Les propriétés d'atténuation des tissus comme l'os ou les tissus mous sont différents, ce qui résulte en une distribution non homogène des rayons qui émergent du patient et qui, en conséquence vont atteindre la plaque du détecteur. L'image radiographique est donc l'image de la distribution des rayons X, où les zones les plus blanches sont celles qui correspondent aux zones de grande atténuation et celles qui sont plus foncées correspondent aux zones de moindre atténuation. Le détecteur peut être soit un film photosensible soit un système de détection électronique (radiographie digitale).

La radiographie est une imagerie par transmission et projection. La source de rayons est à l'extérieur du corps (concept lié à l'imagerie par transmission), et chaque point de l'image correspond à une information le long d'une trajectoire linéaire à travers le patient (voir l'exemple de la figure I.9).

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

Dans ces principaux domaines, la radiographie est très largement utilisée pour le diagnostic de fractures osseuses, de cancer des poumons et de problèmes cardiovasculaires.



Figure I.9 : Radiographie antéro-postérieure et latérale d'un coude.

Lorsqu'une radiographie est prise, le patient reçoit une dose d'irradiation qui dépend de l'examen et de l'appareil utilisé. Le Sievert (Sv) est l'unité du système international dérivé de la dose équivalente. La dose équivalente est une grandeur physique mesurant l'impact sur les tissus biologiques d'une exposition à un rayonnement ionisant, notamment à une source radioactive. Définie comme la dose absorbée (énergie reçue par l'unité de masse) corrigé d'un facteur de pondération du rayonnement (sans dimension et qui prend en compte la dangerosité relative du rayonnement considéré). Le sievert est équivalent à un joule par kilogramme (J/Kg) [5] [6].

I.4.3.3 La radiographie basse dose

Une technique qui donne des résultats très encourageants est la radiographie biplan basse dose (EOS). Comme son propre nom l'indique, cette modalité utilise une dose de rayons X plus basse qu'une radiographie classique afin d'obtenir deux images (biplan) radiographiques de meilleure qualité comparativement aux radiographies conventionnelles. Ces images de face et de profil permettront ensuite la reconstruction 3D des structures osseuses à l'aide de logiciels spécialisés.

L'imagerie en champs sombre est une technique basée sur les interférences des rayons X lorsqu'elles ont traversé les matériaux, interférences qui donnent des informations sur le contraste de phase et des informations sur les champs sombres des images.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

Les images en champs sombre sont sensibles à la diffusion des radiations à l'intérieur du matériau lui-même, tandis que les images traditionnelles à rayons X ne le sont pas. Cette sensibilité permet de révéler des changements subtils de la structure osseuse, des tissus mous ou des autres composés, en procurant une clarté incomparable.

Grâce à l'imagerie en champs sombre on pourrait diagnostiquer l'apparition de l'ostéoporose et pour les tissus mous, diagnostiquer précocement les cancers du sein, les plaques associées à la maladie d'Alzheimer, etc [9] .



Figure I.10 : Système EOS.

I.4.3.4 La mammographie

La mammographie est une radiographie de la poitrine et donc une imagerie par transmission et par projection. L'énergie des rayons X est beaucoup plus faible que celle d'autres applications (environ 0.7 mSv) et les machines modernes de mammographie sont désignées spécifiquement pour cette fin. La mammographie sert à diagnostiquer le cancer du sein asymptomatique (qui n'a pas encore produit de symptômes) et le cancer du sein symptomatique (celui qui a déjà produit de symptômes) [10].

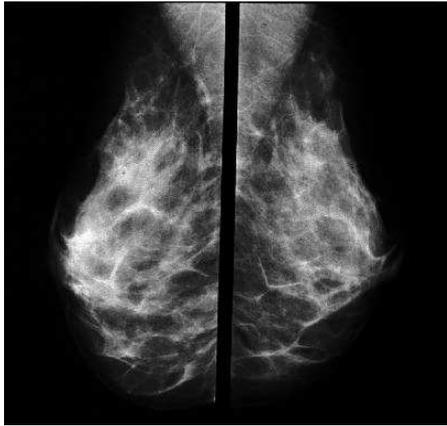


Figure I.12 : Résultat d'une mammographie.

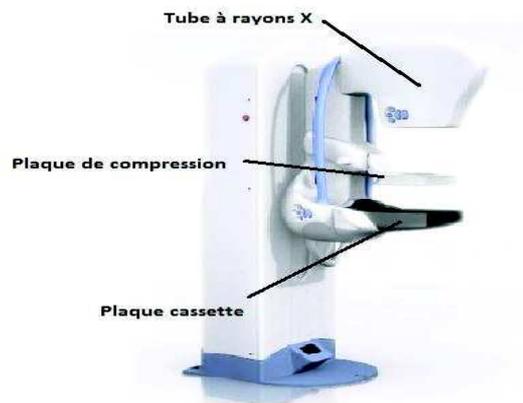


Figure I.11 : Appareil de mammographie.

I.4.3.5 Le scanner

a- Définition du Scanner X

Le scanner, également appelé tomographie axial assisté par ordinateur (TAO), est un dispositif de radiographie associant rayons X et traitement informatique, permettant d'obtenir une image des plans de coupe d'un objet, en particulier du corps humain, par des mesures de densité. Inventé par le Britannique Godfrey Hounsfield dans les années 1970, le scanographe, appelé également Scanner en raison de l'analyse par balayage qu'il effectue (de l'anglais scanning), reconstitue l'image du corps en mesurant la densité des rayonnements X à travers le corps humain sous différents angles (tomodensitométrie) (figure I.13) [8].

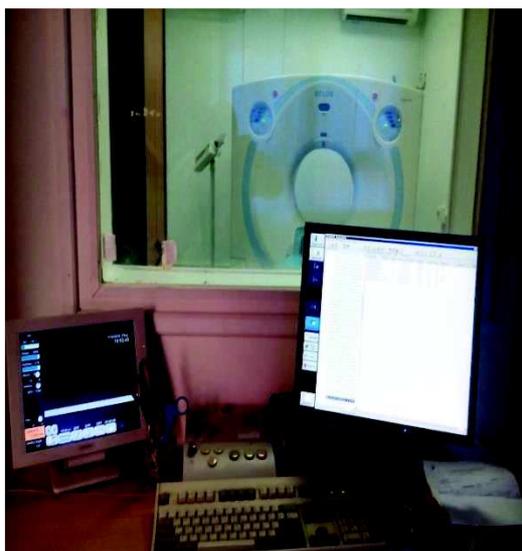


Figure I.13 : Le Scanner RX et la salle d'acquisition

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

La tomodynamométrie (TDM) repose sur deux propriétés essentielles :

- La mesure de la densité radiologique des volumes élémentaires d'une coupe à partir de l'absorption d'un faisceau de rayons X, ce qui permet d'accroître la résolution en densité de l'image d'une coupe de corps d'un facteur 100 par rapport à ce qu'elle est en radiologie conventionnelle.
- La reconstitution d'une image en coupe du corps humain à partir des différentes projections transversales obtenue par le système constituant l'appareillage [7].

b- Utilisation du Scanner X

Actuellement, la plupart des grands hôpitaux sont équipés de scanners, qui révèlent les tumeurs cancéreuses du foie, du cerveau, du poumon, des reins et qui décèlent les hernies discales. La scanographie permet de distinguer par exemple les kystes, les masses de sang, les masses de graisse et les masses de calcium. Elle a totalement révolutionné la radiologie, en particulier en neurologie. En outre, l'examen est indolore et presque sans danger pour le patient.

c- Principe fondamental de fonctionnement d'un scanner

Lorsqu'un faisceau de rayons X rencontre de la matière, on observe une diminution de son intensité, due à la réduction du nombre de photon. Une partie de l'énergie perdue lors du processus est absorbée (E_a), tandis qu'une autre est diffusée et sort du matériau dans des directions différentes de celle du faisceau incident (E_d). L'explication de ce phénomène se trouve dans l'étude des interactions des photons avec les électrons qu'ils rencontrent. La loi qui donne l'atténuation des rayons X est une loi exponentielle ; cette intensité décroît avec l'épaisseur du milieu traversé :

$$I = I_0 \exp(-\int u(x) dx) \quad (1.2)$$

Avec :

I_0 : le flux incident de rayons X pénétrant suivant l'axe x d'un milieu hétérogène ;

$\mu(x)$: le coefficient d'atténuation ;

I : le flux émergent.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

Le Scanner X est alors basé sur la mesure de différents coefficients d'absorption des tissus traversés par un faisceau de rayons X (figure I.14). Chaque tissu a son coefficient d'absorption propre qui dépend de la densité du tissu et de l'énergie du faisceau du rayon X le traversant.

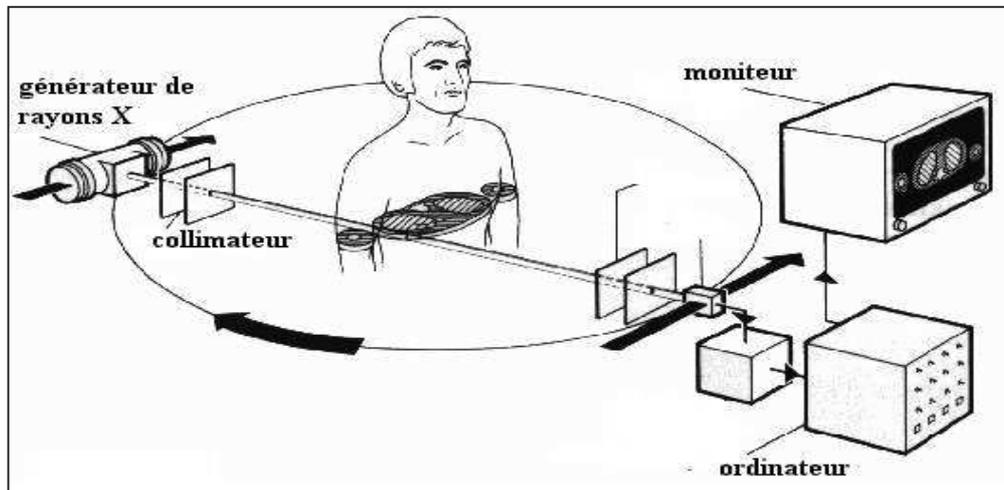


Figure I.14 : Principe de fonctionnement d'un Scanner.

La réalisation la plus simple d'un Scanner X nécessite donc un émetteur de rayons X et un détecteur qui lui est solidaire (figure I.15). Le corps étudié est bien sûr placé entre l'émetteur et le détecteur [10].

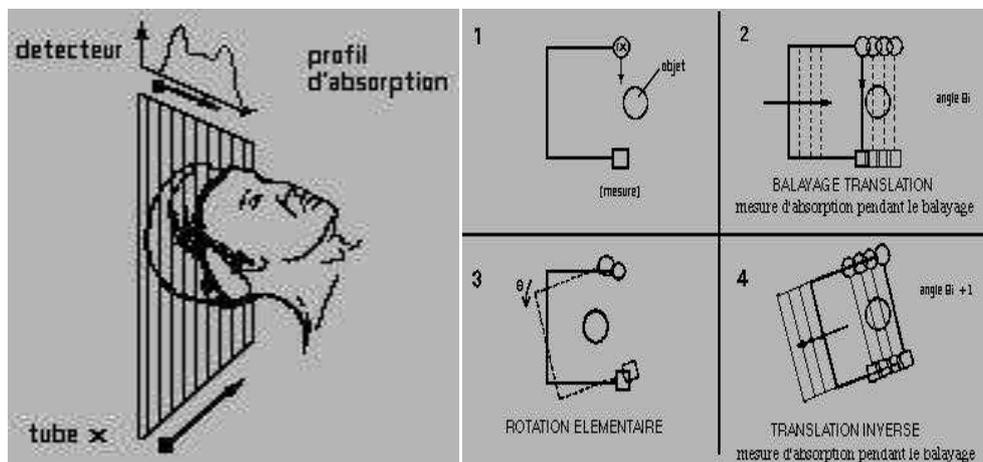


Figure I.15 : Translation du faisceau X.

d- Les applications du scanner

▪ Le scan RX de la tête ou scan RX cérébral

Est l'examen d'imagerie de première intention de la tête. Sur les images, on peut reconnaître des aspects normaux (en cas de migraines, par exemple) et des aspects lésionnels

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

traumatiques (hématomes), vasculaires (accidents vasculaires cérébraux), tumoraux, infectieux, malformatifs ou autres.

Certaines indications peuvent justifier une injection intraveineuse de produit de contraste iodé, pour caractériser des « prises de contraste lésionnelles » ; mais ce sont aussi souvent des indications d'IRM de la tête, qui s'avère alors un bon complément du scan RX sans injection. Le scan RX de la tête connaît des déclinaisons en fonction de la région d'intérêt : scan RX orbitaire, explorant particulièrement les parois orbitaires (recherche de fracture), les yeux, les nerfs optiques et leurs méninges, les muscles et les compartiments graisseux ; scan RX des sinus de la face (bilan de sinusite) ; scan RX du massif facial ; scan RX des rochers, explorant particulièrement les structures fines de l'oreille moyenne (les osselets) et de l'oreille interne (organes de l'audition et de l'équilibre) ; scan RX dentaire [8].

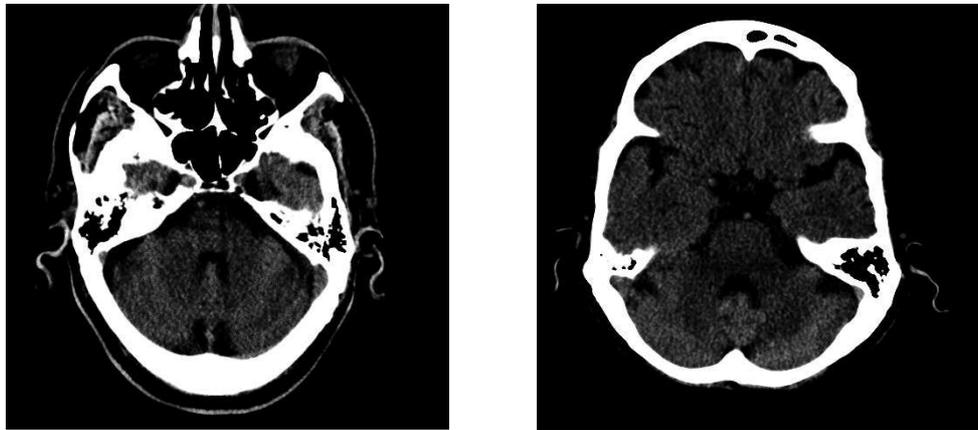


Figure I.16 : Exemple d'un scan RX cérébral.

▪ Le scan RX du thorax

Il permet une étude fine de la structure des poumons, des plèvres, de la cage thoracique, ainsi que du médiastin, qui comporte le cœur et les gros vaisseaux (l'aorte par exemple), la trachée et l'œsophage. C'est, pour les poumons, un examen complémentaire des radiographies. Il a conduit à l'abandon des tomographies pulmonaires. La réalisation de l'examen peut être déclinée sans ou avec injection de produit de contraste iodé. Certains scanners RX de haut de gamme permettent une imagerie morphologique et fonctionnelle du cœur, ou scan RX cardiaque. Avec une injection de produit de contraste iodé, ils permettent de réaliser un scan RX des artères coronaires ou coronaro-scan RX [8].

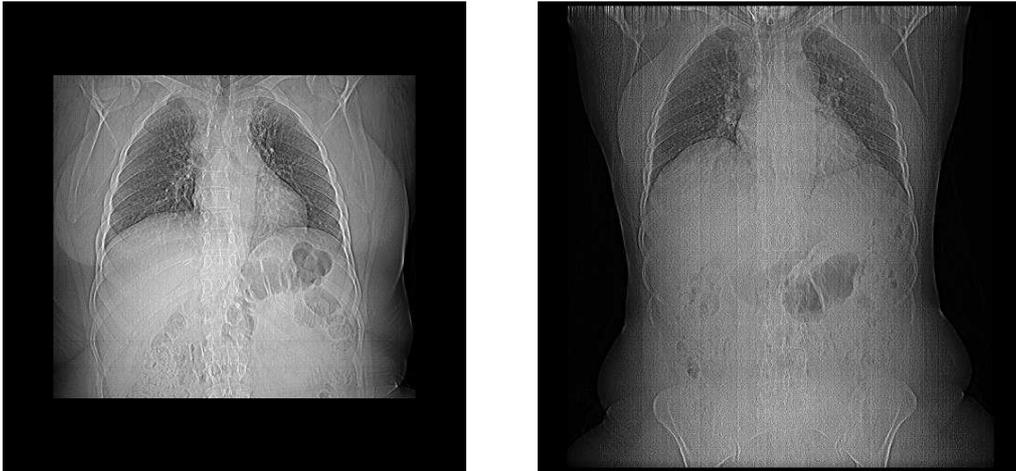


Figure I.17 : Résultat d'un scan RX du thorax.

▪ Le scan RX abdomino-pelvien

Ce type de scan permet une étude fine de toute la région de l'abdomen, du bassin ou pelvis et des structures profondes postérieures dites rétropéritonéales, comme les reins et le pancréas. Les organes pleins, comme le foie, la rate et les reins, sont directement évaluables, avec ou sans injection de produit de contraste iodé. Une injection est nécessaire pour l'opacification des voies urinaires des reins à la vessie. Les organes creux (le tube digestif) peuvent nécessiter une opacification par un produit de contraste iodé hydrosoluble administré par voie orale ou par lavement rectal. Une préparation digestive spéciale est nécessaire pour la réalisation d'un coloscan RX. Les organes génitaux sont inclus dans l'étude de cancer augmenté de près d'un quart sur dix ans. Ces chiffres devraient cependant diminuer, l'irradiation étant moindre qu'il y a quelques années [8].

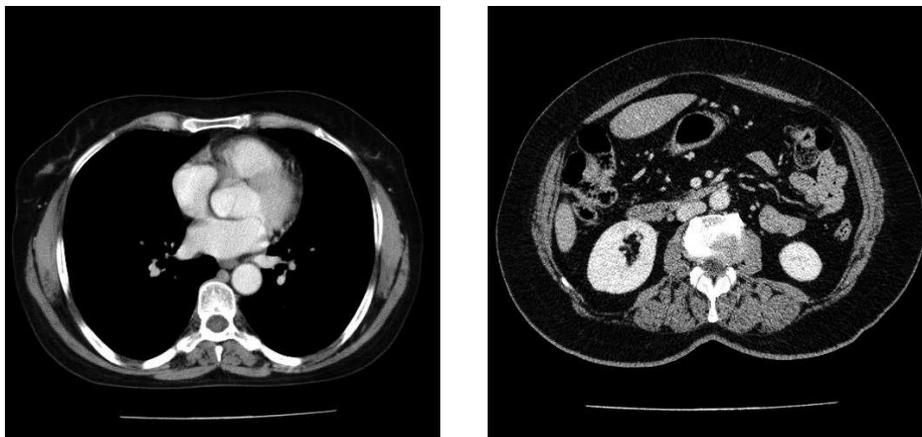


Figure I.18 : Résultat d'un scan RX abdominal.

I.4.3.6 Avantages et inconvénients

Les rayons X sont une modalité d'imagerie structurelle rapide et efficace offrant une résolution de quelques dizaines de micromètres sans limite de profondeur. Cependant, si cette technique offre un excellent contraste entre les os et les tissus mous, le contraste entre les différents tissus mous est faible et rend par exemple difficile la localisation de tumeurs au sein de ces tissus. De plus, les rayons X sont des rayonnements ionisants et à ce titre, leur utilisation doit s'effectuer avec des mesures de protection adéquates [4].

I.5 Les Formats d'images

Aujourd'hui on dénombre plus de formats d'image numérique que d'éditeurs de logiciels graphiques, chacun a tendance à mettre en avant les siens propres.

Dans cet immense amas de formats, une poignée seulement ressort dans chacun des grands groupes d'images (bitmap ou vectoriel), soit grâce à l'importance de leur promoteur, soit que leur usage populaire leur a octroyé le statut de standards de facto.

I.5.1 Format BMP

Le format BMP est l'un des premiers formats d'image utilisé sous Windows. Cette technique a, pour principal avantage, la qualité des images fournies : pas de compression (ceci dit : pas de perte de qualité). Revers de la médaille : ne pas compresser le fichier donne des fichiers de grande taille, impossible sinon très difficile à afficher sur internet pour un utilisateur ayant une connexion bas débit : Pour exemple, une image 800x600 pixels (en 24 bits) pèsera près de 1.37 Mo

I.5.2 Format TIFF

Ce format est orienté vers les professionnels (imprimeurs, publicitaires...) car il a l'avantage d'être reconnu sur tous types de système d'exploitation : Windows. Mac. Linux. Unix... etc.

Il permet d'obtenir une image de très bonne qualité, mais sa taille reste volumineuse, même si elle est inférieure à celle des fichiers BMP.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

I.5.3 Format JPEG

Ce format offre des taux de compression inégalés, même si la qualité de l'image s'en ressent au fur et à mesure que vous augmentez la compression. Avec des taux de compression élevés donnant lieu à des fichiers images de petite taille, ce format est devenu le standard des formats d'image sur internet. En effet, des fichiers de petites tailles seront chargés rapidement, même par une connexion bas débit tout en gardant une qualité acceptable.

I.5.4 Format GIF

Ce format est l'autre standard d'internet. Les fichiers GIF sont de petites tailles, ce qui est dû au fait que ces images ne peuvent enregistrer que 256 couleurs. Le format GIF permet également la création d'images avec animations.

I.5.5 Format PNG

C'est le format appelé à devenir le futur standard internet. Le format GIF permet d'animer les images, mais il enregistre sous une gamme de 256 couleurs seulement. Par contre le PNG en retient plus de 16.7 millions de niveaux de couleurs (24 bits). Ce qui offre une image de très bonne qualité, avec un excellent rendu des nuances et des dégradés. En plus, la taille des fichiers reste raisonnable. Ce qui offre un bon rapport entre le taux de compression et la perte de donnée dans l'image[11].

I.5.6 Format d'image médicale

DICOM désigne la norme pour les fichiers numériques créés lors d'examens d'imagerie médicale. Elle recouvre aussi les spécifications concernant leur archivage et leur transmission en réseau (aspects particulièrement importants dans le milieu médical). Indépendant des technologies (scanner, IRM, etc.), et des constructeurs, elle permet de standardiser l'accès aux résultats d'imagerie médicale. Outre les images numériques issues des examens médicaux, les fichiers DICOM véhiculent aussi un nombre d'informations textuelles concernant le patient (état civil, âge, poids... etc.), l'examen réalisé (région explorée, technique d'imagerie utilisée, etc.), la date d'acquisition, le praticien ...etc. Ces fichiers ne peuvent être lus et modifiés que par des logiciels spécialisés.

CHAPITRE I : SYSTEME D'INFORMATION EN IMAGERIE MEDICALE

Un service de Radiologie produit plusieurs dizaines de milliers d'images chaque jour (un scanner produit environ 1500 images par heure). Il n'est pas possible de classer ces images dans un format courant de type JPEG ou GIF sans risque de pertes des données démographiques de l'image, (nom du patient, type d'examen, hôpital, date d'examen, type d'acquisition ...etc.). La norme DICOM permet de rendre unique chaque image produite et de lui associer des informations spécifiques. Ainsi chaque image est autonome : si elle est perdue, reproduite ou renommée, il sera toujours possible d'identifier formellement son origine, le patient, la date, la série d'où elle provient, les paramètres d'acquisition etc.

La principale originalité des fichiers issus d'examens d'imagerie médicale réside dans leur capacité à stocker des données brutes bien au-delà de ce que peut distinguer l'œil humain sur un écran, et sur lesquelles les médecins peuvent travailler ultérieurement sans perte d'information.

La plupart des logiciels permettent donc de travailler par fenêtres ou plages de niveaux de gris restreintes pour n'afficher que les nuances utiles (certainement sans perte d'information) [12].

I.6 Conclusion

Les systèmes d'information hospitaliers sont récents, mais voient des progrès constants. Les nouvelles technologies de l'information ont investi tous les domaines d'activités, même les hôpitaux. En Algérie, beaucoup d'efforts sont à déployer pour réussir à les intégrer. La méconnaissance de ces technologies a fait que nos hôpitaux sont restés « classiques » et c'est le cas d'ailleurs de la plupart de nos entreprises.

Nous avons essayé de montrer, de ce chapitre, même de façon sommaire l'intérêt de l'introduction des différentes technologies existantes en imagerie, les différentes modalités d'acquisition ainsi que les différents formats d'image. En effet, leur maîtrise, dans le domaine médical particulièrement, contribue dans l'aide au diagnostic ainsi qu'à la thérapeutique.

Une bonne interprétation du contenu des images est d'autant plus importante que les données personnelles du patient. Nous verrons alors dans le chapitre suivant, les différentes techniques d'exploitation du contenu numérique des images.

II.1 Introduction

Le premier moyen utilisé dans le domaine de la recherche d'images était l'utilisation de mots clés qui sont associés aux images pour les caractériser. Pour la recherche, il suffit de taper un mot-clé et l'image correspondante va immédiatement apparaître. Grâce à la facilité de son utilisation, ce mode de recherche a été très appliqué. Désormais, malgré ses avantages, ce type de caractérisation comporte un certain nombre d'inconvénients. En effet, pour le cas des bases d'images de grandes tailles, la description textuelle pour toutes les images de la base est une opération longue, coûteuse et pénible pour l'utilisateur. De plus, le principal inconvénient de cette recherche est que le mot clés dépend de la langue et le résultat peut être complètement hors sujet. Comme exemple le mot 'avocat' qui désigne un homme de loi et en même temps un fruit.

Afin d'échapper à de telles situations, une solution consiste à éviter la procédure de l'utilisation des mots-clés et donc de passer à une autre technique qui prend en considération l'image et uniquement l'image pour effectuer les recherches. Cette méthode est dite la Recherche d'Images par le Contenu (RIC ou CBIR : Content Based Image Retrieval).

Dans ce chapitre, nous donnons quelques généralités sur la recherche d'image par le contenu et les principales composantes constituant un système de recherche d'image par le contenu visuel ainsi les différentes distances de similarité à laquelle, un système de recherche d'image peut faire appel pour comparer des images.

II.2 Etat de l'art

La recherche d'images est une technique qui consiste à identifier, parmi les images d'une base, des images désirées par un utilisateur. La méthode traditionnelle de la recherche d'images se résumait en une problématique de recherche de mots en se basant sur les attributs textuels des images tels que le nom du fichier. Cette approche nécessite de l'utilisateur une entrée manuelle des mots définissant l'image (légende) et qui la représentent fidèlement lors de la recherche. Cependant, cette méthode n'est pas toujours efficace suite aux problèmes de langue comme la fusion de sens qui donne des résultats différents.

Deuxièmement, une requête par mots clés nécessite une longue et coûteuse phase manuelle d'indexation des images. Cette méthode est devenue impraticable avec la taille toujours grandissante des bases de données multimédia actuelles et pour dépasser ces problèmes, une autre procédure a été proposée. C'est la recherche d'images par le contenu, en

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

anglais : Content Based Image Retrieval (CBIR). Elle a été proposée par Kato au début des années 90 et repose sur l'idée de chercher directement dans le contenu visuel des images telle que : la texture, la couleur et forme. La recherche est exécutée à l'aide d'une image exemple proposée par l'utilisateur appelée « requête ».

A partir de là, plusieurs auteurs ont proposés leurs méthodes servant à améliorer le domaine de la recherche d'images par le contenu. Le premier travail et le plus référencé sur l'indexation utilisant la couleur est la méthode d'intersection d'histogrammes proposée par Swain et Ballard.

Un histogramme 3D est construit pour chaque image de la base d'images. Les images de cette base semblables à une image requête sont trouvées en calculant l'intersection de l'histogramme de cette image avec ceux présents dans la base.

Les techniques d'indexation de données multidimensionnelles que sont les vecteurs descripteurs d'images sont décrites de façon exhaustive par Berrani dans sa thèse, dont il utilise une recherche approximative des plus proches voisins afin de déterminer les images les plus proches de l'image requête soumise par l'utilisateur.

Dans, l'auteur propose une approche de distribution couleur et de reconnaissance de contours d'objets en utilisant la distance EMD (Earth Mover Distance) pour la recherche d'images par le contenu. Le principe de son travail est basé sur les requêtes partielles dans lesquelles on cherche des images par comparaison d'attributs de régions similaires. Les méthodes basées sur les points d'intérêt ont elles-aussi, fait l'objet de nombreuses recherches. Dans sa thèse, Loupias propose une version multirésolution des points d'intérêts.

Une méthode utilisant la logique floue a été introduite dans. La segmentation de l'image a plus de succès dans l'extraction des caractéristiques bas niveaux de l'image. Julien Fauqueur a étudié la recherche d'images par composition de catégories de régions issues de la segmentation couleur des images.

Dans les auteurs ont proposés un système d'indexation de base de données images par le contenu, où chaque image est dans un premier temps décrite par un ou plusieurs vecteurs descripteurs invariants par rapport à certaines transformations. Ils ont proposé une classification bayésienne des vecteurs d'attributs des images. Ces vecteurs sont stockés sous forme arborescente.

Dans sa thèse, Jérôme Landré a proposé une technique basée sur une décomposition multirésolution des images de la base paléontologique Trans'Tyfpal en utilisant l'analyse en ondelettes à l'aide de l'algorithme lifting scheme. L'auteur utilise une classification

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

automatique des images afin de construire un arbre visuel de recherche.

Un autre système de recherche d'images par le contenu a été proposé par Houria ABED et ses coauteurs. Ce système permet de rechercher les images de la base en fonction de leurs caractéristiques du bas niveau : la couleur et la texture. Dans cette approche, chaque image de la base est représentée par un descripteur qui stocke les descripteurs visuels des quadrants de l'image, obtenus par une décomposition récursive de l'image en arbre quaternaire selon un critère particulier (homogénéité de la couleur et la texture). La similarité des images est calculée à partir d'une distance notée Δ qui tient compte de la structure et des valeurs des nœuds des arbres quaternaires.

Rostom, dans sa thèse, a proposé une méthode de sélection adaptative des caractéristiques pertinentes et une méthode de classification hiérarchique multi-modèle pour la recherche d'images dans une base d'images hétérogènes.

Dans les auteurs ont utilisé la transformée en ondelettes de Daubechies pour extraire le vecteur des caractéristiques de l'image. Dans, les auteurs ont proposé une technique de recherche d'images couleur basée sur la texture. Cette méthode utilise la matrice de cooccurrence de couleur pour extraire la caractéristique texture et mesure la similarité entre les deux images couleurs [13].

II.3 La recherche d'images par le contenu

Comme on vient de le souligner, la RIC est donc une technique de recherche qui consiste à identifier des images à partir de leur contenu sans aucune autre information. Dans ce type de systèmes, le principe général consiste à calculer pour chaque image un vecteur descripteur d'une dimension n stocké dans une base de données, qui représentera l'image lors de la recherche. Notons que le calcul des descripteurs se fait off line afin de ne pas pénaliser l'utilisateur avec des calculs longs.

De cette forte utilisation et des problèmes rencontrés lors de la manipulation de grandes quantités d'images (la structuration et le stockage) en résulte un dynamisme de recherche dans le domaine de l'indexation multimédia durant cette dernière décennie donnant naissance à de nombreuses méthodes d'indexation par le contenu, de recherche interactive et de navigation dans des bases [14].

II.4 Objectifs de la recherche d'images par le contenu

Pratiquement, on peut distinguer plusieurs :

- Recherche d'une image spécifique. L'utilisateur recherche une image précise dans la base. L'image cible est identifiée par une présentation interactive au système d'une suite d'exemples [14].
- Recherche d'une image semblable à une requête : La requête peut être une image ou une caricature de ce que recherche l'utilisateur.
- Construction de catégories : Le principe d'interrogation du système est le même que le précédent, mais l'objectif est de structurer une base ou de l'étiqueter.

II.5 Systèmes de recherche d'images par le contenu

Un système de recherche d'images par le contenu est défini par l'ensemble des différents éléments qui participent à la réalisation de la recherche d'image (méthodes, logiciel, les bases d'image) la principale tâche d'un système de recherche d'images par le contenu est de rechercher une ou plusieurs images se trouvant dans la base d'images les plus similaires à une (ou plusieurs) requête(s) proposée(s) par l'utilisateur. Le résultat sera affiché suivant une distance de similarité entre le vecteur descripteur de l'image requête résumant son contenu et chaque vecteur de la base d'images.

En principe, la recherche d'images par le contenu passe par deux phases essentielles :

- La première est la phase d'indexation. C'est une étape durant laquelle le système exploite toutes les images de la base à partir desquelles il extrait les informations les plus intéressantes de leurs contenus visuels à savoir la couleur, la texture et la forme. Chaque image est donc représentée par un vecteur de caractéristiques qui soit le moins encombrant et qui la caractérise le mieux. Cette phase est dite hors ligne (offline).
- La deuxième phase contient, d'une part, l'extraction du vecteur des caractéristiques de l'image requête et, d'autre part, l'étape de la recherche. Ceci se fait par une fouille dans la base d'images indexée. Le système cherche, dans la base, les images qui vont être les plus ressemblantes à l'image requête proposée par l'utilisateur. Cette phase est la phase de la recherche et qui se fait en ligne (online). Le schéma de principe d'un système de recherche d'images par le contenu est donné dans la figure(II.1) [14].

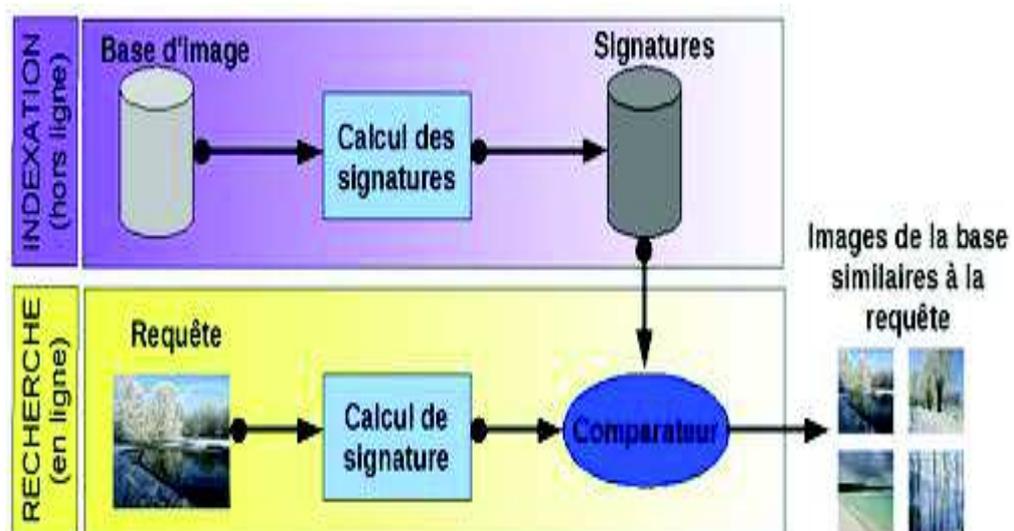


Figure II.1 : Principe de recherche d'images par le contenu.

II.5.1 Principales composantes d'un système de RIC

- **La requête**

Dans tout système de recherche, l'utilisateur doit exprimer ses souhaits, sous forme d'une requête au moteur de recherche par l'intermédiaire de l'interface utilisateur. Pour ce faire, celui-ci a le choix entre plusieurs types de requêtes dites par l'exemple, l'esquisse, par caractéristiques ou combinant exemple et texte.

Dans le cas de la requête par l'exemple, l'utilisateur propose une image requête au système dont la recherche se fait par la comparaison du vecteur descripteur de cette requête avec les vecteurs descripteurs des images de la base. Le résultat sera une ou plusieurs images les plus similaires à l'image requête suivant une certaine distance de similarité.

Dans la requête par esquisse (sketch), l'utilisateur spécifie sa requête par un dessin très simple à base de contours et de couleurs. Comme la recherche par image, ce type de requête demande l'indexation visuelle et le modèle de recherche par le contenu.

Pour la requête par caractéristiques, l'utilisateur indique la ou les caractéristiques qu'il veut utiliser pour trouver les images similaires comme, par exemple, la recherche d'images contenant 30% de rouge et 40% de vert...etc.

La requête combinant exemple et le texte est une façon de renforcer l'image requête en lui associant un texte afin d'accéder à un niveau d'abstraction supérieur.

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

- **Les bases d'images**

Une base d'images ou une banque d'images est définie par la donnée principale dans un système de recherche d'images par le contenu. Les bases d'images varient par leurs tailles qui peuvent atteindre un milliard d'images. Cette taille impose des contraintes sur la complexité des traitements effectués sur chaque image. Les bases d'images sont regroupées en deux grandes catégories pour la recherche et l'indexation. La première catégorie est dite « spécialisée ». Comme son nom l'indique, il s'agit d'une base homogène. Elle contient des images d'un domaine particulier comme la base d'images médicales (à l'instar de la base d'images utilisée dans ce présent PFE), les bases d'images mammographiques utilisées dans le dépistage du cancer du sein, ou encore la base d'images d'iris exploitée dans l'authentification des individus...etc. [15] [16]. La deuxième catégorie dite « généraliste » ou « hétérogène ». Les bases d'images généralistes contiennent des catégories d'images de sujet très différents : soleil, montagne, mer, paysage, animaux ...etc.

Lors de la manipulation, la différence principale qui réside entre ces deux catégories de bases spécialisées ou généralistes est que les bases spécialisées ont le plus souvent un contenu sémantique homogène et la recherche d'images dans de telles bases est un problème spécifique (à un domaine bien particulier).

Dans la catégorie de bases généralistes où les images ont des contenus assez différents, la recherche nécessite généralement une classification en familles d'images spécialisées afin de passer aux étapes de l'indexation et de la recherche [13].

II.5.2 La segmentation

Consiste à former des groupes (clusters) homogènes à l'intérieur d'une population. Pour cette tâche, il n'y a pas de classe à expliquer ou de valeur à prédire définie 'a priori', il s'agit de créer des groupes homogènes dans la population. Il appartient ensuite à un expert du domaine de déterminer l'intérêt et la signification des groupes ainsi constitués. Cette tâche est souvent effectuée avant les précédentes pour construire des groupes sur lesquels on applique des tâches de classification ou d'estimation. [9]

Conceptuellement, la segmentation consiste à extraire de l'image des primitives, soit de type contour, soit de type région. Ces primitives seront exploitées ultérieurement pour effectuer la reconnaissance des formes, le recalage, la mise en correspondance, etc. La

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

segmentation n'est donc pas un objectif en soi mais une étape située en amont de dispositifs d'interprétation d'images.

La littérature regorge de méthodes de segmentation, mais aucune n'est valable pour tout type d'image. Le choix d'une méthode dépend souvent des connaissances a priori sur l'image. Un aperçu général des approches de segmentation d'image est illustré dans la figure (II.2).

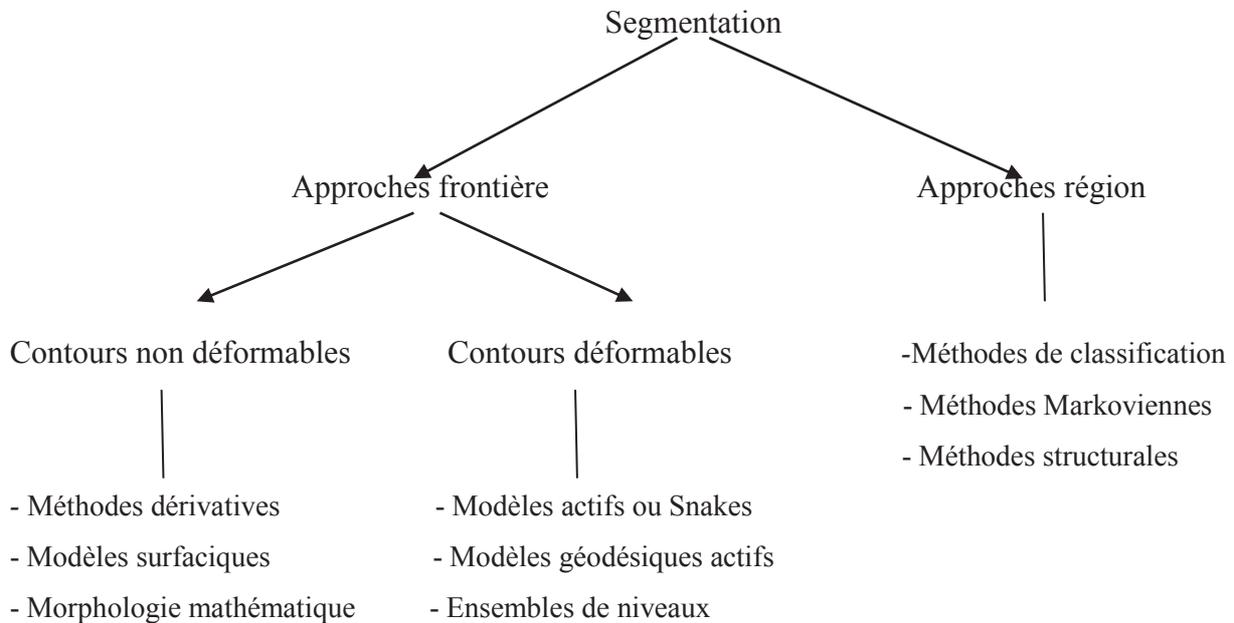


Figure II.2 : Un aperçu général des techniques de segmentation d'image.

La segmentation est très utilisée dans l'indexation et la recherche d'images par le contenu. La segmentation des images permet d'obtenir une description spatiale (topologie) des régions de l'image. Il est à noter que, dans le domaine médical, la segmentation automatique des images est un problème difficile à résoudre sans l'intervention d'un expert médical. [17]

II.5.3 L'indexation

De nos jours, l'indexation automatique est devenue la méthode la plus adaptée pour gérer les grandes masses de données représentées par les bases d'images. Car ces dernières représentent des volumes d'informations de plus en plus considérables. Chaque image étant représentée sous forme de matrice de pixels, son contenu brut ne peut être directement exploité pour la représenter, car la manipulation de tous les pixels de l'image est une opération pénible. Il est donc nécessaire de passer par une étape d'extraction des caractéristiques visuelles de l'image. Ce qui permet d'avoir une représentation plus facilement

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

manipulable. Cette indexation consiste en l'extraction, de chaque image, un descripteur qui va la représenter fidèlement lors de la recherche et qui va être moins encombrant, ce qui permet une meilleure organisation des données image de la base, de limiter la quantité de données examinées durant une recherche, d'y accéder rapidement et de confiner la recherche au maximum. Cette étape est hors ligne car, durant cette phase l'utilisateur n'est pas connecté à la base d'images [14].

II.5.4 La recherche

Une fois la base d'images indexée, le système passe à l'étape de la recherche où l'utilisateur intervient avec sa requête. Cette dernière sera indexée de la même manière que celles de la base et représentée par un vecteur de caractéristiques. La recherche implique la fouille dans la base, afin de trouver les plus proches signatures par rapport à l'image requête. La performance d'un système RIC dépend essentiellement du choix des descripteurs employés et des techniques associées à leur extraction. La description des images peut être de bas niveau ou de haut niveau.

La description bas niveau se focalise seulement sur le contenu de l'image pour l'extraction des attributs visuels qui sont principalement la couleur, la texture, la forme, les points d'intérêt etc. L'extraction se fait grâce à des calculs mathématiques sur les pixels de l'image. C'est ce cas justement qui fera l'objet de notre étude.

Par contre, la description de haut niveau s'intéresse non seulement à la description visuelle du contenu de l'image mais aussi à l'interprétation du contenu de l'image, d'où l'appellation de description sémantique.

Un des problèmes importants en recherche d'images par le contenu vient du fait que l'utilisateur recherche une similarité sémantique et que le système propose une similarité par traitement d'images et de données. C'est ce que plusieurs auteurs appellent le fossé sémantique : il est défini comme l'écart entre l'information que l'on peut extraire d'une image et l'interprétation qu'en a un observateur dans un contexte donné et au regard des connaissances qu'il possède.

II.6 Attributs visuels

Les attributs visuels sont extraits à partir de l'image selon trois niveaux d'abstraction. Le premier niveau est basé sur une description globale de l'image, le deuxième est le niveau

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

régions et le troisième représente la description par les points d'intérêt. Ces deux derniers permettent une description locale des images.

On distingue donc deux types d'attributs : les attributs globaux, et les attributs locaux.

- **Les attributs globaux**

Dans la recherche d'images par le contenu, la description globale d'images permet une recherche d'images se basant sur des similarités visuelles mesurées sur les images entières [18].

Une image est décrite globalement est représentée par un seul vecteur d'attributs, les histogrammes de couleur ou de niveaux de gris sont des exemples de descripteurs globaux [15].

- **Les attributs locaux**

La description locale par région est construite par un ensemble de vecteurs d'attributs. Les attributs utilisés sont, généralement, extraits pour chaque sous-région dans l'image [19]. La similarité entre deux images est calculée comme une combinaison des similarités entre les régions constituantes de chaque image.

Une image peut aussi être décrite par des points d'intérêt qui est une méthode qui effectue des recherches précises mais des temps de calcul trop élevé. Plusieurs approches ont été proposées pour la détection de ces points [20].

II.6.1 La couleur

La couleur est un attribut largement utilisé dans les systèmes de recherche d'image par le contenu. La couleur permet de faciliter l'extraction et l'identification d'un objet dans une scène. Les travaux de Swain et Ballard [15] relatifs à l'indexation de la couleur constituent la référence et marquent les débuts de l'indexation de l'image, de nombreux travaux et méthodes existent pour l'indexation de la couleur.

II.6.2 La texture

La texture est une caractéristique facile à reconnaître mais, en même temps, très difficile à définir. Cependant, une texture est un attribut représentant la distribution spatiale des niveaux de gris (ou couleur) des pixels d'une région. Elle se traduit aussi par un arrangement spatial des pixels que la couleur, seule, ne suffit pas à décrire [21].

II.6.3 La forme

L'utilisation de descripteurs de forme n'a de sens que sur une image segmentée. Pour extraire les descripteurs d'une forme, la première opération consiste à définir sa fonction caractéristique. En général, elle est représentée sous la forme d'un masque dans lequel chaque pixel est représenté par le numéro de la région à laquelle il appartient [22], C'est à partir de cette fonction, que sont calculés la plupart des descripteurs de forme, soit à partir de la région entière, soit à partir des contours seulement.

II.7 Stratégies de la recherche

La recherche d'images par similarité visuelle, à partir d'une image exemple, passe par la recherche des vecteurs voisins d'un vecteur q représentant la requête. Cette opération peut se décliner en trois stratégies à savoir, la recherche par les k plus proches voisins, la recherche par intervalle et la recherche à ε près. La première stratégie est, de chercher les k vecteurs les plus proches de q , au sens de la mesure de similarité associées aux vecteurs. Dans la recherche par intervalles, il s'agit de chercher les vecteurs r dont les composantes r_i sont tels que $|q_i - r_i| < s_i$. L'ensemble $\{s_i\}$ représente les seuils associés à chaque dimension. Dans la recherche à ε près, il s'agit de chercher les vecteurs se trouvant à une distance inférieure ou égale à un seuil ε , au sens de la mesure des similarités. En effet, si la signature d'une image est représentée par un ou plusieurs vecteurs, rechercher des images similaires revient à déterminer les vecteurs les plus proches au sens de la similarité qui leur est associée.

La deuxième méthode concernant la recherche par intervalles n'a que très peu d'applications en RIC Par contre, celle des k plus proches voisins et de la recherche à ε près sont les plus adaptées dans ce domaine. Cependant, la première est la plus claire mais le résultat, peut parfois contenir des vecteurs très éloignés, ce qui peut correspondre à des images non pertinentes.

II.8 Mesure de similarité entre images

L'idée principale de la RIC consiste à associer, à chaque image, un vecteur multidimensionnel représentant les caractéristiques de l'image en utilisant des fonctions de distance entre les vecteurs. Cette fonction quantifie la proximité des images dans l'espace des caractéristiques. Deux images sont considérées ressemblantes si la distance entre leurs

descripteurs est faible. Cependant, pour mesurer cette similarité, plusieurs types de distances métriques peuvent être utilisés. Parmi ces distances, on peut citer celle de Minkowski, de Bhattacharya, de Mahalanobis et la distance quadratique. Avant de donner les expressions de ces distances, notons d'abord qu'un espace métrique K se définit comme un ensemble non vide doté d'une application d , appelée distance, de $K \times K$ dans R^+ et qui vérifie les trois axiomes suivants :

$\forall x, y, z \in K$

- | | | |
|--|---|----------|
| <ol style="list-style-type: none"> 1. $d(x,y)=0 \iff x=y$ (identité) 2. $d(x,y)=d(y,x)$ (symétrie) 3. $d(x,y)+d(y,z) \geq d(x,z)$ (inégalité triangulaire) | $\left. \vphantom{\begin{matrix} 1. \\ 2. \\ 3. \end{matrix}} \right\}$ | $(II.1)$ |
|--|---|----------|

II.8.1 Distance de Minkowski

Cette distance est une famille de distances vectorielles. Soient I_1, I_2 deux vecteurs de caractéristiques (vecteurs représentants de deux images). La formule générale de Minkowski s'écrit :

$$L_p(I_1, I_2) = (\sum_{i=1}^n (|I_1(i) - I_2(i)|^p)^{1/p} \quad p \geq 1 \quad (II.2)$$

Où $I_1(i), I_2(i)$ représentent les $i^{ème}$ éléments des vecteurs I_1 et I_2 respectivement. p : définit le facteur de Minkowski ($p \geq 1$), n représente la dimension de l'espace caractéristique.

- Pour $p=1$, on aura la distance de Manhattan (appelé city block)

$$L_1(I_1, I_2) = (\sum_{i=1}^n (|I_1(i) - I_2(i)|) \quad (II.3)$$

- Pour $p=2$, on définit la distance Euclidienne

$$L_2(I_1, I_2) = (\sum_{i=1}^n (|I_1(i) - I_2(i)|^2)^{1/2} \quad (II.4)$$

- Pour $p \rightarrow +\infty$, on définit la distance du maximum

$$L^\infty(I_1, I_2) = \lim_{p \rightarrow \infty} \sqrt[p]{(\sum_{i=1}^n (|I_1(i) - I_2(i)|^p)} \quad (II.5)$$

Les métriques de Minkowski sont simples d'utilisation. Par contre, leur calcul est réalisé en considérant que chaque composante du vecteur apporte la même contribution à la distance.

Afin de rendre compte de l'importance relative des composantes du vecteur les unes par rapport aux autres, les distances de Minkowski pondérées sont préférables.

$$L_p^w(I_1, I_2) = \left(\sum_{i=1}^n W_i (|I_1(i) - I_2(i)|^p)^{1/p} \quad p \geq 1 \quad (II.6)$$

Où W_i : Le vecteur de pondération à n composantes.

II.8.2 Distance quadratique

Contrairement à la distance de Minkowski qui traite les éléments de manière équitable, la distance quadratique favorise les éléments les plus ressemblants. Hafner [23] propose une formule qui permet de déterminer une matrice de similarité A . Cette distance est donnée par l'expression suivante :

$$D_Q = ((I_1 - I_2)^T A (I_1 - I_2))^{1/2} \quad (II.7)$$

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

$$a_{i,j} = 1 - \frac{d_{i,j}}{\max(d_{i,j})} \quad (II.8)$$

II.8.3 Distance de Mahalanobis

La distance de Mahalanobis permet de prendre en compte la distribution des classes. En effet, l'amplitude des différents attributs peut varier fortement, favorisant les valeurs des attributs élevés dans le calcul de la distance. Elle est définie par l'expression suivante :

$$D_{mah} = ((I_1 - I_2)^T C^{-1} (I_1 - I_2))^{1/2} \quad (II.9)$$

Où C représente la matrice de covariance entre l'ensemble des descripteurs d'images. Dans le cas où les dimensions des caractéristiques sont indépendantes, C ne comporte que la variance. Et la formule (II.9) se simplifie comme suit :

$$D_{mah}(I_1, I_2) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (I_1(i) - I_2(i))^2}{c_i}} \quad (II.10)$$

Si C est une matrice identité alors cette formule devient la distance Euclidienne.

II.8.4 Intersection d'histogrammes

La méthode d'intersection d'histogrammes a été proposée par Swain et Ballard [15]. Elle consiste en la mesure de la partie commune entre deux histogrammes H_1 et H_2 . Elle est calculée par l'expression suivante :

$$D_{Int}(H_1, H_2) = \frac{\sum_{i=1}^n \min(H_1(i), H_2(i))}{\sum_{i=1}^n H_1(i)} \quad (II.11)$$

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

Où n est le nombre de valeurs de chaque histogramme. Deux images présentant une intersection d'histogrammes proche de 1 sont considérées similaires. Cependant cette mesure n'est pas une métrique parce qu'elle est non symétrique.

II.8.5 Distance *Earth Mover Distance*

La distance Earth Mover Distance (EMD) [17], permet d'évaluer la dissemblance entre deux distributions multidimensionnelles dans un espace de fonctions. Elle consiste aussi à minimiser le coût de transformation d'une signature en une autre sous certaines contraintes de déplacement des classes de descripteurs. Elle est alors définie comme suit :

$$D_{EMD}(I_1, I_2) = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} g_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} g_{ij}} \quad (II.12)$$

Où d_{ij} est la distance entre deux pixels d'indices i et j , g_{ij} représente le flot optimal entre deux distributions, dont le coût total est :

$$D_{EMD}(I_1, I_2) = \sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} g_{ij} d_{ij} \quad (II.13)$$

Ce coût est minimal sous les contraintes suivantes :

$$g_{ij} \geq 0 \quad \forall i \text{ et } j \quad (II.14)$$

Cette contrainte n'autorise que des mouvements des composantes de I_1 vers I_2

$$\sum_{i=1}^{n_1} g_{ij} \leq I_2(i) \quad \forall j \quad (II.15)$$

$$\sum_{j=1}^{n_2} g_{ij} \leq I_1(i) \quad \forall i \quad (II.16)$$

Ces deux contraintes limitent la quantité de composantes déplacées de I_1 et la quantité de composantes reçues I_2 .

$$\sum_{i=1}^{n_1} \sum_{j=1}^{n_2} g_{ij} = \min(I_1(i), I_2(i)) \quad (II.17)$$

Cette formule exprime le maximum de déplacement de composantes possibles. [17]

II.8.6 La distance de Kolmogorov Smirnov

Cette distance est appliquée aux distributions cumulées $I^C(i)$ elle est définie par la formule suivante :

$$D_{KS}(I_1^C, I_2^C) = \max_i (|I_1^C(i) - I_2^C(i)|) \quad (II.18)$$

II.8.7 La distance de Cramer Von Mises

Est une distance qui s'applique également sur les distributions cumulées. Sa formule s'écrit :

$$D_{CVM}(I_1^C, I_2^C) = \sum_i (I_1^C(i) - I_2^C(i))^2 \quad (II.19)$$

II.8.8 Distance de Kullback-Leibler

Cette mesure exprime l'entropie relative de deux distributions et elle s'exprime par la formule suivante :

$$D_{KL}(I_1, I_2) = \sum_i I_1(i) \log \frac{I_1(i)}{I_2(i)} \quad (II.20)$$

II.8.9 La Divergence de Jeffrey (JD)

Cette distance est une extension de la mesure de Kullback-Leiber, la différence est que la divergence de Jeffrey est symétrique et stable.

$$D_{JD}(I_1, I_2) = \sum_i I_2(i) \log \frac{I_1(i)}{\hat{I}} + I_1(i) \log \frac{I_2(i)}{\hat{I}} \quad (II.21)$$

Où \hat{I} représente la moyenne de $I_1(i)$ et $I_2(i)$,
$$\hat{I} = \frac{I_1(i) + I_2(i)}{2} \quad (II.22)$$

II.9 Quelques systèmes RIC

Depuis son début, le domaine de la recherche d'images par le contenu a été l'objet d'études des groupes de recherche, ce qui a permis le développement de ce domaine et des systèmes RIC. Ces systèmes se différencient par leur mode de fonctionnement. Certains se basent sur les descripteurs visuels tels que la couleur, la texture et la forme et d'autres servent à classifier des images par catégories et même ceux capables d'intégrer la sémantique dans leurs recherches. Dans cette partie nous allons lister quelques systèmes les plus utilisés et les connus d'ailleurs.

II.9.1 QBIC

Le logiciel QBIC (Query By Image Content) d'IBM, est le premier système commercial de recherche d'images par le contenu. Il supporte différents types de requêtes dont la requête par croquis. Les auteurs de ce logiciel furent rassemblés une large gamme de descripteurs d'informations contour, couleur et texture. Le système utilise la moyenne pour caractériser la couleur dans les espaces RGB, YIQ, Lab et Munsell. La texture est représentée par une version améliorée des caractéristiques de Tamura. La forme est assurée par des signatures classiques comme la circularité, la surface, l'excentricité et les moments invariants. La

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

distance Euclidienne est utilisée pour comparer les images et la distance quadratique pour comparer les histogrammes. [24]

II.9.2 Virage

Virage est le moteur de recherche d'images développé par la société Virage Inc. Son objectif est de construire un environnement dédié à la recherche d'images, principalement composé de primitives. Similairement à QBIC,

Virage propose des requêtes portant sur la couleur, la localisation des couleurs, la texture et la structure de l'image. L'interface de Virage offre la possibilité d'ajouter et de pondérer les différentes primitives ainsi que d'utiliser le bouclage de pertinence. L'avantage de Virage par rapport à QBIC est qu'il autorise une combinaison entre les différents modes de recherche. L'utilisateur définit le poids qu'il veut attribuer à chaque mode. [25]

II.9.3 Photobook

Photobook est un système d'indexation d'images développé par le MIT Media Laboratory. Ce système se base sur la couleur, la texture et la forme pour définir les signatures d'une image. La requête s'effectue classiquement par choix d'une image candidate. La distance Euclidienne est utilisée pour mesurer la similarité. [26]

II.9.4 Blobworld

Blobworld a pour but de retrouver, à partir d'une image requête, des régions similaires en couleur et texture, appelés blobs, dans les images de la base. La couleur est décrite par un histogramme de 218 cases dans l'espace Lab. Le contraste et l'anisotropie ont été utilisés pour représenter la texture. Pour Caractériser la forme Blobworld utilise la surface l'orientation et l'excentricité. La requête consiste à sélectionner une région qu'il juge l'utilisateur importante dans une image segmentée. La distance utilisée combine la distance quadratique (pour la couleur) et la distance euclidienne (pour la forme et la texture). [27]

II.9.5 Kiwi

Kiwi [17] (Key-points Indexing Web Interface) est un système développé à l'INSA de Lyon. Il est basé sur une analyse des images et l'extraction de points d'intérêts multi-résolution des images en utilisant les ondelettes. Les histogrammes de couleurs sont construits pour un sous-ensemble de pixels, définis par une matrice 3X3 autour des points clés.

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

Ensuite, les trois premiers moments (moyenne, variance, dissymétrie) de l'histogramme sont stockés et utilisés pour décrire la distribution de couleurs dans l'image. [22]

II.9.6 Netra

Netra est un système de recherche d'images développé au sein de l'université de Santa Barbara. Netra utilise une segmentation pour calculer les attributs de couleur, texture et forme. Les filtres de Gabor avec ondelettes est l'approche adoptée pour représenter la texture. Le système utilise courbures de la forme comme descripteurs. Pour mesurer la similarité Netra emploie la distance euclidienne. [28]

II.9.7 WINDSURF

WINDSURF est basé sur la décomposition en ondelettes des images, suivie par une segmentation des régions à l'aide des nuées dynamiques et par l'extraction d'attributs colorimétriques et de texture. Les régions de l'image requête sont ensuite comparées selon la distance de Mahalanobis pour donner les images les plus proches de la requête. [29]

II.9.8 VisualSeek

Dans VisualSeek, les caractéristiques sont un ensemble de couleurs dominantes définies dans l'espace HSV, les ondelettes pour la texture ainsi que les relations spatiales entre régions. La recherche consiste à retrouver des régions de même couleur dominante avec la même distribution spatiale. Les distances euclidienne et quadratique sont les deux mesures employées. [30]

II.9.9 SIMPLicity

SIMPLicity (Semantics -Sensitive Integrated Matching for Picture Libraries) vise à réduire le fossé sémantique dans les systèmes de recherche d'images par le contenu. Les images sont segmentées en régions, la caractérisation de chaque région est basée sur les ondelettes. Ainsi les images sont automatiquement triées suivant des critères sémantiques simples, ce qui permet ensuite d'accélérer et d'aider la recherche d'images similaires. [19]

II.10 Domaines d'application

Les systèmes RIC deviennent de plus en plus indispensables dans certains domaines tels que :

CHAPITRE II : LA RECHERCHE D'IMAGES PAR LE CONTENU

- Le domaine judiciaire : Les services de police possèdent de grandes collections d'indices visuels (visages, empreintes, ...) qui vont être exploitées par des systèmes de recherche d'images par le contenu afin d'identifier la personne recherchée.
- Les agences de journalisme et de publicité : Les agences de journalisme et de publicité est une autre application de la recherche d'images. Elles maintiennent en effet de grosses bases d'images afin d'illustrer leurs articles ou leurs supports publicitaires.
- Le domaine militaire : les systèmes de recherche d'images par le contenu sont très utilisés dans les applications militaires, tel que la reconnaissance d'engins ennemis via des images radar, le système de guidage et l'identification de cibles via les images satellite.
- D'autres applications telles que le diagnostic médical afin de détecter les organes malades chez les patients, la gestion d'œuvres d'art pour explorer et chercher les peintures similaires, les moteurs de recherche d'images sur internet et la gestion de photos personnelles ... etc.

II.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné un état de l'art sur la recherche d'images par le contenu et son importance dans le domaine de traitement d'images. Ensuite, nous avons décrit le principe de fonctionnement des systèmes de recherche d'images qui se composent essentiellement d'une donnée principale qui est la base d'images dont l'utilisateur fouille pour extraire une ou plusieurs images dépendamment de son choix, ainsi une requête exposée par cet utilisateur qui soit sous forme d'une image, esquisse ou une requête par caractéristiques. Nous avons aussi présenté les différentes distances employées pour la mesure de similarité entre images. Et enfin, nous avons donné une liste de quelques systèmes existants.

Nous présentons dans le chapitre suivant les principales méthodes d'indexations d'images par le contenu.

III.1 Introduction

Rappelons que la recherche d'images par le contenu (RIC ou CBIR) est une technique de traitement d'images qui vise à rechercher des images à l'aide d'une requête portant sur les caractéristiques visuelles d'une image telle que la couleur, la texture et la forme. Le résultat de cette recherche sera une image ou un ensemble d'images ordonnées dans l'ordre croissant de la valeur de la distance. La construction d'une base des index commence par l'extraction des caractéristiques appropriées des images.

La couleur, la forme et la texture sont des caractéristiques importantes pour la description du contenu des images. Par conséquent, beaucoup de recherches se font sur la couleur, la forme et la texture afin de pouvoir les utiliser dans la reconnaissance et l'interprétation des images.

III.2 Descripteur de la couleur

La couleur est un attribut indispensable dans la grande majorité des systèmes d'indexation et de recherche par le contenu. Commencée par les travaux de Swain et Ballard [15] dont les auteurs ont pu caractériser une couleur par son histogramme. De nombreux descripteurs sont proposés dans la littérature et nous pouvons considérer qu'ils forment deux grandes catégories. La première catégorie concerne les descripteurs relatifs à l'espace couleur, où il s'agit de représenter les principales couleurs d'une image, tout en fournissant des informations sur leur importance, leur distribution colorimétrique. Dans la deuxième, les descripteurs incluent des informations spatiales relatives à la distribution dans le plan image de la couleur, à la connexité entre couleurs. L'approche la plus courante et la plus rencontrée dans la littérature est l'histogramme couleur. De très nombreux auteurs ont proposé diverses manières d'utiliser l'histogramme comme descripteur.

III.2.1 L'espace couleur

Une couleur est généralement représentée par trois composantes qui définissent ce qu'on appelle un espace couleur. Les espaces les plus utilisés dans la recherche d'images par le contenu sont : l'espace RGB, l'espace CIE Lab, l'espace CIE Luv, l'espace HSV (ou HSL, HSB).

Espace RGB : Défini pour la première fois en 1931 par la compagnie internationale de l'éclairage CIE. Il est le système couramment le plus utilisé qui se base essentiellement sur

trois couleurs fondamentales le rouge, le vert et le bleu et dont toutes les autres couleurs dérivent. Il se représente sous forme d'un cube de la figure (III.1).

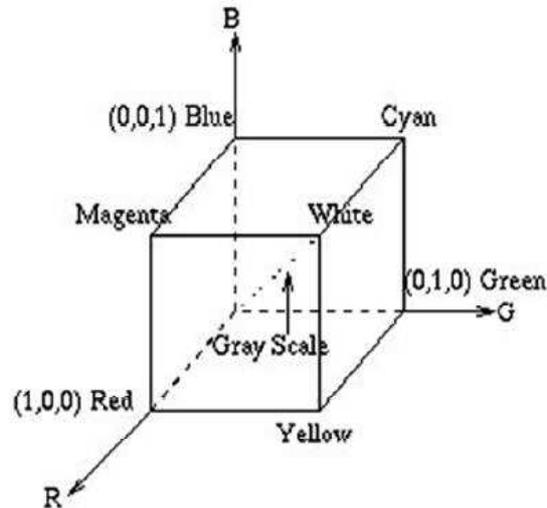


Figure III.1 : Cube de l'espace RGB.

Cet espace couleur est sensible aux changements d'illumination, et ne correspond pas au processus de perception humaine.

Espace HSV (HSI) (Hue-Saturation-value) : La projection d'une image dans cet espace permet de séparer les trois informations relatives à la teinte (H), qui représente la couleur pure (rouge, jaune, vert, bleu... etc.), la saturation (S) qui donne des informations sur la quantité de blanc dans la couleur pure et la valeur (V) correspondant à l'intensité lumineuse qui indique si la couleur est claire ou sombre [22].

On représente cet espace par un cône, dont la teinte est représentée par les angles du cône, la saturation est donnée par les rayons du cône et la valeur est définie par la hauteur du cône, illustré par la figure (III.2).

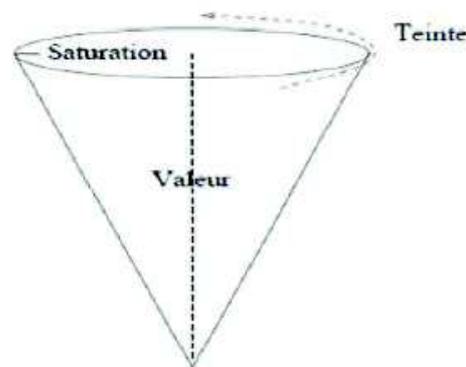


Figure III.2 : L'espace couleur HSV.

Espace XYZ : La C.I.E. a défini un autre espace de représentation d'une couleur qui prend en compte la sensibilité de l'œil. Il s'agit de l'espace XYZ. Il s'obtient simplement à

partir du système RGB et à l'aide d'une matrice de passage [23]. La figure (III.3) donne une représentation de cet espace, Y contient la luminance, X et Z l'information de chrominance. Cet espace lui aussi n'est pas perceptuellement uniforme ce qui le rend rarement utilisé dans les systèmes de recherches d'images. C'est-à-dire que les différentes nuances d'une même teinte (par exemple vert) peuvent être très éloignées dans l'espace.

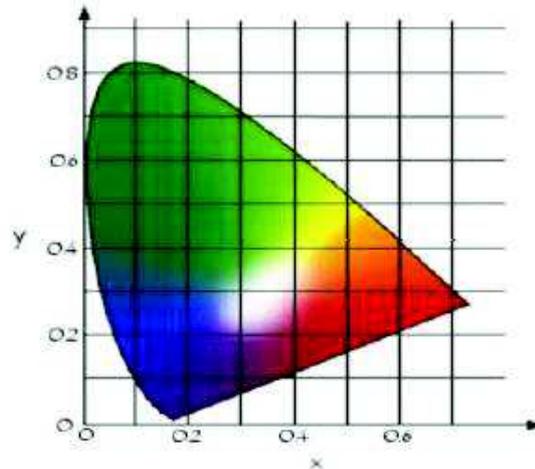


Figure III.3 : L'espace couleur XYZ.

Espace CIE Luv : C'est un système perceptuellement uniforme que l'on peut obtenir à partir du système XYZ. Il permet l'utilisation d'une distance Euclidienne pour mesurer l'écart entre deux couleurs. La composante L représente la réponse de l'œil à un niveau de luminance, u et v représentent la chrominance.

Espace CIE Lab : C'est un espace couleur qui possède la bonne propriété de respecter les distances entre les couleurs visuellement proches. Il est défini à partir de l'espace XYZ par des relations non-linéaires. Il est très utilisé dans le domaine de la recherche d'image par le contenu.

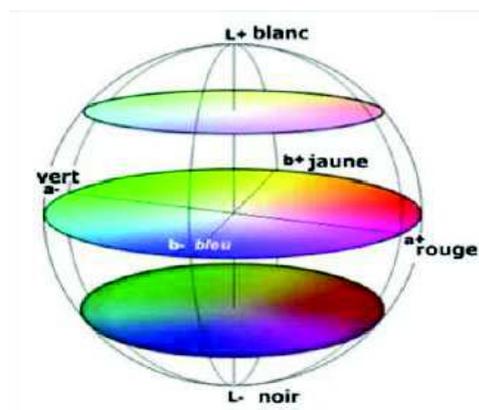


Figure III.4 : Espace CIE Lab.

Espaces YUV, YIQ et UCbCr : Ces espaces sont semblables. YUV est utilisé pour le codage des couleurs dans le système de télévision PAL, YIQ pour le système NTSC, dont Y

représente l'intensité, UV et IQ sont les deux composantes de chrominance. Pour Cr et Cb correspondent aux complémentaires du rouge et du bleu.

III.2.2 Histogramme couleur

En imagerie numérique, l'histogramme représente la distribution des intensités (ou des couleurs) de l'image. C'est un outil fondamental du traitement d'images, avec de très nombreuses applications.

III.2.2.1 Définition

Pour une image monochrome, l'histogramme est défini comme une fonction discrète qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels prenant cette valeur. La détermination de l'histogramme est donc réalisée en comptant le nombre de pixel pour chaque intensité de l'image. On effectue parfois une quantification, qui regroupe plusieurs valeurs d'intensité en une seule classe, ce qui peut permettre de mieux visualiser la distribution des intensités de l'image.

Les histogrammes sont en général normalisés, en divisant les valeurs de chaque classe par le nombre total de pixels de l'image. La valeur d'une classe varie alors entre 0 et 1, et peut s'interpréter comme la probabilité d'occurrence de la classe dans l'image. L'histogramme peut alors être vu comme une densité de probabilité. Pour une image $\{x\}$ en niveaux de gris codée sur L niveaux, on définit n_k le nombre d'occurrences du niveau x_k . La probabilité d'occurrence d'un pixel de niveau x_k dans l'image est :

$$P_x(x_k) = p(x = x_k) = \frac{n_k}{n} \quad ; \quad 0 < k < L \quad (III.1)$$

Avec n le nombre total de pixels de l'image, et p_x définit alors l'histogramme normalisé sur $[0,1]$.

Pour les images couleurs, on peut considérer les histogrammes des 3 composantes indépendamment, mais cela n'est en général pas efficace. On construit plutôt un histogramme directement dans l'espace couleur. Les classes de l'histogramme correspondent désormais à une couleur (ou un ensemble de couleurs, en fonction de la quantification), plutôt qu'à une intensité. On parle alors parfois d'histogramme de couleur.

Un histogramme peut être construit dans n'importe quel espace de couleurs, (RGB, HSV), ou sous-ensemble de cet espace, ainsi que pour les images multi spectrales ou hyper spectrales.

Il est également possible de ne calculer l'histogramme que sur une partie de l'image, de forme arbitraire, ou au voisinage d'un point. On parle alors dans ce cas d'histogramme local.

III.2.2.2 Propriétés

Les histogrammes sont résistants à un certain nombre de transformations sur l'image. Ils sont invariants aux rotations et aux translations, ainsi que dans une moindre mesure aux changements de point de vue, et aux changements d'échelle. Les histogrammes sont en revanche sensibles aux changements d'illumination et aux conditions d'éclairage.

Pour un histogramme normalisé, la valeur de chaque classe s'interprète comme la probabilité d'occurrence de la classe dans l'image. Un histogramme normalisé somme à 1.

Une propriété intéressante est leur facilité de calcul, puisqu'il ne s'agit que de comptage de pixels, ce qui se prête bien à une implémentation matérielle. Les histogrammes sont donc souvent utilisés pour des applications temps-réel.

III.2.2.3 Types d'histogrammes

a- Histogramme pondéré

Un histogramme pondéré est un histogramme où la couleur d'un pixel ne vaudra pas 1 point de plus dans l'histogramme mais plutôt un poids défini en fonction de la position du pixel dans l'image. Par exemple, les pixels centraux de l'image auront plus de poids dans l'histogramme (plus d'importance) que les pixels aux extrémités de l'image.

Principe : tenir compte de la répartition spatiale des couleurs, tout en gardant une signature de même taille.

$$\forall c \in C, H'(c) = \frac{1}{M.N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} w(i,j) \delta(f(i,j) - c) \quad (III.2)$$

$w(i,j)$ est une mesure locale dans le voisinage de chaque pixel.

$$W(i,j) = (k + \|\nabla(i,j)\|)^a \quad (III.3)$$

$\alpha < 0$ et $k > 0$ (régions uniformes) ; $\alpha > 0$ et $k > 0$ (contours)

H' a la même dimension qu'un histogramme normal.

b- Histogramme conjoint

Un histogramme conjoint est en traitement graphique, un outil d'analyse des différences entre deux images. C'est un diagramme en trois dimensions, qui peut être construit de la manière suivante :

Supposons qu'on cherche à comparer l'image 1 et l'image 2, on a $I_1(x,y)$ la luminosité du point (x,y) de l'image 1, et $I_2(x,y)$ la luminosité du point (x,y) de l'image 2.

En abscisse i_1 , on place l'intensité sur l'image 1, par exemple de 0 à 255 si l'on travaille sur 24 bits de couleurs.

En ordonnée i_2 , on place l'intensité sur l'image 2.

La fonction f dont la représentation est l'histogramme conjoint des deux images est définie par :

$$f(i_1, i_2) = \text{card}\{(x,y) / I_1(x,y) = i_1 \wedge I_2(x,y) = i_2\} \quad (\text{III.4})$$

c- Histogramme integral

L'histogramme intégral est une représentation qui permet un calcul rapide d'histogrammes locaux, dans n'importe quelle région de l'image. La méthode a été proposée en 2005, et s'inspire de la représentation proposée pour les images intégrales.

III.2.2.4 La spécification d'histogramme

La spécification d'histogramme est une méthode permettant de générer une image ayant une forme d'histogramme déterminée.

Si l'on souhaite obtenir un histogramme de forme P_z , à partir d'une image originale à L niveaux de gris, d'histogramme P_x , alors la transformation est obtenue de la manière suivante :

La transformation par égalisation de l'image originale est donnée par :

$$S = T(x) = (L-1) \int_0^x p_x(w) dw \quad (III.5)$$

La transformation par égalisation de l'image souhaitée est :

$$S' = G(z) = (L-1) \int_0^z p_z(w) dw \quad (III.6)$$

L'égalisation de l'image originale et l'image transformée doit aboutir au même histogramme égalisé, on a donc :

$$S = S' \quad \text{d'où} \quad z = G^{-1}(T(x)) \quad (III.7)$$

L'image transformée peut donc être obtenue avec l'histogramme spécifié P_z , à partir des transformations G (obtenue à partir de P_z) et T (égalisation classique de l'image originale).

III.2.2.5 Mesure de similarité

Dans de nombreuses applications, il est utile de calculer une distance (ou plus généralement une mesure de similarité/ dissimilarité) entre histogrammes. Par exemple pour étudier les variations temporelles du contenu visuel dans une vidéo, ou pour trouver des images similaires à une image requête. On définit pour cela un certain nombre de distances pour mesurer si deux histogrammes sont « proches » l'un de l'autre. Soit h_1 et h_2 deux histogrammes de même taille N (i.e. avec le même nombre de classes) [31].

- Intersection (utilisée par Swain et Ballard)

$$d(h_1, h_2) = \sum_{i=1}^N \min[h_1(i), h_2(i)] \quad (III.8)$$

- Corrélation

$$d(h_1, h_2) = \frac{\sum_{i=1}^N \bar{h}_1(i) \bar{h}_2(i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N \bar{h}_1(i)^2 \bar{h}_2(i)^2}} \quad \text{où} \quad \bar{h}(i) = h(i) - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N h(i) \quad (III.9)$$

- Chi-2

$$d(h_1, h_2) = \sum_{i=1}^N \frac{[h_1(i) - h_2(i)]^2}{h_1(i) + h_2(i)} \quad (III.10)$$

De nombreuses autres mesures sont possibles, notamment :

- l'expression de Smith and Chang :

$$d_{Smith}(h_1, h_2) = \frac{\sum_{j=1}^n \min(h_{1,j}, h_{2,j})}{\min(\sum_{j=1}^n h_{1,j}, \sum_{j=1}^n h_{2,j})} \quad (III.11)$$

- Issue de la théorie de l'information, la divergence de Kullback-Leibler [Kullback 1968] permet de mesurer la dissimilarité entre deux distributions :

$$S_{Kullback}(h_1, h_2) = \sum_{j=1}^n h_{1,j} \log \frac{h_{1,j}}{h_{2,j}} \quad (III.12)$$

- Cependant, la version de Jeffrey lui est préférée pour son respect de la symétrie et de l'inégalité triangulaire :

$$d_{Jeffrey}(h_1, h_2) = \sum_{j=1}^n (h_{1,j} \log \frac{2h_{1,j}}{h_{1,j}+h_{2,j}} + h_{2,j} \log \frac{2h_{2,j}}{h_{2,j}+h_{1,j}}) \quad (III.13)$$

Pour limiter la sensibilité au bruit de ces distances ou similitudes, on peut remplacer les histogrammes par les histogrammes cumulés. Mais ceci nécessite au préalable un ordonnancement des couleurs [32].

III.2.3 Les moments statistiques

Contrairement à la méthode d'histogramme qui utilise une distribution complète de la couleur, cette approche permet de calculer seulement des caractéristiques dominantes de couleur telles que la moyenne, la variance et le moment du troisième ordre et qui sont donnés par les formules suivantes.

- La Moyenne :

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N P_{ij} \quad (III.14)$$

- Le contraste (contraste dans une image)

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu_i)^2} \quad (III.15)$$

- Le moment d'ordre 3 désigne la quantité de la lumière dans une image.

$$S_i = \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (P_{ij} - \mu_i)^3 \right)^{1/3} \quad (III.16)$$

P_{ij} : La valeur du pixel j pour le canal i (RGB),

N : nombre de pixel de l'image.

Dans [33] les auteurs ont même prouvé que les méthodes utilisant des moments statistiques marchent plus vite et donnent des résultats meilleurs que les méthodes d'histogrammes.

III.2.4 Cohérence spatiale

Contrairement à l'histogramme, ce descripteur sert à combler l'absence de l'information spatio-colorimétrique de l'image. La cohérence spatiale est calculée pour chaque classe de couleur identifiée. On définit d'abord un histogramme de connexité donné par la formule suivante :

$$H_S(c) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(I_S(i, j), c) \alpha(i, j) \quad (III.17)$$

I_S : Une image segmentée de taille $M*N$,

c : Est la couleur du pixel (i,j) ,

δ : Est le symbole de Kronecker.

$\alpha(i, j)$:est définie par :

$$\alpha(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall k, k' \in (-w, w) \quad I_S(i+k, j+k') = I_S(i, j) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (III.18)$$

La fenêtre $(2W+1)*(2W+1)$ représente le degré de compacité souhaitée.

La cohérence spatiale est donnée par le rapport suivant :

$$SCR(c) = \frac{H_S(c)}{H(c)} \quad (III.19)$$

(H : Histogramme des couleurs)

III.2.5 Les couleurs moyennes

Cette méthode sert à déterminer les différentes distributions moyennes de couleur dans une image. Pour une image I représentée dans l'espace RGB et comportant $M*N$ pixels, la caractéristique couleur moyenne est donnée par la formule suivante :

$$\bar{X} = (\bar{R}_{moy}, \bar{G}_{moy}, \bar{B}_{moy})^t \quad (III.20)$$

$$\bar{R}_{moy} = \frac{1}{N*M} \sum_{p=1}^{N*M} R(p) \quad (III.20.a)$$

$$\bar{G}_{moy} = \frac{1}{N*M} \sum_{p=1}^{N*M} G(p) \quad (III.20.b)$$

$$\bar{B}_{moy} = \frac{1}{N*M} \sum_{p=1}^{N*M} B(p) \quad (III.20.c)$$

$R(p)$, $G(p)$, $B(p)$ sont les niveaux de couleur du pixel P dans chaque canal le rouge, le vert et le bleu respectivement.

III.2.6 Le corrélogramme

L'idée principale de cette méthode est inspirée des matrices de cooccurrence, développés au départ pour les images en niveaux de gris [35]. Le Corrélogramme a pour rôle de représenter les corrélations spatiales entre les niveaux de gris en fonction de la distance inter pixels utilisant la norme L_∞ . (Voir la formule (III.21)). Les corrélogrammes ont été utilisées dans [36] pour l'indexation et la recherche d'image par le contenu.

$$|P_1 - P_2| = \max\{|X_1 - X_2|, |Y_1 - Y_2|\} \quad (III.21)$$

$|P_1 - P_2|$: La distance entre P_1 et P_2 de coordonnées (X_1, Y_1) et (X_2, Y_2) .

Pour une distance $k \in \{1, 2, \dots, d\}$ fixée à priori, le corrélogramme de la couleur C_i par rapport à la couleur C_j est défini par :

$$Cor_{ij}^k = \text{prob}_{P_1 \in I_{C_i}} [P_2 \in I_{C_j} / |P_1 - P_2| = k] \quad (III.22)$$

I_{C_i}, I_{C_j} : Les ensembles de pixels dont la couleur est C_i et C_j respectivement.

Pour tout pixel de couleur C_i dans une image I de dimension $N \times N$, Cor_{ij}^k exprime la probabilité de trouver un pixel de couleur C_j à une distance k .

Pour comparer deux images I et I' , la mesure de similarité proposée par [35] est dérivée de la distance de Manhattan L_1 .

III.2.7 Le vecteur de cohérence de couleur

Ce descripteur décrit par Pass et al. [36] représente une autre variante, plus détaillée, de l'histogramme. Chaque rang de l'histogramme peut être partitionné en cohérent et non cohérent. La formule de la cohérence de couleurs est donnée par le vecteur suivant : $[(\alpha_1, \beta_1), (\alpha_2, \beta_2), \dots, (\alpha_N, \beta_N)]$ tel que la somme

$(\alpha_1 + \beta_1, \alpha_2 + \beta_2, \dots, \alpha_N + \beta_N)$ donnera l'histogramme de couleurs de l'image.

L'avantage qu'apporte cette approche est l'ajout de l'information spatiale à l'histogramme et cela à partir de leur raffinement. Mais, cette méthode présente l'inconvénient d'amplifier la sensibilité aux conditions d'illumination.

III.2.8 Les couleurs dominantes

Les couleurs dominantes caractérisées par la signature s telle que $S = \{S_i = (m_i, w_i)\}$ est un ensemble de nuages de points. Chaque nuage est représenté par son mode m_i définissant le maximum local de sa densité de probabilité, et le nombre w_i de pixels qui appartient au nuage.

Les signatures par couleurs dominantes, proposées dans [37], ne stockent que les couleurs qui appartiennent à l'image, elles ne stockent pas les cellules vides. La mesure de similarité la plus utilisée pour comparer ces signatures est l'Earth Mover Distance 'EMD'. La distance entre deux distributions S_1 et S_2 est donnée par le cout minimum de travail nécessaire pour transformer S_1 en S_2 . Les différents nuages de points, sont déterminée par plusieurs méthodes dont la plus facile est celle basée sur l'histogramme.

III.3 Descripteur de la texture

La texture d'une image peut être interprétée comme la régularité d'apparition de couples de niveaux de gris selon une distance donnée dans l'image. La texture est un attribut très riche en information sur la structuration des pixels dans l'image, ce qui a permis le développement de beaucoup de méthodes pour extraire le maximum de ces informations. En pratique, on distingue deux grandes classes de textures, qui correspondent à deux niveaux de perception à savoir les macrotextures et les microtextures.

Le but de l'analyse d'une texture est de formaliser les descriptifs de cette dernière par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier. Pour cet objectif, une multitude de méthodes, de variantes et de combinaisons de méthodes sont proposées dans la littérature et éprouvées en pratique. Elles sont classifiées en trois principales catégories qui sont principalement : les méthodes structurelles, les méthodes statistiques et les méthodes fréquentielles.

III.3.1 Les Méthodes statistiques

Consistant à évaluer des propriétés statistiques d'une région ou d'un certain voisinage autour d'un pixel (telle que la variance, la moyenne, la corrélation, l'entropie...) en se basant sur la distribution des niveaux de gris.

a- Les statistiques du premier ordre

Les caractéristiques statistiques du premier ordre, sont des méthodes ne tenant en compte qu'un pixel à la fois, utilisant les propriétés de l'histogramme des niveaux de gris de l'image. Soit I_g une image en niveau de gris correspondante à l'image 1 de N pixels. L'histogramme des niveaux de gris est calculé comme suit :

$$hist(i) = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N I_g(p) \text{ pour } i \in \{1, 2, \dots, n_g\} \quad (III.23)$$

Les statistiques du premier ordre [38], permettent de donner une certaine information, sur les textures présentes dans cette image. Les attributs extraits sont : la moyenne, l'écart type et la variance de la distribution des niveaux de gris dans l'image. Donnés par les formules (III.24), (III.25) et (III.26).

- La moyenne :

$$Moy = \frac{1}{n_g} \sum_{i=1}^{n_g} i \times hist(i) \quad (III.24)$$

- Ecart type :

$$E_{type} = \sqrt{\frac{1}{n_g} \sum_{i=1}^{n_g} (i - moy)^2 hist(i)} \quad (III.25)$$

- La variance :

$$Var = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^N (I_g(p) - moy)^2 \quad (III.26)$$

b- Les statistiques du second ordre

Ce sont celles qui exploitent les paires de pixels en incluant une certaine dépendance spatiale. Elles sont très exploitables pour la caractérisation de la texture. On se limite de citer les méthodes les plus connues.

▪ Les matrices de cooccurrence

Les matrices de cooccurrence des niveaux de gris (GLCM) [38], est une méthode qui représente la référence en analyse statistique de texture d'une image. Les matrices de cooccurrence sont très riches en information de texture et servent souvent de méthode comparative pour les nouvelles approches. Les matrices de cooccurrence font l'objet de plusieurs recherches. Dans [39] les auteurs ont donné une nouvelle technique pour un système

de recherche d'image par le contenu, utilisant les matrices de cooccurrence des motifs. Elle est, en effet, simples à mettre en œuvre et offrent de bonnes performances.

Le principe de cette méthode est de mesurer la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance dans l'image (la formule (III.27)). Elle est basée sur le calcul de la probabilité $P_{i,j}(d, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de gris i apparait à une distance relative d d'un pixel de niveau de gris j suivant une orientation θ donnée.

$$P_{i,j}(d, \theta) = \text{prob}_{p_1 \in NG_i} [P_2 \in NG_j / |p_1 - p_2| = d, (p_1, p_2) = \theta] \quad (III.27)$$

Les matrices de cooccurrence sont exploitable par extraction des attributs numériques calculés appelés paramètres de texture. Haralick [35] a proposé 14 attributs pouvant être extraits de ces matrices de cooccurrence. Généralement, les quatre attributs utilisés dans la recherche d'image par le contenu sont : l'énergie, le contraste, l'entropie et le moment inverse de différence, obtenus après normalisation des matrices $P_{i,j}(d, \theta)$ par $N \times M$.

III.3.2 Les méthodes fréquentielles

L'analyse fréquentielle d'images est une analyse qui est la plupart du temps déterminante de la texture étudiée. [40] On cite :

a- La transformée de Fourier

La transformée de Fourier (TF) permet de passer d'une représentation de l'image dans le domaine spatial à sa représentation dans le domaine fréquentiel. Les résultats de la TF nous informent, sur le contenu fréquentiel global à partir duquel certains paramètres caractéristiques texturaux peuvent être extraits.

Pour une image I définie contenant N lignes et M colonnes, la représentation de la transformée de Fourier sera discrète. Elle est donnée par la formule suivante :

$$TFD_I(u, v) = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} I(i, j) \exp(-j2\pi (\frac{ui}{N} + \frac{vj}{M})) \quad (III.28)$$

$$0 \leq u \leq N-1$$

$$0 \leq v \leq M-1$$

Cette TFD bidimensionnelle n'est pas toujours facile à interpréter. On s'intéresse principalement à son module, appelé spectre de Fourier. Pour une texture directionnelle, le

spectre de puissance contient des pics sur une ligne perpendiculaire à la direction principale de la texture. Si la texture est périodique, on retrouvera cette périodicité dans le spectre.

b- Les filtres de Gabor

La méthode de Gabor se base sur une formule dite fonction de Gabor, qui est définie par association d'une courbe de Gauss avec une sinusoïde orientée. Voir la formule (III.40). Cette méthode est très utilisée en indexation d'images pour la caractérisation de la texture et notamment pour la segmentation des images texturées, ainsi dans le domaine de la reconnaissance faciale [41].

L'utilisation des filtres de Gabor consiste à analyser indépendamment différentes parties de l'espace de Fourier à l'aide de plusieurs filtres.

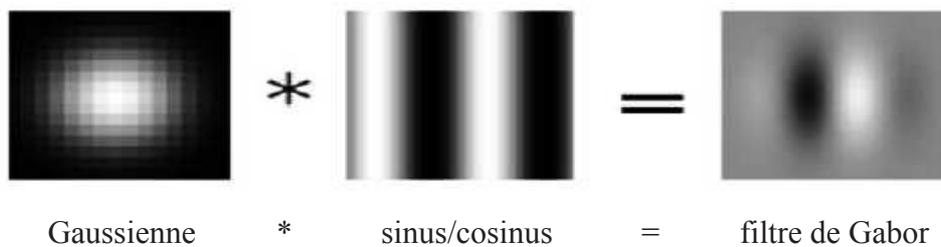


Figure III.5 : Représentation d'un filtre de Gabor 2D.

L'expression du filtre de Gabor en deux dimensions est donnée par la formule suivante :

$$f_{Gb} = g(x',y') \exp (2\pi j [\mu_o(x - x_o)^2 + v_o(y - y_o)^2]) \quad (III.29)$$

$$g(x',y') = \exp \left(\frac{x'^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y'^2}{2\sigma_y^2} \right) \quad (III.30)$$

σ_x et σ_y sont des constantes d'espace de l'enveloppe gaussienne qui déterminent l'étendue de l'onde suivant les axes x et y respectivement.

(x_o, y_o) : représente le point d'origine où s'applique la fonction f_{Gb} (f_{Gb} est maximale en ce point).

Un filtre de Gabor est un filtre de convolution obtenu en appliquant cette fonction à un masque de convolution.

c- La transformée en ondelettes

L'analyse par ondelettes est un outil mathématique capable de transformer un signal d'énergie finie dans le domaine spatial en un autre signal d'énergie finie dans le domaine

spatio-fréquentiel. Les composantes de ce nouveau signal sont appelées les coefficients d'ondelettes. Ces coefficients renseignent sur la variation locale des niveaux de gris autour d'un pixel donné de l'image. Son utilisation est justifiée par le fait qu'elle offre une nouvelle représentation de l'image dans laquelle l'information texturale est facilement accessible.

Les ondelettes ont été introduites pour la première fois par Grossman et Morlet [42] comme un outil mathématique d'analyse des signaux sismiques, et depuis, elle a été largement utilisée dans des applications diverses en traitement d'images tels que le débruitage et la restauration et la compression d'images.

III.4 Descripteur de formes

Les descripteurs (ou paramètres) de forme sont des nombres qui représentent chaque forme (d'un objet) et permettent de les classer. Ces paramètres ont été abondamment proposés dans la littérature (Coster et Chermant, 1985; Pratt, 1991; Nadler et Smith, 1992). Comme le propose Mehre et al. (1997), un schéma récapitulatif des techniques de description de formes est donné dans la figure (III.6) Ces techniques peuvent être classées en deux catégories : méthodes basées frontières et méthodes basées régions.

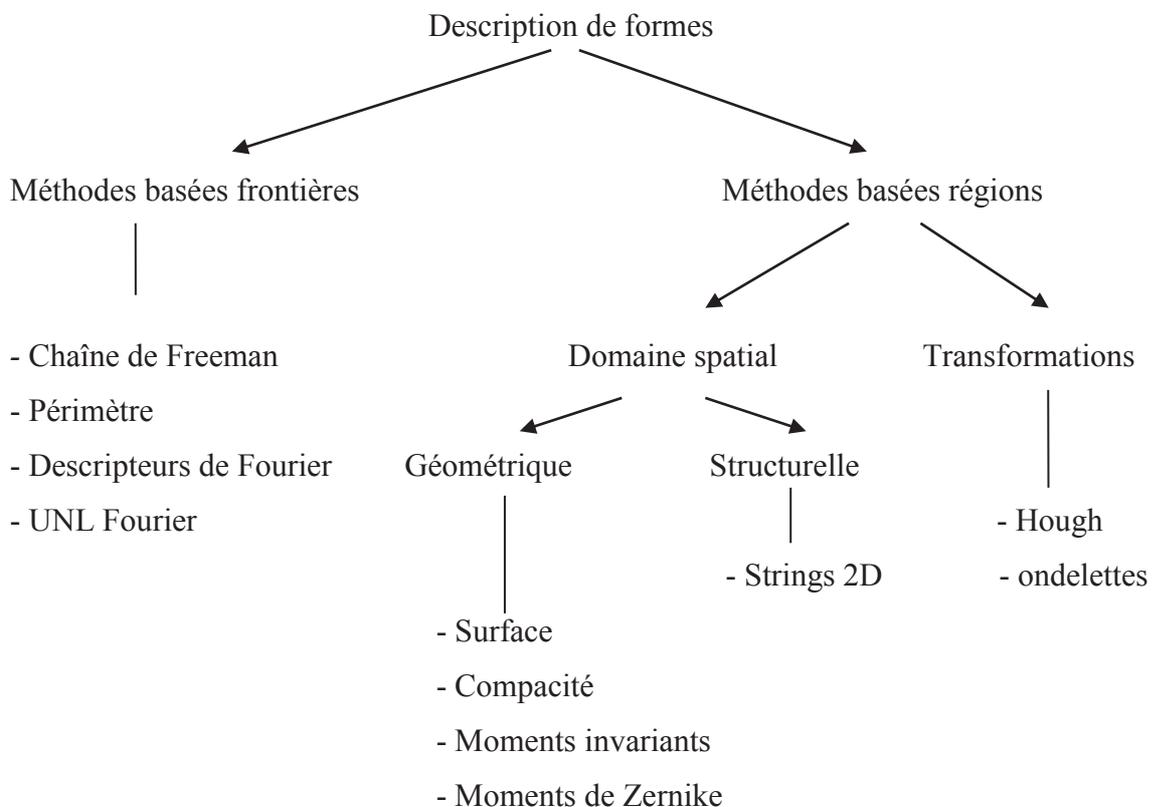


Figure III.6 : Un aperçu général des techniques de description de formes.

Aujourd'hui, les descripteurs de forme prennent une place importante en recherche d'images par le contenu (Rui et al., 1996; Derrode et al., 1999; Derrode, 1999). Ils sont complémentaires de la description de texture et de couleur même parfois essentiels et surtout en imagerie médicale, où le diagnostic s'effectue par caractérisation de la forme des régions pathologiques [43].

III.4.1 Les descripteurs de contours

Ce sont des descripteurs obtenus à partir des contours externes de l'objet.

III.4.1.1 Descripteur de Fourier

C'est un outil permettant de décrire l'enveloppe externe d'une forme, c'est-à-dire son contour. Il existe deux types de descripteur de Fourier.

a- descripteur par tangente

Dans cette approche on considère le contour comme une courbe continue qui peut être décrite par son abscisse curviligne S à partir d'une origine A choisie (figure III.7). On paramètre la courbe par l'angle fait par le vecteur tangent en chaque point et celui au point origine : $\varnothing(s)$ et on crée la variable t réduite qui prend ses valeurs entre 0 et 2π :

$$t = \frac{2\pi s}{L} \quad (III.31)$$

Où L : Est la longueur complète du contour. On construit alors la fonction $\Phi(t)$:

$$\Phi(t) = \varnothing \left[\frac{2\pi s}{L} \right] - \frac{2\pi s}{L} \quad (III.32)$$

Le terme correctif prenant en compte l'enroulement de 2π de la tangente pour un tour de contour. La fonction $\Phi(t)$ est une fonction périodique sur $[0, 2\pi[$ qui admet donc une série de Fourier :

$$\Phi(t) = \sum_{k=0}^{\infty} a_k \exp(-ikt) \quad (III.33)$$

On appelle descripteur de Fourier l'ensemble des modules de $a_k = \{|a_k|\}$.

Ils bénéficient des propriétés suivantes :

1. ils sont invariants par translation de la forme, par changement d'échelle, par rotation et ils sont invariants par changement d'origine.

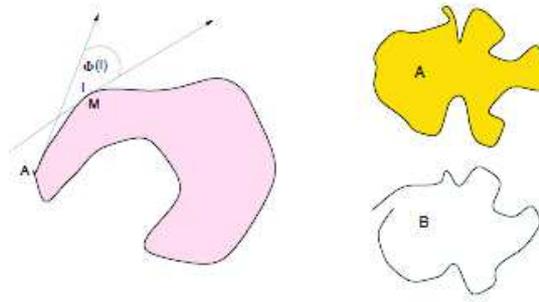


Figure III.7 : Descripteurs de Fourier par tangente.

b- descripteur par représentation complexe

Dans cette représentation, on décrit la forme par un ensemble $\{M_j\}$ de points de contours, et on représente la forme dans le plan complexe. On attache donc à chaque M_j un nombre complexe.

$Z_j = x_j + i y_j$, on appelle alors descripteurs de Fourier, les coefficients de la TF Z de z :

$$Z_k = \sum_{j=1}^N z_j \exp(-2\pi i j k) \tag{III.34}$$

Les coefficients Z_k , pour $k \in [-N/2+1, N/2]$, jouissent d'intéressantes propriétés [Bertrand et al., 1982].

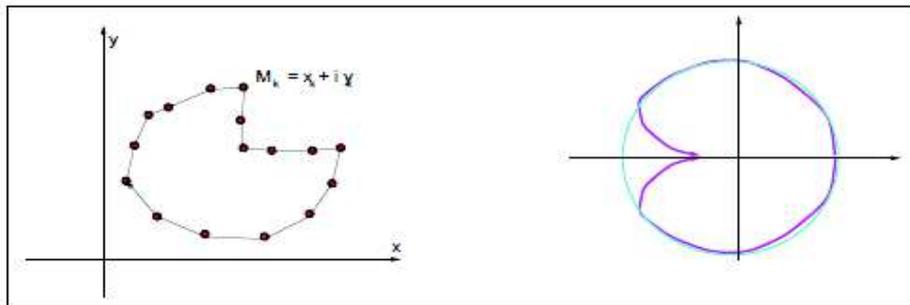


Figure III.8 : Descripteurs de Fourier par représentation complexe.

On voit que les descripteurs de Fourier par représentation complexe ont le même type de comportement que les descripteurs par tangente. Ils sont mieux adaptés aux formes discrètes puisqu'ils garantissent toujours que la forme demeure fermée après troncature du développement de Fourier. Ils peuvent être invariants par rotation si l'on s'intéresse aux seuls modules des coefficients Z_k .

Parmi leurs inconvénients, il faut noter que l'on ne peut pas aisément garantir qu'un contour de forme simplement connexe ne donnera pas, après troncature, un contour qui s'auto-interceptera.

III.4.1.2 Chaines de Freeman

C'est la méthode la plus ancienne de description des contours dans les images et aussi la plus utilisée encore aujourd'hui [Freeman, 1961, Freeman, 1977].

Définition

C'est une technique de représentation des directions du contour (on code la direction le long du contour dans un repère absolu lors du parcours du contour à partir d'une origine donnée). Les directions peuvent se représenter en 4-connexité (codage sur 2 bits) ou en 8-connexité (codage sur 3 bits)². Le codage d'un contour se fait donc de la façon suivante :

1. transmission des coordonnées absolues du point de départ,
2. transmission de la liste des codes de déplacement d'un point du contour au suivant sur le maillage.

Les codes des contours sont donnés par la figure(III.9). Dans d'autres techniques, on code de façon différentielle le changement de direction d'un point au suivant. Cela peut se justifier en codage sur 3 bits si une direction est très dominante par rapport aux autres.

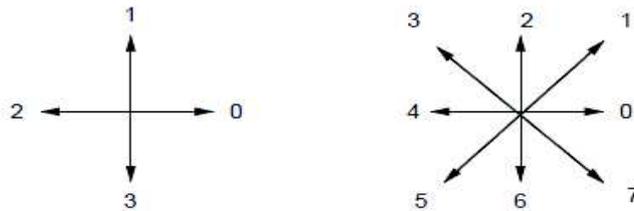


Figure III.9 : Les codes de Freeman en 4-connexité (à gauche) et en 8-connexité (à droite).

Deux exemples de codages par chaines de Freeman sont présentés sur la figure III.9 (le codage du positionnement absolu a été omis). Dans le cas de la 4-connexité, le codage de la suite de contours occupe 124 bits (62×2), tandis qu'en 8 connexités elle occupe 126 bits (42×3). Il n'y a pas de règle générale sur l'efficacité des représentations en termes de compression. Si la courbe est très complexe (beaucoup de changements de direction), le codage en 8-connexité est généralement plus compact. La qualité du codage est cependant toujours au moins aussi bonne en 8-connexité [44].

III.4.2 Descripteurs de région

III.4.2.1 Les descripteurs géométriques

Ce sont des descripteurs de formes qui nécessitent une segmentation en région préalable de l'image, Ils permettent de distinguer les différents types de formes que peuvent prendre les objets d'une scène. Ces moments sont calculés sur les différentes régions de l'image [45].

- La surface relative S_k d'une région R_k qui correspond au nombre de pixels contenus dans cette région par rapport au nombre total de pixels de l'image de N lignes et M colonne :

$$S_k = \frac{\text{card}(R_k)}{N \times M} \quad (III.35)$$

- Le centre de masse des pixels de la région est défini comme suit :

$$P = (P_i, P_j) = \left(\frac{\sum_{i \in R_k} i / \text{card}(R_k)}{M}, \frac{\sum_{j \in R_k} j / \text{card}(R_k)}{N} \right) \quad (III.36)$$

- La longueur du contour de la région qui définit le nombre de pixels en bordure de la région :

$$l_k = \text{card}(\text{contour}(R_k)) \quad (III.37)$$

- La compacité qui traduit le regroupement des pixels de la région en zones homogènes non trouées.

$$C_k = \frac{l_k^2}{S_k} \quad (III.38)$$

Ces attributs permettent d'obtenir des informations sur la géométrie des régions de l'image.

III.4.2.2 Représentation par les moments

Connaissant l'objet par sa fonction caractéristique $f(x,y)$, une représentation classique de sa forme consiste à en mesurer les divers moments :

$$M_{m,n} = \iint x^m y^n f(x, y) dx dy \quad (III.39)$$

En particulier les moments centrés (rapportés au centre de gravité (X_g, Y_g) de la forme) sont invariants par translation :

$$\bar{M}_{m,n} = \iint (x - X_g)^m (y - Y_g)^n f(x, y) dx dy \quad (III.40)$$

Sur une image discrète, ces moments s'écrivent :

$$\bar{M}_{m,n} = \frac{1}{J^{mK^n}} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K (j - X_g)^m (k - Y_g)^n f(j, k) \quad (III.41)$$

a- Les moments d'inertie

Les moments d'inertie (valeurs propres de la matrice d'inertie, matrice 2×2 de terme courant $\bar{M}_{m,n}$, $m+n=2$) sont invariants par rotation. Les moments d'inertie normés par la plus grande valeur propre sont invariants par similitude (rotation et facteur d'échelle). Les moments d'inertie décrivent bien l'allongement de formes régulières comme des ellipses ou des distributions gaussiennes. Ils sont plus ambigus sur des formes complexes (figure III.10) [44].

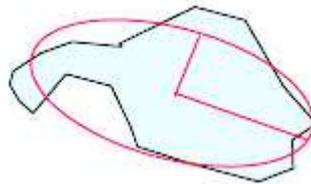


Figure III.10 : Description de forme par ellipse et axes d'inertie.

b- Les moments géométriques

Les moments géométriques permettent de décrire une forme à l'aide de propriétés statistiques [46]. Ils sont simples à manipuler mais leur temps de calcul est très long. La formule générale des moments géométriques pour décrire les formes présentes dans une image, est définie comme suit :

$$m_{p,q} = \sum_{p=0}^m \sum_{q=0}^n x^p y^q f(x, y) \quad (III.42)$$

L'ordre du moment est $p+q$, $f(x, y)$ représente un objet dans l'image.

Le moment d'ordre 0 : $m_{0,0}$ représente l'aire de la forme de l'objet.

Les deux moments d'ordre 1 ; $m_{0,1}$ et $m_{1,0}$ permettent de calculer les coordonnées (x_c, y_c) du centre de gravité de l'objet.

$$x_c = \frac{m_{1,0}}{m_{0,0}} \quad \text{et} \quad y_c = \frac{m_{0,1}}{m_{0,0}}$$

A partir des moments géométriques, Hu [38] a introduit sept moments invariants aux transformations géométriques, dits moments de Hu.

▪ Les moments de Hu

Hu [47] a permis de décrire une forme à l'intérieur d'une image à l'aide de propriétés statistiques. Les moments de Hu sont simples à manipuler, robustes aux changements d'échelle, la translation et la rotation, mais leur temps de calcul est très long et sont sensibles aux bruits. Cette méthode a été le sujet de plusieurs recherches. Dans sa thèse, Landré [22] a caractérisé les formes des images de la base paléontologique par les moments de Hu pour des imagerie approximation résultantes d'une décomposition en ondelettes.

c- Les moments orthogonaux

Comme leur nom l'indique, les moments orthogonaux sont définis dans une base orthogonale, ce qui évite la redondance des informations portées par chacun des moments. Les moments orthogonaux les plus connus sont :

- Les moments de Legendre
- Les moments de Zernike

III.4.3 descripteurs de structure

Ces descripteurs consistent à envelopper l'objet à reconstruire dans des "boîtes" de formes de plus en plus précisément adapté. On peut citer :

- Les boîtes englobantes et boîtes minimales.
- Polygone de Guzman.

III.4.4 Transformée de Hough

La transformée de Hough est une technique de reconnaissance de formes inventée en 1962 par Paul Hough, utilisée dans le traitement d'images numériques.

L'application la plus simple permet de détecter les lignes présentes dans une image, mais des modifications peuvent être apportées à cette technique pour détecter d'autres formes géométriques : c'est la transformée généralisée de Hough développée par Richard Duda et Peter Hart en 1972. [48]

III.5 Conclusion

Dans ce présent chapitre nous avons dressé un état de l'art sur les méthodes existantes pour l'indexation d'images. Au départ, nous avons tenté de définir les différents attributs les plus pertinents pour la caractérisation d'une image qui sont la couleur, la texture et la forme.

Nous avons défini la caractéristique couleur qui est généralement représentée par trois composantes qui définissent un espace couleur. On a aussi vu que parmi les méthodes de caractérisation de la couleur celles qui ne tiennent pas compte de l'information sur la localisation spatiale des couleurs dans l'image et celles qui tiennent compte de cette information.

On a ensuite passé à définir la texture qui peut être caractérisée par des calculs statistiques sur les pixels de l'image (matrice de cooccurrence...) ou par une analyse fréquentielle (ondelette et filtre de Gabor...). La troisième caractéristique est la forme qui est aussi un attribut essentiel pour représenter une image, ce qui a conduit au développement d'une multitude de méthodes, celles basées sur la caractérisation contours, et celles basées sur les régions.

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

IV.1 Introduction

Une image numérique est représentée par une matrice de valeurs codées sur un certain nombre de bits dont le traitement ne permet pas souvent d'obtenir des temps de réponse escomptés. Dans certains cas, il est nécessaire d'utiliser une représentation de dimension réduite pour mieux la caractériser. Ainsi, des attributs caractéristiques de l'image sont extraits à l'aide de fonctions mathématiques arrangés sous la forme d'un vecteur dit descripteur de l'image.

L'objectif de ce chapitre est de tester la méthode choisie pour la caractérisation globale d'une image dans le but de rechercher des images par leur contenu visuel en se basant sur l'attribut de couleur.

La caractérisation de la couleur est réalisée par la méthode des histogrammes. La base d'images utilisée est en niveaux de gris. La couleur est donc indexée par les histogrammes niveaux de gris. Nous avons opté pour leur facilité d'implémentation et leur invariance aux transformations.

IV.2 le descripteur utilisé

Comme on l'a déjà vu au chapitre précédent, la comparaison directe des images entre elles n'est pas envisageable. Il est donc nécessaire d'en extraire au préalable des informations représentatives : les descripteurs. Ces derniers sont des mesures de caractéristiques de l'image qui doivent être invariantes en rotation, translation et changement d'échelle. La caractéristique utilisée est la couleur, nous allons la détailler précisément:

Pour la couleur nous calculons l'histogramme niveaux de gris .Ce descripteur choisi est adaptés à la nature des images contenues dans la base.

IV.2.1 Histogramme

Comme on l'a vu dans le chapitre 3, l'information couleur est la plus importante caractéristique utilisée pour la description du contenu visuel. Chaque pixel d'image peut être présenté comme un point dans un espace de couleurs 3D. Il est donc nécessaire d'utiliser des espaces couleurs bien adaptés au calcul de distance entre couleurs. Pour extraire le premier vecteur descripteur de la couleur, nous avons choisi l'histogramme de couleurs (niveau de

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

gris). Ce choix est justifié par le fait que ce dernier est simple à calculer, invariable selon la translation ou la rotation de l'axe de vue. Ce qui fait que l'histogramme de couleurs est un outil particulièrement intéressant pour la recherche d'objets ou d'images ayant une position et une rotation inconnue par rapport à la scène. Pour cette raison que nous avons choisi d'utiliser ce descripteur pour la réalisation de notre système de recherche d'images et nous en avons parlé plus en détail dans le chapitre 3.

➤ Mesure de similarité entre histogrammes

Un histogramme détermine la distribution statistique de chaque couleur. La distance usuelle la plus utilisée pour comparer deux histogrammes est la distance euclidienne. [49] Elle est donnée par la formule suivante :

$$Dist (H_{req}, H_{cour}) = \sqrt{\sum_{k=1}^k |H_{req}(k) - h_{cour}(k)|^2} \quad (IV.1)$$

Où H_{req} est l'histogramme de l'image requête et $h_{cour}(k)$ celui de l'image en cours.

k représente la dimension du vecteur histogramme ($k=256$ dans notre cas).

IV.3 Protocole d'évaluation

Avant l'exécution d'un système de recherche d'informations, une évaluation qui permet de mesurer la performance de ce système est nécessaire. Les mesures les plus courantes pour évaluer un système sont le temps de réponse et l'espace utilisé. Plus le temps de réponse est court, plus l'espace utilisé est petit, et plus le système est considéré bon. Mais avec des systèmes qui ont été faits pour la recherche d'informations, en plus de ces deux mesures, on s'intéresse à d'autres mesures. Dans cette section, nous allons décrire les deux mesures les plus courantes : le rappel et la précision. Ces mesures sont reliées entre elles. Donc on décrit souvent cette relation par une courbe de rappel et précision.

Rappel et précision (en anglais : Recall and Precision)

IV.3.1 Mesures de la précision et du rappel

Définitions

La précision et le rappel sont deux quantités qui sont définies lorsque les filtres prennent des décisions binaires : soit un document est sélectionné, soit il ne l'est pas. Lorsque les

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

ensembles de documents pertinents et non pertinents sont connus sur un corpus, il est alors possible d'évaluer les quantités définies dans ce tableau :

	Pertinents	Non pertinents
Sélectionnés	A	b
Non sélectionnés	C	d
Total	P	NP

Tableau IV.1 : table de contingences pour un filtre binaire

Où :

a: le nombre de documents pertinents trouvés ; b : le nombres de documents non pertinents trouvés ; c : le nombre de documents pertinents non trouvés ; d : nombre de documents non pertinents non trouvés ; $P = a + c$: le nombre de documents pertinents existant dans la base de test ; $NP = b + d$: le nombre de documents non pertinents existant dans la base de test.

Le rappel R et la précision P sont définis par :

$$R = \frac{a}{a+c} \quad \text{et} \quad P = \frac{a}{a+b}$$

- Le rappel est le rapport du nombre de documents pertinents trouvés par le filtre au nombre de documents pertinents disponibles. Il s'agit de la proportion de documents bien classés pour la classe des documents pertinents : c'est une mesure utilisée habituellement en classification.

- La précision est la proportion de documents pertinents parmi les documents sélectionnés.

Cette quantité ne représente pas un taux d'exemples bien classés par rapport à une classe et n'est donc pas normalisée.

Ces deux notions sont souvent utilisées, car elles reflètent le point de vue de l'utilisateur : si la précision est faible, l'utilisateur sera insatisfait, car il devra perdre du temps à lire des

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

informations qui ne l'intéressent pas. Si le rappel est faible, l'utilisateur n'aura pas accès à une information qu'il souhaitait avoir.

Un filtre parfait doit avoir une précision et un rappel de un, mais ces deux exigences sont souvent contradictoires et une très forte précision ne peut être obtenue qu'au prix d'un rappel faible et vice-versa.

IV.3.2 La courbe de rappel et précision

Le rappel et la précision sont les mesures importantes, mais si on voit seulement une paire de valeurs de rappel et précision, cette paire de valeurs ne peut pas indiquer la performance du système. C'est pourquoi on donne souvent une distribution de rappel et précision sous en forme de courbe. La figure IV.1 donne un exemple de courbe de précision en fonction du rappel.

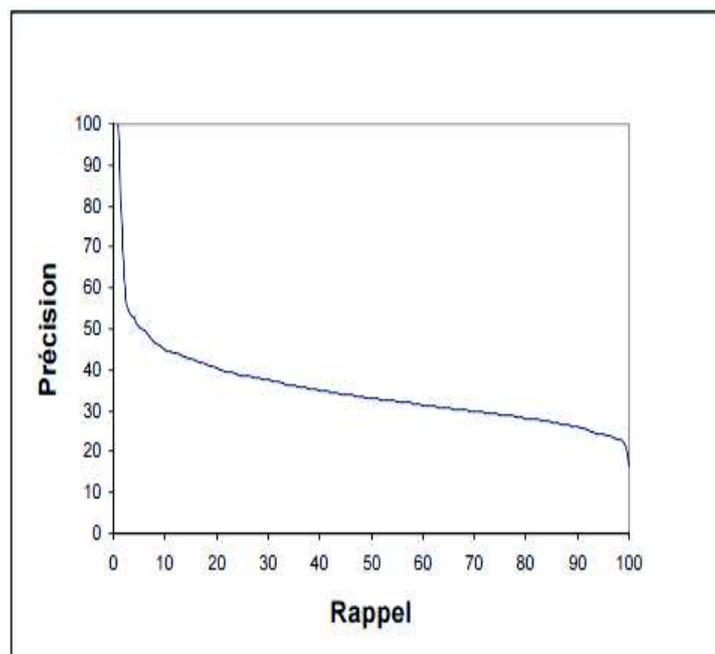


Figure IV.1 : Allure de la courbe de précision en fonction du rappel.

IV.4 La base d'image utilisée

Nous travaillons principalement sur une base d'image médicale dans le but d'évaluer et de valider notre système d'indexation et de recherche d'images par le contenu. Notre base contient 400 images classées en 5 groupes représentées dans le tableau (IV.2). Les images sont en niveau de gris et de dimension 256×256.

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

Classification des Images		Le nombre d'images	
Abdominales	Le début d'abdomen	87	192
	Abdomino-pelvien	105	
Thoraciques	Fenêtre pulmonaire	66	104
	RX thoracique de face	31	
	Trachée	07	
Crâne (osseuse)			15
Cérébrales	Massif facial en fenêtre parenchymateuse	40	89
	Ventricule	49	
			400

Tableau IV.2 : Classification des images de la base de test.

La figure IV.2 montre une vue d'ensemble des images de notre base de test.

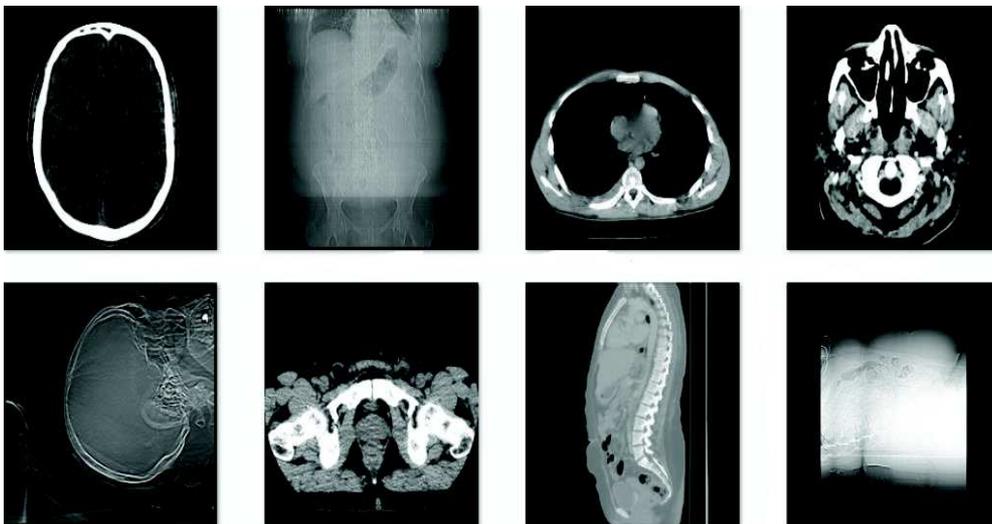


Figure IV.2 : Quelques exemples de la base d'image médicale.

Notons que la méthode présentée dans notre travail a été implémentée sous MATLAB (version 2009.a).

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

IV.5 Tests et résultats

Notre évaluation est basée sur les tableaux correspondants aux images retrouvées pour quelques requêtes dans la base. Après une extraction des vecteurs caractéristiques, le système passe à l'étape où il parcourt toute la base pour faire une comparaison entre le vecteur requête et tous les vecteurs de la base. En utilisant la distance euclidienne, le système a ordonné les images de la base, de la distance la plus petite à la distance la plus grande.

Nos résultats correspondants aux images les plus similaires à la requête, suivant la méthode utilisée sont affichées selon le score, de gauche à droite et de haut en bas tel que chaque image est accompagnée d'un paramètre "d" qui exprime la distance entre l'image requête et l'image correspondante.

IV.5.1 La recherche d'images par histogramme

Les figures (IV.3) (IV.4) présentent un échantillon des résultats de la recherche d'images par la caractéristique couleur dans la base d'image qui contiennent des images en niveaux de gris utilisant la méthode de l'histogramme en niveau de gris.

L'image requête est une image thoracique classée en première position dans cette figure (d=0).

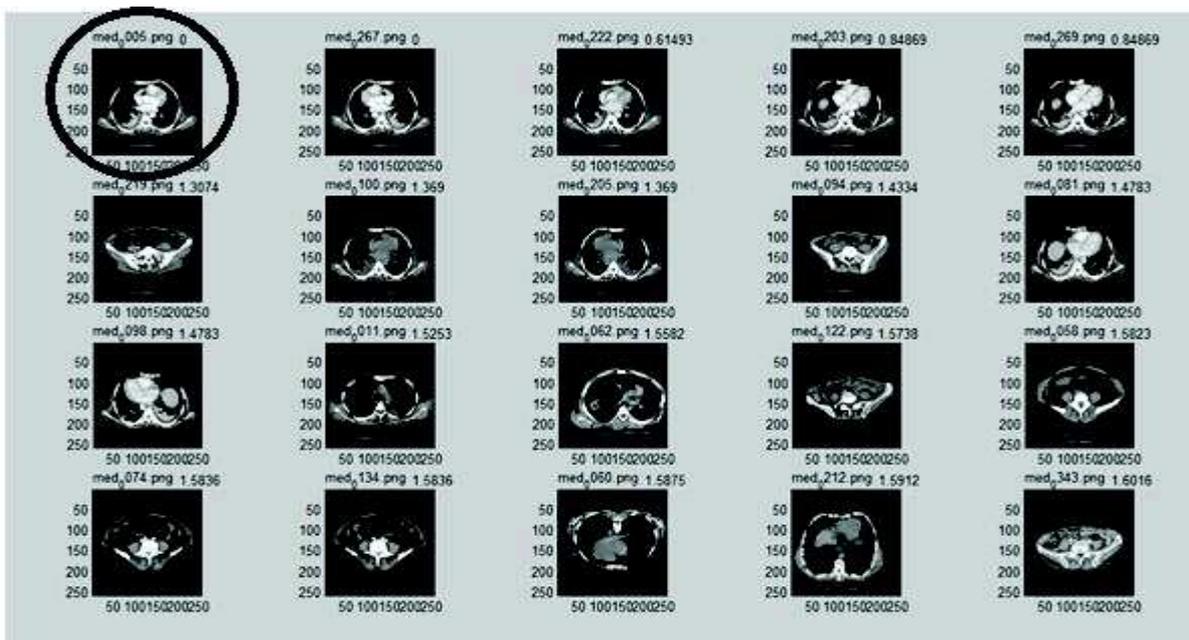


Figure IV.3 : Résultat de la recherche dans la base d'images en utilisant la méthode de l'histogramme en niveau de gris.

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

L'image requête est une image cérébrale classée en première position dans cette figure (d=0).

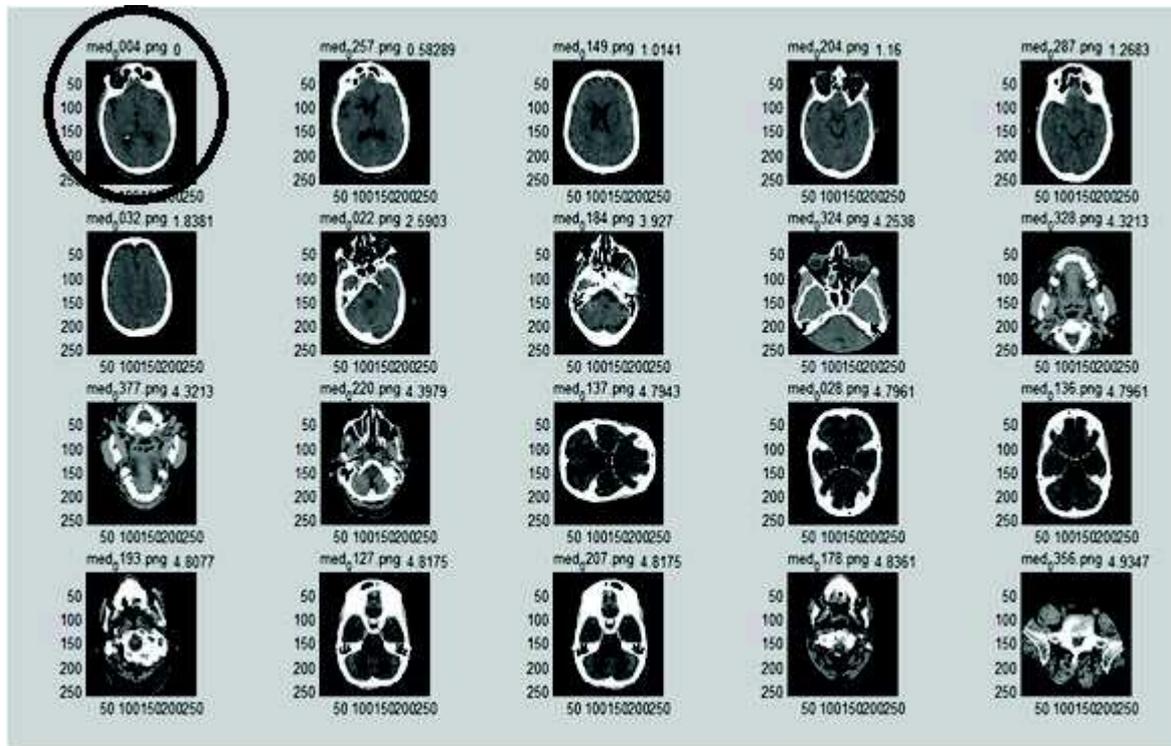


Figure IV.4 : Résultat de la recherche dans la base d'images en utilisant la méthode de l'histogramme en niveau de gris.

A partir des résultats précédents, nous pouvons remarquer qu'un histogramme de niveau de gris donne des résultats très satisfaisants ce qui permet de dire qu'il est un bon descripteur de la couleur.

Nous avons effectué des tests à différents seuils pour les 4 groupes présentés dans la base d'images.

A. Tests sur le groupe 1 : images abdominales

- **Seuil « 2 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=10%

Après avoir effectué trois tests différents avec trois images abdominales différentes (en changeant l'image requête dans chaque test) nous avons obtenu les résultats récapitulés dans le tableau IV. 3

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	1%	17%	14%	10 %
Précision	90%	97%	90%	92%

Tableau IV. 3 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement.

- **Seuil « 2.5 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=25%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 4

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	27%	34%	14%	25%
Précision	65%	67%	43%	88%

Tableau IV. 4 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2.5 » de rapprochement.

- **Seuil « 4 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=50%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 5

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	75%	7%	75%	50%
Précision	77%	74%	66%	70%

Tableau IV. 5 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 4 » de rapprochement.

- **Seuil « 5.5 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=75%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 6

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	75 %	80%	75%	76%
Précision	58%	59%	75%	64%

Tableau IV. 6 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 5.5 » de rapprochement.

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

- **Seuil « 7 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=100%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 7

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	100 %	100%	100%	100%
Précision	60%	60%	57%	60%

Tableau IV. 7 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 7 » de rapprochement.

- ❖ Récapitulation des résultats pour le groupe 1 (images abdominales)

Rappel %	10	25	50	75	100
Précision %	92	88	70	63	60

Tableau IV. 8 : Table récapitulative du groupe 1 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel R={0.1, 0.25,0.5,0.75,1}).

La figure IV.5 montre la variation de la précision moyenne en fonction du rappel moyen.

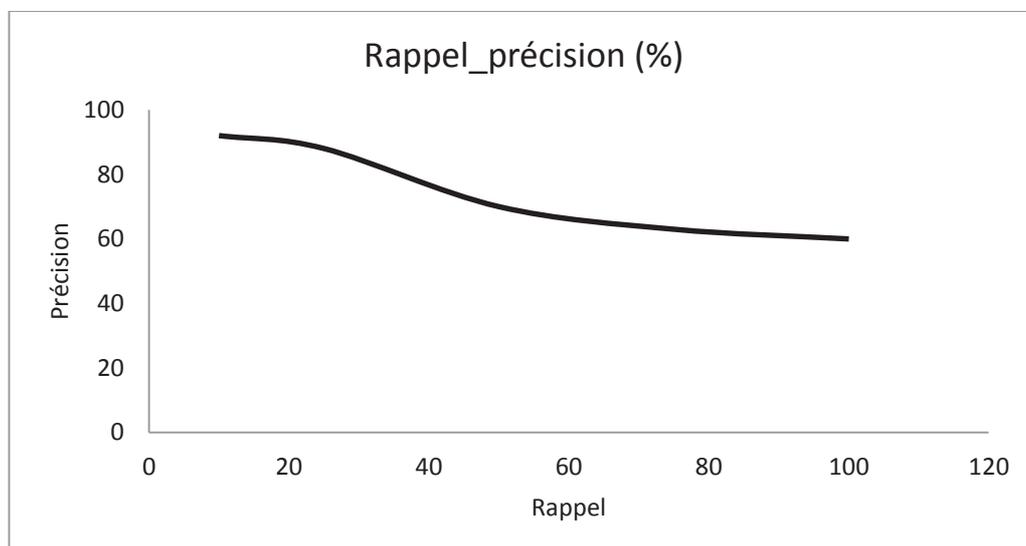


Figure IV.5 : la courbe de la précision en fonction du rappel pour le groupe 1.

B. Tests sur le groupe 2 : images cérébrales

- **Seuil « 2 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=10%

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

Après avoir effectué trois tests différents avec trois images abdominales différentes (en changeant l'image requête dans chaque test) nous avons obtenus les résultats récapitulés dans le tableau IV. 9

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	19%	4.4%	15%	12 %
Précision	100%	100%	50%	83%

Tableau IV. 9 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement.

- **Seuil « 3 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=25%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 10

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	4.4%	20%	37%	20%
Précision	26%	58%	100%	61%

Tableau IV. 10 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 3 » de rapprochement.

- **Seuil « 4 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=50%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 11

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	48%	40%	65%	51%
Précision	19%	100%	31%	50%

Tableau IV. 11 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 4 » de rapprochement.

- **Seuil « 5 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=75%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 12

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	75 %	60%	87%	74%
Précision	31%	27%	40%	32%

Tableau IV. 12 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 5 » de rapprochement.

- **Seuil « 7 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=100%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 13

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	78 %	80%	98%	85%
Précision	26%	24%	28%	26%

Tableau IV. 13 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 7 » de rapprochement.

- ❖ Récapitulation des résultats pour le groupe 2 (images cérébrales)

Rappel %	12	20	51	74	85
Précision %	83	61	50	32	26

Tableau IV. 14 : Table récapitulative du groupe 1 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel R={0.12, 0.20,0.51,0.74,0.85}).

La figure IV.6 montre la variation de la précision moyenne en fonction du rappel moyen.

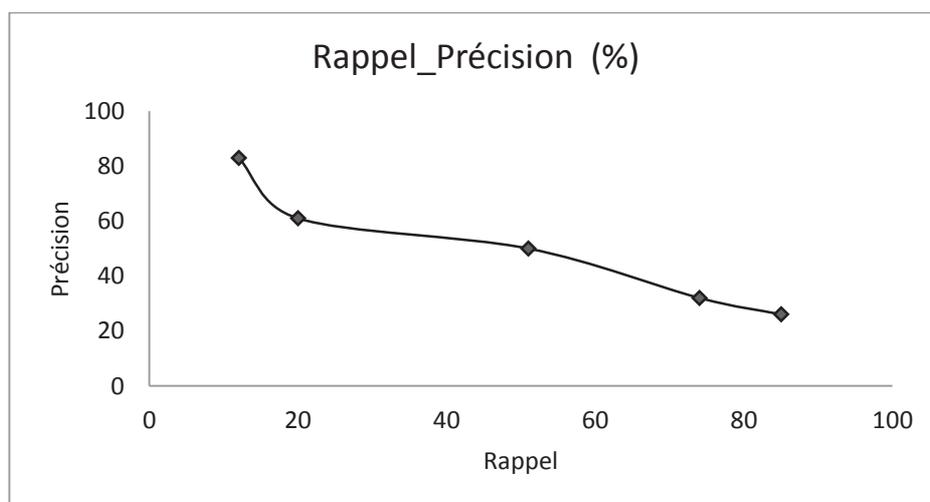


Figure IV.6 : la courbe de la précision en fonction du rappel pour le groupe 2.

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

C. Tests sur le groupe 3 : images crânes

- **Seuil « 1 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=10%

Après avoir effectué trois tests différents avec trois images abdominales différentes (en changeant l'image requête dans chaque test) nous avons obtenus les résultats récapitulés dans le tableau IV. 15

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	13%	13%	6.6%	10 %
Précision	100%	100%	100%	100%

Tableau IV. 15 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 1 » de rapprochement.

- **Seuil « 2 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=25%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 16

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	20%	46%	6.6%	24%
Précision	100%	100%	100%	100%

Tableau IV. 16 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement.

- **Seuil « 8 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=50%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 17

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	60%	86%	6.6%	50%
Précision	100%	100%	100%	100%

Tableau IV. 17 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 8 » de rapprochement.

- **Seuil « 14 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=75%

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 18

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	93 %	20%	93%	69%
Précision	37%	8.3%	9.3%	18.2%

Tableau IV. 18 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 14 » de rapprochement.

- **Seuil « 18 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=100%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 19

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	100 %	100%	100%	100%
Précision	4.2%	3.9%	3.7%	11.8%

Tableau IV. 19 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 18 » de rapprochement.

- ❖ Récapitulation des résultats pour le groupe 3 (images crânes)

Rappel %	10	25	50	69	100
Précision %	100	100	100	18.2	11.8

Tableau IV. 20 : Table récapitulative du groupe3 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel R={0.1, 0.25,0.5,0.69,1}).

La figure IV.7 montre la variation de la précision moyenne en fonction du rappel moyen.

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

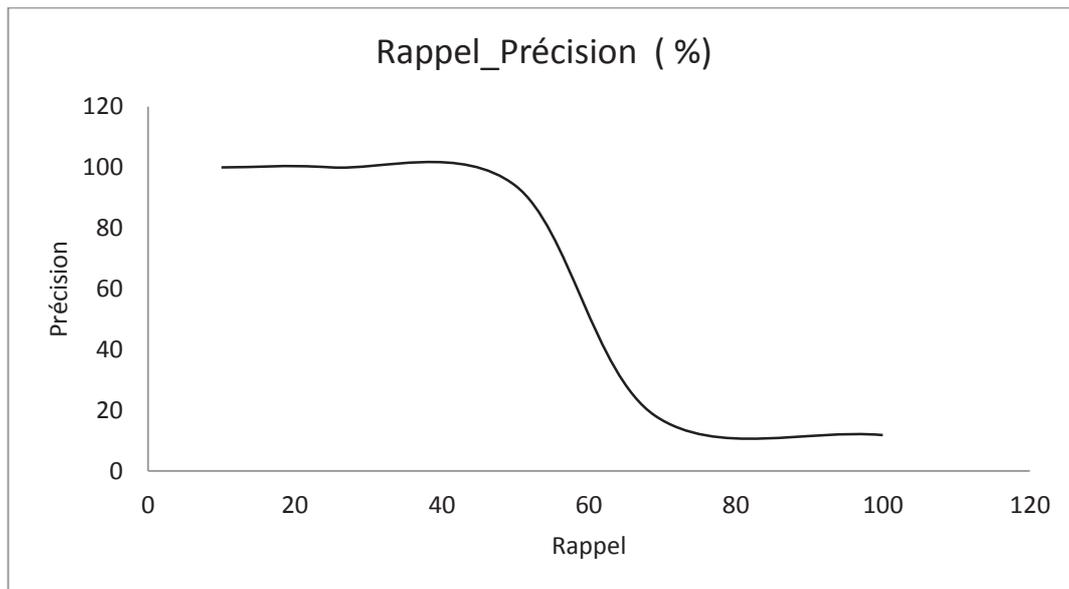


Figure IV.7 : la courbe de la précision en fonction du rappel pour le groupe 3.

D. Tests sur le groupe 4 : images thoraciques

- **Seuil « 2 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=10%

Après avoir effectué trois tests différents avec trois images abdominales différentes (en changeant l'image requête dans chaque test) nous avons obtenus les résultats récapitulés dans le tableau IV. 21

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	19%	7%	7%	10 %
Précision	47%	57%	88%	64%

Tableau IV. 21 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 2 » de rapprochement.

- **Seuil « 4 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=25%

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 22

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	6.7%	17%	51%	25%
Précision	100%	18%	24%	47.3%

Tableau IV. 22 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 4 » de rapprochement.

- **Seuil « 7 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=50%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 23

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	63%	68%	20%	50%
Précision	20%	21%	100%	47%

Tableau IV. 23 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 7 » de rapprochement.

- **Seuil « 14 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=75%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 24

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	79 %	66%	74%	75%
Précision	23%	19%	21%	21%

Tableau IV. 24 Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 14 » de rapprochement.

- **Seuil « 16 » de rapprochement** : Calcul de la valeur moyenne de la précision pour un Rappel R=100%

Les résultats obtenus sont récapitulés dans le tableau IV. 25

	Test 1	Test 2	Test 3	La moyenne
Rappel	82 %	99%	100%	94%
Précision	23%	25%	35%	27%

Tableau IV. 25 : Précisions et Rappels obtenus pour le seuil « 16 » de rapprochement.

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

❖ Récapitulation des résultats pour le groupe 4 (images crânes)

Rappel %	10	25	50	75	94
Précision %	64	47.3	47	27	21

Tableau IV. 26 : Table récapitulative du groupe 1 (valeurs moyennes des précisions correspondant au Rappel R={0.1, 0.25,0.5,0.75,94}).

La figure IV.8 montre la variation de la précision moyenne en fonction du rappel moyen.

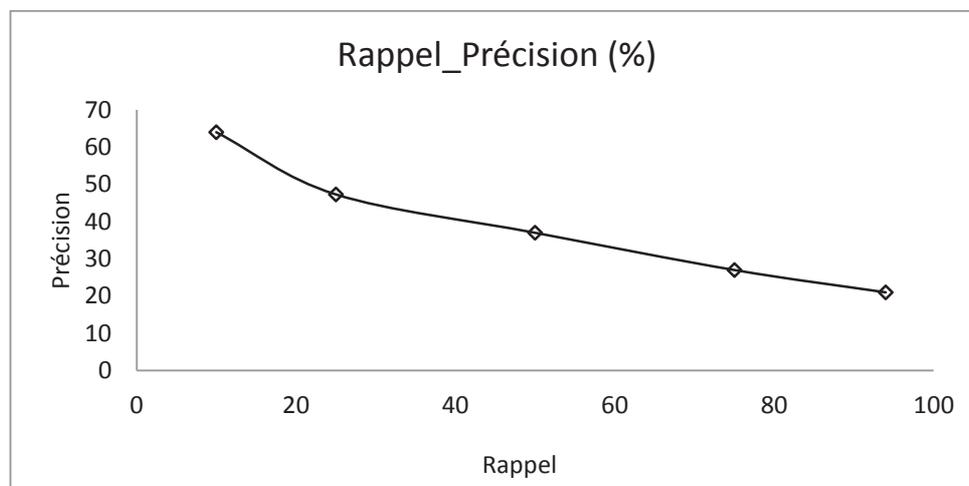


Figure IV.8 : la courbe de la précision en fonction du pour le groupe 4.

A partir des résultats présentés dans la section précédente nous pouvons résumer les valeurs obtenues pour les quatre groupes dans le tableau suivant :

	10	25	50	75	100	Rappel %
Groupe 1	92	88	70	63	60	Précision %
Groupe 2	85	55	49	33	15	
Groupe 3	100	100	100	18	11.8	
Groupe 4	64	47.3	47	27	19	

Tableau IV. 27 : Table récapitulative des précisions obtenues pour les quatre groupes.

La figure IV.10 Résume la progression de la Précision en fonction du Rappel pour les quatre groupes

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

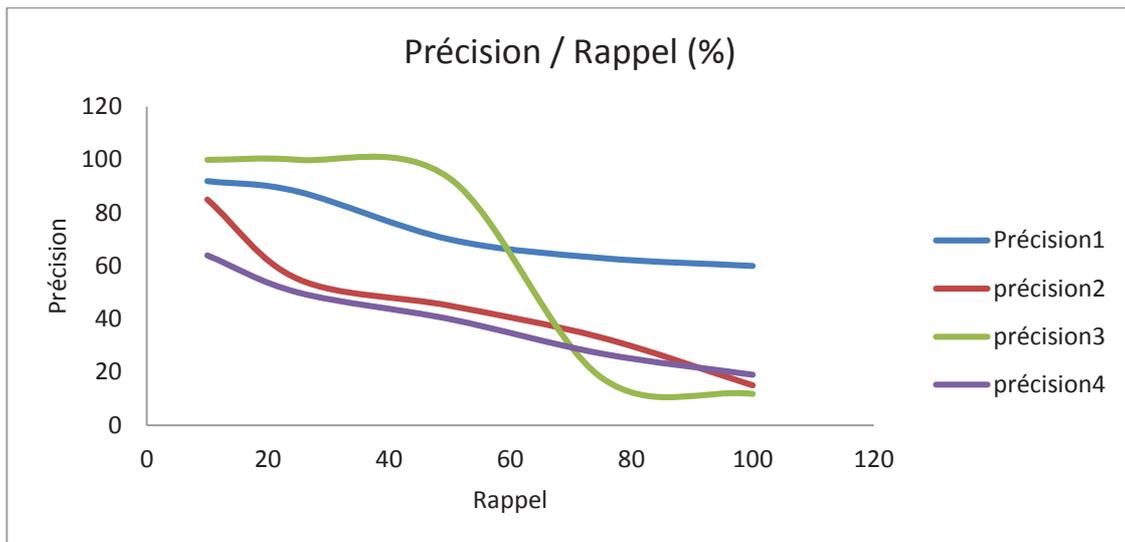


Figure IV.9 : Evolution de la Précision en fonction du Rappel pour les quatre groupes

IV.6 Interprétation des résultats

Les courbes montrent que la précision décroît au fur et à mesure que des images non pertinentes sont retrouvées, et plus le rappel augmente, la précision diminue.

Pour le groupe 1 (abdominal pelvien), pour un rappel $R=10\%$ nous avons trouvé 19 images parmi 192 existantes dans la base, dans ce cas la précision $P=92\%$, la recherche dans le groupe 2 donne une précision $P=85\%$, dans le groupe 4, $P=64\%$, mais dans le groupe 3 la recherche donne une précision $P=100\%$ ce qui nous a permis de dire que le système est bon dans ce cas.

Avec un rappel $R=75\%$, la précision dans le groupe 2, $P=33\%$, la recherche dans le groupe 3 donne une précision $P=18\%$ et dans le groupe 4 $P=27\%$, mais dans le groupe 1 $P=63\%$.

Nous remarquons que le système donne de bons résultats dans le groupe 1 où la précision est 75% avec les rappels (10%, 25% et 50%).

Les résultats expérimentaux obtenus sont prometteurs mais ils doivent être considérés comme préliminaires. Nous constatons que les courbes de rappel/précision de la base sont globalement décroissantes, la précision décroît au fur et à mesure que des images non pertinentes sont retrouvées. Cela peut s'expliquer par le fait que nous avons utilisé seulement

CHAPITRE IV : IMPLEMENTATION ET EVALUATION EXPERIMENTALE

la caractéristique de l'histogramme NG, et que la mesure de similarité utilisé dans notre système, (c'est une mesure classique). Néanmoins, il est significatif si on applique d'autres mesures pour vérifier si la mesure de similarité par la distance euclidienne est vraiment meilleure ou non, et utiliser d'autres caractéristiques comme les points d'intérêts, le filtre de Gabor, les ondelettes, etc.

IV.7 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre notre contribution en essayant de répondre aux besoins des utilisateurs liés au domaine de la recherche d'images par le contenu. Nous y avons développé les principales étapes d'un processus de recherche d'images, à savoir la représentation ou l'indexation et la comparaison des images. La première étape a été de définir le descripteur adapté aux images testées. Pour ce faire, nous avons proposé une adaptation du contexte de couleur.

L'histogramme a été utilisé pour caractériser la couleur. L'approche histogramme fournit une bonne représentation de la configuration correspondant à chaque image. Cependant, l'utilisation d'histogramme comme vecteur descripteur pose quatre inconvénients : la difficulté de créer une indexation rapide et efficace à cause de sa grande taille, le manque d'informations spatiales, la sensibilité à des petits changements de luminosité et l'inutilité pour la comparaison partielle des images.

Conclusion générale

Dans ce présent mémoire nous avons abordé un domaine très intéressant du traitement d'image, il s'agit de la recherche d'images par le contenu.

Au début de notre travail, nous avons donné un bref état de l'art sur la recherche d'images. Ensuite nous avons présenté la structure générale d'un système de recherche d'images par le contenu et ses composantes essentielles. La description des attributs visuels essentiels dans une image, qui sont la couleur, la texture et la forme, est prise en compte. Par la suite, nous avons étudié les différentes méthodes d'extraction des trois attributs visuels définis.

Notre système de recherche d'images par le contenu fonctionne avec des vecteurs descripteurs représentant le contenu visuel et global des images. L'étude théorique des différentes méthodes nous a permis de sélectionner la méthode adéquate pour la description de l'image dans notre cas qui est la couleur, cette dernière a été extraite par la méthode des histogrammes en niveaux de gris.

Après avoir testé la méthode que nous avons choisie, nous avons construit les courbes de Rappel-Précision pour chaque groupe de la base d'images pour une évaluation de notre système de recherche.

Les résultats obtenus ont été différents d'un groupe à un autre. Ces résultats ne sont pas toujours excellents pour tous les groupes de la base mais ils sont cependant très prometteurs.

Nous aurions aimé de développer une interface qui permet à l'utilisateur de proposer facilement une requête et d'afficher les résultats, mais nous n'avons pas eu le temps de le faire.

Ce mémoire fut pour nous une expérience très concluante puisqu'elle nous a permis de mettre en pratique des notions théoriques et d'appréhender un peu mieux les modèles d'indexation d'images, d'analyses d'images, d'analyses de données et plus particulièrement l'intérêt des graphes en analyse d'image.

On espère que nous avons atteint notre but par ce projet qui nous représente en réalité qu'une goutte d'eau dans la mer d'un vaste domaine.

En perspectives, il est intéressant d'apporter une extension à cette présente étude en l'adaptant par exemple à d'autres langages de gestion de base de données MySQL...etc. afin de pouvoir exploiter plus aisément et rapidement la base d'images.

Bibliographie

- [1] Nicholas Ayache Machine Vision for Medical Image Analysis and Virtual Surgery. Epidaure Project, Inria .
- [2] S. LAVIELLE, Synthèse de molécules fluorées pour le développement d'un nouvel outil de nano imagerie. Application à l'imagerie de l'angiogenese pathologique, Thèse de doctorat, Spécialité : Chimie organique, Université BORDEAUX 1, Décembre 2009.
- [3] Dr Sébastien Ronze <<<http://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/irm.htm>>>.
- [4] B.Kastler,D.vetter,Z.patay et p Germai, :comprendre l'IRM manuel d'auto-apprentissage .6ème Edition .Masson,2006.
- [5] M. GOUTAYER, Nano-émulsions pour la vectorisation d'agents thérapeutiques ou diagnostiques ; étude de la biodistribution par imagerie de fluorescence in vivo", Thèse de doctorat, Spécialité : Chimie Physique et Chimie Analytique, Université pierre et marie curie, Paris, Décembre 2008.
- [6] J. PERGRALE, Echographie Médicale : Principes et applications, Philips Médical Systèmes Research Paris, Janvier 2005.
- [7] S. J. Hirst, N. A. Hayes, J. Burrige, F. L. Pearce, J. C. Foreman ,Place de l'imagerie vasculaire ultrasonore par "Doppler Puissance" en gynécologie-obstétrique,Journal d'Échographie et de Médecine par Ultrasons 20, p. 16 (avril 1999) (www.em-premium.com)
- [8] Dr Sébastien Ronze << <http://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/scanner.htm>>>
- [9] Kaled HARRAR, Segmentation d'Images Radiographiques : Application à la Détection de l'Ostéoporose.Thèse de Doctorat. 2014. Pages : 19 -31.
- [10] Dr Ottmar-Kohler-Str ,Pratique de groupe de radiologie et de médecine nucléaire , << <http://www.radiologie-idar-oberstein.com/html/mammographie.html> >>. 55743 Idar-Oberstein.
- [11] Chilowicz, Michel, Une synthèse sur les formats usuels d'images numériques fixes, << www.clashinfo.com/aide-informatique/multimedia/art153-formats-image.html>>.
- [12] Fichiers issus des examens d'imagerie médicale <<http://www.ac-grenoble.fr/disciplines/sti-biotechnologies/pages/Imagerie_Medicale_ST2S/DICOM.htm>> 29 février 2008.

[13]

[14] J. Fournier. Indexation d'images par le contenu et recherche interactive dans les bases généralistes. Université Cergy Pontoise. Thèse de Doctorat, Octobre 2002.

[15] I. Cheikhrouhou, K. Djemal, D. Masmoudi, H. Maaref, and N. Derbel, 2009. " Empirical descriptors evaluation for mass malignity recognition" . In the First International Workshop on Medical Image Analysis and Description for Diagnosis Systems MIAD'09.

[16] H. Jlassi, and K. Hamrouni. Detection of blood vessels in retinal. International Journal on Image Graphics, 10(1) : 57-72. 2010

[17] J. P. Cocquerez, et S. Philipp (1995). Analyse d'images : filtrage et segmentation. Masson.

[18] S. Bedouhene. Recherche d'images par le contenu. Mémoire de magister. Université Tizi Ouzou. 2011.

[19] [WAN 01] Wang J. Z., LI J., Wiederhold G, Simplicity : Semantics-sensitive Integrated Matching for Picture Libraries , IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 2001.

[20] Mikolajczyk, K. Tuytelaars, T. Schmid, C. Zisserman, A. Matas, J. Schaffalitzky, F. Kadir, T. and Gool, L. A comparaison of affinene region detectors. International Journal of Computer Vision 2(65). 43-72. 2005

[21] J. Zhang, T. Tan Brief review of invariant texture analysis methods. Pattern Recognition 35 (2002) 735–747. elsvier

[22] C. L. Jordan, T. Ebrahimi, m. Kunt, Progressive content- based shape compression for retrieval of binary images, Computer vision and Image Understanding 71 (2) (1998), 198-212.

[23] J. Hafner et al, Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions,

[24] IEEE trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, pp 729- 736, 1995.

[25] GUPTA A. et al., « The Virage image search engine : an open framework for image management », SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases, vol. 2670, 1996.

[26] A. Pentland, R. W. Picard, and S. Sclaroff. Photobook : content- based manipulation of image databases. Int, J, Comput, Vision, 18(3) :233 254, 1996

[27] C. Carson, M. thomas, S. Belongie, J. M. Hellerstein, and J, Malik. Blobworld : A system for region-based image indexing and retrieval. In Visual '99 : Proceedings of the Third International Conference on Visual Information and Information Systems, Pages 509 516, London, UK, 1999. Springer-Verlag.

- [28] W. Ma and B. S. Manjunath. Netra : A toolbox for navigating large image databases. *Multimedia Syst*, 7(3) :184-198, 1999.
- [29] S. Ardizzoni, I. Bartolini, and M. Patella. Windsurf : Region-based image retrieval using wavelets. *DEXA Workshop*, pages 167-173, 1999.
- [30] J. R. Smith and S. F. Chang. Visualeek : A fully automated contentbased image query system. In *ACM Multimedia Conference*, Page 87-98, 1996.
- [31] F. Porikli, "Integral Histogram: A Fast Way to Extract Histograms in Cartesian Spaces", proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 2005.
- [32] Dawei LIU : Indexation d'images par l'histogramme des couleurs. laboratoire d'ingénierie des systèmes automatisés .ea 4014 – université d'angers. Pages 14-15, 2007.
- [33] S. Deb, Y. Jhang, An Overview of Content-based Image Retrieval Techniques, Proceedings of the 18th International Conference on Advanced Information Networking and Application (AINA'04), 2004 IEEE.
- [34] K. Houari. Recherche d'images par le contenu. Université MENTOURI. Constantine. Thèse de Doctorat science en informatique. 2010
- [35] M. A. Stricker and M. Orengo. Similarity of color images . In *SPIE, Storage and Retrieval for image Video Databases*, pages 381-392, 1995.
- [36] R.M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE In Proceedings of the IEEE*, Vol. 67, No. 5, pages 786–804, may 1979.
- [37] J. Huang, R. Kumar, M. Mitra, W. Zhu, W. Zahib, Image indexing correlogram, in: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, San Juan, Puerto Rico, June (1997) 762–768.
- [38] G. Pass, R. Zabih and J. Miller, Comparing images using color coherence vectors, *MULTIMEDIA '96: Proceedings of the fourth ACM international conference on Multimedia*, p. 65--73, 1996
- [39] Y. Rubner. Perceptual metrics for image database navigation. *Rapport Technique CS-TR-99-1621*, Stanford University, 1999.
- [40] R.M. Haralick, K. Shanmugam and Its'hak Dinstein. Textural features for image classification. Reprinted by permission from *IEEE*, Vol. SMC-3, No. 6, pages 610-621, november 1973.
- [41] N. Jhanwar, S. Chaudhuri, G. Seetharaman, B. Zavidovique .Content based image retrieval using motif cooccurrence matrix *Image and Vision Computing* 22 (2004) 1211–1220. Elsevier.

- [42] G. Quellec, M. Lamard, G. Cazuguel, B. Cochener, C. Roux Wavelet optimization for content-based image retrieval in medical databases, *Medical Image Analysis*. 227– 241. 2009 Elsevier.
- [43] L. L. Huang , A. Shimizu, H. Kobatake. Robust face detection using Gabor filter features. *Pattern Recognition Letters* 26 (2005) . 1641-1649.Elsevier.
- [44] A. Grossmann and J. Morlet. Decomposition of Hardy functions into integrable wavelets of constant shape. *SIAM J. Math. Anal.*, 15(4) :723–736, 1984.
- [45] R.Gonzalez and R.Woods,Digital image processing, prentice Hall,second edition,<<www.imageprocessingbook.com>>,2002.
- [46] Henry Maire , description de conteurs et de formes ,<< http://perso.telecom-paristech.fr/~tupin/TDI/poly_formes.pdf >> ,pages 85 .
- [47] S. Lafon, R. R. Coifman, A. B. Lee, M. Maggioni, B. Nadler, F. Warner, and S., W. Zucker. Geometric diffusions as a tool for harmonic analysis and structure definition of data: Diffusion maps. 7426–7431,PNAS,May 24,. Vol. 102, no. 21,
- [48] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle. *Image Processing, Analysis and Machine Vision*. PWS Publishing, seconde edition edition, 1999.
- [49]<< <http://www.jybaudot.fr/Analdonnees/distances.html>>>

Présentation de l'hôpital de Rouiba (EPH)

L'hôpital de Rouiba est un Etablissement Hospitalier Public (EPH), il est composé de plusieurs services :

- Les urgences médico –chirurgicale.
- Service de pneumologie.
- Service de médecine interne.
- Service de pédiatrie.
- Service de chirurgie.
- Service de réanimation.
- Service de maternité.
- La pharmacie centrale.
- Unité d'imagerie médicale.
- Transfusion.
- Le laboratoire.

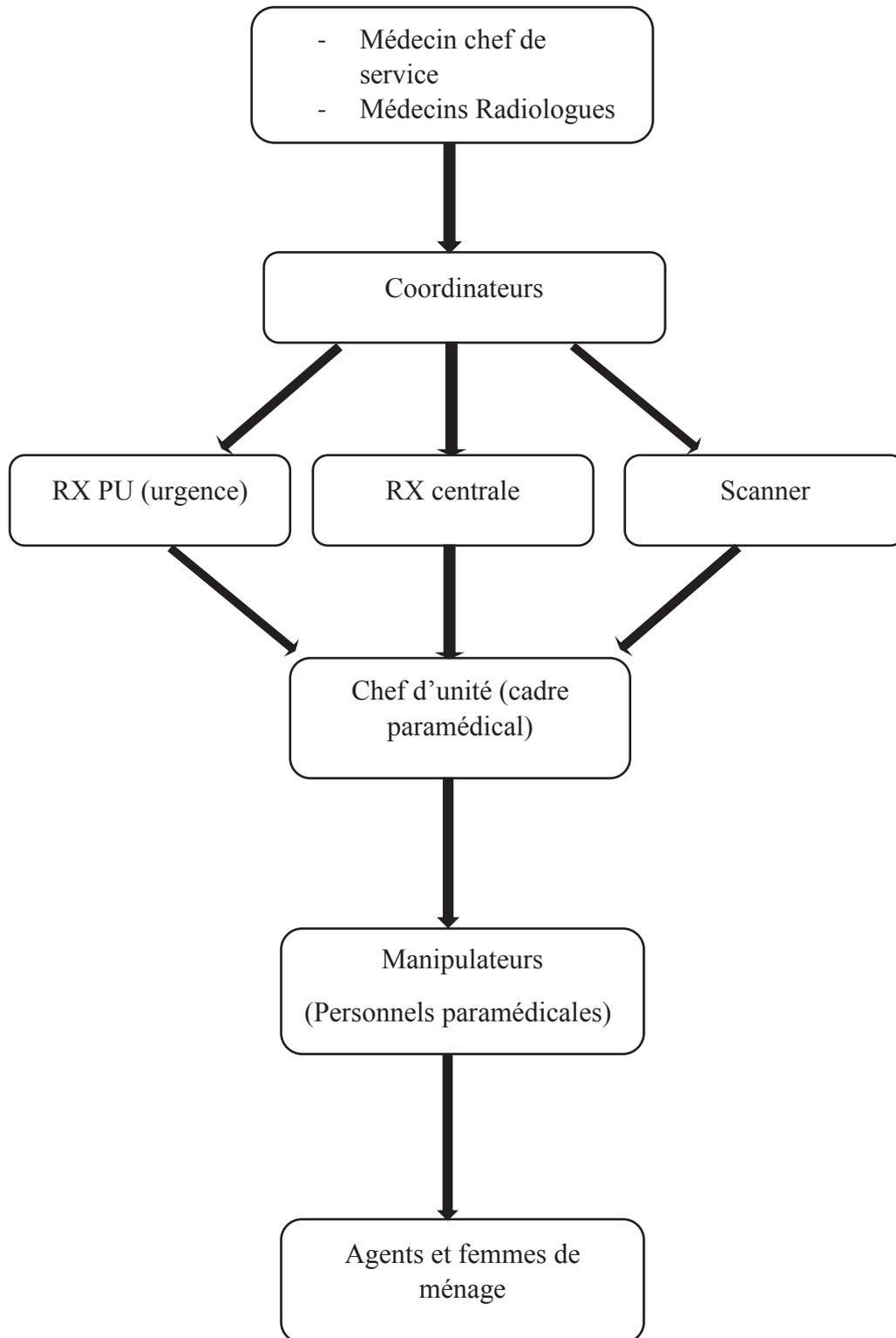
Notre stage a été effectué dans l'unité d'imagerie médicale, il est constitué de :

a- Les locaux :

- La radio centrale : elle s'occupe des malades hospitaliers.
- La radio des urgences : reçoit des malades accidentés et les cas d'urgence médicale et chirurgicale.

Le scanner : il est créé en 2009, ce service reçoit des malades interne et externe qui nécessitent une exploration par scanner ou échographie. Généralement on programme 10 scanners par jour, ou plus s'il y a des cas d'urgence.

b- Personnels :



ملخص

الهدف الرئيسي من هذه المذكرة هو دراسة الأساليب و الطرق الموجودة حاليا في مجال البحث عن الصور حسب المحتوى وإنشاء نموذج لهذا النظام اعتمادا على هذه المعارف. ونحن نهتم في مثالنا هذا خاصة على الصور الطبية مع العلم انه يوجد مجموعة كبيرة و متنوعة من تقنيات البحث على الصور اللونية . اخترنا رسوم بيانية لونية كمصدر للمعلومات الأساسية لإنشاء النموذج و بعض واصفات الالوان . لقد درسنا الرسم البياني واستخلصنا بعض المعلومات من هذه الدراسة بعد ذلك نستخدم هذه المعلومات في تطبيق النموذج . النموذج يستقبل صورة ويؤدي عملية البحث . ثم يأتي بصور مماثلة للصورة الأولى معتمدا على الخصائص اللونية للصورة.

الكلمات المفتاحية : صور طبية، البحث عن الصور حسب المحتوى، مسافة التشابه، فهرسة الصور.

Résumé

L'objectif principal de ce mémoire est d'étudier les méthodes déjà existantes à l'heure actuelle dans le domaine de la recherche d'images par le contenu et de construire une application de recherche d'images par le contenu en se basant sur ces connaissances. Nous nous intéressons dans notre cas aux images médicales en niveau de gris. Il existe une large variété de sources de recherches d'images couleur. Nous avons choisi les histogrammes de niveau de gris comme une source d'information de base pour la représentation des images dans l'espace d'attributs.

Nous étudierons les histogrammes de niveau de gris et essayerons de tirer quelques conclusions de cette étude. Par la suite nous exploiterons ces paramètres pour l'implémentation de notre application.

Notre application charge une image requête, effectue une recherche, et retourne les images similaires à l'image requête en se basant sur les caractéristiques colorimétriques des images.

Mots clés : *Imagerie médicale, moteur de recherche d'image CBIR, Distance de similarité, Indexation d'images.*

Abstract

The main objective of this paper is to study the existing methods currently in the field of image retrieval by content and build an application of image retrieval content based on this knowledge. We are interested in our case in medical images. There are a wide variety of research sources of color images. We chose the gray level histograms as a source of basic information for making the application .We will study the gray level histograms and we will try to draw some conclusions from this study. Subsequently we operate these parameters for the implementation of our application. Our application from a request image, searches, and returns its similar images based on their color characteristics.

Keywords : *Medical imagery, Content-Bases-Images Retrieval CBIR, Distance similarity, images indexing*