

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université de Blida
Institut d'Electronique

Mémoire de Magister

par

Melle Reguieg F.Zohra

Spécialité: Electronique
Option: Communication

Thème:

Analyse automatique d'images : Application à la détection et la reconnaissance des calcifications en mammographie numérisée

soutenu devant le jury composé de;

Mr. A. Guessoum	Professeur	USTB	Président
Melle M. Guerti	Maître de conférence	ENPA	Membre
Melle N. Benblidia	Chargée de cours	USTB	Membre
Mr. M. Bensebti	Maître de conférence	USTB	Membre
Mr. M. H. Benteftifa	Chargé de cours	USTB	Rapporteur
Mr. M. Aïdja	Chargé de cours	USTB	Invité

Le 22 Octobre 2000

Dans l'ombre du savoir

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université de Blida
Institut d'Electronique

Mémoire de Magister

par

Melle Reguieg F.Zohra

Spécialité: Electronique
Option: Communication

Thème:

Analyse automatique d'images : Application à la détection et la reconnaissance des calcifications en mammographie numérisée

soutenu devant le jury composé de;

Mr. A. Guessoum	Professeur	USTB	Président
Melle M. Guerti	Maître de conférence	ENPA	Membre
Melle N. Benblidia	Chargée de cours	USTB	Membre
Mr. M. Bensebti	Maître de conférence	USTB	Membre
Mr. M. H. Benteftifa	Chargé de cours	USTB	Rapporteur
Mr. M. Aïdja	Chargé de cours	USTB	Invité

Le 22 Octobre 2000

*Le monde et la science ont leurs données propres,
qui se touchent et ne se pénètrent pas.
L'une nous montre à quel but nous devons viser,
l'autre, le but étant donné,
nous donne les moyens de l'attendre. Il ne peut
y avoir de science immorale, pas plus
qu'il ne peut y avoir de morale scientifique.*

'Henri Poincaré'

A ceux que j'aime

Gratitude

Je ne saurais présenter cette toute modeste esquisse, sans rendre hommage à qui de droit.

Remercier est nécessaire à tout travail qui réussit à voir le jour. Une page de ma vie est entrain de se tourner, me laissant face à un avenir difficile à imaginer, car imprécis où ces mots sortent de mon esprit.

Tous ceux que je remercie sincèrement, le savent bien et ceci sans avoir à préciser le moindre nom, prénom ou surnom. Mais, il vous serait difficile à vous lecteurs de ce manuscrit, de le savoir, aussi vais je vous y aider en vous confiant quelques indices.

Je citerai en tout premier, Mr. M. H. Benteftifa, chargé de cours à l'université de Blida, pour m'avoir orientée vers le thème de la mammographie et m'avoir fait l'honneur de diriger ce modeste mémoire ainsi que pour la confiance qu'il m'a témoignée durant ce parcours. Qu'il en soit dignement et profondément remercié.

Ce travail n'aurait pu aboutir, sans le précieux secours de Melle N. Benblidia, chargée de cours à l'université de Blida, pour les données et la documentation fournies avec efficacité et gentillesse et pour m'avoir initiée à la rigueur scientifique, tout en m'offrant son amitié. Ses conseils et sa compétence dans le traitement d'images, m'ont été d'une grande utilité. Je lui rends grâce, en témoignage de ma profonde reconnaissance.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements, à Dr M. Lakhel, le radiologiste qui m'a initiée à l'aspect pathologique de la scénologie mammaire. Ses conseils ont été très fructueux quant à l'aspect technique de ce travail.

Je n'oublie pas aussi, de témoigner ma gratitude à Dr Bouchareb, du service anti-cancer de l'hôpital F. Fanon, pour m'avoir fait un survol histologique, ce qui a contribué à la précision de la méthodologie parcourue.

Je rends hommage à Mr. R. Rangayyan, professeur à l'université de Calgary, pour la précieuse documentation dont il m'a fait honneur.

Je transcris aussi mes sincères remerciements, à Mr Y. Cherfa, chargé de cours à l'université de Blida, pour m'avoir permis l'accès à sa précieuse documentation.

Je transcris également ma gratitude à Mr M. Bensebti, maître de conférence à l'université de Blida, pour l'information qu'il m'a prodiguée à l'égard de mon thème.

Je voue également, mes remerciements à Mr M. Boudheb, pour m'avoir autorisé l'accès à la bibliothèque du CDTA.

J'adresse ma profonde reconnaissance à Mr A.Guessoum, professeur à l'université de Blida, qui me fait l'honneur de présider ce jury.

Je voue également ma gratitude, pour Melle M.Guerti, Melle N.Benblidia, Mr M. Aïdja, et Mr M. Bensebti, pour avoir accepté de faire partie de ce jury et me permettre ainsi, d'écouter leurs critiques constructives.

Je ne peux clôturer cette page, sans adresser mes remerciements à mes collègues du laboratoire de la post-graduation, pour leur soutien moral. Enfin merci à ceux dont le nom m'est parfois inconnu et qui ont contribué efficacement par leur sourire, à rendre mes journées plus sereines et à vous qui êtes entrain de lire ce début de mémoire.

Résumé

L'optique dans laquelle s'inscrit notre esquisse, est la description analytique des calcifications mammographiques.

Ces calcifications sont segmentées dans une étape préliminaire, afin de les extraire des autres constituants de la glande mammaire.

Une analyse morphométrique est effectuée en second lieu, dans le but de régenter la nature scénologique.

Une description stellaire par l'analyse multirésolution est arborée en dernier lieu, pour décliner la distribution des niveaux de gris.

Un système d'aide au diagnostic radiologiste est établi autour de la fusion des approches étudiées, afin d'affiner la décision étiologique.

Ce diagnostic a un impact indubitable sur les caractéristiques dimensionnelles des calcifications.

Mots clés : Imagerie médicale, Mammographie, Segmentation, Multirésolution, Morphométrie.

Table des matières

Prologue

1. préface.....	1
2. Objectif du mémoire.....	3
3. Organisation du manuscrit.....	5

Chapitre I Parcours Bibliographique

I. Exploration texturale selon Carmona.....	8
I.1 Notion de texture.....	8
I.2 Parcours descriptif.....	9
1. Histogramme des niveaux de gris.....	9
2. Moyenne du carré de la distance euclidienne.....	10
3. Descripteurs d'inertie invariants.....	11
II. Segmentation floue selon Rangayyan.....	13
III. Analyse fréquentielle selon Parr.....	15
IV. Conclusion.....	16

Chapitre II Préambule Mammographique

I. Prélude radiologique.....	18
II. Introduction aux rayons X.....	19
III. Matière et rayonnement.....	20
III.1 Morphologie atomique.....	20
III.2 Périphérie de l'atome.....	21
III.4 Théorie corpusculaire.....	21
III.5 Principes de la production des rayons X.....	22
IV. Emission des rayons ou photons X	22
IV.1 Quantité d'énergie transportée.....	23

V. Phénomènes optiques et physico-chimiques du radiodiagnostic.....	24
V.1 Propriétés optiques.....	25
V.2 Propriétés physico-chimiques.....	25
VI. Mammographie.....	30
VI.1 Historique.....	30
VI.2 Structure.....	30
VI.3 Techniques d'examen.....	30
VI.4 Constantes radiographiques.....	31
VI.5 Lecture des clichés et amélioration des images.....	32
VIII.6 Résultats.....	32
VII. Calcifications mammographiques.....	32
VIII. Classification morphologique et topographique.....	35
VIII.1 Calcifications mammaires isolées.....	35
VIII.2 Microcalcifications groupées en foyer.....	37
VIII.3 Microcalcifications typiquement bénignes.....	37
VIII.4 Calcifications à centre clair.....	37
VIII.5 Calcifications semi-lunaires.....	38
VIII.6 Microcalcifications de diagnostic Difficile.....	38
VIII.7 Microcalcifications plus typiquement Malignes.....	39
VIII.8 Microcalcifications éparses.....	40
VIII.9 Opacités bien circonscrites.....	40
X. Développement numérisé.....	44
En conclusion.....	44
 Chapitre III Extraction de l'information Scénologique	
 Section A Segmentation d'images mammaires.....	 46
 I. Segmentation en régions.....	 47
I.1 Prélude.....	47
I.2 Procédés de segmentation.....	47
I.2.1 Segmentation en régions homogènes.....	48

1. Méthodes globales ou par séparation.....	48
2. Méthodes locales ou par fusion.....	49
3. Méthode locale récursive.....	49
4. Agrégation de points.....	49
5. Regroupement itératif d'ensembles de points.....	50
I.2.2 Segmentation en régions par Classification.....	51
II. Segmentation par corrélation d'histogrammes.....	51
II.1 Norme euclidienne d'un histogramme local.....	52
II.1.1 Rôle de la norme euclidienne.....	53
II.1.2 Calcul de l'image des normes.....	54
II.2 Convolution des lois d'occurrence.....	54
II.3 Segmentation.....	55
II.3.1 Corrélation d'histogrammes locaux.....	55
II.3.2 Calcul pratique du coefficient de Corrélation.....	58
II.3.3 Influence de la convolution sur La corrélation des histogrammes.....	59
III. Segmentation frontière.....	61
III.1 Approches dérivatives.....	61
IV. Application aux calcifications mammographiques.....	64
IV.1 Regroupement itératif.....	64
IV.2 Corrélation d'histogrammes locaux.....	67
IV.2.1 Organigramme général.....	67
IV.2.2 Extraction des classes.....	70
V. Evaluation étiologique.....	75
Section B Analyse morphométrique.....	76
I. Extraction de caractéristiques.....	76
I.1 Prélude.....	76
I.2 Les différents types de caractéristiques.....	77
II. Descripteurs de Hu.....	79
III. Descripteurs de Gupta et Srinath.....	84
IV. Descripteurs de Fourier.....	88
V. En fin de parcours.....	91

Chapitre IV Description stellaire par l'analyse
multirésolution

I. Conception multiéchelle de l'analyse.....	92
II. Analyse multirésolution.....	93
III. Naissance de la transformée en ondelettes.....	94
III.1 Perceptions fondamentales.....	95
III.2 Concept d'analyse multirésolution.....	98
III.2.1 Analyse pyramidale.....	98
III.2.2 Principe de décomposition et reconstruction.....	99
III.3 Analyse multirésolution dyadique.....	102
IV. Théorie des ondelettes.....	106
IV.1 Ondelettes orthogonales.....	106
V. Segmentation mammaire.....	108
V.1 Synoptique général.....	109
1. Analyse pyramidale.....	109
V.2. Segmentation multirésolution.....	114
VI. Diagnostic technico-pathologique.....	125
VII. Système d'aide au diagnostic mammaire.....	126
En conclusion.....	136
Epilogue et Perspectives.....	137
Bibliographie.....	139
Annexes.....	.

Index des figures

Chapitre I

Figure I.1	Portion mammaire initiale.....	14
Figure I.2	Région pathologique entourée par le radiologiste.....	14
Figure I.3	Région scénologique détectée par la segmentation floue.....	15

Chapitre II

Figure II.1	Quelques formes géométriques des calcifications mammaires.....	35
Figure II.2	Aspect Architectural des calcifications.....	36
Figure II.3	Formation des microcalcifications dans les kystes et leur corollaire radiographique.....	36
Figure II.4	Synoptique d'installation d'imagerie radiographique numérisée.....	41
Figure II.5	Techniques de numérisation.....	42
Figure II.6	Représentation schématique d'un mammographe équipé pour la numérisation directe utilisant des CCD.....	43

Chapitre III

Figure III.1	Fenêtre glissant sur une image.....	53
Figure III.2	Représentation géométrique du coefficient de corrélation.....	57
Figure III.3	Coefficient de corrélation et convolution.....	60
Figure III.4	Exemples de contours.....	61
Figure III.5	Cadre structurel du regroupement itératif.....	65
Figure III.6	Régions calcifiées obtenues pour une tolérance de 0.17.....	66
Figure III.7	Schéma fonctionnel de la classification Automatique.....	68
Figure III.8	Illustration de classes.....	69
Figure III.9.a	Images des normes (a) et classes mammaires (b) obtenues pour $T=3$, $\sigma=1.5$ et $S_c=0.3, 0.5$ et 0.8	71
Figure III.9.b	Images des normes (a) et Classes mammaires (b) obtenues pour $T=3$, $S_c=0.8$ et $\sigma=3, 5$ et 7	72
Figure III.9.c	Images des normes (a) et Classes mammaires (b) obtenues pour $\sigma=5$, $S_c=0.8$ et $T=3, 5$ et 7	73
Figure III.10	Images des normes (a) et Classes mammaires (b) obtenues pour $\sigma=3, T=3$ et $S_c=0.8$	74.
Figure III.11	Formes géométriques à l'effigie des calcifications mammaires.....	82

Chapitre IV

Figure IV.1	Pyramide multirésolution.....	98
Figure IV.2	Algorithme de Mallat (Cas monodimensionnel).....	102
Figure IV.3	Schéma de décomposition/reconstruction multirésolution (Cas bidimensionnel).....	105
Figure IV.4	Synoptique de la segmentation multirésolution.....	109
Figure IV.5.a	Images standards à l'effigie pyramidale Selon les filtres de Daubechies.....	111
Figure IV.5.b	Images mammographiques à l'effigie pyramidale Selon les filtres de Daubechies.....	112
Figure IV.5.c	Images mammographiques à l'effigie pyramidale Selon les filtres de Daubechies.....	113
Figure IV.6	Segmentation selon l'approche gradient.....	114
Figure IV.7	Algorithme de dérivation d'une image convoluée par une gaussienne.....	115
Figure IV.8	Points utilisés dans l'algorithme de suppression des points non maximums.....	117
Figure IV.9	Carte des amplitudes à l'effigie d'images standards.....	119
Figure IV.10	Carte des amplitudes à l'effigie d'images mammographiques.....	120
Figure IV.11	Carte des amplitudes à l'effigie d'images mammographiques.....	121
Figure IV.12	Carte des directions à l'effigie des images standards.....	122
Figure IV.13	Carte des directions à l'effigie des images mammaires.....	123
Figure IV.14	Carte des directions à l'effigie Des images mammaires.....	124
Figure IV.15	Système d'aide au diagnostic mammaire.....	128
Figure IV.16	Régions calcifiées obtenues sur trois niveaux de résolution pour une tolérance de 0.17.....	129
Figure IV.17.a	Classes mammaires obtenues sur trois niveaux de résolution ($S_c=0.8$, $T=3$ et $\sigma=3$).....	130
Figure IV.17.b	Classes mammaires obtenues sur trois niveaux de résolution ($S_c=0.8$, $T=3$ et $\sigma=3$).....	131
Figure IV.17.c	Classes mammaires obtenues sur trois niveaux de résolution ($S_c=0.8$, $T=3$ et $\sigma=3$).....	132

Index des tableaux

Chapitre III

Tableau III.1	Descripteurs de Hu normalisés à l'effigie des formes géométriques.....	83
Tableau III.2	Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie mammaire.....	83
Tableau III.3	Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie des formes géométriques.....	87
Tableau III.4	Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie mammaire.....	87
Tableau III.5.a	Descripteurs de Fourier à l'effigie géométrique.....	89
Tableau III.5.b	Descripteurs de Fourier à l'effigie géométrique.....	90
Tableau III.5.c	Descripteurs de Fourier à l'effigie mammaire.....	90
Tableau III.5.c	Descripteurs de Fourier à l'effigie mammaire.....	90

Chapitre IV

Tableau IV.1.a	Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie de la glande primaire sur trois niveaux de résolution.....	133
Tableau IV.1.b	Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie de la glande secondaire sur trois niveaux de résolution.....	133
Tableau IV.1.b	Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie de la glande tertiaire sur trois niveaux de résolution.....	133
Tableau IV.2.a	Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie de la glande primaire.....	134
Tableau IV.2.b	Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie de la glande secondaire.....	134
Tableau IV.2.c	Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie de la glande tertiaire.....	134
Tableau IV.2.c	Descripteurs de Fourier à l'effigie de la glande primaire.....	135
Tableau IV.2.c	Descripteurs de Fourier à l'effigie de la glande secondaire.....	135
Tableau IV.2.c	Descripteurs de Fourier à l'effigie de la glande tertiaire.....	135

Prologue

« La science mesure et calcule, en vue de prévoir et d'agir. Elle suppose d'abord, elle constate ensuite que l'univers est régi par des lois mathématiques. »

'Bergson'

1. Préface

Depuis près de deux siècles, la chimie, la physique, puis la technologie ont servi de base à la plupart des idées nouvelles qui ont permis à la médecine de progresser. Les médecins ont admis la chimie au travers de la pharmacologie. En revanche, la physique fait encore figure de parent pauvre bien que la physiologie s'appuie sur elle pour énoncer la plupart de ses lois. La technique enfin, d'apparition plus récente, s'implante d'emblée et participe activement à l'évolution rapide de la médecine au cours de cette moitié de siècle.

Dans ce triptyque, la technologie voit son rang s'accroître, pour s'allier avec les sciences médicales et être l'une des clefs du progrès...

La technologie est en fait un vaste panorama regroupant différentes disciplines ; dont le traitement de l'image..

L'information est une quantité intuitive. Elle nécessite la conquête de l'espace de la vision pour la parcourir. Celle-ci utilise des stratégies bien définies afin d'atteindre ses objectifs.

L'entrée d'un système de vision, est constituée par une séquence d'images.

Une image reflète une représentation d'un univers composé d'entités. Ce qui explique d'une part, son aspect planaire et d'autre part, le fait que l'information élémentaire associée à chaque point de l'image soit transcrite en niveau de gris ou en couleur.

Le traitement d'images est né de l'idée et de la nécessité de substituer la machine à l'observateur humain. L'image engendrée par la quantité de lumière diffusée par l'objet, est numérisée pour être traitée. Il convient alors d'extraire les informations pertinentes en regard de l'application concernée (l'imagerie médicale); les traiter puis les interpréter. Le terme générique d'interprétation de l'image, désigne l'ensemble de ces opérations (filtrage, segmentation, classification...).

On distingue dans ce cadre, les traitements de bas-niveau et les traitements de haut-niveau. Cette distinction est liée au contenu sémantique des entités traitées et extraites de l'image.

Les traitements de bas-niveau s'appliquent à des données de nature numérique. A l'opposé, les traitements de haut-niveau, s'appliquent à des entités de nature symbolique associées à une représentation de la réalité extraite de l'image.

L'analyse dans laquelle s'inscrit notre étude, aspire au traitement de bas-niveau; la segmentation en est l'étape clef !

La science d'Hippocrate épouse une nouvelle ère avec l'avènement de l'imagerie médicale..

L'emblème de cette science, née des lois mathématiques et physiques, est acheminé vers un monde insatiable de cohérence et de précision.

Notre ambition est d'appréhender une peinture du génie biomédical...

La science répondra t-elle à notre aumône ? ?

2. Objectif du mémoire

La science moderne a parfaitement démontré que la confiance que le patient accorde à son médecin et aux thérapeutiques qu'il administre, est, par le jeu des facteurs psychosomatiques, un élément décisif de certains succès.

L'efficacité d'un traitement, quel qu'il soit, ne peut pas se contenter d'une obéissance aveugle du patient. C'est à cet effet, que toute pathologie quelle qu'elle soit, devrait être décelée à son stade le plus précoce.

L'imagerie médicale de par sa politique, est entrain de répondre aux espérances humaines, en apportant un plus au diagnostic.

La détection des calcifications mammographiques, est le souci permanent des oncologistes d'aujourd'hui. C'est dans cette optique, que s'inscrit notre objectif; autour d'une description analytique qui répond à l'architecture du système promulgué par l'esquisse ci-contre (cf. figure 1).

Dans une étape préliminaire à l'analyse, un prétraitement est effectué pour l'élimination de certains artefacts rencontrés probablement lors de la diffusion du rayonnement « X ».

Dans le contexte de cette étude, un filtrage gaussien est adopté, puisqu'il reflète l'un des filtres linéaires les plus courants; tant pour sa facilité de mise en œuvre que pour la bonne qualité de ses résultats. Il converge le plus étroitement vers les scènes naturelles.

L'analyse est arborée autour d'un partitionnement de la glande mammaire, d'une décomposition multirésolution selon la théorie des ondelettes ainsi que d'une quantification morphométrique sur les régions calcifiées dans le but d'une décision technico-pathologique.

Un système de radiodiagnostic est établi en fin de parcours autour d'une hybridation des approches étudiées; à la recherche d'une précision scénologique.

A l'instar de toute étude, les étapes qui succèdent au prétraitement, se révéleront au fil des chapitres appréhendés au cours de ce mémoire.

Ce type de diagnostic nous permettra t-il de ne pas recourir d'emblée à la chirurgie ?? Soyons pragmatiques ! !

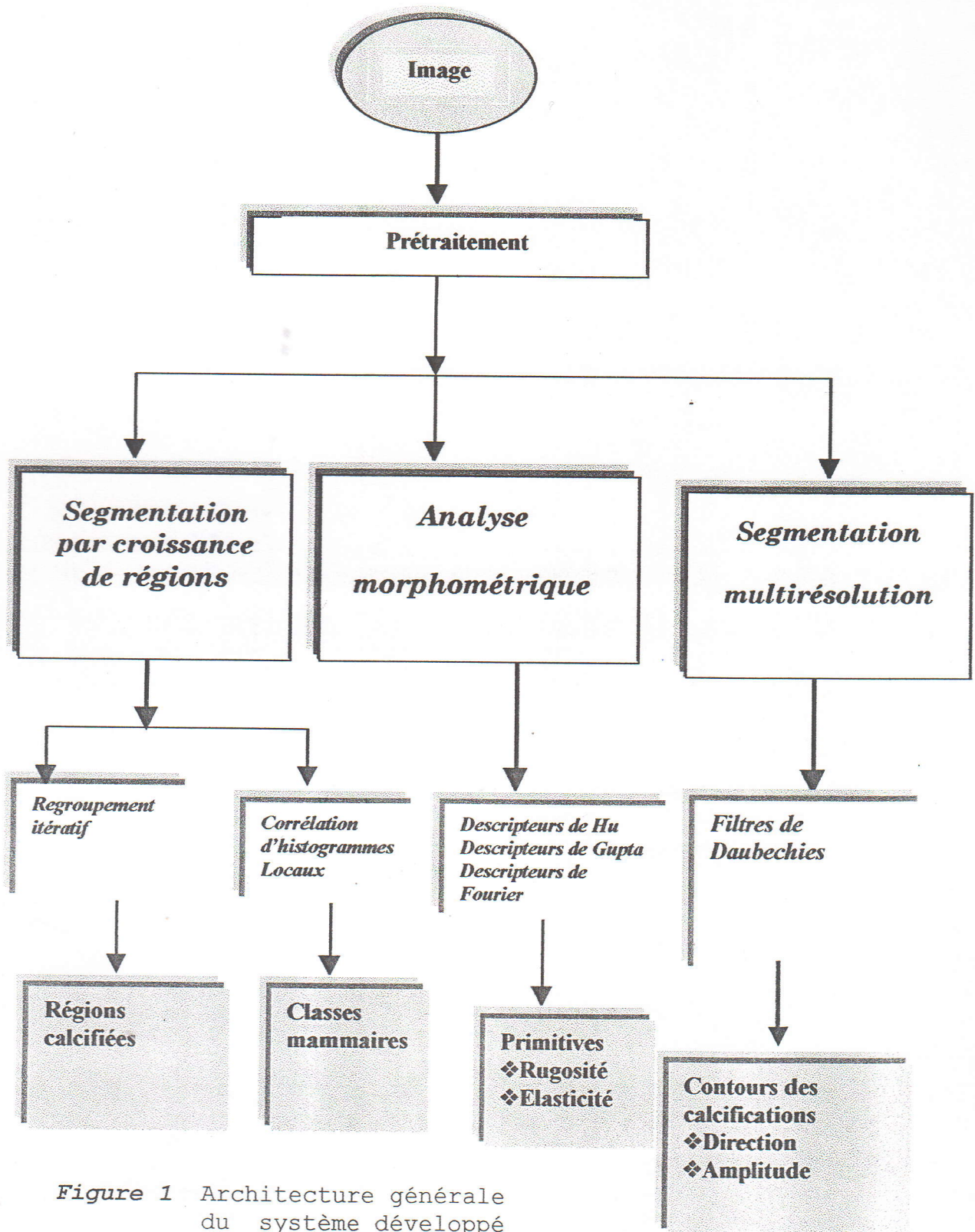


Figure 1 Architecture générale du système développé

3. Organisation du manuscrit

Hormis le prologue et l'épilogue, ce mémoire est arboré selon les quatre chapitres suivants.

Chapitre I Parcours Bibliographique

Ce chapitre fait l'objet d'un état de l'art de quelques travaux ayant été consacrés à l'analyse mammographique.

Chapitre II Préambule Mammographique

Cette section formule la naissance des rayons « X », l'aspect structural mammographique; ainsi qu'une classification morphologique et étiologique des calcifications.

Chapitre III Extraction de l'information scénologique

Ce chapitre comprend deux parties; dont la première, permet la segmentation des régions galactophoriques et la seconde, fait l'objet d'une analyse morphométrique.

Chapitre IV Description stellaire par l'analyse multirésolution

Cette esquisse réalise une décomposition pyramidale selon la théorie de Mallat, pour aboutir par la suite, à l'extraction de la direction et de l'amplitude des niveaux de gris de la glande mammaire.

L'ultime étape de la description analytique, est la fusion des techniques adoptées, qui permet d'engendrer un système d'aide au diagnostic radiologiste.

Chapitre I Parcours

Bibliographique

« Le mot et l'idée de la recherche sont désormais agréés, même par la multitude, quand il s'agit des entreprises scientifiques »

Duhamel.

C'est sur cette maxime que nous esquissons notre périple bibliographique, au gré de l'aumône du savoir...

La communication avec ses semblables est l'un des besoins les plus fondamentaux de l'homme. Il est satisfait en mettant en relation, à travers un canal, la source de l'information et le destinataire à l'aide d'un signal. Véhicule de l'information, le signal est un moyen qui rend la communication techniquement possible. Il est le revêtement physique des messages. L'information, c'est ce qui nous permet d'apprendre quelque chose de nouveau...

Le traitement de l'information véhiculé par des signaux ; touche de nos jours des domaines très variés allant de la médecine à la production industrielle...

Notre périple s'effectue autour du traitement d'images mammaires mis au point par d'éminents scientifiques ; dans un contexte purement diagnostique..

Que ceci soit adapté à bon escient, au problème pathologique, que le savoir doit résoudre...

Les auteurs soucieux de la santé humaine, réunissent les principales connaissances du traitement de l'information dirigé vers les applications aux calcifications mammographiques, en s'efforçant de donner un état de l'art à leur étude.

L'abondance à la littérature médicale consacrée à la pathologie mammaire, est telle qu'il est impossible d'être exhaustif. Nous consacrerons un parcours hâtif tout en s'excusant auprès des auteurs non cités.

La scénologie à elle seule, ne permettrait pas un diagnostic précis des images pathologiques. L'extraction de certaines primitives qui font l'objet de détection de contour, de densité de masse ou de compacité, s'adjoignent à l'examen médical, pour aboutir à un diagnostic a priori exact.

Les recherches de nos jours, convergent dans ce sens, pour mieux apprécier l'aspect radiologique. C'est dans ce cadre, que les scientifiques sont soucieux d'apporter une amélioration à la technique médicale...

L'identification des images pathologiques, nécessite de bien connaître les aspects normaux. Leur infinie variété, dépend de la morphologie et de l'âge. Lorsqu'une image mammographique a été repérée, la deuxième étape consiste à la classer suivant des critères analytiques tels que sa densité, son contour, ses dimensions et son siège, et à rechercher les autres éléments qui régissent le diagnostic étiologique.

Permettons-nous d'effectuer, une brève esquisse, autour de quelques travaux réalisés à cet égard...

De sérieuses études ont été entreprises à cet effet, partant de l'image mammographique où l'aspect pathologique n'est pas très apparent. Le signe majeur de la malignité, est inclus dans les amas de calcifications développant une asymétrie, une densité, une distorsion architecturale ainsi que des glandes isolées et dilatées.

A cet égard, d'innombrables travaux se sont accentués sur l'amélioration des techniques mammographiques. Gordon, Rangayyan, Morrow et Dhawan [Morrow, 1992], développèrent des algorithmes basés sur le voisinage adaptatif pour l'amélioration de mammogrammes.

Wee [Shen et al, 1994] développa une procédure adoptant un ensemble de facteurs (comprenant la surface, le niveau de gris moyen, le contraste, la déviation du niveau de gris, la longueur horizontale, la longueur verticale ainsi que la quantité de forme), afin d'évaluer les calcifications mammographiques. Spiesberger [Shen et al, 1994], proposa une procédure similaire avec un ensemble de facteurs pour l'inspection des calcifications. Chan [Shen et al, 1994] a essayé d'apprécier les calcifications en apprivoisant la technique de différence d'image.

Strickland [Strickland et al, 1996] vogua le long des ondelettes pour détecter les lésions stellaires faiblement perceptibles. Nous explorons ses travaux dans un contexte pragmatique, lors de notre étude.

Davies et Danse [Shen et al, 1994] ont fait l'objet d'investigation sur une méthode de segmentation, basée sur un seuillage local, pour détecter les amas de calcifications ; alors que Fam [Shen et al, 1994], explora le monde du filtrage pour l'identification de la pathologie mammaire.

Nous remarquons à l'effet de cette étude, que les travaux se sont concentrés sur l'analyse des formes cellulaires. Feig et Sikles [Shen et al, 1994], indiquèrent que l'un des critères majeurs pour la distinction des calcifications malignes des bénignes; était leur forme; caractérisant ainsi, la nature diffusée ou rugueuse de l'aspect cellulaire.

I. Exploration texturale selon Carmona

Avant de s'incorporer dans l'étude de Carmona [Carmona et al, 1995], faisons un parcours au devant de la texture.

I.1 Notion de texture

En termes d'analyse d'images, la notion de texture est couramment appréhendée de deux façons différentes mais complémentaires : l'une est déterministe, l'autre est stochastique [Coquerez et al, 1995].

L'approche déterministe consiste à percevoir une texture comme la répétition d'un motif élémentaire (ou primitive) dans différentes directions de l'espace. Cette définition correspond à la vision macroscopique d'une texture sous une forme structurée.

L'approche stochastique ou probabiliste, met en relief les aspects à la fois aléatoire et homogène d'une texture. Dans cette définition, les notions de primitive et de répétition spatiale de primitives n'existent plus, la vision que l'on a, est de type microscopique.

En définitive, la notion stochastique ou probabiliste de texture, concerne une primitive en particulier, alors que la notion de déterministe ou structurelle, concerne l'arrangement de ces primitives dans l'espace.

Dans le cadre des images médicales ou standards, la texture la plus appropriée est la stochastique.

I.2 Parcours descriptif

Les travaux de Carmona [Carmona et al, 1995], conquièrent la texture dans le but d'extraire quelques caractéristiques descriptives de l'image mammographique; dont, l'histogramme des niveaux de gris, la moyenne du carré de la distance euclidienne, ainsi que les descripteurs d'inertie invariants de Hu.

Ces facteurs de forme présentent l'avantage d'être invariants relativement aux transformations usuelles.

L'étude en question focalise son intérêt sur les amas de microcalcifications, puisque ceux-ci révèlent souvent un aspect scénologique.

I.2.1 Histogramme des niveaux de gris

L'histogramme des niveaux de gris d'une image, est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris dans l'image [Toumazet, 1990].

Il véhicule d'innombrables informations sur la distribution des niveaux de gris de l'image.

Dans ce contexte, si l'on considère I comme étant la fonction image; la distribution des niveaux de gris, présente l'histogramme normalisé selon la relation ci-dessous,

$$H_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{\dim X} \sum_{k=1}^{\dim Y} f_j(x_i, y_k) \quad (I.1)$$

où,

$1 \leq j \leq T$, T est le nombre des niveaux de gris,
 $\dim X$ et $\dim Y$ les dimensions de l'image,
 $N = \dim X * \dim Y$, le nombre de pixels dans l'image,

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{Si } I(x, y) \text{ présente un niveau de gris } j \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

L'histogramme des niveaux de gris, génère une méthode simple dans la description de l'image texturale. Particulièrement, à cet effet, puisqu'il arbore une invariance via les transformations usuelles.

Néanmoins, c'est un facteur insuffisant pour la description analytique, car son apport informationnel n'atteint pas la position relative des pixels qui traversent chaque niveau de gris.

Les deux facteurs étudiés ci-dessous, remédient à cet aléa.

I.2.2 Moyenne du carré de la distance euclidienne

Le traitement d'image, fait référence à une pléthore de distances, dont la distance euclidienne.

Cette esquisse confine une distance qui adopte la normalisation et l'invariance via la rotation, la translation et l'homothétie.

En premier lieu, sont extraites les coordonnées du centre de gravité (I.2) des pixels au gré de chaque niveau de gris j .

$$\begin{aligned} x_{g_j} &= \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{\dim X} \sum_{k=1}^{\dim Y} f_j(x_i, y_k) x_i \\ y_{g_j} &= \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{\dim X} \sum_{k=1}^{\dim Y} f_j(x_i, y_k) y_k \end{aligned} \quad (I.2)$$

En second lieu, est déterminée la moyenne du carré de la distance euclidienne normalisée (I.3), selon la relation suivante ;

$$\text{MCD} = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} [(x_i - x_{g_j})^2 + (y_i - y_{g_j})^2] / n_j}{N} \quad (\text{I.3})$$

où,

n_j est le nombre des pixels le long du niveau de gris j .

Cette primitive exprime la dispersion de chaque pixel. Une valeur accrue, traduit le fait que les pixels le long du niveau de gris j , s'écartent du centroïde ; alors qu'une valeur plus faible indique une concentration des pixels autour du barycentre. Ce qui structure les amas de microcalcifications.

I.2.3 Descripteurs d'inertie invariants

Les moments d'une fonction $f(x,y)$, reflètent les descripteurs d'inertie de la région assimilée à un solide plan de densité de masse constante sur toute sa surface et unitaire.

Pour une image numérique, cela revient à assimiler la région à un ensemble de points de masses ponctuelles unitaires [Postaire, 1987].

Dans ce cadre, sont étudiés les moments de Hu [Hu, 1962] redéfinis pour l'obtention de l'invariance pour chaque type de chaque niveau de gris j .

Le moment d'ordre (p,q) , est défini par l'équation (I.4)

$$m_{j,pq} = \sum_{(x,y) \in R_j} x^p y^q \quad (\text{I.4})$$

La fonction $f_j(x,y)$ est la fonction caractéristique de la région considérée, égale à l'unité en tout point intérieur à la région R_j et nulle à l'extérieur.

Où :

$p, q = 0, 1, 2, \dots$, $1 \leq j \leq T$, T étant le nombre des différents niveaux de gris.

Afin d'obtenir une description insensible à la translation, cette étude utilise les moments centraux normalisés par rapport aux moments d'inertie autour du centre de gravité de la région.

L'expression des moments centraux (I.5) est formulée selon l'équation suivante;

$$\mu_{j,pq} = \sum_{(x,y) \in R} (x - \bar{x}_j)^p (y - \bar{y}_j)^q \quad (I.5)$$

$$\bar{x}_j = \frac{m_{j,10}}{m_{j,00}} ; \bar{y}_j = \frac{m_{j,01}}{m_{j,00}}$$

La normalisation indique la formulation (I.6) qui suit;

$$\eta_{j,pq} = \frac{\mu_{j,pq}}{\mu_{j,00}^\gamma} \quad (I.6)$$

$$\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \text{ avec } p+q = 2, 3, \dots$$

Les fonctions affines déclinées par Hu dans le but de l'invariance aux transformations usuelles; répondent aux expressions suivantes (I.7);

$$\begin{aligned} \Phi_{j,1} &= \eta_{j,20} + \eta_{j,02} \\ \Phi_{j,2} &= (\eta_{j,20} - \eta_{j,02})^2 + 4\eta_{j,11} \\ \Phi_{j,3} &= (\eta_{j,30} - 3\eta_{j,12})^2 + (\eta_{j,30} - 3\eta_{j,21})^2 \\ \Phi_{j,4} &= (\eta_{j,30} + \eta_{j,12})^2 + (\eta_{j,03} + \eta_{j,21})^2 \\ \Phi_{j,5} &= (\eta_{j,30} - 3\eta_{j,12})(\eta_{j,30} + \eta_{j,12})[(\eta_{j,30} + \eta_{j,12})^2 - 3(\eta_{j,21} + \eta_{j,03})^2] \\ &\quad + (3\eta_{j,21} - \eta_{j,03})(\eta_{j,23} + \eta_{j,03})[3(\eta_{j,30} + \eta_{j,12})^2 - (\eta_{j,21} + \eta_{j,03})^2] \\ \Phi_{j,6} &= (\eta_{j,20} - \eta_{j,02})[(\eta_{j,30} + \eta_{j,12})^2 - (\eta_{j,21} + \eta_{j,03})^2] + 4\eta_{j,11}(\eta_{j,30} + \eta_{j,12})(\eta_{j,21} + \eta_{j,03}) \\ \Phi_{j,7} &= (3\eta_{j,21} - \eta_{j,03})(\eta_{j,30} + \eta_{j,12})[(\eta_{j,30} + \eta_{j,12})^2 - 3(\eta_{j,21} + \eta_{j,03})^2] \end{aligned} \quad (I.7)$$

Ces primitives déterminent la répartition des niveaux de gris de l'image ainsi que la position relative de pixels de chaque niveau de gris.

En fin de parcours, ces descripteurs font l'objet d'attributs représentatifs de la forme de la région, notre cas les amas calcifiés.

II. Segmentation floue selon Rangayyan

La segmentation fait référence aux notions de différence et de similarité comme les perçoit le système visuel humain et ceci donne naissance à deux approches couramment qualifiées d'approche frontière et d'approche région.

➤ La notion de frontière est associée à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de points. L'approche frontière, regroupe les techniques de détection de contours.

➤ La notion de région, fait référence à des groupements de points ayant des propriétés communes. Les méthodes de l'approche région, aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique.

La segmentation constitue la base de l'analyse d'images. Les techniques sont innombrables (cf. chapitre III) et notre esquisse bibliographique, fait attrait à la segmentation floue selon l'étude de Rangayyan [Guliato et al, 1998].

Cette théorie est basée sur l'opération de fusion. Le concept permet d'intégrer et d'évaluer différentes sources d'information, en particulier dans les procédures de segmentation.

La théorie du flou, apporte une meilleure modélisation du contour. La fuzzification consiste à attribuer les degrés d'appartenance différents aux différentes configurations locales possibles d'un pixel.

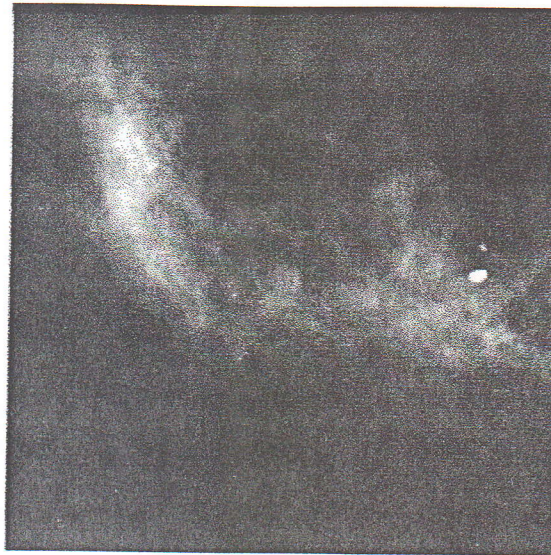


Figure I.1 Portion mammaire
initiale

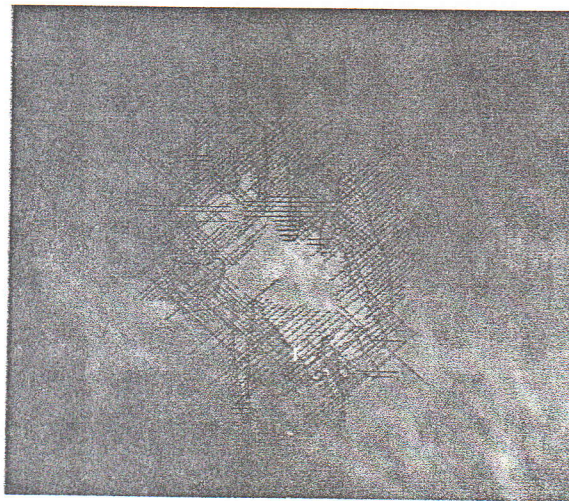


Figure I.2 Région pathologique entourée par
le radiologiste

La décision finale sur la présence d'un contour ou non est obtenue par dézuffication ; en attribuant la valeur maximale des différents degrés d'appartenance prises par le pixel en question, suite à l'application des règles du concept.

Rangayyan [Guliato et al, 1998], applique l'idée sur la segmentation d'images mammographiques pour la détection scénologique, combinant les résultats de détection de contours et ceux du regroupement itératif (parcouru dans le contexte du chapitre III).

L'ensemble final flou, classe les pixels d'une manière indubitable et préserve l'information aussi bien que les techniques de partition individuelles.



Figure I.3 Région scénologique détectée par la segmentation floue

III. Analyse fréquentielle selon Parr [Parr et al, 1994]

Cette étude, explore la théorie de Gabor [Meyer, 1992] dans l'analyse fréquentielle.

La théorie en question, parcourt les ondelettes temps-fréquence. Elle permet de segmenter une onde et de la découper en une ondelette, en y introduisant un début et une fin.

La recherche de Parr introduit les fonctions de Gabor dans la détection des lésions mammaires. Ces fonctions génèrent deux composantes; l'une paire(III.8), l'autre impaire (III.9);

$$g_i = \exp[-1/2\left(\frac{x}{\sigma}\right)^2] \sin \omega x \quad (\text{III.8})$$

$$g_p = \exp[-1/2\left(\frac{x}{\sigma}\right)^2] \cos \omega x \quad (\text{III.9})$$

Les fonctions de Gabor modélisent une sinusoïde de fréquence ω avec une enveloppe gaussienne d'écart-type σ .

Ceci conduit dans le contexte de cette étude, à une détection de contours mammaires selon la formulation bidimensionnelle des fonctions de Gabor (III.10).

$$g = \exp[-1/2(x^2 + y^2 / \sigma^2) \cos(\omega(x \cos \theta + y \sin \theta))]. \quad (\text{III.10})$$

Ce qui prédétermine la direction des lésions stellaires.

Notre travail s'insère dans la théorie des ondelettes modélisées par une gaussienne, pour appréhender la détection des contours mammaires.

IV. Conclusion

Le bref périple que nous avons effectué dans cette esquisse; nous a conduits à l'étude qui naquit au fil de cet aperçu mammographique.

La minutie est loin d'être atteinte...

Chapitre II

Préambule

Mammographique

«Le radiologiste est un clinicien spécialisé, qui substitue et ajoute aux méthodes cliniques anciennes de vision, des organes profonds.»

“ Cerne ”

Permettons nous de spolier cette maxime dans un but non littéraire mais plutôt technique...

L'essor qu'a subi, depuis plusieurs décennies, la radiologie classique est l'un des plus importants de l'histoire de la médecine d'Hippocrate; l'exploration radiologique met en quelque sorte à notre disposition un sixième sens. Néanmoins, le fait radiologique ne peut naître que par l'intermédiaire d'une élaboration instrumentale, servitude grave qui le rend esclave de l'emploi plus ou moins correct de l'instrument.

A cet égard, la technique et la manipulation apparaissent donc comme le fondement essentiel. Elles ne comprennent pas seulement les gestes à faire mettre en marche l'appareillage et produire les rayons Roentgen nécessaires: elles concernent surtout la façon de conduire l'exploration, le protocole des opérations à exécuter pour obtenir une image utilisable. C'est à cette partie de la technique que de nos jours, doit s'appliquer surtout l'opérateur; le temps n'est plus où il exerçait sa patience et épuisait son habileté et faire fonctionner des dispositifs rudimentaires.

La facilité d'emploi des appareillages modernes n'est d'ailleurs pas sans inconvénients: elle met d'emblée à la portée de tous, la possibilité de « faire de la radio » sans astreindre à un apprentissage préalable.

Cependant, ce qui donne à l'exploration radiologique sa valeur, c'est non pas d'obtenir une projection au hasard, mais de réaliser une image, qui, pour chaque région soit, d'un sujet à l'autre, comparable et permettre par conséquent, de discerner d'emblée l'élément pathologique éventuellement existant.

I. Prélude radiologique

La radiologie peut se définir schématiquement, comme une science utilisant les propriétés des radiations ionisantes et en particulier les rayons X.

Découverts en 1895 par Konrad Roentgen, les rayons X sont produits par l'afflux continu d'électrons sur un métal. L'ébranlement subi par les atomes de ce métal, libère une énergie qui est proportionnelle à l'importance et à la vitesse de cet afflux d'électrons sur la matière.

Ce rayonnement électromagnétique, de même nature que celui de la lumière, mais de beaucoup plus petite longueur d'onde, a été appelé rayonnement X.

La radiologie médicale, est la science clinique utilisant les propriétés de ces radiations soit pour le diagnostic (radiodiagnostic), soit pour le traitement des malades (radiothérapie).

Dans ce contexte, le radiodiagnostic, emploie deux moyens:

☛ **La radioscopie** fondée sur la visualisation et l'analyse d'une image produite sur un écran fluorescent par un corps placé entre cet écran et une source de rayons X. [Trial et al, 1976]. Cette méthode, utilisée dès la découverte des rayons X, a l'inconvénient d'avoir un temps d'investigation relativement long et une visibilité variable, proportionnels à la source de rayons X; d'où une irradiation plus longue du malade et de l'examineur. Par ailleurs, elle ne laisse aucun document.

Elle a été remplacée par la radioscopie télévisée. Celle-ci utilise un amplificateur de brillance, appareil qui augmente de façon très importante la luminosité, par un procédé physique, et qui ne demande qu'une faible intensité de la source de rayons X; d'où une irradiation moindre et une meilleure visibilité.

☛ **La radiographie** arbore la propriété physique qu'ont les rayons X de traverser la matière et d'impressionner une plaque photographique [Trial et al, 1976].

Les appareils modernes, puissants, permettent une irradiation minimale dans un temps court. La qualité des images est d'ailleurs considérablement améliorée par la sensibilité des films et de leurs écrans renforçateurs qui, comme leur nom l'évoque, renforcent l'irradiation initiale mais sans modifier celle-ci et donc sans irradier le patient.

La mammographie, est à l'effet d'une radiographie; l'examen de la glande mammaire après injection de substance opaque aux rayons X dans les conduits galactophores.

II. Introduction aux rayons X [Nègre et al, 1972]

La découverte de ces rayons, fut arborée par Roentgen en 1895 au sein de son laboratoire, où il étudiait un tube de Crookes.

Un tel tube, est constitué par une ampoule de verre aux deux extrémités de laquelle plongent deux électrodes; une anode et une cathode. A l'intérieur, un gaz extrêmement raréfié. Si l'on crée une différence de potentiel très élevée entre les deux électrodes, il ne se produit pas d'étincelle dans ce gaz raréfié, mais on voit un faisceau lumineux partir de la cathode et se diriger en ligne droite devant lui, jusqu'à la paroi du tube, qu'il rend fluorescente.

Ce faisceau est appelé faisceau cathodique; il est composé de rayons cathodiques lesquels sont constitués par un faisceau d'électrons négatifs, animés d'une vitesse considérable, qui augmente avec la différence de potentiel appliquée aux électrodes.

Roentgen étudiait donc un tel tube, dans son laboratoire qu'il avait rendu obscur pour mieux apercevoir le phénomène lumineux, lorsque le hasard dont ne savent se servir que les savants, voulut qu'il y ait à proximité un flacon rempli de sel de baryum. Roentgen vit qu'à distance du tube de Crookes, et pendant son fonctionnement, ce sel devenait fluorescent. Les rayons X étaient ainsi nés. Il démontra en effet que lorsque les rayons cathodiques rencontrent un obstacle, ils confèrent à cet obstacle la propriété d'émettre, sous la violence du bombardement électronique, une énergie de rayonnement qu'il appela: rayonnement X.

III. Matière et rayonnement [Nègre et al, 1972]

L'électricité a été découverte dès la plus haute antiquité. Thalès de Milet, six cents ans avant Jésus christ avait montré que l'ambre jaune, frotté avec un chiffon, a la propriété d'attirer des corps légers tels que le papier (ambre jaune, en grec, se dit électron).

La science moderne a établi que l'électricité, au lieu d'être de nature fluide, c'est-à-dire continue, est en réalité discontinue, comptée de toutes petites parcelles infinitésimales, impondérables, d'électricité négative; ces corpuscules sont les électrons, constituants essentiels de l'atome.

III.1 Morphologie atomique

La matière en son infinie diversité, est constituée par l'assemblage d'atomes qui tout en étant plus ou moins complexes, sont tous bâtis sur le même type architectural.

D'une façon simpliste, et en faisant abstraction de différentes particules à vie très brève, on peut considérer que tous les atomes sont construits à partir de trois particules élémentaires:

- Les neutrons
- Les protons
- Les électrons

Le neutron est un corpuscule électriquement neutre qui présente une masse très voisine de l'unité de masse atomique.

Le proton a sensiblement la même masse que le neutron, mais présente une charge électrique positive élémentaire, de valeur égale à $+e$.

L'électron a une masse environ 1850 fois plus faible que les particules précédentes et présente une charge électrique égale et de signe contraire à celle du proton, donc négative et égale à $-e$.

L'atome reproduit ainsi un système solaire en miniature avec un noyau central chargé positivement autour duquel gravitent des électrons sur des orbites périphériques.

Comme l'atome est dans son ensemble électriquement neutre, il faut que le nombre de ses électrons soit égal au nombre des protons.

Les électrons du système atomique, ainsi agrippés à leurs orbites périnucléaires, peuvent cependant être libérés de leurs minuscules prisons et de ce fait, cette libération peut être à l'origine de la radiologie.

A cet effet, il existe deux procédés physiques qui permettent cet arrachement...

- L'effet photoélectrique, dit effet Hertz-Einstein; en projetant de la lumière blanche, des ultraviolets ou des rayons X sur certains atomes, dans certaines conditions, ces derniers expulsent des électrons.
- L'effet thermoionique, dit effet Richardson-Edison; en élevant fortement la température des métaux, par exemple, on excite vivement les possibilités d'agitation cinétique de leurs atomes, et les chocs qui en résultent provoquent l'arrachement et l'expulsion d'électrons.

III.2 Périphérie de l'atome

Les phénomènes d'émission et d'absorption des rayons X utilisés en radiodiagnostic se passent dans la région périphérique de l'atome.

Dans cette région, les électrons gravitent normalement sur diverses orbites concentriques, dites orbites stables, que l'on désigne conventionnellement par les lettres: K, L, M, N, etc..

La couche K étant la plus proche du noyau. La stabilité est assurée par l'attraction qu'exerce sur les charges négatives la charge positive du noyau. Cette attraction est d'autant plus forte que la charge du noyau est plus élevée et que l'orbite de gravitation est plus proche du noyau.

III.3 Théorie corpusculaire

La théorie électromagnétique ondulatoire est incapable d'expliquer certaines propriétés des rayons X et de la lumière qui dans certaines circonstances se comportent comme des corpuscules matériels doués d'une énergie déterminée.

On a été ainsi amené à considérer les rayons X, comme constitués par de véritables corpuscules, les photons, transportant une quantité d'énergie égale au produit de leur fréquence par une constante de Planck (h). Cette quantité d'énergie s'appelle le quantum (w) et l'on a:

$$W = h \cdot \gamma \quad (\text{II.1})$$

Pour expliquer toutes les propriétés des rayons X, il est nécessaire de les considérer tantôt sous leur aspect ondulatoire, tantôt sous leur aspect corpusculaire. La mécanique ondulatoire de Louis de Broglie concilie théoriquement ces deux aspects, en apparence contradictoires. On voit ainsi qu'il n'existe guère de différence, à l'échelle atomique, entre la matière et le rayonnement.

III.4 Principes de la production des rayons X

L'électricité peut donc être considérée, grossièrement, comme due à un excès ou à un manque d'électrons; parfois, à un déséquilibre ionique.

Les déplacements d'électrons, le long des conducteurs métalliques constituent les courants électriques.

Ils peuvent aussi cheminer dans des atmosphères très raréfiées, dans un vide très poussé, et y être alors animés de vitesses énormes.

Dans ce dernier cas, si l'on place sur leur trajectoire un objet métallique, par exemple, leur énergie cinétique se transforme en énergie calorifique et en énergie de rayonnement; cette dernière constituant ce que l'on appelle les rayons X.

De ce qui précède, on déduit aisément que pour produire des rayons X et pour les utiliser convenablement, il faut:

- > une source d'électrons;
- > les animer d'une vitesse suffisante (énergie cinétique);
- > être maître du nombre et de la vitesse de ces électrons.

IV. Emission des rayons ou photons X [Nègre et al, 1972]

A l'heure actuelle, on ne se sert plus de tubes à gaz raréfié. On utilise des tubes à vide quasi absolu, et le principe en repose sur l'effet Edison: tous les corps portés à une haute température libèrent des électrons libres, identiques à ceux qui circulent entre les atomes; ces corps dégagent donc de l'électricité négative. Le tube électronique dont il s'agit, est le tube Coolidge. Il se présente comme une ampoule de verre dans laquelle le vide a été poussé au maximum, c'est-à-dire jusqu'au millionième de millimètre de mercure.

Cette ampoule est une cathode constituée par un filament de tungstène que porte à l'incandescence (plus de 200°) une source génératrice accessoire d'une dizaine de volts. Ce filament est au centre d'une cupule métallique.

L'anticathode, qui fait en même temps fonction d'anode, est une pastille de tungstène sertie sur une tige de molybdène; corps mauvais conducteur de la chaleur. Si l'on chauffe le filament, grâce à la source accessoire de basse tension, le filament dégage des électrons; établissant une différence de potentiel très importante entre ce filament et l'anticathode, grâce à la source de haute tension HT; les électrons sont attirés par l'anticathode, si elle est positive. On a vu, plus haut, que le filament était au centre d'une cupule métallique; celle-ci est donc au même potentiel négatif que le filament, et elle repousse les électrons; comme elle est en forme de cupule, elle focalise les électrons vers le centre de l'anticathode.

Les électrons, attirés par celle-ci, repoussés, par la cathode, suivent les lignes de force du champ électrique; leur vitesse, très faible à la sortie de la cathode, s'accroît progressivement le long de leurs parcours; cette vitesse est fonction de la différence de potentiel établie entre cathode et anticathode.

Ce faisceau d'électrons constitue ce que l'on appelle le "rayonnement cathodique", et leurs chocs contre l'anticathode la rendent émettrice de rayons X. L'énergie ainsi libérée, correspond au domaine spectral du rayonnement considéré. Le spectre émis, est discontinu.

IV.1 Quantité d'énergie transportée

Si l'on ne considère que le flux total de rayonnement émis, sous forme de spectre continu, on constate que ce flux dépend de trois variables:

- > L'intensité du courant électronique qui traverse le tube;
- > La tension appliquée aux bornes du tube;
- > Le nombre atomique de l'anticathode;

Le flux total de rayonnement est proportionnel au nombre atomique de l'anticathode. On ne citera ce fait que pour mémoire, car les anticathodes utilisées en radiodiagnostic sont toutes en tungstène, métal choisi en raison de son nombre atomique élevé ($Z=74$) et de son point de fusion également très élevé (3000°celsius); à noter néanmoins que les tubes

spécialisés pour la mammographie qui sont alimentés par des tensions de 25 à 40 KV, possèdent une anticathode en molybdène.

V. Phénomènes optiques et physico-chimiques du radiodiagnostic [Trial et al, 1976]

Le radiodiagnostic, ou exploration suivant une optique particulière, l'optique roentgénienne, des organes et des tissus inaccessibles à la vue, repose sur un certain nombre de propriétés physico-chimiques des rayons X.

Le rayonnement X qui se propage en ligne droite comme le rayonnement lumineux et qui donne comme lui des ombres portées lorsqu'il rencontre un écran opaque, est capable de traverser le corps humain.

Au cours de cette traversée, il subit un certain affaiblissement ou atténuation, en rapport avec la disparition d'un certain nombre de photons, qui varie selon l'épaisseur et la constitution physique, atomique des tissus et des organes qui se trouvent sur son trajet. De plus, d'autres photons sont déviés de leur trajectoire initiale.

Le rayonnement X est par ailleurs capable d'impressionner une émulsion photographique et de rendre fluorescentes certaines substances.

Si l'on interpose une région du corps, par exemple la main, entre un faisceau de rayons et un film photographique, le film sera impressionné et présentera un noircissement qui sera proportionnel à l'intensité résiduelle du rayonnement, intensité très variable suivant les secteurs, faible lorsque le rayonnement aura traversé un tissu qui lui est opaque comme l'os, importante lorsqu'il aura traversé les parties molles qui lui sont moins opaques.

On obtiendra ainsi sur le film, la reproduction en ombre portée ou ombre chinoise du squelette de la main.

On envisage successivement les lois optiques ainsi que celles de l'absorption des rayons X desquelles dépendent les modalités d'atténuation du faisceau, les effets photochimiques des rayons X qui permettent de détecter et de recueillir l'image, conséquence de cette atténuation et les caractéristiques optiques de formation de cette image dont la connaissance est nécessaire pour obtenir une image lisible, techniquement et médicalement exploitable.

Notre prime abord se porte autour des propriétés optiques...

V.1 Propriétés optiques

Les rayons X, comme toutes les ondes électromagnétiques, sont soumis aux phénomènes de réflexion, réfraction, diffraction, etc.. Seule la petitesse de leur longueur d'onde rend l'expérience difficile; la surface d'un miroir est plane si l'on se place à l'échelle de la longueur d'onde de la lumière solaire; elle apparaît rugueuse, raboteuse, lorsque l'on arrive à l'échelle de la longueur des rayons X. Enfin, les rayons obéissent aussi à la loi de Kepler; «à partir d'une source émettrice, l'intensité des rayons X décroît en raison inverse du carré de la distance » ; cela veut dire, qu'une surface B située à une distance $2d$ d'une source émettrice O, (une autre surface A étant située à une distance d) recevra une intensité de rayonnement égale à un quart, si A reçoit une intensité égale à 1.

V.2 Propriétés physico-chimiques

Elles se regroupent selon ci-dessous:

1. Luminescence

Les rayons X, invisibles pour notre œil, rendent fluorescentes certaines substances telles que le platino-cyanure de baryum, ou le sulfure de zinc. Il s'agit à cet effet, de la base physique de la radiologie et des écrans radiologiques.

2. Action chimique

Ils provoquent certaines réactions chimiques, telles que la réduction du bromure d'argent d'une plaque photographique, ce qui est à la base de la technique radiographique.

3. Affaiblissement par passage à travers la matière

Il s'agit dans ce contexte, d'une des propriétés qui intéressent le plus le radiologiste. Résumant les données d'Eggert, voici l'essentiel:

➤ L'affaiblissement des rayons X est proportionnel à l'épaisseur de la substance traversée, supposée homogène, et à sa densité; l'affaiblissement des rayons X est donc proportionnel au poids atomique.

➤ Cet affaiblissement est beaucoup plus important avec des rayons à grande longueur d'onde, dits rayons «mous» peu pénétrants, qu'avec des rayons de courte longueur d'onde, dits rayons «durs», très pénétrants.

Après passage à travers diverses substances juxtaposées et de densités différentes, les contrastes du rayonnement qui émerge de ces substances, sont plus grands avec des rayons mous, qu'avec des rayons durs. Par contre, avec les rayons durs, les détails du squelette et de tous les éléments ayant un poids atomique élevé sont plus transparents: c'est là l'une des bases de la technique radiologique, dite de «haute tension».

4. Absorption des rayons X

Un corps soumis aux rayons X en «absorbe» une partie et «diffuse» l'autre partie sous forme de «rayonnement secondaire». Une comparaison fait comprendre ce phénomène; si, dans une chambre noire un mince faisceau de lumière blanche est projeté sur le globe d'une carafe remplie d'eau, cette dernière «diffuse» en tous sens une partie de la lumière reçue, qui va éclairer la pièce; un corps soumis aux rayons X se comporte exactement de même. Cela d'autant plus que le corps est épais.

Les rayons mous sont à cet égard, plus absorbés que diffusés; les rayons durs sont plus diffusés qu'absorbés.

Lorsqu'on augmente la densité des corps traversés, la diffusion diminue et l'absorption croît. Cette émission d'un rayonnement, par absorption, est extrêmement complexe.

Schématiquement, lorsqu'une certaine quantité de rayons X, frappe un corps; il se produit un ensemble de lois dont; l'affaiblissement et l'absorption:

➤ L'affaiblissement du rayonnement est d'autant plus important que la région traversée est plus opaque, c'est-à-dire plus absorbante.

➤ L'absorption dépend de l'épaisseur et de la nature du corps absorbant ainsi que de la longueur du rayonnement absorbé.

4.1 Épaisseur du corps absorbant

Si l'on considère un faisceau de rayons X constitué d'une seule longueur d'onde ou faisceau monochromatique et que l'on dirige verticalement ce faisceau sur un écran constitué d'une substance homogène comme de l'eau ou de la paraffine, on constate en mesurant l'intensité du faisceau, à son entrée dans la matière et à sa sortie que l'intensité a diminué.

En faisant varier l'épaisseur de l'écran, on vérifie que l'absorption est d'autant plus importante que l'écran est plus épais et que cette absorption se fait de façon exponentielle, c'est-à-dire que la fraction ou pourcentage du rayonnement absorbé (ou ce qui revient au même, la fraction transmise par unité de longueur), a une valeur constante.

C'est ainsi que 1cm d'eau transmet 70% du rayonnement, le deuxième centimètre transmettra 70% du rayonnement résiduel soit 49% du rayonnement initial, le troisième centimètre 70% du reste et ainsi de suite.

4.2 Longueur d'onde du rayonnement

Si on modifie la longueur d'onde de la radiation monochromatique tout en conservant le même écran, on constate que l'absorption varie généralement dans le même sens que la longueur d'onde et qu'elle augmente lorsque celle-ci augmente.

4.3 Nature du corps absorbant

Si on remplace l'écran de paraffine par un écran d'aluminium, on constate que l'absorption augmente considérablement, et qu'elle augmente encore bien davantage si on remplace l'aluminium par du cuivre. l'absorption croît donc en fonction du numéro atomique des éléments absorbants.

5. Absorption et atténuation du faisceau

Dans le langage courant, on désigne sous le nom d'absorption, l'ensemble des phénomènes concourant à l'atténuation du faisceau émergent.

En réalité, l'atténuation du faisceau est la conséquence d'une absorption vraie, c'est-à-dire du

transfert d'une partie de l'énergie du rayonnement à la matière, transfert qui, entre parenthèses, détermine des phénomènes biologiques qui sont à la base de la radiothérapie et peuvent rendre dangereux le radiodiagnostic; mais elle est aussi la conséquence d'un changement de direction des photons, d'une diffusion sans aucun transfert d'énergie.

En effet, à la sortie de la matière, il existe des photons sans changement d'énergie et de direction (portion transmise), des photons qui ont abandonné de l'énergie à la matière, enfin des photons diffusés.

5.1 Diffusion

Quand un rayonnement atteint une substance quelconque, celle-ci émet dans toutes les directions de l'espace un rayonnement diffusé qui se présente sous deux modalités différentes:

> La diffusion sans changement de longueur d'onde (diffusion élastique ou cohérente ou effet Thomson-Raleigh).

Elle se produit lorsqu'un électron rencontrant un atome, rebondit sans perte d'énergie. Cette diffusion vraie, varie peu avec la nature du corps absorbant et avec les longueurs d'onde habituellement utilisées en radiodiagnostic.

> La diffusion avec augmentation de longueur d'onde (diffusion inélastique ou incohérente ou effet Compton)

Dans ce cas, le photon communique à un électron orbitaire, une énergie qui projette celui-ci hors de l'atome sous un angle déterminé par rapport à la direction du photon (électron de recul). Le photon incident est dévié de sa trajectoire sous un angle également déterminé et comme il a subi une perte d'énergie, il y a augmentation de la longueur d'onde du rayonnement.

5.2 Effet photo-électrique ou rayonnement de fluorescence

Dans le cas actuel, le photon transmet toute son énergie à un électron de l'atome et, par conséquent, s'annihile. L'électron en cause ou photon-électron, est éjecté et présente une énergie cinétique égale à la différence entre l'énergie du photon incident et le travail d'extraction de l'électron. L'atome, comme nous l'avons vu plus haut, est excité et émet un nouveau photon, dit de fluorescence, dont l'énergie dépend de la nature du corps absorbant et des niveaux de départ et d'arrivée de l'électron de remplacement. Cette énergie est toujours plus faible que celle du photon primaire, et la longueur d'onde du rayonnement de fluorescence plus longue que celle du rayonnement incident.

Ce qui nous intéresse dans la formation des images, c'est le coefficient d'atténuation du faisceau. Le coefficient massique d'atténuation est égal à la somme du coefficient d'absorption de fluorescence et de celui de diffusion.

Si le rayonnement diffusé ne varie que faiblement avec la nature du corps absorbant et avec les longueurs d'onde, tout au moins dans les conditions habituelles du radiodiagnostic, en revanche l'absorption de fluorescence varie beaucoup en fonction de ces deux grandeurs. Bragg et Pierce [Nègre et al, 1972], ont montré que le coefficient massique d'absorption de fluorescence τ / ρ était sensiblement proportionnel au cube de la longueur d'onde de la radiation monochromatique incidente et au cube du numéro atomique Z du corps absorbant, soit :

$$\tau / \rho = CZ^3 \lambda^3 \quad (\text{II.2})$$

Dans cette relation, C est un coefficient relatif à un élément absorbant déterminé, qui reste invariable dans de larges intervalles de longueurs d'onde, mais qui subit des variations brusques pour certaines valeurs de longueurs d'onde, dites longueurs d'onde critiques ou discontinuités d'absorption.

VI. Mammographie [Ghys, 1989]

VI.1 Historique

Le principe de la mammographie, naquit, en Uruguay en 1947. C'est le Dr Raul Leborgne qui en étudia tous les aspects de façon systématique. Malheureusement, les radiologistes n'ont pas tous été assidus à son travail. Ce n'est qu'en 1950, que la scénologie a été ratifiée par le professeur Charles Gros, au sein de l'école de Strasbourg..

VI.2 Structure

Mammographie (devrait- on dire si on respectait l'étymologie, puisqu'on dit « mastectomie » et non « mamectomie »), scénographie, xéromammographie: quelle différencé y a t-il ? Ce ne sont que les modalités techniques différentes de la même chose: l'étude de la glande mammaire au moyen des rayons X.

Le scénographe mis au point en France, il y a plus de 25 ans; se singularise par l'utilisation dans le tube émetteur de rayons X d'une anode de molybdène et par un mécanisme qui comprime le buste pendant la prise du cliché: on obtient ainsi; des images infiniment plus détaillées qu'avec la radiographie conventionnelle.

La xéromammographie a été introduite au début des années 1970 et popularisée par le Dr J. N. Wolfe de Détroit. Elle emploie ainsi; un tube radiogène conventionnel mais on remplace le film par une plaque de sélénium photoconductrice, comme dans les photocopieuses Xérox. L'image latente est ensuite reproduite sur un papier spécial. Au moment de son introduction, cette méthode impliquait une exposition aux rayons X, inférieure à la scénographie.

En 15 ans, les techniques radiographiques se sont beaucoup améliorées, et dorénavant les films les plus sensibles utilisés, assurent une exposition aux rayons X; 20 fois moindre que celle de la xéromammographie conventionnelle.

VI.3 Techniques d'examen

La mammographie nécessite l'emploi de localisateurs-compresseurs, venant au contact de la peau, pour limiter exactement le faisceau du rayonnement, amoindrir la différence d'épaisseur du sein du sommet à sa base, et améliorer les contrastes.

Ces localisateurs de forme hémisphérique possèdent une grande base inférieure demi-circulaire dont la surface, variable suivant le volume du sein (nécessité d'avoir un jeu de localisateurs), est formée d'une plaque en matière plastique pour immobiliser et aplatir le sein sans le blesser. Ils ménagent entre le foyer de l'ampoule et le cliché, une distance de 50 à 80 cm, suivant la puissance de l'appareillage utilisé.

La mammographie comporte deux incidences d'ensemble et des incidences localisées.

1. Incidence de face, descendante ou longitudinale

Sujet assis en bout de table, jambes glissées sous la table et en relâchement musculaire. La glande mammaire repose et s'étale sur le film. Le bras du côté examiné prend appui sur la table, coude fléchi, l'autre prend le long du corps. La tête est tournée du côté opposé au sein examiné; ainsi le localisateur vient fixer le sein en rasant la paroi thoracique.

2. Incidence de profil

Sujet en décubitus latéral du côté à examiner. Le sein repose sur le film surélevé par un billot parallépipédique en bois. Le bras homologue est relevé le long de la tête et l'avant-bras plié. La main du côté opposé efface le sein non examiné en le tirant vers le bas pour faciliter la mise en place du localisateur compresseur.

3. Incidences localisées

Un localisateur cylindrique à ouverture circulaire de faible diamètre (type localisateur pour l'examen de la selle turcique) est utilisé pour l'étude précise des segments suspects de la glande, révélés par l'examen clinique. Ces clichés localisés seront pratiqués dans tous les cas et multipliés aussi bien sous l'incidence de face que sous l'incidence de profil.

VI.4 Constantes radiographiques et choix des films

La tension doit être aussi faible que l'appareil le permet, en principe au voisinage de 30 kv. Le temps de pose sera déterminé en fonction du tube utilisé, des films employés et de l'épaisseur de la glande après compression. Il s'agit de films à grain fin sans écran renforçateur du type de ceux employés pour la métallographie.

A titre d'exemple, avec un tube normal et un appareil à 6 Kénotrons 28 kv, 200 ma, le temps de pose est de 0.5 seconde par centimètre d'épaisseur.

Avec le scénographe, dont le générateur est à tension constante, et qui est équipé d'un tube avec anode en molybdène, avec une tension de 35 kv et un courant de 35 mA, le temps de pose est de l'ordre d'une seconde par centimètre d'épaisseur.

VI.5 Lecture des clichés et amélioration des images

Les clichés du sein qui sont de tonalité élevée et où les images pathologiques '*microcalcifications*' (qui font l'objet de notre étude), souvent discrètes, demandent des examens à la loupe avec un bon négatoscope, dont la plage lumineuse est de surface réglable.

Différents procédés ont été préconisés pour améliorer les images standards de lecture difficile pour les raisons exposées plus haut. Ces procédés sont au nombre de trois; l'agrandissement radiographique, le tirage logétronique ou par masque flou et le triage de contretypes.

Si intéressants qu'ils soient, ces artifices dont le meilleur et le plus simple est le tirage de contretypes, ne sont à employer que lorsque l'on travaille avec un tube ordinaire. Ils sont inutiles si l'on dispose d'un tube spécial. Quant à la xérogaphie, ses résultats seraient, selon certains auteurs, supérieurs à ceux de la radiographie.

VI.6 Résultats

L'aspect radiologique est fonction de l'état de la glande mammaire qui se développe au cours de la puberté pour atteindre son épanouissement vers la vingtième année. Elle commence à régresser vers 35 ans, pour disparaître progressivement à la ménopause où il existe deux types de glandes; la glande graisseuse ou lipomateuse qui, est, de beaucoup la plus fréquente, et la glande fibreuse.

VII. Calcifications mammographiques [Tristant et al, 1988]

Bien que quelques précurseurs aient publiés, il y a plus de cinquante ans des radiographies montrant des calcifications mammaires; c'est à Leborgne que revient le mérite de la première description de microcalcifications malignes repérées par la mammographie dans des cancers non palpables.

Cette découverte est si fondamentale, que depuis cette époque, aucune autre n'a permis d'assurer un dépistage précoce, plus efficace, des lésions néoplasiques latentes.

Par convention, on appelle microcalcifications; les calcifications dont les dimensions sont inférieures ou égales à 1 mm. Ce sont elles qui posent les problèmes diagnostiques les plus difficiles, en raison de leurs multiples étiologies.

Celles qui sont d'origine cancéreuse, sont pratiquement toujours intracanalaires. Elles apparaissent dans des amas de cellules néoplasiques nécrosées, ou parmi des sécrétions mucineuses et protéiniques, et sont constituées de phosphates tricalciques et de cristaux d'hydroxyapatite de calcium.

L'étude de leur ultrastructure au microscope électronique n'a apporté aucun élément déterminant à leur diagnostic étiologique.

La fréquence globale des calcifications mammaires est particulièrement élevée: on en observe sur environ 30 pour 100 des mammographies. Sur ce total, le pourcentage des microcalcifications malignes est assez faible. Il varie considérablement selon le mode de recrutement des patientes.

La fréquence apparente des microcalcifications dans le cancer du sein, diffère selon qu'on les recherche directement sur les mammographies ou, dans un examen biopsique, par la radiographie ou l'examen microscopique.

Avec la technique mammographique classique, le pourcentage de cancers contenant des microcalcifications est de l'ordre de 25 à 40 pour 100.

Avec la Xérographie, on obtient de meilleurs résultats; 48.5 pour 100, à 54.5 pour 100. Sickles confirme cette efficacité qui ne nous paraît latente que dans les seins denses, difficiles à explorer par l'agrandissement radiologique direct. Pour Millis, les plus petites calcifications détectables en xérographie mesurent 0.1 mm (0.4 mm en mammographie conventionnelle).

- A l'examen histologique, certaines calcifications s'écrasent à la coupe ou s'éliminent, lors de la préparation de la pièce anatomique. La proportion de cancers mammaires qui contiennent des calcifications est donc plus faible que sur les radiographies des prélèvements biopsiques; elle varie de 39 à 63 pour 100.

- *Au cours de l'examen radiologique direct*, grâce aux progrès techniques réalisés depuis une dizaine d'années (films ((low dose)), tubes à rayons X à foyers fins), le dépistage des cancers latents a pu être amélioré par l'agrandissement radiologique direct des images mammographiques ambiguës. Cet agrandissement est malheureusement responsable d'un flou géométrique d'autant, plus marqué que le diamètre du foyer du tube radiogène est plus grand. Dans les conditions habituelles, avec un foyer de 0.6 mm, ce flou est acceptable. En pratique, il convient cependant quand on complète les films standards par un cliché centré, de choisir l'incidence où la zone à explorer est le plus près possible de la surface sensible.

L'utilisation d'un tube muni d'un foyer fin, (diamètre de 0.1 mm) permet d'agrandir géométriquement dans un rapport de 1.5 à 2 les images mammographiques, tout en leur conservant une très bonne définition.

Le sein, comprimé sur un support radio-transparent, est placé à distance du récepteur (film ((low dose)) couplé à un écran renforçateur). Dans ces conditions, l'interposition d'une grille anti-diffusante mobile entre le sein et la cassette porte-film n'est pas indispensable, car le rayonnement diffusé émis durant la traversée des tissus mammaires par le faisceau incident est très peu pénétrant. Sa dispersion et son absorption dans l'air, réduisent d'autant le voile de fond, ce qui améliore le contraste radiologique.

L'image agrandie s'inscrivant sur une surface 2.5 à 4 fois supérieure à celle qui est occupée quand l'objet est directement au contact du fil, des détails plus fins peuvent être enregistrés. Les plus petites calcifications détectables par quatre systèmes « film-écran » étudiées par Arnold mesuraient 0.29 mm de diamètre en moyenne, l'objet étant au contact du film, et 0.15 mm seulement avec un agrandissement.

L'étude du contour des opacités tumorales est tout autant facilitée. Ces progrès diagnostiques évitent des biopsies inutiles. L'inconvénient essentiel de l'agrandissement radiologique, est d'augmenter l'irradiation du sein.

Le meilleur compromis possible, est de limiter l'agrandissement à 1.5 quand le sein est dense et relativement épais et de réserver son usage au cas douteux. Les clichés sont obligatoirement focalisés sur le secteur suspect. Certains appareils actuels permettent seulement d'agrandir la partie antérieure du sein. La région postérieure, prépectorale, reste obligatoirement en dehors du champ. La perte d'information concerne une bande tissulaire parallèle au contour thoracique et large de 2 cm environ. De toute façon, le dépistage mammographique du cancer doit toujours être effectué d'abord par la technique classique.

VIII. Classification morphologique et topographique [Tristant et al, 1988]

VIII.1 Calcifications mammaires isolées ''sans tumeur visible''

Cette classification a pour but d'isoler les critères distinctifs qui permettent de reconnaître les lésions néoplasiques à un stade précoce; infraclinique, tout en réduisant au minimum le nombre d'explorations chirurgicales.

Cet objectif constituait déjà la préoccupation de Leborgne qui opposait les foyers de calcifications malignes «innombrables, punctiformes, ressemblant à de fins grains de sel», aux calcifications bénignes du fibro-adénome, plus grosses, mieux visibles, parfois périphériques, capsulaires.

Assez rapidement, il est apparu que cette classification, était un peu trop manichéenne et souffrait de nombreuses exceptions.

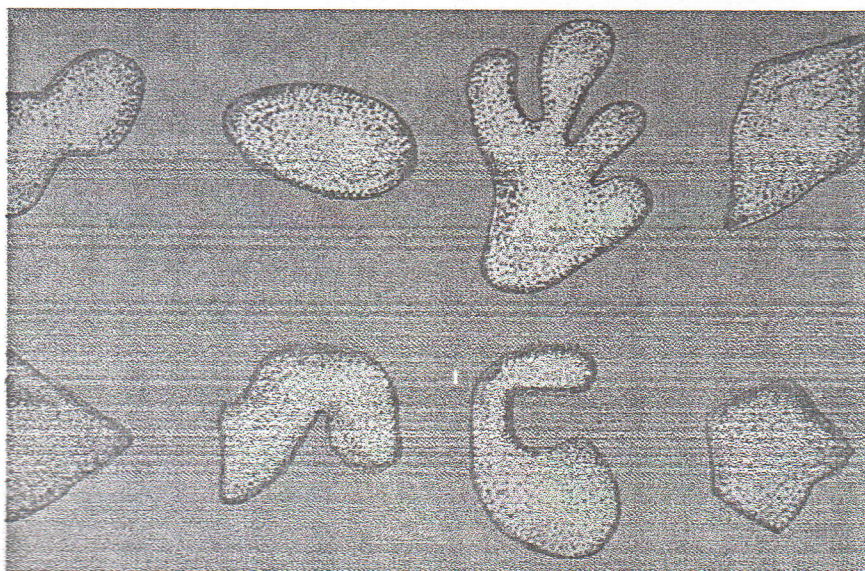


Figure II.1 Quelques formes géométriques des calcifications mammaires

C'est ainsi que Gershon-Cohen, qui en 1953 souscrivait entièrement aux critères de Leborgne, fut beaucoup moins péremptoire quelques années plus tard; de même certains auteurs considérèrent ultérieurement que les différences morphologiques et topographiques des microcalcifications bénignes et malignes étaient peu significatives.

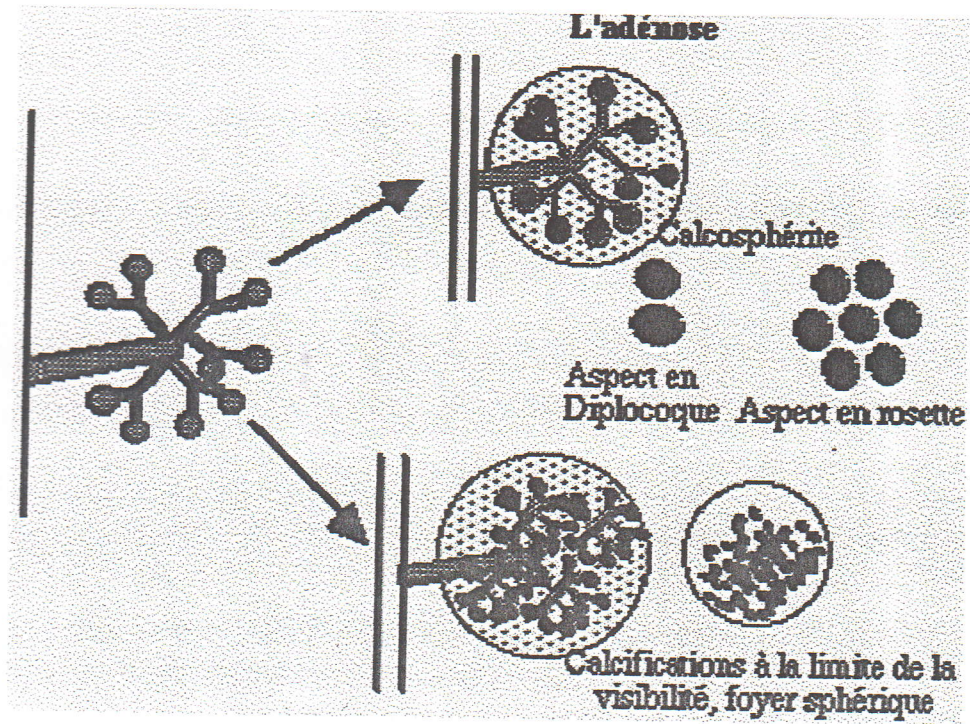


Figure II.2 Aspect Architectural des calcifications

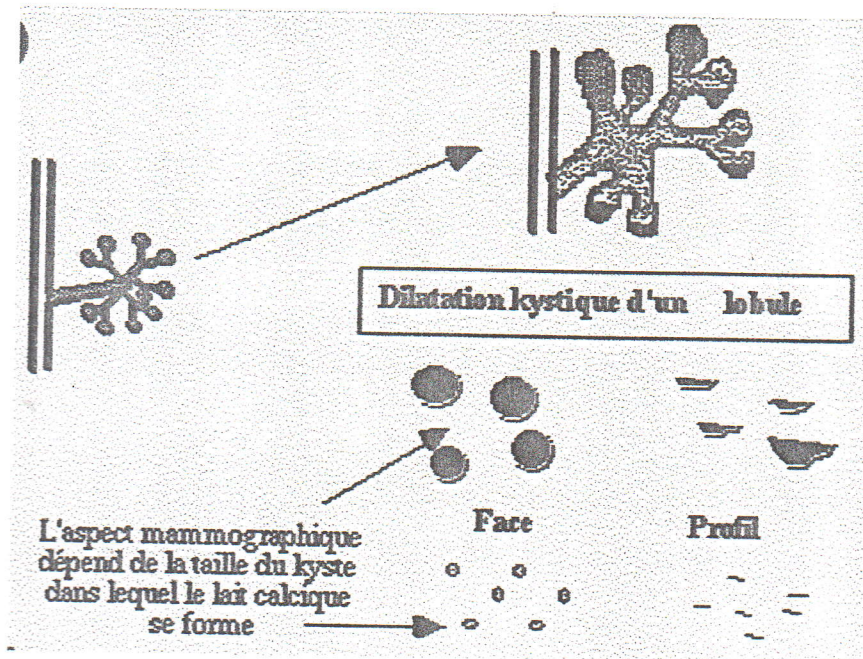


Figure II.3 Formation des microcalcifications dans les kystes et leur corollaire radiographique

En réalité, malgré l'ambiguïté de certains cas «limites », il est possible d'arriver très fréquemment au diagnostic exact en confrontant les données de l'examen clinique, à l'étude de la répartition, de la disposition, du siège, du nombre des dimensions et de l'aspect des microcalcifications ainsi que des anomalies radiologiques éventuellement associées (cf. figures II.1, II.2 et II.3).

VIII.2 microcalcifications groupées en foyer 'sans tumeur visible ou palpable'

Elles sont très polymorphes. Certaines sont typiquement bénignes et ne nécessitent aucune exploration complémentaire. D'autres sont ambiguës ou franchement suspectes ce qui impose une biopsie et un examen anatomo-pathologique. Le diagnostic reste parfois indécis, quelle que soit l'expérience de l'observateur. Il faut alors choisir entre une petite intervention peut-être inutile et le risque de méconnaître un cancer débutant facilement curable.

VIII.3 Microcalcifications typiquement bénignes

Ce sont les calcifications à centre clair et les calcifications lobulaires, intramicrokystiques « en tasse à thé ».

VIII.4 Calcifications à centre clair

Qu'elles soient rondes, ovales ou allongées et quelles que soient leurs dimensions, ces calcifications sont toujours anodines. Les calcifications rondes à centre clair, d'origine lobulaire, se forment à la périphérie des microkystes ou des microgalactoèles. Leur pathogénie est la même que celle des calcifications péricanalaies ovales ou allongées de la mastite plasmocytaire, qui leur sont d'ailleurs très souvent associées.

Les calcifications intradermiques des glandes sébacées sont tantôt punctiformes, tantôt arrondies ou ovalaires, à centre clair. Elles peuvent atteindre 1 mm de diamètre. Leur siège et leur nature sont évidents sur les clichés tangentiels. Elles sont relativement fréquentes: 1 pour 100 des patientes environ.

VIII.5 Calcifications semi-lunaires

Ces images très particulières, liées à la sédimentation de calcaire en suspension au fond de microkystes, ont été décrites par Lanyi. Elles existeraient chez 4 pour 100 des femmes radiographiées. On ne les repère que sur l'incidence de profil, à condition d'enregistrer celle-ci, la patiente étant en station debout ou en position assise, le faisceau de rayons X étant horizontal. Sur ce film, les particules calcaires déposées au pôle inférieur de la cavité microkystique moulent son contour et forment de petites opacités linéaires ou curvilignes, à concavité supérieure ou semi-lunaires, «en tasse à thé», à limite supérieure horizontale.

Sur l'incidence cranio-podale (face), faisceau de rayons X vertical, les sédiments calcaïques intra-microkystiques sont plus difficiles à repérer. Leur projection sur le film est arrondie, de faible tonalité. Leur contour est estompé car leur épaisseur diminue du centre vers leur périphérie.

VIII.6 Microcalcifications de diagnostic difficile

Calcifications rondes, régulières; leur pathogénie est voisine des variantes décrites ci-dessus. Leurs dimensions et leur morphologie sont déterminées par celles des cavités où elles se forment. Leur sièges habituels sont les dilatations terminales des lobules mammaires.

Quand la dystrophie lobulaire est de type microkystique, les calcifications sont sphériques, ovoïdes ou, comme l'a remarquablement montré Lanyi, polyédriques, à facettes, moulant les logettes d'une grappe de microkystiques accolés (amas). Dans l'adénose sclérosante, le diamètre des calcifications varie de quelques dixièmes à un millimètre environ: plus la fibrose périlobulaire est dense, plus les calcifications sont petites.

En présence des plus volumineuses, en forme de petites perles calcaïres de densité homogène, à contours réguliers, le diagnostic de lésion bénigne est quasi certain. Toutes ces calcifications typiques sont communément appelées calcifications adénosiques.

Le diagnostic étiologique n'est ambigu que dans la mesure où les calcifications sont si petites qu'il n'est plus possible

d'apprécier leur forme: on ne peut alors préjuger de leur siège lobulaire ou intracanalalaire.

Certains auteurs considèrent que les calcifications très nombreuses, étroitement groupées (plus de 10 dans une aire de 5 mm de diamètre) sont en majorité malignes. En réalité, quand leur morphologie n'est pas évocatrice (calcifications punctiformes), cette notion a un intérêt diagnostique d'autant plus relatif que l'aire où elles s'inscrivent est plus régulière, ronde ou ovalaire, c'est-à-dire probablement lobulaire.

VIII.7 Microcalcifications plus typiquement malignes

Ce sont les calcifications irrégulières, granuleuses, et les calcifications vermiculaires. Elles sont en très grande majorité d'origine maligne: leur découverte radiologique indique formellement un prélèvement biopsique.

Elles s'observent en règle générale, dans des carcinomes canalaire bien différenciés, tels que le comédo-carcénome. Elles se forment dans la lumière galactophorique, parmi des débris tumoraux nécrotiques, par l'agrégation de plusieurs particules de tailles variées.

➤ *Microcalcifications irrégulières, granuleuses.* Ce sont des calcifications anguleuses, en « grain de sel », à contours aigus, de densités différentes, inégales entre elles, comparées par Hoeffken aux éclats d'une pierre écrasée au marteau.

➤ *Microcalcifications vermiculaires.* Ce sont des variantes des précédentes. Elles sont très communément associées. En forme de courts bâtonnets, curvilignes, parfois ramifiées, moulées sur un embranchement canalaire, elles ont un aspect irrégulier. De même que les calcifications granuleuses, elles présentent des différences de densité les unes par rapport aux autres et à l'intérieur même de chaque calcification.

VIII.8 Microcalcifications éparses sans tumeur visible ou palpable

Quand les calcifications, innombrables, constellent la totalité de l'aire mammaire ou un secteur très étendu, les critères morphologiques que nous venons de décrire, gardent évidemment leur valeur diagnostique, plusieurs types de lésions pouvant d'ailleurs coexister.

VIII.9 Calcifications disposées de façon ordonnée, linéaire

Elles jalonnent le trajet des galactophores et des vaisseaux mammaires, ou sont d'origine parasite.

- *Calcifications canalaire*s. Elles se forment dans la paroi ou dans la lumière des galactophores.
- *Calcifications pariétales, péricanalaire*s. Ces calcifications allongées, épaisses, à centre clair, peuvent mesurer plusieurs centimètres. Toujours bénignes, ce sont des séquelles d'ectasie galactophorique ancienne. (mastite plasmocytaire).
- *Calcifications intracanales*. Elles sont assez faciles à identifier: plus elles sont grosses et moins elles sont suspectes. Elles moulent la lumière des galactophores.

VIII.10 Opacités bien circonscrites calcifiées

Le diagnostic des tumeurs opaques bien circonscrites calcifiées est beaucoup moins complexe que celui des calcifications mammaires isolées. Les hypothèses étiologiques sont peu nombreuses. Ces nodules bien limités calcifiés sont presque tous solides et bénins et correspondent en très grande majorité à des fibro-adénomes anciens, en voie d'involution fibro-hyaline.

- *Calcifications péritumorales*. Ces calcifications en coquille d'œuf, circonférentielles ou discontinues, s'observent dans la plupart des cas dans la paroi de microkystiques anciens, mesurant quelques millimètres de diamètre.

➤ **Calcifications intratumorales 'Fibro-adénomes'**. Les calcifications des fibro-adénomes sont très polymorphes. Elles peuvent apparaître en périphérie et constituer comme une coque difficile à distinguer d'un kyste à paroi calcifiée. Elles sont cependant plus irrégulières et d'épaisseur variable, donnant sur certaines incidences une impression de relief lunaire.

IX. Développement numérisé

L'ultime étape de la mammographie, est la numérisation mise en évidence par la configuration synoptique ci-contre (cf. figure II.4).

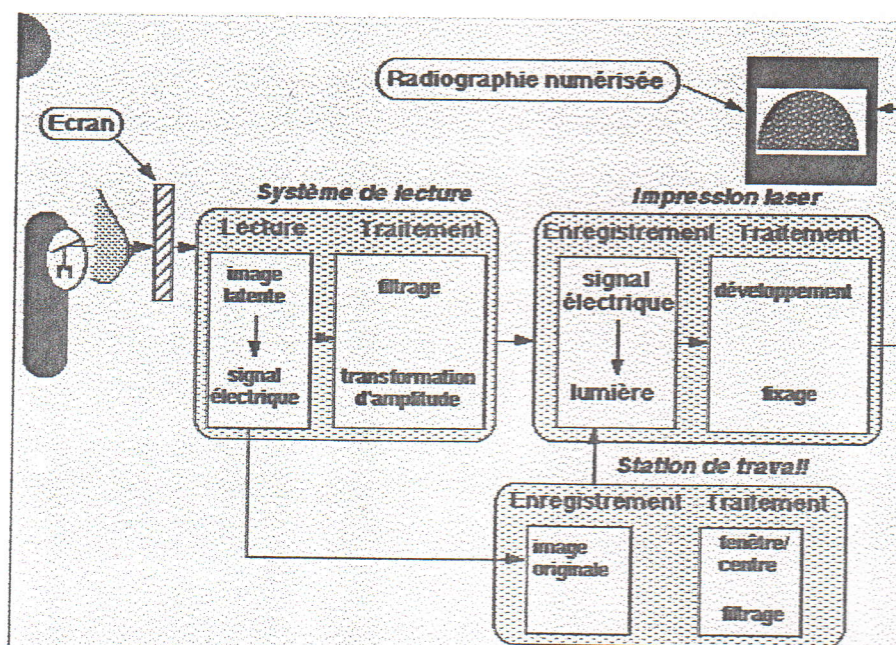


Figure II.4 Synoptique d'installation d'imagerie radiographique numérisée

Le film mammographique est caractérisé par sa résolution spatiale, sa latitude d'exposition et le bruit quantique qui est un facteur de dégradation de l'image.

En mammographie, les films sans écran, ont été remplacés par les couples écran-film pour réduire les temps de pose et les doses d'irradiation. Ce qui permet l'obtention de meilleures images.

Les systèmes d'imagerie numérique avec lesquels l'acquisition, la reproduction et le stockage seront indépendants, offrent des résultats plus optimisables.

La résolution des couples écran-film, est de l'ordre de 15 lp/mm (paires de lignes par millimètre). Pour obtenir une résolution comparable, les pixels élémentaires ne doivent pas être plus éloignés que 25 μm ce qui nécessiterait pour un récepteur dont la taille couvre toute la glande mammaire, une matrice de 9600*12000. Ces limites sont données en réalité pour des objets de haut contraste. A bas contraste, la limitation vient non pas de la résolution spatiale, mais du contraste et de l'insuffisance du rapport signal/bruit.

Dans ce contexte, d'après les chercheurs de l'institut Gustave Roussy, des pixels de taille de l'ordre de 50 μm seraient suffisants. Par ailleurs, pour déceler une différence d'absorption de 1% (tumeur de 0.5cm), le détecteur doit avoir une profondeur de 12 à 13bits.

Résolution		
Couples écran-films conventionnels	4 cycles /mm	pour réponse de 10 % de la FTM
Couples écran-films pour mammographie	12 /15 cycles /mm	"
Plaques photo-luminescentes	2,5 /5 cycles /mm	"

Numérisation indirecte	Numérisation directe
Exploitation d'un cliché radiographique.	Acquisition d'emblée d'une image numérisée sans passage par un film mammographique.
Matériel : <ul style="list-style-type: none"> - caméra CCD - carte de digitalisation - micro-ordinateur - logiciel de traitement 	Matériel : <ul style="list-style-type: none"> - plaques photostimulables^x - faisceau étroit mobile (Flying spot) - barrette de détecteurs (linear array) - iconographie - caméra CCD - amplificateur de brillance
Intérêt : <ul style="list-style-type: none"> - plusieurs logiciels disponibles - étude des microcalcifications <p>(mesures de paramètres : intensité, compacité, excentricité, rugosité, nombre, forme du foyer...)</p>	Avantages : réduction de dose (?) Inconvénient : résolution spatiale insuffisante
Inconvénient : opérateur dépendant	^x "phosphore" d'halogénure de baryum activé à l'Europium

Figure II.5 Techniques de numérisation

Une des solutions pour faire une mammographie numérisée directement (cf. figures II.5-II.6), est d'associer un phosphore de surface relativement grand (5.5 cm) à un détecteur CCD de petite taille en les couplant par des fibres optiques. On obtient sur des appareils de stéréotaxie des images avec une matrice 1000*1000 et des pixels de 50 μm .

Les plaques photosimulables utilisent un phosphore qui est de l'halogène de baryum activé à l'euporium (cf figure 5). Le niveau de définition atteint, est 10lp/mm (image 2000*2000). La gamme dynamique est de 10 bits. La lecture se fait avec un laser « He-Ne ». Le signal photonique est amplifié et transformé en signal électrique puis numérisé. La transformation est effectuée grâce à un convertisseur analogique/numérique.

Dans une première étape, l'image captée par la caméra CCD est transformée en une matrice d'un certain nombre de points, que l'on nomme pixels, (près de 320000 pixels pour une caméra 512*512 et plus de 1200000 pixels pour une caméra 1024*1024).

Dans une seconde étape, à chaque pixel, est attribuée une valeur numérique dépendante de sa densité optique. Selon cette effigie, naît l'image matrice numérique..

Qu'apporte cette numérisation ? Un accès à l'analyse pour mieux apprécier l'aspect scénologique! !

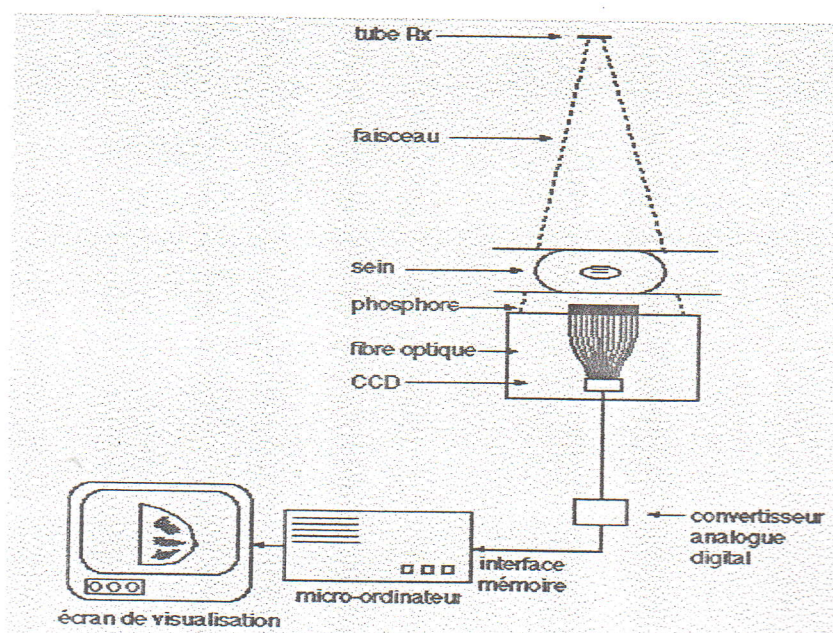


Figure II.6 Représentation schématique d'un mammographe équipé pour la numérisation directe utilisant des CCD

En conclusion

Le diagnostic des calcifications mammaires est dominé par la recherche des microcalcifications malignes. Leur présence ne modifie pas le pronostic général des cancers et n'intervient pas dans leur histo-pronostic.

Les principes sémiologiques qui permettent d'identifier les microcalcifications isolées, s'appliquent bien entendu à celles qui s'inscrivent dans une plage de condensation tissulaire sans caractère morphologique particulier. Quand il existe une masse palpable ou une opacité tumorale caractérisée, bien circonscrite, ou de type stellaire, le diagnostic étiologique est considérablement facilité.

Même quand ils sont particulièrement compétents, les anatomo-pathologistes spécialisés, éprouvent bien souvent de réelles difficultés à classer formellement les états « frontière » radiologiquement ambigus. Ces hésitations, ces relectures parfois discordantes, fortifient d'autant plus la tendance générale assez interventionniste: l'ablation préventive de ces dystrophies atypiques, évite d'avoir à traiter quelques mois ou années plus tard bon nombre de cancers avérés. Serait ce la seule issue?...ou l'extraction de certains descripteurs mathématiques homologuerait un diagnostic plus apprécié que par le biais scénologique?... Au destin de le prouver et de nous rassurer peut être!!....

Chapitre III

Extraction de l'information scénologique

**« L'expérience n'est que la révélation de la
théorie... »**

'Z.Reguieg'

La détection des lésions mammaires, fait appel à différentes méthodes, dont l'examen clinique, les techniques radiologiques (mammographie, échographie) et la cytologie.

A notre grand désarroi, ces procédés ne font pas l'objet d'une détection précoce; c'est pourquoi d'éminents savants; se sont alliés à la médecine oncologique pour interférer par la grâce mathématique, au bilan scénologique.

L'esquisse qui suit dans le contexte de cette modeste étude; ne serait que prélude à une science conquérante dans les années à venir...

Section A

Segmentation d'images mammaires

Partitionner l'image mammographique, en ne détectant que les régions calcifiées; tel est notre objectif primordial... Ces calcifications sont segmentées, afin de les extraire des autres constituants de la glande mammaire, dans le but d'une description analytique..

Les méthodes de cette partition sont innombrables; un état de l'art s'avère nécessaire pour parcourir quelques-unes d'entre elles...

Deux approches duales sont principalement étudiées: la recherche de points de discontinuité locaux de la fonction des niveaux de gris de l'image: « détection de contours », et la détermination de zones de l'image présentant des propriétés d'homogénéité: « détection de régions ».

L'objectif de la détection de contours, est la détermination des points de l'image séparant des zones de caractéristiques différentes. Chaque méthode de détection de contours, est justifiée de manière plus ou moins explicite par la définition du type de transitions recherchées [Monga, 1988].

De manière duale, le but de la segmentation en régions, est de partitionner l'image en ensembles de points connexes possédant des propriétés d'homogénéité.

Dans ce cadre, les méthodes existantes peuvent être rangées en deux classes, les procédés de «classification», et ceux de la croissance de régions». La différence principale entre ces deux types d'approches, réside dans la stratégie d'utilisation de l'espace des luminances et des relations spatiales existant entre les pixels. Les méthodes de classification déterminent d'abord une partition de l'espace des luminances et se servent ensuite des relations de connexité pour déterminer les régions. (Les méthodes de croissance de régions utilisent de manière simultanée ces deux types d'information).

Effectuons dans le contexte qui suit, un survol dans l'univers des algorithmes de segmentation...

I. Segmentation en régions

I.1 Prélude

Les calcifications mammographiques adoptent une morphologie curviligne, circulaire, en bâtonnet, ou ellipsoïdale lorsqu'il s'agit d'amas de microcalcifications [Tristant et al, 1988]. Dans ce contexte, il est nécessaire de procéder à une segmentation afin de détecter la région scénologique. Le calcium a un coefficient d'atténuation plus important que les tissus normaux; tels l'eau, la graisse et les autres constituants mammaires. C'est à cet effet, que sa brillance radiologique est la plus apparente.

I.2 procédés de segmentation [Monga, 1988]

Ils constituent un préliminaire à la première étape de l'analyse d'une image qui arbore la séparation des divers éléments de celle-ci en régions connexes ayant mêmes propriétés.

L'objectif de la segmentation d'image, est de partitionner l'image en zones d'intérêt correspondant à des objectifs de la scène d'où elle est issue. Elle permet d'obtenir une représentation de l'information contenue dans l'image et constitue un premier pas vers son interprétation.

La segmentation est basée sur:

- ❖ Un ensemble d'entités,
- ❖ Un ensemble d'attributs caractérisant ces entités,
- ❖ Des relations topologiques entre ces entités,
- ❖ Des attributs relationnels.

- Les entités sont des points d'images.
- Les attributs sont la position dans l'espace et les luminances.
- Les relations topologiques sont la quatre connexité ou la huit connexité.
- Les attributs relationnels sont les caractéristiques des frontières entre deux ensembles d'entités.

On peut donc caractériser un problème de segmentation d'images par; un ensemble de critères d'homogénéité déterminant les propriétés des partitions de l'image que l'on cherche.

I.2.1 Segmentation en régions homogènes

La segmentation en régions homogènes, vise à segmenter l'image en se basant sur les propriétés intrinsèques de la région. Le choix de ces propriétés, détermine ce qu'on appelle le critère de segmentation. Il est en effet nécessaire, de définir ce que l'on entend par «homogénéité» d'une région de l'image.

Le critère qui définit l'homogénéité, est donc un point déterminant des performances de la segmentation. Les principaux critères utilisés; sont le niveau de gris, la couleur pour les images couleur; et la texture [Toumazet, 1990].

Il existe principalement trois approches de la segmentation en régions. Celles-ci sont indépendantes du critère choisi, et peuvent se décomposer comme suit:

- Méthodes par séparation
- Méthodes par fusion
- Méthodes par séparation/fusion

1. Méthodes globales ou par séparation (split)

Le principe de ces méthodes; consiste à tester la validité du critère de manière globale sur une large zone de l'image. Ainsi, si le critère est validé, l'algorithme s'arrête. Sinon, on décompose la zone considérée en zones plus petites et on applique la méthode jusqu'à obtention d'une zone qui valide le critère. Ce qui produit un arbre appelé arbre quaternaire (quad-tree), qui induit une structure hiérarchisée des régions qui répondent au critère.

2. Méthodes locales ou par fusion

L'idée des méthodes par fusion, consiste à explorer l'image à partir de petites régions et à faire croître celles-ci. Ces méthodes suivent donc le principe inverse de la séparation. La règle de fusion de deux régions, traverse deux caractéristiques, selon ci-dessous:

- ① Les deux régions répondent de manière similaire au critère.
- ② Elles obéissent à une adjacence régentée par la quatre connexité ou la huit connexité.

Remarques sur la connexité

La segmentation selon ci-haut, vise à séparer l'image en régions connexes ayant mêmes propriétés. Cependant, la définition de la connexité dans le cas d'une image numérique échantillonnée, n'est pas unique.

Dans ce contexte, la quatre connexité définit comme adjacents les pixels d'un point $I(x, y)$ d'une image, comme les quatre pixels voisins suivant les directions x et y .

La huit connexité, définit comme adjacents non seulement les voisins suivant x et y , mais aussi selon les diagonales. La quatre connexité est régentée par quatre voisins aux points; $(x+1, y)$; $(x-1, y)$; $(x, y+1)$ et $(x, y-1)$. La huit connexité est apprivoisée par les quatre points cardinaux et les voisins diagonaux qui se trouvent aux points; $(x+1, y+1)$; $(x+1, y-1)$; $(x-1, y+1)$ et $(x-1, y-1)$.

3. Méthode locale récursive

Cette méthode consiste à faire croître une région en utilisant les techniques de recherche dans un arbre. L'algorithme se promène ici, dans l'image afin de faire croître au maximum une région, avant de s'intéresser à la suivante. Cette méthode peut être subdivisée en deux classes: «agrégation de points» et «regroupement itératif d'ensemble de points».

4. Agrégation de points

Cette technique associe à chaque pixel un vecteur de propriétés. Ainsi, deux pixels sont regroupés, si leurs vecteurs de propriétés sont suffisamment similaires. Le résultat de la segmentation, est constitué par les composantes connexes déterminées.

L'heuristique la plus simple, consiste à réunir deux pixels si leur différence de niveaux de gris est suffisamment faible. Bryant [Cocquerez et al, 1995] normalise cette différence par la moyenne des différences calculées sur tous les couples de pixels voisins de l'image. Asano et Yokoya [Cocquerez et al, 1995] regroupent deux pixels, si leur différence de niveaux de gris, est faible par rapport à la plus grande différence existant entre chacun des pixels et ses voisins pris dans un voisinage carré.

Les limitations de ce type d'approche par agrégation de points sont liées au fait que les entités que l'on regroupe (les pixels) véhiculent peu d'informations. En effet, ces méthodes consistent à déterminer des noyaux de régions et ensuite à regrouper itérativement des points à ces noyaux. Les seules informations dont on dispose pour décider d'un regroupement, sont les caractéristiques du noyau de régions et la luminance du point. Les méthodes par regroupement itératif d'ensembles de points permettent d'utiliser des informations plus riches pour former les régions.

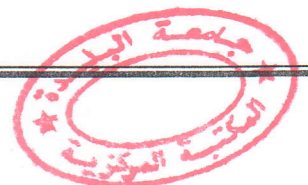
5. Regroupement itératif d'ensembles de points

L'idée est de définir une succession de partitions de l'image par regroupement itératif de régions connexes. Cette stratégie, permet de définir des heuristiques de regroupement dépendant de la similarité des propriétés des régions [Besançon, 1988].

Dans ce cadre, à l'effigie de la segmentation d'image, les groupes de pixels connectés dans le domaine spatial; appelés régions, possèdent quelques propriétés similaires (telles le niveau de gris). Ces groupes de pixels ou régions, sont trouvés et employés, afin de définir des segments disjoints. Les régions proprement définies; correspondraient aux objets recherchés.

La première approche de ce type a été proposé par Muerle et Allen [Monga, 1988]. Ils suggèrent de regrouper deux régions adjacentes si leurs distributions de niveaux de gris sont suffisamment similaires.

Brice et Fennema [Monga, 1988] effectuent la croissance de régions en partageant l'image en ensembles initiaux de points initiaux de même intensité. Ils regroupent ensuite séquentiellement les couples de régions adjacentes, dont une fraction significative de la frontière a un contraste faible.



Horowitz et Pavlidis [Besançon, 1988] utilisent un arbre quaternaire (quad-tree) pour représenter l'image. Une stratégie de fusion et d'explosion (split and merge), est ensuite établie. On obtient ainsi, un ensemble de régions dont l'amplitude de variation des luminances est majorée par un seuil.

La plupart de ces procédés, regroupent itérativement tous les couples de régions adjacentes vérifiant certaines conditions. Le processus de croissance s'arrête quand plus aucun couple de régions adjacentes ne vérifie les conditions de fusion. Généralement, le résultat obtenu dépend de l'ordre avec lequel les couples de régions sont regroupés. Il paraît donc intéressant de manière à améliorer la qualité et la stabilité des résultats de définir une hiérarchie de fusion.

I.2.2 Segmentation en régions par classification

[Monga, 1988]

Ces méthodes déterminent d'abord une partition de l'espace des luminances en utilisant les niveaux de gris présents dans l'image. On associe à chaque pixel, la classe de niveaux de gris à laquelle il appartient. Les régions sont définies par les ensembles maximaux de pixels connexes appartenant à la même classe.

Le plus souvent, la classification des luminances s'effectue à partir du calcul de l'histogramme de répartition dans l'image. On recherche les différents modes de l'histogramme et les « vallées » correspondantes. Les classes sont déterminées par les intervalles entre les vallées. Cette procédure fonctionne bien pour des images comprenant un nombre peu important d'objets ayant des niveaux d'intensité différents.

II. Segmentation par corrélation d'histogrammes locaux

[Secchi, 1990]

Cette approche est fondée sur le principe de la corrélation des lois d'occurrence locales (norme euclidienne, histogramme local et coefficient de corrélation).

On supposera que les images traitées forment des partitions en domaines D_i constitués de textures différentes. Ces derniers vérifient des propriétés d'homogénéité et d'ergodicité que l'on définira.

Dans ce qui suit, les notations suivantes sont utilisées ;

- ✓ P; point de parcours de l'image I.
- ✓ V_p; voisinage local centré sur un pavé p de (N*N) pixels de surface μ(V_p).
- ✓ Q ; point parcourant le voisinage V_p.

L'algorithme étudié, adopte des lois d'occurrence d'ordre 1 arborant la relation (III.1);

$$H_{vp}(g) = \frac{1}{\mu(V_p)} \sum_{Q \in V_p} \delta(I(Q) - g) \quad (III.1)$$

où g désigne une valeur possible de niveau de gris appartenant au voisinage V_p, (g ∈ [0..255]).

II.1 Norme euclidienne d'un histogramme local

Il s'agit d'un paramètre déterminant dans le calcul des coefficients de corrélation entre les histogrammes locaux.

Propriétés

La norme est une mesure locale, permettant de mettre en évidence l'existence d'une frontière entre deux textures différentes (cf. Chapitre I).

Lorsqu'on considère un voisinage V_p, glissant d'une région R1 à une région R2 de textures différentes, les régions sont considérées comme homogènes. Si la taille de la fenêtre V_p est suffisante, on peut écrire que :

$$\begin{aligned} H_{VP} &\approx H_{R1} && \text{si } V_p \text{ se trouve complètement dans } R1. \\ H_{VP} &\approx H_{R2} && \text{si } V_p \text{ se trouve complètement dans } R2. \end{aligned}$$

Ainsi, lorsque V_p recouvre une partie des deux régions R1 et R2, H_{VP} peut se mettre sous la forme d'une combinaison linéaire de H_{R1} et H_{R2} (cf. figure III.1).

$$H_{VP} = \alpha H_{R1} + (1 - \alpha) H_{R2} \quad (III.2)$$

où α est le rapport entre les surfaces de (V_p ∩ R1) et V_p. Il est défini par la relation ;

$$\alpha = \frac{\mu(V_p \cap R1)}{\mu(V_p)} \quad \text{et} \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (III.3)$$

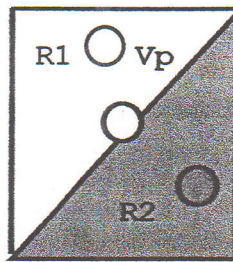


Figure III.1 Fenêtre glissant sur une image

La norme euclidienne des histogrammes locaux a la propriété de mettre en évidence l'existence des frontières entre des régions de textures homogènes mais différentes. Toutefois, remarquons que la norme seule n'est pas un paramètre suffisant pour permettre de localiser avec précision cette frontière.

II.1.1 Rôle de la norme euclidienne

Dans le contexte de la conception d'un algorithme de segmentation automatique en régions, le problème déterminant, réside dans le choix des points de départ des phases d'agglomération des pixels constituant une région.

L'intervention de la norme euclidienne des histogrammes locaux, permet de remédier à ce problème. Ainsi, si on considère que les régions les plus faciles à segmenter sont celles qui possèdent le caractère d'uniformité le plus prononcé, il est souhaitable de les partitionner en premier. Les régions moins uniformes, seront construites ultérieurement et leurs frontières pourront être définies par la détection préalable des frontières avoisinantes à caractère plus uniforme.

L'accès automatique dans l'image, pourra alors être atteint en mesurant localement la valeur de la norme des histogrammes locaux, en choisissant pour point de départ, le point de l'image dont la norme locale est la plus considérable.

En fin de parcours, on émet les deux hypothèses suivantes sur les textures des régions:

✓ Les maxima de la norme sont significatifs des régions très homogènes;

✓ Les minima de la norme sont significatifs des régions bruitées ou des frontières.

En pratique, cette configuration nous permet d'accéder de manière automatique, lors de la segmentation, aux régions les plus stables ou les plus homogènes, en considérant les points d'accès par valeurs décroissantes de la norme. A chaque étape de l'algorithme, il suffit de rechercher dans le complémentaire des régions déjà segmentées, le point de la norme maximale et de faire croître la nouvelle région à partir de ce point initial.

II.1.2 Calcul de l'image des normes

Calculer l'image des normes des histogrammes locaux d'ordre 1 sur des voisinages V_p , revient en chaque point de l'image à;

- > calculer l'histogramme des niveaux de gris (H_{V_p}) sur V_p ;
- > convoluer cet histogramme par une loi normale $(0, \sigma)$;
- > calculer la norme de l'histogramme convolué et affecter le résultat au point courant.

Le voisinage le plus couramment utilisé, est un pavé de taille $(N \times N)$ (N est un nombre impair), centré sur le point courant P . Les valeurs possibles de l'écart-type σ pour la segmentation, varient de 1 à 3. En fait, il faut relier l'écart-type σ au nombre de points v du support de la gaussienne utilisée pour pouvoir estimer le nombre d'opérations nécessaires à la convolution des histogrammes.

Remarques

- ◆ Les histogrammes sont convolués avec une gaussienne pour réduire la contribution des points aberrants et renforcer celle des points moyens.
- ◆ Les gaussiennes adoptées, sont normalisées par leur surface pour que le nombre total des valeurs prises en compte dans l'histogramme reste constant avant et après convolution (N^2 valeurs = nombre de pixels du pavé utilisé).

II.2 Convolution des lois d'occurrence

Les histogrammes sont convolués avec une loi notée L , servant de noyau de convolution. La loi L qui est choisie dans le contexte de cette étude, est une loi normale centrée d'écart-type σ fixé.

Pour le calcul du coefficient de corrélation entre une loi d'occurrence locale H_{VP} et toutes les lois d'occurrence H_{VQ} réalisées localement dans l'image, il n'est pas nécessaire de les convoluer toutes. Un résultat théorique permet de réaliser la convolution de toutes les lois H_{VQ} sans le faire physiquement.

Soit à cet égard, un noyau de convolution L et son symétrisé L_s défini par $L_s(m) = L(-m)$; le résultat de la convolution est présenté selon la relation ci-dessous ;

$$\langle H_{VP} \otimes L, H_{VQ} \rangle = \langle H_{VP}, H_{VQ} \otimes L_s \rangle \quad (\text{III.4})$$

Le produit scalaire entre la loi H_{VP} convoluée par L et chacune des lois H_{VQ} convoluées par L peut donc se mettre sous la forme (III.5) ;

$$\langle H_{VP} \otimes L, H_{VQ} \otimes L \rangle = \langle H_{VP} \otimes L \otimes L_s, H_{VQ} \rangle \quad (\text{III.5})$$

Ainsi, pour que toutes les lois H_{VQ} soient convoluées virtuellement avant de calculer le coefficient de corrélation, il suffit de convoluer une fois seulement la loi H_{VP} avec le noyau de convolution $(L \otimes L_s)$, où \otimes désigne le signe du produit de convolution.

Cette propriété permet un gain en temps de calcul appréciable. Pour chaque région construite, une seule convolution est nécessaire, celle de l'histogramme de référence qui est calculée sur le voisinage du point d'accès.

II.3 Segmentation

La méthode de segmentation présentée ici, est fondée sur le principe d'une croissance de régions exploitant une description des textures à l'aide d'histogrammes locaux.

II.3.1 Corrélation d'histogrammes locaux

Ce paragraphe est consacré à la définition générale de la corrélation entre deux signaux et sa signification géométrique dans un espace réduit de niveaux de gris.

1. Processus de corrélation [Bessas et al, 1999]

1.1 Corrélation à une dimension

En traitement des signaux, il est souvent nécessaire de comparer deux signaux. Par exemple, une méthode possible dont on fait grand usage, lorsqu'on cherche à détecter la présence d'un signal noyé dans un bruit, est l'utilisation de la fonction de corrélation. (La corrélation de deux fonctions, représente une mesure de leur similitude).

Dans le cas de signaux discrets, la fonction de la corrélation est donnée par l'expression ci-dessous;

$$C(x) = \sum_{m=0}^{M-1} f(m).g(x-m) \quad (\text{III.5})$$

avec $x \in [0, M-1]$.

$f(x)$ et $g(x)$ deux fonctions à corrélérer.

1.2 Corrélation à deux dimensions

Pour les signaux à deux dimensions, la fonction de corrélation est adoptée par la relation ;

$$C(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n).g(x-m, y-n) \quad (\text{III.6})$$

avec, $x \in [0, M-1]$ et $y \in [0, N-1]$

2. Définition du coefficient de corrélation

On définit le coefficient de corrélation entre deux lois d'occurrence H_1 et H_2 par l'expression (III.7);

$$C(H_1, H_2) = \frac{\langle H_1, H_2 \rangle}{\|H_1\| \|H_2\|} \quad (\text{III.7})$$

où $\langle \rangle$ désigne le produit scalaire et $\| \|$ la norme euclidienne.

Le coefficient de corrélation définit une mesure de ressemblance entre ces deux lois. Si ce facteur s'avère nul, les lois sont orthogonales: autrement dit, les histogrammes H_1 et H_2 ne se recouvrent plus; engendrant ainsi, un produit scalaire nul. Ces histogrammes sont alors considérés comme des représentants de deux textures totalement différentes.

En revanche, plus le coefficient de corrélation se rapproche de la valeur maximale 1, plus les histogrammes H1 et H2 se recouvrent et sont alors des histogrammes caractéristiques de textures semblables.

L'utilisation de cette mesure de ressemblance dans le cadre d'une segmentation, implique l'application d'un critère de décision pour dire si deux distributions sont engendrées à partir d'une même texture ou non. Le critère le plus souvent adopté, est un seuillage à valeur constante ou un seuillage adaptatif pour lequel la valeur du seuil varie en fonction des paramètres mesurés par ces lois.

3. Signification géométrique

On considère deux histogrammes H1 et H2, comme deux simples vecteurs dans un espace à 256 dimensions. Le coefficient de corrélation entre H1 et H2 exprime la valeur α de l'angle entre ces deux vecteurs dans leur espace de représentation (ici l'espace des niveaux de gris).

Puisque l'inégalité de Schwartz donne: $0 \leq C(H1, H2) \leq 1$; et sachant que $0 \leq \cos(\alpha) \leq 1$; on pourra dire qu'il existe un réel α qui vérifie la relation ci-dessous;

$$C(H1, H2) = \cos(\alpha) \quad (\text{III.8})$$

D'où l'expression;

$$\langle H1, H2 \rangle = \|H1\| \cdot \|H2\| \cdot \cos(\alpha) \quad (\text{III.9})$$

L'aperçu graphique suivant, esquisse l'angle α entre deux histogrammes dans un espace de représentation à trois niveaux de gris.

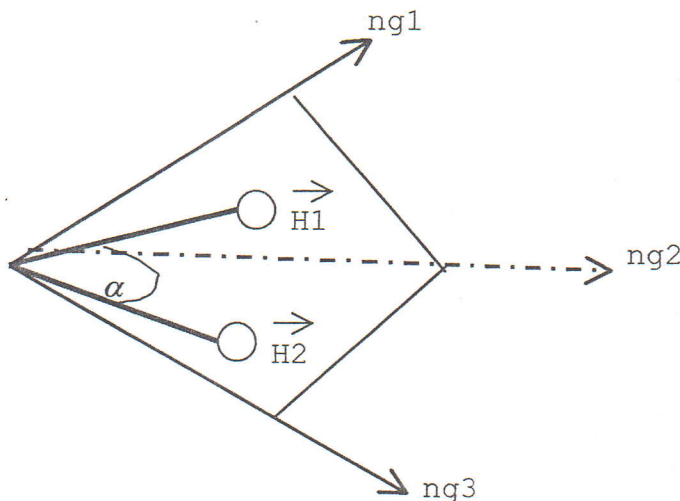


Figure III.2

Représentation géométrique
du coefficient de corrélation

II.3.2 Calcul pratique du coefficient de corrélation

Dans une image, un germe (ou un point d'accès à l'image), est un point où la norme de l'histogramme local est maximale. A partir de chaque point d'accès, on recherche de façon récursive tous les voisins ayant la même caractéristique, dans le cas étudié, la même distribution. A chaque étape de la segmentation, on choisit de nouveaux points d'accès dans le complémentaire des régions déjà créées.

Pour réduire la contribution des points aberrants et renforcer celle des points moyens, les histogrammes sont convolués avec une loi normale L.

Deux points appartiennent à la même zone si leurs histogrammes locaux se ressemblent suffisamment. La quantification de cette similitude, est établie par le calcul du coefficient de corrélation (III.9);

$$C(H1, H2) = \frac{\langle H1, H2 \rangle}{\|H1\| \|H2\|} \quad (\text{III.9})$$

$\langle H1, H2 \rangle$ représente la moyenne spatiale de la transformation T où sur un voisinage V_p .

$\|H1\|, \|H2\|$: les normes des histogrammes H1 et H2.

Dans le cas de l'algorithme étudié, et pour des raisons de rapidité et de souplesse, les coefficients de corrélation entre l'histogramme de référence et tous les histogrammes locaux sont calculés en chaque point de l'image.

Considérons le cas où H_R représente l'histogramme local de référence devant être corrélé avec tous les autres histogrammes H_{VP} de l'image à traiter.

Le calcul du coefficient de corrélation, est obtenu par le processus décrit ci-dessous;

1. Détermination de la taille des voisinages V_i et de l'écart-type σ de la loi normale L pour la convolution des histogrammes.
2. Calcul de l'image des normes des histogrammes locaux H_{VP} .
3. Choix d'un point d'accès A.

4. Calcul de l'histogramme de référence H_A (III.10):

$$\text{Où; } H_A(g) = \sum_{P(x,y) \in V_R} \delta(I(x,y) - g) \quad (\text{III.10})$$

5. Convolution de l'histogramme H_A (III.11):

$$H_C(g) = H_A(g) \otimes L \otimes L_S \quad (\text{III.11})$$

6. Transformation de l'image originale par H_C .

7. Calcul de la moyenne de l'image transformée sur le voisinage V_P en chaque point P de l'image.

II.3.3 Influence de la convolution sur la corrélation des histogrammes

L'expression d'un histogramme local non convolué est esquissée selon la relation (III.1);

alors que celle du même histogramme convolué est mise sous la forme ci-dessous;

$$(H_{V_P} \otimes G)(g) = \frac{1}{\mu(V_P)} \sum_{Q \in V_P} G(I(Q) - g) \quad (\text{III.12})$$

où G est une loi normale de moyenne nulle et d'écart-type σ .

Dans une image naturelle, les régions présentent des artefacts et sont, généralement non-homogènes. L'exemple donné par la figure III.3, permet d'illustrer l'intérêt de la convolution des histogrammes locaux. Dans l'image originale, les histogrammes H_1 et H_2 sont décorrélés, leur coefficient de corrélation est nul, alors qu'ils représentent probablement deux endroits différents d'une même région. La convolution de H_1 et H_2 permet d'augmenter simultanément la valeur de leur coefficient de corrélation.

D'une manière générale, un histogramme local prélevé sur un petit voisinage (3×3 ou 5×5 pixels), n'est pas assez représentatif d'une image entière. Les coefficients de corrélation entre cet histogramme non convolué et tous les histogrammes locaux non convolués qui peuvent être prélevés sur cette région; ne sont pas forcément élevés.

Une méthode de segmentation basée sur ces principes et se voulant robuste, doit tenir compte de ce phénomène. L'utilisation des coefficients de corrélation entre histogrammes locaux dans une segmentation, est donc conditionnée par la convolution des histogrammes à corrélérer. C'est un moyen simple et rapide d'obtenir assez de robustesse et de fiabilité lors de la segmentation d'une image naturelle.

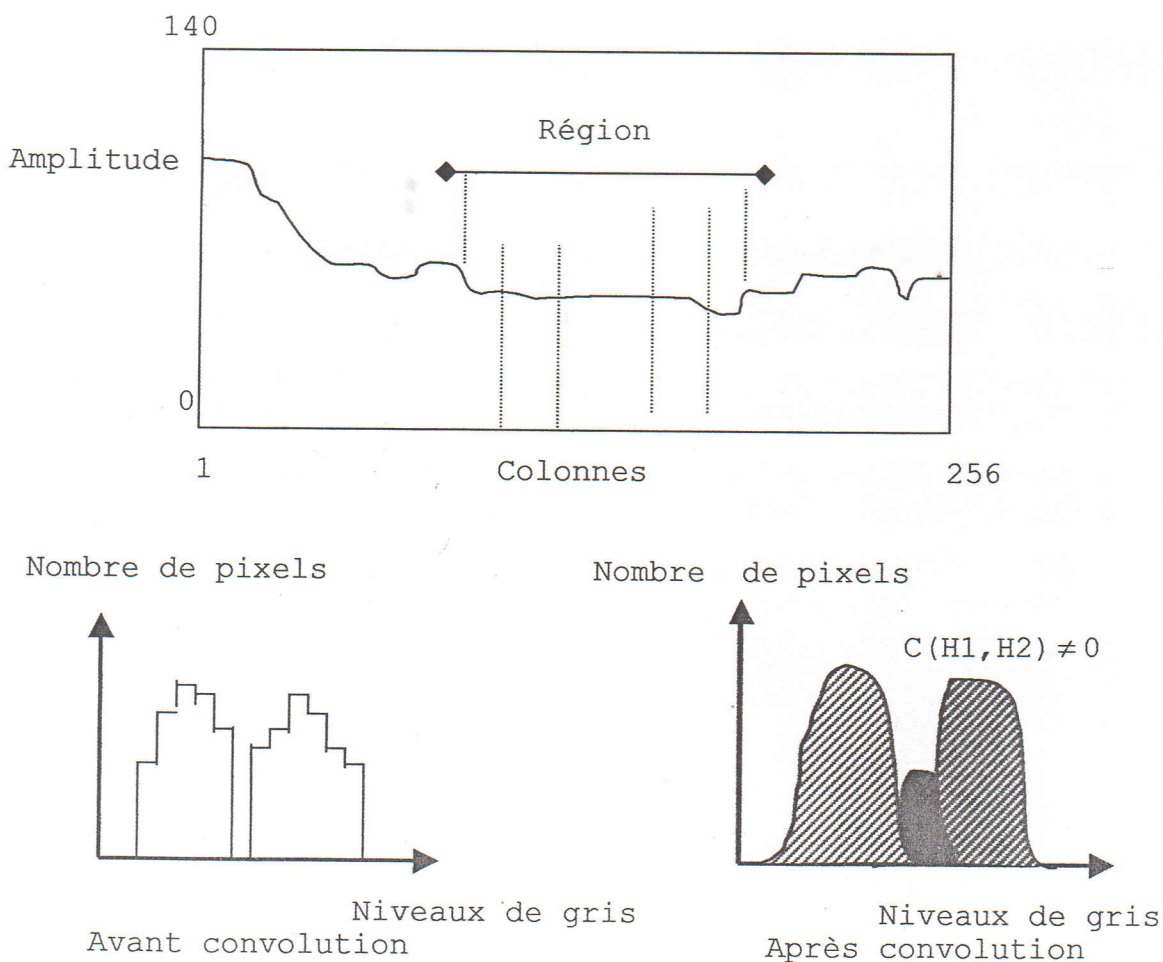


Figure III.3 Coefficient de corrélation et convolution

En fin de parcours

L'étape principale de cette esquisse, repose sur la notion de norme. Le principe consiste à calculer la norme de l'histogramme de chaque voisinage d'un point P. L'image des normes obtenue, permet d'effectuer la croissance de régions. Une opération de corrélation entre les histogrammes de voisinage est effectuée afin d'aboutir à l'image segmentée.

III. Segmentation frontière

L'objectif de l'analyse d'image, est d'obtenir une description synthétique des divers éléments qui la constituent à partir de la quantité énorme d'information qu'elle contient à l'état brut.

L'un des processus fondamentaux dans la chaîne de reconnaissance visuelle, consiste à diminuer cette quantité d'information en ne gardant que les points essentiels de l'image. Les points de contours constituent en ce lieu, une approche rationnelle.

Le processus d'extraction de contours peut être décomposé en plusieurs étapes distinctes [Toumazet, 1990], dont;

- **La mise en évidence des contours** : elle s'obtient par une différenciation de l'image. Elle peut s'appliquer à des images binaires ou non.
- **La réduction des contours** : elle agit de manière que les contours mis en évidence ne fassent qu'un seul pixel.

III.1 Approches dérivatives

Un contour est défini comme une brusque variation de niveau de gris dans l'image (cf. figure III.4). On peut caractériser cette variation par son amplitude (paramètre h) et par sa pente (paramètre p). Cette définition détermine donc toute variation de niveau de gris, aussi faible soit elle, comme étant un point de contour de plus ou moins grande intensité.

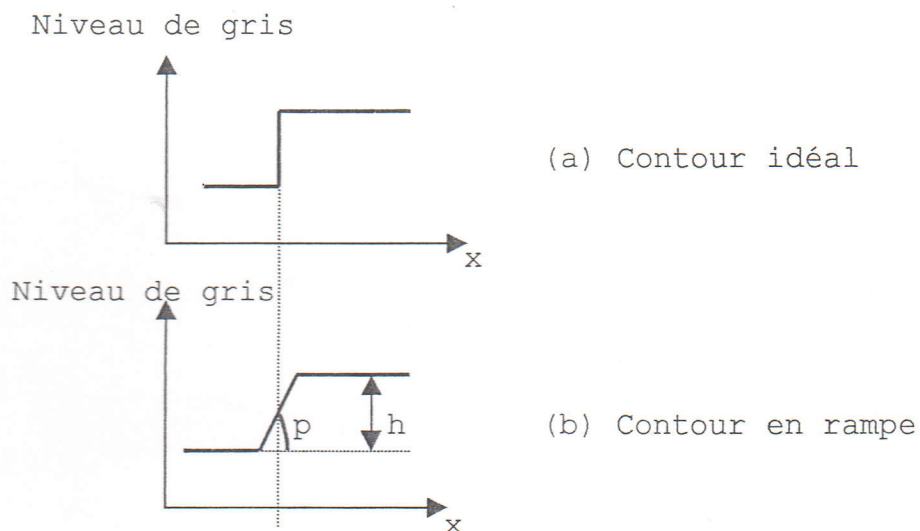


Figure III.4 Exemples de contours

Le choix des contours que l'on désire éliminer ou garder peut être déterminé en seuillant ceux-ci [Toumazet, 1990].

Un premier traitement dans le processus de l'extraction de contours, consiste à mettre ceux-ci en évidence. Ceci s'effectue, en dérivant l'image une fois, on obtient ainsi un gradient, ou bien deux fois, on aboutit alors un laplacien.

➤ Gradient

Une transition rapide de l'intensité est exprimée par une valeur extrême de la dérivée première.

Le gradient se présente sous la forme ci-dessous pour chaque intensité lumineuse d'une image I [Bessas et al, 1999].

$$\overrightarrow{\text{Grad } f} = \frac{\partial f}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial f}{\partial y} \vec{j} \quad (\text{III.13})$$

où;

$f(x,y)$ est l'intensité lumineuse de l'image I.

$G_L = \frac{\partial f}{\partial x}$ gradient de f suivant O_x appelé gradient ligne.

$G_C = \frac{\partial f}{\partial y}$ gradient de f suivant O_y appelé gradient colonne.

$\overrightarrow{\text{Grad } f}$ gradient de f.

Dans le contexte du traitement d'image, $f(x,y)$ est une matrice à valeurs discrètes, le gradient en chaque point est calculé par la convolution de l'image par une fonction de voisinage H, appelé opérateur.

Chaque opérateur est directionnel, car il possède deux composantes H_L et H_C .

Les composantes du gradient sont formulées selon ce qui suit;

$$\begin{aligned} G_L &= f * H_L \\ G_C &= f * H_C \end{aligned} \quad (\text{III.14})$$

où;

H_L et H_C sont les masques des gradients, respectivement, ligne et colonne.

En chaque point de l'image, nous pouvons donc calculer le vecteur gradient.

Le module et la direction de ce vecteur sont données respectivement par les équations (III.15 et III.16);

$$\begin{aligned} G &= (G_L^2 + G_C^2) \\ &\approx \max(G_L + G_C) \\ &\approx |G_L| + |G_C| \end{aligned} \quad (\text{III.15})$$

$$\phi = \arctan(G_L / G_C) \quad (\text{III.16})$$

La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle et la norme du gradient est la dérivée de cette dérivée [Heraud et al, 1993].

On obtient la dérivée de l'image I dans une direction quelconque \vec{d} à partir des deux dérivées directionnelles définissant le gradient G_L et G_C de la manière suivante:

$$L_{\vec{d}}(I) = \nabla I \cdot \vec{d} \quad (\text{III.17})$$

➤ Laplacien [Jain, 1989]

L'opérateur cité précédemment estimant le gradient, donne de bons résultats dans le cas de contours de type de saut d'amplitude. Quand ces contours deviennent de plus en plus étendus (lisses), il est plus intéressant d'appliquer un opérateur de dérivation du second ordre.

Un des opérateurs les plus courants, est le laplacien, qui se définit selon (III.19);

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (\text{III.18})$$

Le contour sera par la suite déterminé par la détection des passages par zéro du laplacien de l'image. Le passage par zéro étant unique, le contour fourni sera d'un pixel d'épaisseur.

Parcourons dans ce qui suit, la segmentation en régions pour saisir le partitionnement de l'image galactophorique.

IV. Application aux calcifications mammographiques

Dans le cadre de cette étude analytique, nous faisons l'emploi d'une méthode de région croissante, afin d'extraire les régions galactophoriques.

Les images mammographiques sur lesquelles est effectué le partitionnement, représentent des glandes mammaires de la base de données MIAS (Mammographic Image Analysis Society) reflétant des calcifications à opacités circonscrites.

Les images en question, de dimensions 256*256 pixels, sont prétraitées pour l'élimination des artefacts rencontrés, afin de subir une bonne segmentation.

Les algorithmes étudiés, ont vu le jour autour du langage C++; pour sa puissance, sa souplesse, sa richesse (incorporant tous les outils graphiques, les fonctions mathématiques...etc...), ainsi que sa simplicité.

IV.1 Regroupement itératif

Cette technique est basée sur un simple algorithme de regroupement itératif des régions calcifiées [Shen et al, 1994].

L'étude en question, parcourt les étapes pour voir naître l'extraction des lésions mammaires, autour de l'organigramme promulgué selon la figure (III.5);

Dans ce contexte, le noyau arborant la huit connexité, doit répondre au critère de croissance adopté par la relation (III.19); pour engendrer les régions galactophoriques autour d'une tolérance de $\tau=0.17$ [Morrow et al, 1992].

$$(1+\tau)(f_{\max} + f_{\min})/2 \geq p(i,j) \geq (1-\tau)(f_{\max} + f_{\min})/2 \quad (\text{III.19})$$

où f_{\max} et f_{\min} parcourent respectivement le maximum et le minimum des pixels courants. $P(i,j)$ étant le pixel courant arborant la huit connexité.

Cette approche permet une analyse de niveaux de gris dans une image, permettant ainsi, le développement d'un algorithme de regroupement itératif. Celui-ci engendre une image segmentée en régions connexes.

l'homogénéité est établie autour de la distribution spatiale des pixels.

Une tolérance ($0.01 \leq \tau \leq 0.4$), choisie en accord avec les caractéristiques dimensionnelles des calcifications mammographiques [Shen et al, 1994]; prendra en compte l'information pertinente (cf. figure III.6). Ainsi, si la condition plus haut se trouve engendrée, la graine serait incluse dans la région et la procédure étudiée, sera récursive.

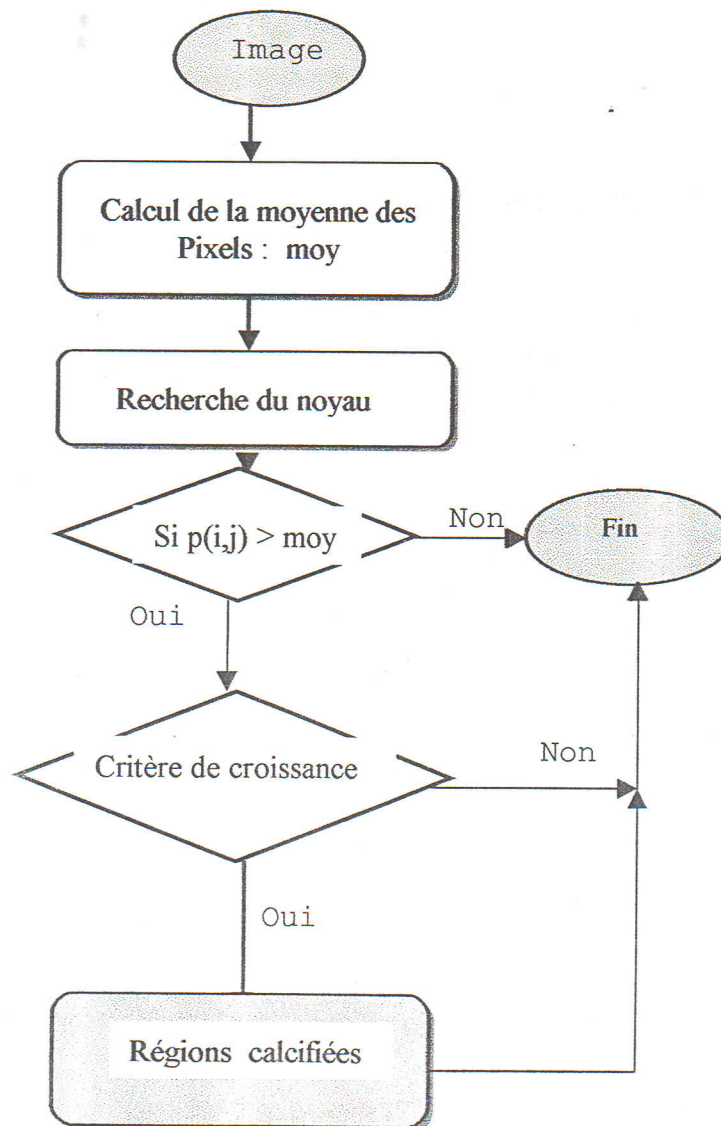
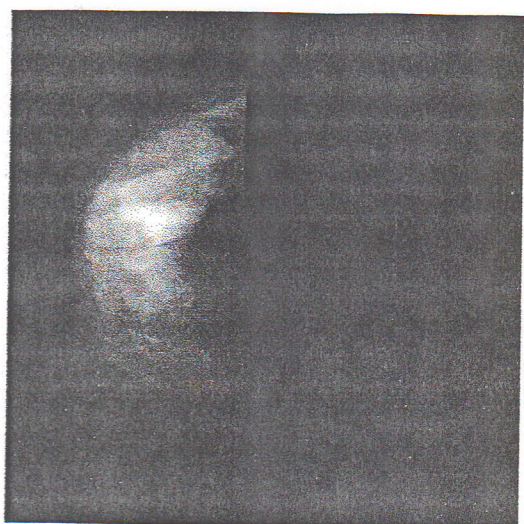


Figure III.5 Cadre structurel du regroupement itératif



Glande mammaire (1)

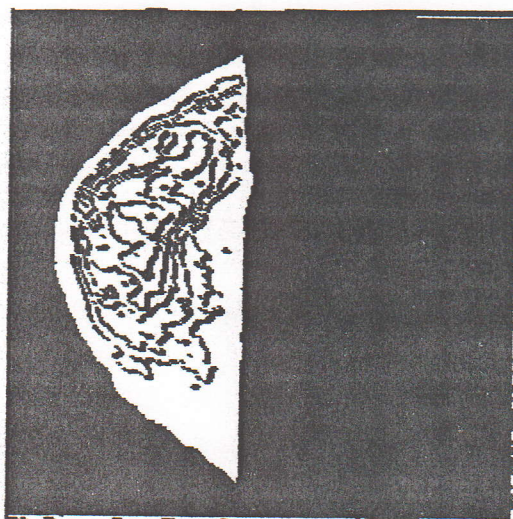
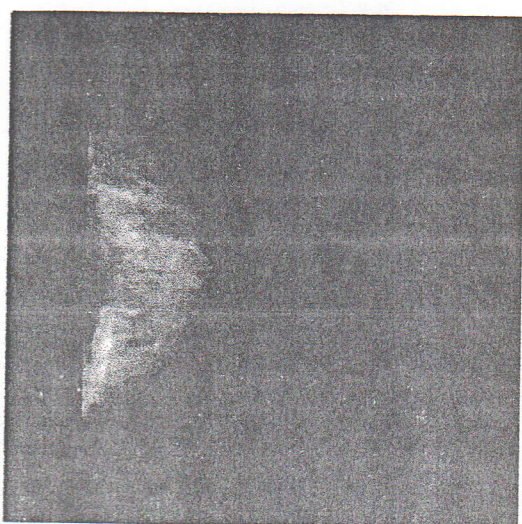


Image segmentée



Glande mammaire (2)

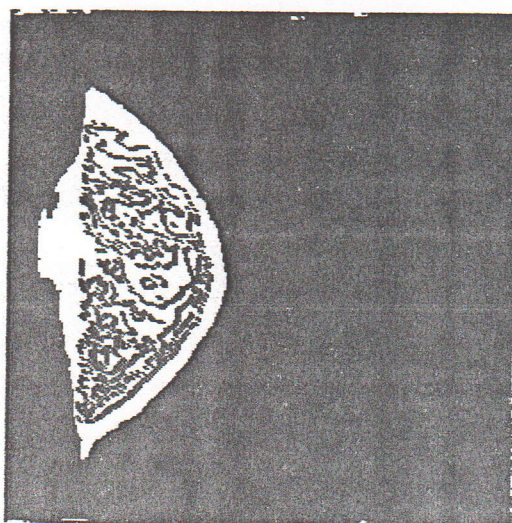
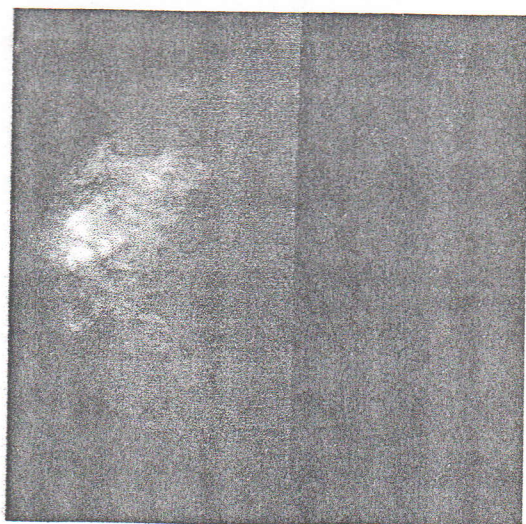


Image segmentée



Glande mammaire (3)

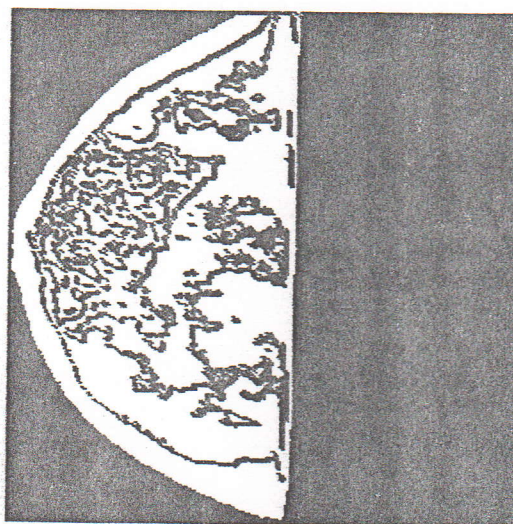


Image segmentée

Figure III.6 Régions calcifiées obtenues pour une tolérance de 0.17.

❖ *Parcours déductif*

Lorsque cette partition sera effectuée, les primitives fréquentielles et d'inertie, seront extraites afin d'effectuer une description analytique [Shen et al, 1992] de l'aspect scénologique de la pathologie recherchée.

IV.2 Corrélation d'histogrammes locaux

La méthode appliquée, fait appel à l'ensemble des résultats parcourus dans l'espace théorique [I.2.3].

Cette approche génère une analyse de textures dans une image, permettant ainsi, le développement d'un algorithme de segmentation automatique. Celui-ci engendre comme résultat, une image segmentée en régions étiquetées (chaque étiquette correspond à une seule et même texture, où plusieurs régions non connexes peuvent être regroupées sous une même étiquette (cf. figure III.8). Ce qui nous amène à considérer cette technique comme un processus de classification automatique.

IV.2.1 Organigramme général

Le cadre général de cette esquisse, est parcouru par un ensemble d'étapes regroupées dans la figure (III.7).

A cet égard, afin d'obéir à la méthodologie vue dans l'aperçu théorique (P I.2.3); trois paramètres γ doivent être définis en totale cohérence. Il s'agit du choix de la taille du voisinage, de la valeur de l'écart-type de la loi normale pour la convolution des histogrammes locaux et de la valeur du seuil pour les coefficients de corrélation.

Les points d'accès dans l'image, sont localisés par les maxima locaux d'une image des normes des histogrammes locaux; on atteint l'image, par des régions de moins en moins uniformes.

Les histogrammes de référence, calculés au point d'accès déterminé, permettent de caractériser au mieux les textures de l'image sans pour cela faire d'hypothèse sur la nature des textures rencontrées. De plus, l'emploi de la structure d'un histogramme, favorise la souplesse et la simplicité pour la mise en œuvre algorithmique sans pour autant introduire une perte d'efficacité en segmentation [Bessas et al, 1999].

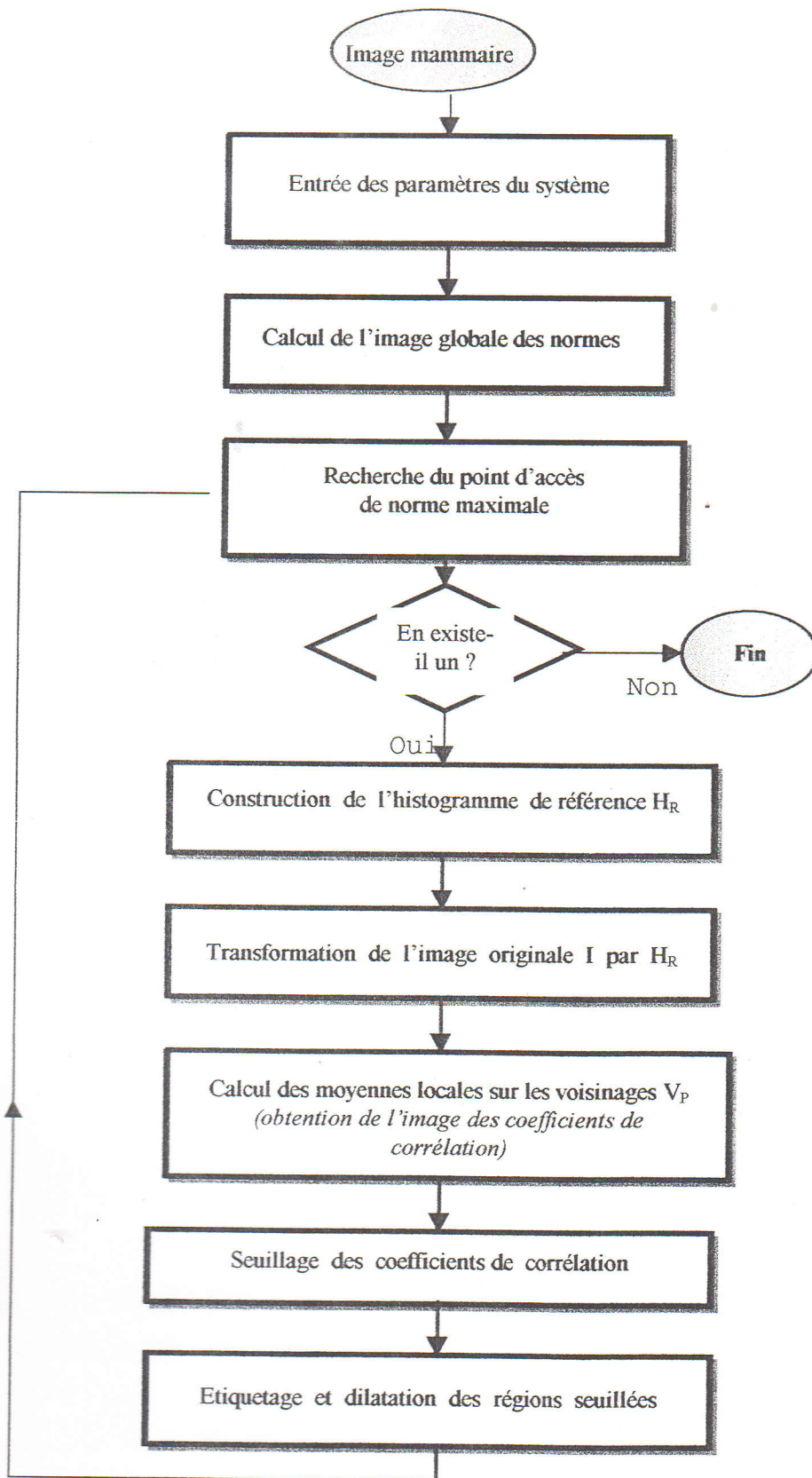


Figure III.7 Schéma fonctionnel de la classification automatique

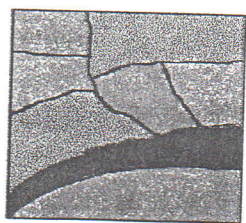


Image originale

Paramètres du système

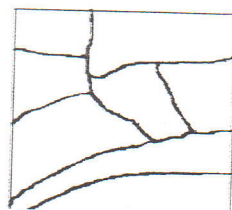


Image des normes

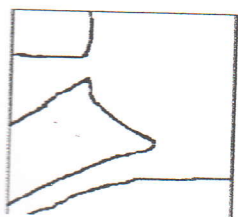
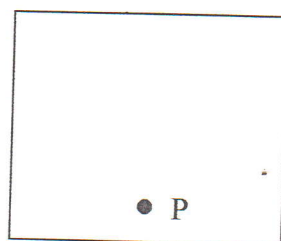
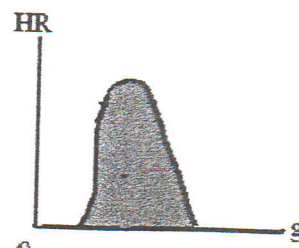
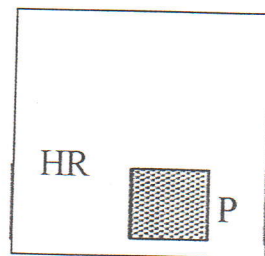


Image segmentée



Point d'accès P de norme maximale



Histogramme HR

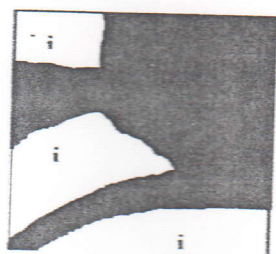


Image des régions Ri étiquetées

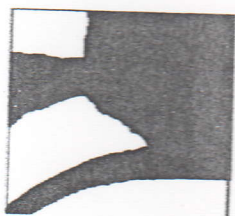


Image seuillée

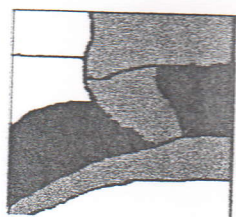


Image moyennée

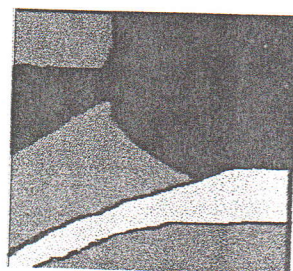


Image originale transformée par HR

Figure III.8

Illustration de classes

La phase de dilatation des contours après construction d'une région est essentielle puisqu'elle permet de ne pas choisir aux itérations suivantes un point d'accès trop près des régions déjà extraites ou à extraire.

La convergence de ce type d'algorithme en un nombre fini d'étapes peut être montrée. Si l'on considère que la valeur du coefficient de corrélation est maximale au point d'accès (le coefficient de corrélation entre deux histogrammes identiques vaut 1), du fait que c'est sur le voisinage de ce point qu'est calculé l'histogramme de référence; ce point sera alors nécessairement classé lors de l'étape courante. Le nombre de pixels dans une image étant dénombrable, la segmentation converge en un nombre d'étapes inférieur au nombre de pixels de l'image [Secchi, 1990].

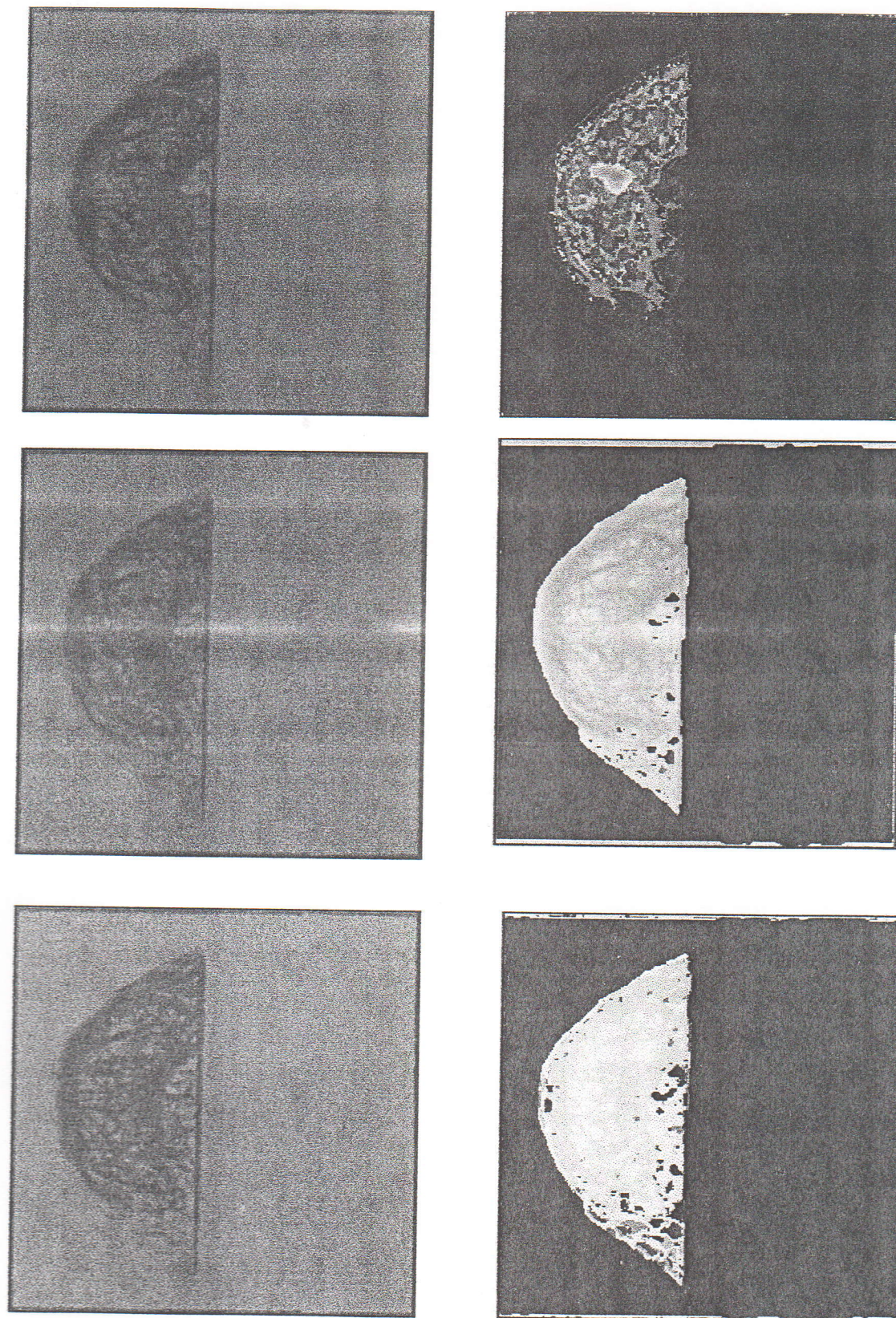
IV.2.2 Extraction des classes

Une variation des paramètres de l'approche étudiée, indique que l'obtention de résultats performants, est apprise pour l'ensemble des facteurs, adoptant un écart-type de 3, une fenêtre de taille 3 ainsi que d'un seuil de corrélation de 0.8 (cf. figure III.10).

Remarques

- ☛ De faibles valeurs du seuil, conduisent à une sursegmentation dans l'image et à une perte de détails (cf. figure III.9.a)
- ☛ De faibles valeurs de l'écart-type, engendrent les images des normes plus nettes avec des contours plus précis (cf. figure III.9.b)
- ☛ Une augmentation de la taille de la fenêtre, génère des images floues, avec des contours de plus en plus épais (cf. figure III.9.c).
- ☛ Les deux paramètres (taille de la fenêtre et écart-type) influent surtout sur l'image des normes qui peut constituer une information supplémentaire sur les contours; dans laquelle les histogrammes sont convolués par une loi normale d'écart-type σ variant de 1 à 10 .
- ☛ plus la taille de la fenêtre est grande, plus l'épaisseur des contours mis en évidence est prononcée; ce qui engendre la relation entre ce paramètre et la précision recherchée.

Glande mammaire (1)



(a)

(b)

Figure III.9.a Images des normes (a) et classes mammaires (b) obtenues pour $T=3$, $\sigma=1.5$ et $Sc=0.3, 0.5$ et 0.8

Glande mammaire (2)

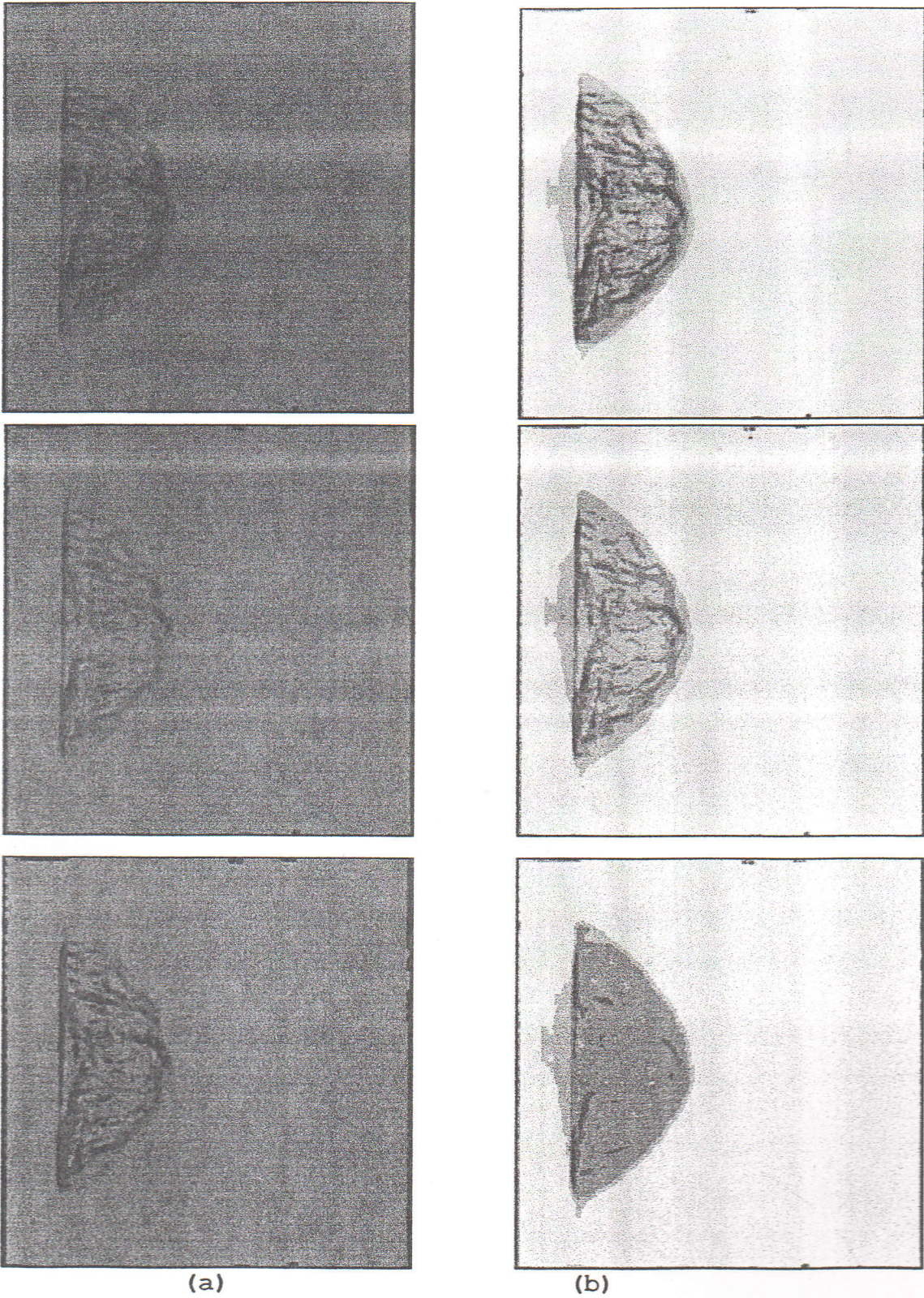


Figure III.9.b Images des normes (a) et Classes mammaires (b) obtenues pour $T=3$, $S_c=0.8$ et $\sigma=3, 5 \text{ et } 7$.

Glande mammaire (3)

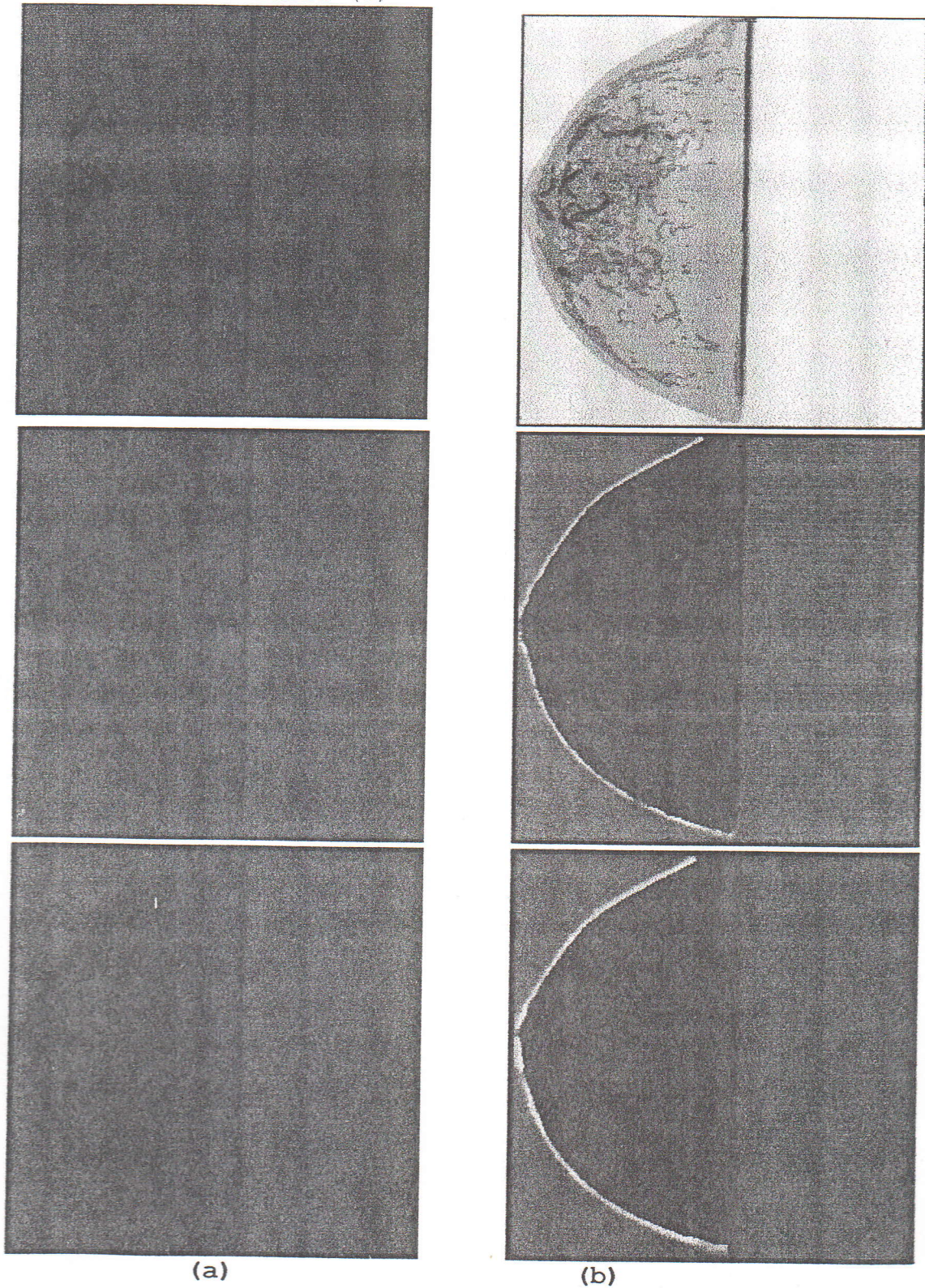
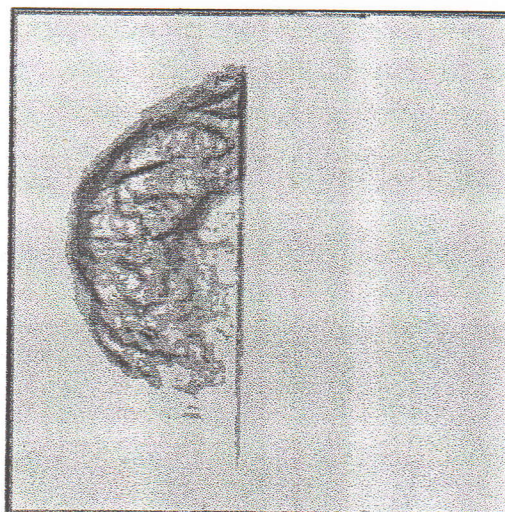
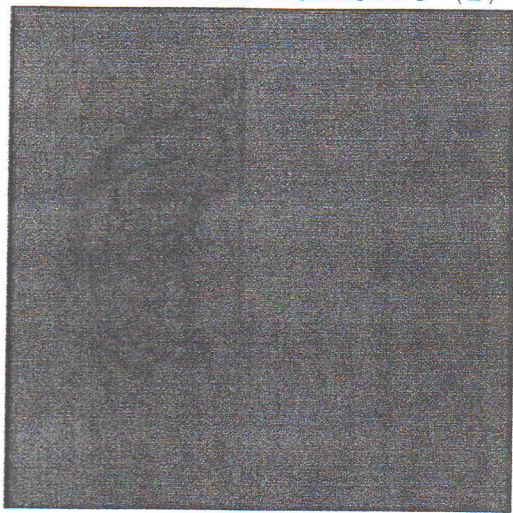
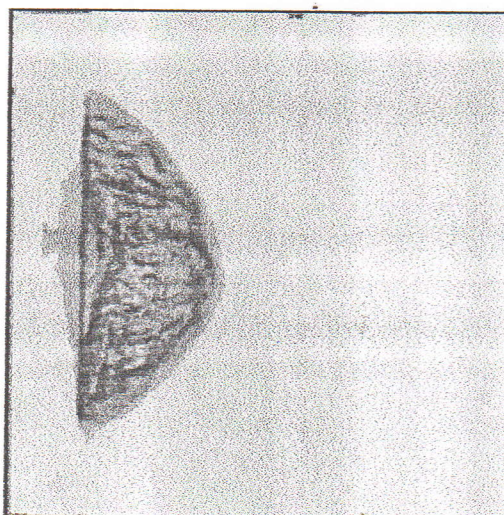
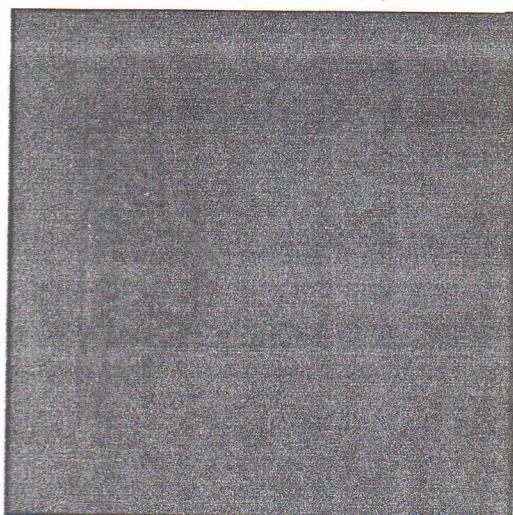


Figure III.9.c Images des normes (a) et Classes mammaires (b) obtenues pour $\sigma=5$, $S_c=0.8$ et $T=3, 5$ et 7 .

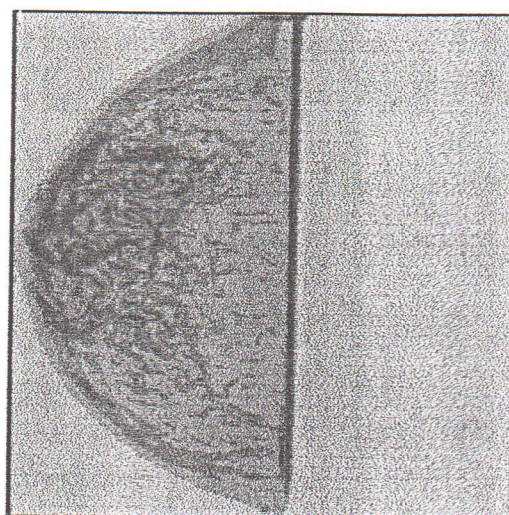
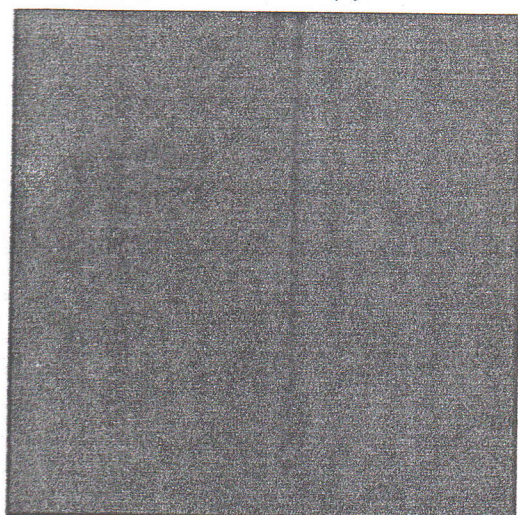
Glande mammaire (1)



Glande mammaire (2)



Glande mammaire (3)



(a)

(b)

Figure III.10 Images des normes (a) et Classes mammaires (b) obtenues pour $\sigma=3, T=3$ et $S_c=0.8$

V. Evaluation étiologique

Ces deux approches sont complémentaires. Le regroupement itératif avec une faible paramétrisation (tolérance), permet une modélisation de la forme selon une distribution spatiale des pixels.

La corrélation d'histogrammes, avec une paramétrisation plus prononcée (taille du voisinage, écart-type et seuil de corrélation), engendre une modélisation des régions selon une entité texturale.

Une analyse morphométrique sera effectuée autour de ces régions. Le taux de rugosité sera extrait à partir des régions spatiales et le taux d'élasticité à partir des attributs texturaux.

Section B

Analyse morphométrique

Le parcours de cette esquisse, s'effectue par la quantification morphométrique de la région galactophorique.

L'évaluation est arborée autour du taux de rugosité engendré par l'extraction de certaines primitives d'inertie et fréquentielles qui font l'objet d'un diagnostic technico-oncologique.

I. Extraction de caractéristiques

I.1 Prélude

L'extraction des caractéristiques, est une étape importante dans un système de vision par ordinateur, où l'information contenue dans une image, est prépondérante. L'objectif, est de réduire la dimension des données et de supprimer l'information redondante.

L'ensemble des caractéristiques doit conserver l'information essentielle contenue dans l'image. Il est fixé de manière discriminante, il permet ainsi, d'identifier chaque image sans ambiguïté.

I.2 Les différents types de caractéristiques

L'analyse de l'image, a trouvé son emploi dans d'innombrables situations ; telles la reconnaissance de caractères, la classification de chromosomes, voire en identification industrielle.

Cette morphologie régente la structure de la bibliothèque que l'on désire pouvoir reconnaître. En effet, ces primitives doivent avoir la propriété d'effectuer une bonne discrimination d'un objet à l'autre tout en restant en nombre limité afin de réduire les temps de calcul tant au niveau de leur extraction, qu'au niveau de l'analyse par le système de reconnaissance (en aparté de notre étude).

Nous distinguons à cet effet, trois sortes de caractéristiques ; les topologiques, les fonctionnelles et les géométriques.

☛ Caractéristiques topologiques [Toumazet, 1990]

Comme leur nom l'indique, elles sont enfantées par la topologie de l'image. Dans ce cadre, une caractérisation topologique, très utile sur une image segmentée en régions homogènes, est le calcul du nombre de trous dans l'image. Celui-ci équivaut au nombre de composantes connexes dans le complément de la figure moins un.

Une application directe de cette formule, est le dénombrement du nombre de trous dans chaque objet d'une scène binaire, où chaque objet forme une composante connexe : on isole chaque segment de la scène puis, pour chaque segment, on calcule le nombre de composantes connexes du complément. On en déduit immédiatement le nombre de trous dans chaque objet.

☛ Caractéristiques géométriques [Toumazet, 1990]

Celles-ci, sont très faciles à appréhender, car elles découlent de notions qui nous sont familières. Cependant avant de les introduire, il est nécessaire de nous pencher sur la notion de distance entre deux pixels d'une image.

IL existe d'autres normes que la norme euclidienne, mais la plus connue est cette dernière. Rappelons pour mémoire, son expression :

$$d_1[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] = ((x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2)^{1/2} \quad (\text{III.20})$$

Ainsi, lorsqu'on utilise cette norme, il est facile de voir que les huit voisins d'un pixel (x, y) ; ne sont pas tous à la même distance de celui-ci.

En effet ;

$$d_1[(x, y), (x+1, y)] = 1 \quad (\text{III.21})$$

et

$$d_1[(x, y), (x+1, y+1)] = 2^{1/2} \quad (\text{III.22})$$

C'est pourquoi, ont été introduites des normes cohérentes avec la notion de connexité telles que la distance du maximum (encore appelée distance des huit voisins) :

$$d_2[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] = \text{Max}[|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|] \quad (\text{III.23})$$

ou encore la distance de la valeur absolue (ou quatre voisins) :

$$d_3[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2| \quad (\text{III.24})$$

Ainsi, le calcul du nombre de pixels composant le contour ; donne directement le périmètre de celui-ci. Tout comme le périmètre, un autre trait caractéristique d'une région, peut être sa surface. Ces primitives sont invariantes en rotation et translation. Elles ne dépendent pas de la position et de l'orientation de l'objet.

Caractéristiques fonctionnelles

L'extraction de ce type de caractéristiques consiste à décomposer l'image dans une base de fonctions (orthogonales ou non). On obtient ainsi, une représentation de l'image sous la forme d'un développement en série. L'extraction des caractéristiques consiste alors à ne prendre que les k premiers termes du développement. Ceci est absolument identique aux développements limités à l'ordre k en série de Taylor que l'on utilise pour réaliser l'approximation d'une fonction en mathématique.

Il existe une pléthore de fonctions utilisables pour ces développements telles que Fourier, ondelettes, Walsh-Hadamard, moments polaires. etc.. Nous envisageons dans le cadre de notre étude, les descripteurs d'objets qui font appel dans le domaine spatial ; aux primitives d'inertie.

La majorité des techniques apprivoisées, conduisent à des descripteurs dont la qualité principale, est leur indépendance relativement à la taille, la position (chevauchement) et l'orientation.

Ces caractéristiques, sont généralement basées sur les moments d'inertie des images, transformés de manière à être invariants aux transformations usuelles.

Dans le contexte de cette étude, nous avons introduit un ensemble de moments générés par les moments de Hu les moments de Gupta et Srinath ainsi que les descripteurs de Fourier.

A cet effet, Hu [Hu, 1962], a créé en 1962, un ensemble de six moments invariants pour la reconnaissance d'images. Ils furent adoptés par la suite, avec succès, en identification d'avions [10], et en classification de texture [11].

Ces moments invariants ont été dérivés des moments géométriques des images; que nous verrons dans ce qui suit..

II. Descripteurs de Hu [Hu, 1962]

Ces moments ont fait l'objet de plusieurs applications, telles que l'identification d'avions et la classification de texture [Prokop, 1992]. Ces descripteurs furent les plus populaires depuis leur création.

Considérons à cet égard, une image à deux dimensions, le $(p+q)$ ème moment géométrique m_{pq} est défini selon ci-dessous:

$$m_{pq} = \iint_{xy} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (\text{III.25})$$

où $f(x,y)$ identifie l'intensité du pixel de coordonnées (x,y) .

Une interprétation physique, traduit le fait que le niveau de gris en chaque point de l'image, est assimilé à une densité de masse. Dans ces conditions, m_{00} n'est autre que la masse totale de la région dont les moments d'inertie par rapport aux axes du plan image sont m_{02} et m_{20} [Postaire, 1987].

Pour une image digitale, les intégrales sont substituées aux sommes, pour émaner la relation ci-dessous:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y x^p y^q f(x, y) \quad (\text{III.26})$$

Hu a généré à cet effet, six fonctions non-linéaires définies via les moments géométriques, invariante par rapport à la rotation, le changement d'échelle, ainsi que la translation.

Afin de permettre l'invariance des primitives citées, relativement à la translation, il suffit de choisir comme centre du repère, un point qui se déplace avec la translation. Ce point est généré par le centre de gravité (x_g, y_g) de l'image, dont les coordonnées sont définies par:

$$x_g = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad y_g = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (\text{III.27})$$

Les moments invariants à la translation, sont alors dits moments centraux, et sont conçus par la relation suivante:

$$m'_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_g)^p (y - y_g)^q f(x, y) \quad (\text{III.28})$$

Ces moments sont normalisés, pour devenir invariants au changement d'échelle; selon l'architecture suivante:

$$\eta_{pq} = \frac{m'_{pq}}{m'^n_{00}} \quad (\text{III.29})$$

$$\text{où } n = (p + q) / 2.$$

Les moments définis ci-dessus, présentent une invariance uniquement par rapport à la translation et au changement d'échelle, l'invariance relativement à la rotation est en aparté de ces relations.

L'ensemble des descripteurs invariants via la translation, le changement d'échelle, et la rotation, s'effectue par le groupe des similitudes affines dont la création fut établie par M.K.Hu.

Ces fonctions sont préfigurées par les formulations (III.30)

$$\begin{aligned}
\Phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\
\Phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11} \\
\Phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{30} - 3\eta_{21})^2 \\
\Phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\
\Phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\
&\quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{23} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
\Phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
\Phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2]
\end{aligned} \tag{III.30}$$

Remarque

La relation entre moments invariants et η_{pq} , devient compliquée pour les moments d'ordre supérieur [Besançon, 1988].

Ces moments prennent en compte, l'organisation intérieure des points d'une surface représentative de l'objet étudié.

Nous ferons le constat, dans le cadre de ces mesures, que dans l'ordre croissant des fonctions affines, (Φ_1, \dots, Φ_7); les valeurs s'affaiblissent de plus en plus.

Dans ce cas, pour éviter les problèmes de précision, nous prenons en considération les logarithmes normalisés des valeurs absolues de ces fonctions comme caractéristiques représentant l'image.

La relation qui en découle, est formulée selon (III.31);

$$\psi_i = \frac{\log \phi_i}{\sum_i \log \phi_i} \tag{III.31}$$

Commentaire

Nous constatons lors de l'extraction de ces facteurs invariants; que la rugosité des formes conformément aux esquisses géométriques synthétisées (cf. figure III.11); est caractérisée par une valeur plus importante par rapport aux autres [Tableau III.1].

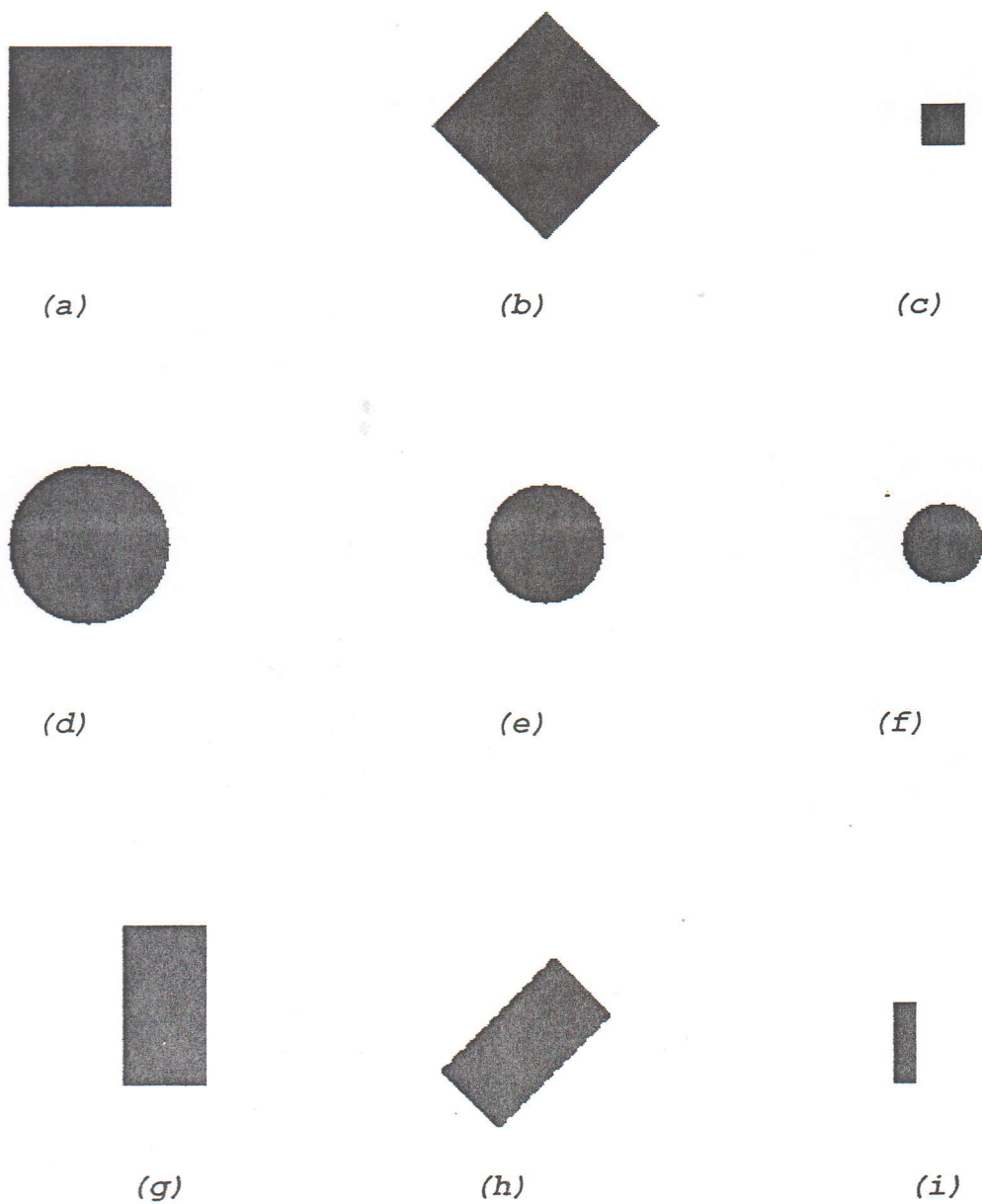


Figure III.11 Formes géométriques à l'effigie des calcifications mammaires

Formes géométriques	Ψ_1	Ψ_2	Ψ_3	Ψ_4	Ψ_5	Ψ_6
(a)	1.000	0.996282	0.705789	0.576632	0.499533	0.446880
(b)	1.000	0.996283	0.705789	0.576632	0.499533	0.446880
(c)	1.000	0.996274	0.705786	0.576630	0.499532	0.446879
(d)	1.000	0.996090	0.705720	0.576595	0.499509	0.446862
(e)	1.000	0.996091	0.705721	0.576595	0.499509	0.446862
(f)	1.000	0.996091	0.705721	0.576595	0.499509	0.446862
(g)	1.000	0.936245	0.977362	0.698966	0.572893	0.497088
(h)	1.000	0.936373	0.977293	0.698940	0.572879	0.497097
(i)	1.000	0.914477	0.977362	0.704080	0.575699	0.498926

Tableau III.1 Descripteurs de Hu normalisés à l'effigie des formes géométriques

Images mammaires	Ψ_1	Ψ_2	Ψ_3	Ψ_4	Ψ_5	Ψ_6	Moyenne sur Ψ_i
Image (1)	1.000	0.991837	0.726039	0.447022	0.705544	0.471748	0.7236983
Image (2)	1.000	0.983749	0.816656	0.507133	0.743817	0.449020	0.7500625
Image (3)	1.000	0.994434	0.669259	0.382919	0.663078	0.511972	0.7036103

Tableau III.2 Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie mammaire

Commentaire

D'après le tableau préfiguré ci-dessus, nous pouvons faire le constat selon la moyenne des primitives de Hu, que les calcifications légèrement plus prononcées, sont engendrées par la seconde image de la base de données MIAS; d'où un taux de rugosité galactophorique plus accru relativement aux autres cas étudiés.

diffusion galactophorique plus accrue relativement aux autres cas étudiés.

III. Descripteurs de Gupta et Srinath [Shen et al, 1994]

L'extraction de ce type de caractéristiques, consiste à décomposer la séquence de contours de régions, dans une base de fonctions.

Nous traitons ainsi, le contour, comme une séquence de pixels afin de générer une faible magnitude des moments.

Sur une analyse exhaustive, il a été vu que l'emploi de moments des régions engendre une meilleure information sur l'image [Belkasim et al, 1990] Ce qui permettra une implémentation simpliste dans le cadre de l'étude de l'invariance via la rotation, la translation, le changement d'échelle ainsi que la réflexion.

Les relations émanant de ces primitives, indiquent que la région est traitée de façon à générer une faible magnitude.

cette entité est caractérisée par une séquence ordonnée, représentant les distances euclidiennes entre le centre de gravité de la région, et les pixels du contour de l'objet digitalisé.

Pour un algorithme moins complexe, une représentation monodimensionnelle de ces primitives, est considérée.

Soient à cet effet, les coordonnées de N Pixels du contour binaire c ; décrit par $c_i (x_i, y_i)$; le i ème point de contour; avec i se propageant de 1 à N.

La représentation monodimensionnelle est esquissée par la distance euclidienne:

$$z(i) = [(x_i - y_g)^2 + (y_i - y_g)^2]^{1/2} \quad (\text{III.32})$$

où:

x_g et y_g désignent les coordonnées du barycentre de l'image.

Ainsi;

$$x_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (\text{III.33})$$

$$y_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (\text{III.34})$$

Dans ce cas, le $p^{\text{ème}}$ moment est défini par:

$$m_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i)]^p \quad (\text{III.35})$$

Le $p^{\text{ème}}$ moment central est adopté selon:

$$M_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i) - m_1]^p \quad (\text{III.36})$$

Ces moments engendrent des moments normalisés, invariants relativement à la translation, la rotation, à l'homothétie ainsi qu'à la réflexion.

Ils se définissent comme suit:

$$\overline{m}_p = \frac{m_p}{M_2^{p/2}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i)]^p}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i) - m_1]^p \right]^{p/2}} \quad (\text{III.37})$$

$$\overline{M}_p = \frac{M_p}{M_2^{p/2}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i) - m_1]^p}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i) - m_1]^p \right]^{p/2}} \quad (\text{III.38})$$

Constatations

① Les moments d'ordre accru sont davantage sensibles au bruit, c'est pourquoi Gupta et Srinath [Shen et al, 1994] sélectionnèrent des moments de faible ordre afin d'établir une série de techniques de facteurs selon:

$$F_1 = \frac{M_2^{1/2}}{m_1} = \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i) - m_1]^2 \right]^{1/2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z(i)} \quad (\text{III.39})$$

$$F_2 = \frac{M_3}{(M_2)^{3/2}} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i) - m_1]^3}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(i) - m_1]^2 \right]^{3/2}} \quad (\text{III.40})$$

$$F_3 = \frac{M_4}{(M_2)^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - m_1]^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - m_1]^2 \right]^2} \quad (\text{III.41})$$

② Il a été observé que lors de l'évaluation de ces moments, ces facteurs de formes sont invariants par rapport à l'échelle et la rotation; dans une mesure d'erreurs dues à une représentation digitale des images [tableau III.3].

A cet effet, les variations de F_2 et F_3 , d'une catégorie de forme à une autre; sont faibles et ne montrent guère une simple progression. De plus, F_2 varie significativement au sein de chaque échantillon. Ce qui n'induit malheureusement pas un bon indicateur de forme.

Dans le but de vaincre ces aléas, un nouvel ensemble de caractéristiques est proposé selon Gupta et Srinath:

$$F'_1 = \frac{M_2^{1/2}}{m_1} = \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - m_1]^2 \right]^{1/2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z(i)} = F_1 \quad (\text{III.42})$$

$$F'_2 = \frac{M_3^{1/3}}{m_1} = \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - m_1]^3 \right]^{1/3}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z(i)} \quad (\text{III.43})$$

$$F'_3 = \frac{M_4^{1/4}}{m_1} = \frac{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - m_1]^4 \right]^{1/4}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z(i)} \quad (\text{III.44})$$

Interprétation

Ces trois caractéristiques sont toutes faibles.

De plus, F'_3 décrit mieux la rugosité que F_3 . Ceci corrige donc les défauts principaux de l'ensemble des caractéristiques originales.

Le facteur F'_2 expose une meilleure invariance vis-à-vis de la taille et de la rotation. Il ne montre cependant pas une meilleure variation que F_2 au travers les morphologies rencontrées.

A cet égard, une nouvelle primitive est ingérée. Elle accomplit l'invariance voulue pour un type de forme, étudié.

Ce facteur permet à lui seul, une meilleure information à propos de la rugosité, que chacun des facteurs pris individuellement [tableaux III.3 et III.4].

Formes cellulaires	$F_1 (F'_1)$	F_2	F_3	F'_2	F'_3	$F'_3 - F'_1$
Cercle (d)	0.576862	1.292397	1.780974	0.608516	0.666402	0.089540
Cercle (e)	0.576218	1.287142	1.766325	0.608814	0.664285	0.088067
Cercle (f)	0.574506	1.271609	1.722853	0.607110	0.658198	0.083692
Carré (a)	0.586224	1.338859	1.951669	0.624597	0.692892	0.106667
Carré (b)	0.585669	1.345911	1.975605	0.617078	0.669579	0.089922
Carré (c)	0.584449	1.328120	1.921292	0.625409	0.688089	0.103640
Rectangle (g)	0.617580	1.520773	2.548916	0.688056	0.780337	0.162757
Rectangle (h)	0.623921	1.470928	2.382685	0.687488	0.775168	0.151248
Rectangle (i)	0.614666	1.487839	2.446750	0.684664	0.768753	0.154087

Tableau III.3 Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie des formes géométriques

Images mammaires	$F_1 (F'_1)$	F_2	F_3	F'_2	F'_3	$F'_3 - F'_1$
Image (1)	0.814513	2.137055	5.726976	1.006459	1.260026	0.445513
Image (2)	0.904387	2.686690	9.002634	1.205835	1.567588	0.663202
Image (2)	0.707667	1.741984	3.270322	0.817548	0.982819	0.275153

Tableau III.4 Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie mammaire

Commentaire

Nous remarquons que dans ce cas, le facteur de forme ($F'_3 - F'_1$) indique un taux de rugosité considérable pour les régions calcifiées les plus opaques (cas de la seconde glande mammaire).

IV. Descripteurs de Fourier [Man et al, 1992]

Un signal quelconque, généralement non périodique, peut être considéré comme la limite d'un signal périodique dont la période devient infiniment longue : les motifs s'éloignent alors les uns des autres et il ne reste qu'un motif unique constitué d'un signal non périodique considéré. Parallèlement, dans le domaine fréquentiel, la fréquence du fondamental tend vers zéro et les fréquences des harmoniques se rapprochent les unes des autres. Les raies du spectre viennent se toucher et le spectre discontinu devient un spectre continu [Marion, 1987].

La série de Fourier définit par la relation (III.45);

$$s(t) = \int_0^{\infty} c(f) \cos(2\pi mft - \phi(f)) df \text{ avec } \phi_0 = 0 \quad (\text{III.45})$$

où;

$c(f)$ amplitude du signal

f fréquence du signal

$\phi(f)$ déphasage du signal.

Cette série de Fourier est transformée de manière à modéliser le signal discontinu en un signal continu, pour aboutir à la transformée de Fourier, adoptée par la relation (III.46);

$$s(f) = \int_0^{\infty} s(t) e^{-2\pi jft} dt \quad (\text{III.46})$$

Cette formulation permet d'engendrer l'aspect spectral de l'information utile [Bekka, 1998].

Dans ce contexte, les descripteurs de Fourier sont extraits, permettant ainsi l'analyse de l'information tumorale, sans pour autant se soucier de l'orientation, la translation, ainsi que de l'homothétie de l'objet.

Nous distinguons à cet égard, les relations émanant de ces techniques;

$$\begin{aligned} x(m) &= \sum_{n=0}^{N-1} a(n) e^{j2\pi nm/N} \\ y(m) &= \sum_{n=0}^{N-1} b(n) e^{j2\pi nm/N} \end{aligned} \quad (\text{III.47})$$

La région de chaque objet, est à cet effet, représentée par les séquences $x(m)$ et $y(m)$; générées par les séries de Fourier. (décrites plus haut.).

Les composantes $a(n)$ et $b(n)$, arborent respectivement les coefficients complexes de Fourier, des séries $x(m)$ et $y(m)$, selon les relations ci-dessous;

$$a(n) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} x(m) e^{-j2\pi nm/N}$$

$$b(n) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} y(m) e^{-j2\pi nm/N}$$

(III.48)

Ces relations engendrent des facteurs $S(n)$, invariants aux transformations usuelles. [tableaux III.5.a et III.5.b].

$$s(n) = \frac{\sqrt{|a(n)|^2 + |b(n)|^2}}{\sqrt{|a(1)|^2 + |b(1)|^2}}$$

(III.49)

Coefficient du descripteur n	Forme cellulaire	Facteur de Fourier normalisé et invariant S_n
2	Cercle (d)	0.426770
2	Cercle (e)	0.424589
2	Cercle (f)	0.426925
2	Carré (a)	0.300747
2	Carré (b)	0.500241
2	Carré (c)	0.304364
2	Rectangle (g)	0.486569
2	Rectangle (h)	0.315490
2	Rectangle (i)	0.496162

Tableau III.5.a Descripteurs de Fourier à l'effigie géométrique

Coefficient du descripteur n	Forme cellulaire	Facteur de Fourier normalisé et invariant Sn
5	Cercle (d)	0.152891
5	Cercle (e)	0.157353
5	Cercle (f)	0.177728
5	Carré (a)	0.160112
5	Carré (b)	0.200830
5	Carré (c)	0.164814
5	Rectangle (g)	0.174835
5	Rectangle (h)	0.132662
5	Rectangle (i)	0.190703

Tableau III.5.b Descripteurs de Fourier à l'effigie géométrique

Coefficient du descripteur n	Forme cellulaire	Facteur de Fourier normalisé et invariant Sn
2	Image (1)	0.549784
2	Image (2)	0.598328
2	Image (3)	0.530666

Tableau III.5.c Descripteurs de Fourier à l'effigie mammaire

Coefficient du descripteur n	Forme cellulaire	Facteur de Fourier normalisé et invariant Sn
5	Image (1)	0.260422
5	Image(2)	0.281769
5	Image(3)	0.219103

Tableau III.5.d Descripteurs de Fourier à l'effigie mammaire

Remarque

De par les résultats atteints, on ratifie la densité des calcifications rencontrées dans les images traitées [Tableaux III.5c et III.5.d].

Les trois attributs engendrent des résultats tangibles.

V. En fin de parcours

Le calcium a un coefficient d'atténuation plus important que les tissus normaux; tels l'eau, la graisse et les autres constituants mammaires. Par conséquent, son opacité est la plus prononcée. Trait que nous fait homologuer les glandes mammaires étudiées de par l'évaluation morphométrique. L'étude spectrale, participe à la quantification peut être non exhaustive du fait que la transformée de Fourier n'appréhende que les signaux stationnaires.

La théorie pyramidale (chapitre suivant) fait l'objet de l'étude spectrale dans un cadre plus continu; puisqu'elle explore les signaux non-stationnaires, le cas des images étudiées.

Chapitre IV

Description stellaire par l'analyse multirésolution

« L'oncologie mammaire va t-elle voguer au gré des ondelettes, pour s'estomper au gré d'une thérapie précoce ? » 'Z. Reguieg'

Le but ultime de la vision par ordinateur est l'interprétation des images. Cette discipline née au début des années 70, a connu depuis, de multiples diversifications résultant principalement de l'essor de la robotique, et de l'imagerie.

Au commencement, plusieurs écoles proposaient des approches souvent très différentes, pour expliquer les mécanismes de la perception visuelle. L'approche qui a fait l'objet de la plus grande attention, est celle de D. Marr [Marr, 1982]; dont l'idée est de modéliser les mécanismes de la perception visuelle sous la forme d'un système hiérarchique de traitement de l'information. Sa méthodologie est fondée sur une organisation stratifiée, dans laquelle chaque couche peut être isolée et traitée indépendamment des autres.

Dans ce contexte, avant de s'incorporer dans le fond du chapitre en question ; il convient de définir la distinction entre la notion de multiéchelle et celle de multirésolution. Dans le cas de la multirésolution, l'analyse nécessite une diminution du support de l'image, créant ainsi une pyramide d'images. Dans le cas de l'analyse multiéchelle, La taille du support de l'image reste constante à toutes les échelles.

I. Conception multiéchelle de l'analyse [Falzon, 1994]

Cette perception suit les fondements théoriques de Marr dans sa vision d'interprétation de l'image. L'hypothèse cruciale qu'il apprivoise, repose sur la caractérisation de l'image par ses variations locales d'intensité à chaque échelle.

L'argumentation de Marr en faveur de l'introduction d'une échelle dans l'analyse d'image, est basée sur le fait que le monde visible est composé de primitives associées à des objets définis sur une grande étendue d'échelles. Dans ce contexte, les images tiennent compte obligatoirement de la nature multiéchelle.

Cette conception est reconnue par Marr, comme étant le produit de convolution de l'image avec la dérivée d'un noyau gaussien dont l'écart type joue le rôle de paramètre d'échelle. Cette opération se traduit par le calcul du laplacien de l'image représentée à une certaine échelle, les passages par zéro du résultat localisent alors les contours de cette image à l'échelle en question. En réalisant cette opération sur un très grand nombre d'échelles, on obtient un ensemble d'images dont les passages par zéro de chacune d'elles, constituent une information explicite sur la nature de l'image initiale. Un processus d'interprétation pourra donc, à chaque échelle, entreprendre l'examen de la distribution spatiale de ces passages par zéro, et en déduire la géométrie des objets constitutifs d'une scène.

Malheureusement, le contexte de cette étude, ne peut préserver les propriétés initialement mises en évidence, après discrétisation du produit de convolution arboré précédemment: la reconstruction du signal bidimensionnel n'est pas tangible à la réalité ! L'analyse multirésolution remédie à cette imperfection, puisqu'elle engendre des erreurs imperceptibles pour l'œil humain...

II. Analyse multirésolution [Meyer, 1992]

On analyse un signal en cherchant où peuvent être localisées ses irrégularités. Ainsi, en voyageant des échelles grossières vers les échelles fines, on accède à des représentations de plus en plus précises du signal présenté.

L'analyse s'effectue, en calculant ce qui diffère d'une échelle à l'autre, les détails qui permettent de remédier à une approximation assez grossière, afin d'accéder à une représentation d'une meilleure qualité: cette esquisse algorithmique, est baptisée " analyse multirésolution".

Mathématiquement, en analyse multirésolution, on cherche à écrire toutes fonctions f de l^2 comme la limite d'approximations successives, chacune étant une version lissée de f , avec des fonctions lissées de plus en plus concentrées (annexe A).

Les approximations successives utilisent alors différentes résolutions, d'où le nom d'analyse multirésolution. Plus précisément, une représentation multirésolution donne un aperçu simple de l'interprétation de l'information contenue dans une image. A différentes résolutions, les détails d'une image caractérisent généralement différentes structures physiques d'une scène. A une résolution grossière, les détails correspondent aux structures plus larges; qui nous renseignent sur le contexte de l'image. Il est par conséquent naturel d'analyser d'abord les détails d'une image à une résolution grossière, puis d'augmenter graduellement la résolution.

III. Naissance de la transformée en ondelettes

Dans un premier abord, ces facteurs font l'objet d'une technique de décomposition multirésolution; en temps-fréquence ou en temps- échelle.

Le procédé en question, est régenté par la transformée de Fourier, marraine du traitement du signal et du traitement de l'image. C'est à cet effet, que les ondelettes naquirent, afin d'affiner le parcours analytique des mathématiques. De par l'inspiration de la transformée de Fourier, la théorie des ondelettes a vu le jour...

Le propos de cette esquisse, est d'arborer d'une façon didactique, les procédés qui se révèlent efficaces pour l'analyse de certains signaux, notre cas, les calcifications mammographiques.

On distingue à cet effet, les signaux stationnaires, dont les propriétés sont invariantes au cours du temps, et les signaux non stationnaires, où apparaissent des événements transitoires imprévus.

Dans ce contexte, les signaux stationnaires se décomposent, de façon canonique, en combinaisons linéaires d'ondes ; alors que les signaux non stationnaires, se décomposent en combinaisons linéaires d'ondelettes.

Ainsi, la non-stationnarité inclut l'analyse multirésolution, du type temps-fréquence et du type temps-échelle, qu'il conviendrait de nommer espace-échelle dans le cas de l'image, puisque cette méthodologie adopte une gamme très étendue d'échelles pour l'étude du signal [Meyer, 1992].

L'objectif de cette esquisse est de conférer, une liaison indestructible entre le traitement du signal, et les mathématiques.

Durant cette dernière décennie, les décompositions en bandes de fréquences ont trouvé de nombreuses applications en traitement du signal. L'expansion d'une fonction sur quelques bandes de fréquences, engendre une représentation intermédiaire entre une forme spatiale (ou temporelle), et une esquisse de Fourier. En analyse harmonique, ce type de transformation est apparu dans les travaux de Littlewood et Payley dans les années trente [Meyer,1992]. De nombreuses études ont convergé pour la création des transformées d'ondelettes;

Morlet et Grossmann [Meyer,1992] ont formalisé de nombreux concepts introduits, pour certains dès le début du siècle. Ils ont ouvert la porte à un vaste champ d'applications, encore inconquis.. De par cette représentation de forme, un nouvel univers fonctionnel est né...

III.1 Perceptions fondamentales

Cette esquisse permet la présentation de quelques notions fondamentales sur les ondelettes...

Les ondelettes sont des fonctions générées à partir d'une fonction mère ψ par dilatation et translation. Elles permettent de décomposer une fonction d'énergie finie. La fonction ψ dilatée d'un facteur d'échelle a (pas de dilatation) et translatée de b (pas de translation) permet de constituer une famille de fonctions avec lesquelles il est possible d'analyser le signal, de le manipuler puis de le reconstruire. Dans le cas monodimensionnel, les membres de la famille s'écrivent (IV.1) :

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \cdot \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (a, b) \in \mathbb{R}^2, a \neq 0 \quad (IV.1)$$

L'ondelette mère doit satisfaire deux conditions : la relation d'admissibilité et la condition d'oscillation ([Meyer,1992]).

➤ Relation d'admissibilité

$$C_\psi = \int \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (IV.2)$$

où $\hat{\psi}$ désigne la transformée de Fourier de ψ .

Cette condition implique que ψ décroît plus vite que $1/x$, quand x tend vers l'infini.

► **Condition d'oscillation**

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x^j \psi(x) dx = 0, \quad 0 \leq j \leq J \quad (\text{IV.3})$$

où J définit le nombre de moments nuls de l'ondelette.

L'équation (IV.3) détermine le nombre de moments nuls et montre que l'ondelette ψ est oscillante.

La transformée en ondelettes a été introduite sous sa forme continue en traitement du signal. Dans ce cadre, la décomposition ou analyse d'une fonction $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$ (ensemble des fonctions de carré sommables), s'écrit de la façon suivante (IV.4):

$$WT_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \cdot \overline{\psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx \quad (\text{IV.4})$$

où $\overline{\psi}$ représente le complexe conjugué de ψ .

Il s'agit en fait du produit scalaire défini dans $L^2(\mathbb{R})$. Dans ce cas, a et b varient de manière continue. Pour une échelle a et une position b , l'équation précédente, représente l'information contenue par $f(x)$ pour cette échelle et à cette position. Elle fournit donc la décomposition locale de l'information d'une fonction de carré intégrable.

Inversement, on peut reconstruire exactement $f(x)$ sur toutes les échelles et à toutes les positions de la manière suivante:

$$f(x) = \frac{1}{C_\psi} \iint WT_f(a, b) \cdot \psi_{a,b}(x) \frac{da \cdot db}{a^2} \quad (\text{IV.5})$$

L'équation (IV.5) peut être interprétée de deux manières différentes:

- ◆ il est possible de reconstruire $f(x)$ quand on connaît sa transformée en ondelettes;
- ◆ il est possible d'écrire $f(x)$ comme une superposition d'ondelettes.

Un moyen d'obtenir une telle décomposition, est d'écrire f comme une intégrale sur a et b de $\psi_{a,b}$ avec des coefficients de pondération appropriés [Sévénier, 1994].

Dans le domaine discret, les paramètres a et b prennent tous deux des valeurs discrètes définies par :

$$a_0 > 1, b_0 > 0 \quad a = a_0^m \quad b = nb_0 a_0^m \quad (m, n) \in \mathbb{Z}^2$$

m régit alors l'échelle et n la translation.

Une famille d'ondelettes définie à partir d'une ondelette mère s'écrit alors (IV.7) :

$$\psi_{m,n}(x) = a_0^{-m/2} \cdot \psi(a_0^{-m} \cdot x - nb_0) \quad (\text{IV.6})$$

et la décomposition d'une fonction f en ondelettes s'écrit, d'après I. Daubechies [Antonini et al, 1992] :

$$f(x) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \sum_{m=-\infty}^{+\infty} C_{m,n}(f(x)) \psi_{m,n}(x) \quad (\text{IV.7})$$

Les coefficients $C_{m,n}$ définissent ce que l'on appelle les **coefficients d'ondelettes**. Pour m grand ($a < 1$), la fonction ψ est très dilatée et les grandes valeurs des pas de translation b sont adaptées à cette dilatation. Ce cas correspond à des ondelettes basses fréquences ou bandes étroites (échelle grossière).

Pour m grand mais négatif ($a < 1$), la fonction ψ devient au contraire très concentrée et on a de petites valeurs de pas de translation (échelle fine). Ce cas correspond à des ondelettes hautes fréquences ou larges bandes.

Y. Meyer [Meyer, 1992] montre qu'il existe des fonctions ψ telles que pour $\{a_0=2 ; b_0=1\}$; les fonctions $\psi_{m,n}$ constituent une base orthonormale de $L^2(\mathbb{R})$ on a alors :

$$\psi_{m,n}(x) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m} x - n) \quad (\text{IV.8})$$

Ces ondelettes sont qualifiées de dyadiques et dans la suite nous nous intéresserons uniquement à ces dernières. Dans ce cas, les coefficients d'ondelettes sont déterminés par la relation suivante;

$$C_{m,n}(f(x)) = 2^{-m/2} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) \bar{\psi}_{m,n}(x) dx \quad (\text{IV.9})$$

Ecrire $f(x)$ comme une superposition d'ondelettes, présente un double intérêt. L'allure du signal est présentée à différentes échelles. Les coefficients en eux-mêmes, représentent une mesure de l'intensité des variations locales du signal entre deux résolutions successives [Alleysson, 1994].

III.2 Concept d'analyse multirésolution

Le concept d'analyse multirésolution tel qu'il a été introduit par Mallat [Mallat, 1987], est issu des algorithmes pyramidaux de Burt et Adelson [Sévénier, 1994] et constitue un outil adapté à l'utilisation de bases d'ondelettes en analyse d'images.

III.2.1 Analyse pyramidale [Falzon, 1998]

Une structure pyramidale est un ensemble de données utilisées dans le cadre d'une analyse multirésolution. Une pyramide d'images est une structure hiérarchique comportant plusieurs images qui sont chacune une copie de l'image originale, mais à une résolution plus grossière. Chacune de ces images est appelée niveau de la pyramide. A partir de l'image originale, qui constitue le niveau 0, on construit par réductions successives de la résolution les niveaux supérieurs. Ainsi, si l'image de départ a un support de taille $N \times N$, les niveaux de la pyramide, I_1, I_2, \dots, I_n auront une taille $N/2 \times N/2, N/4 \times N/4, N/8 \times N/8, \dots$ jusqu'à la limite absurde dans la pratique d'une image 1×1 !! (cf. figure IV.1).

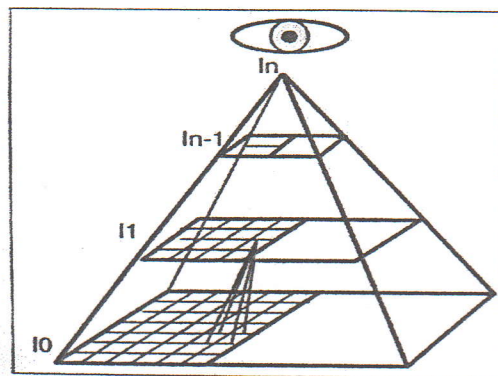


Figure IV.1 Pyramide multirésolution

III.2.2 Principe de décomposition et reconstruction

On se propose dans ce paragraphe, de montrer le lien existant entre l'analyse multirésolution et l'algorithme de Mallat [Mallat, 1987]. En particulier, nous mettons en évidence, dans cette partie l'utilité des filtres à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF) nécessaires à la mise en œuvre des transformées en ondelettes. Ces filtres nous permettent de reconstruire le signal à partir des coefficients en ondelettes de façon numériquement stable (i.e. sans perdre d'informations).

Y. Meyer [Meyer, 1992] définit une analyse multirésolution par une suite croissante de sous-espaces vectoriels fermés

$$V_m \subset L^2(\mathbb{R}), m \in \mathbb{Z} \text{ tels que :}$$

$$\dots \subset V_{-2} \subset V_{-1} \subset V_0 \subset V_1 \subset V_2 \subset \dots$$

avec

$$\bigcup_{m \in \mathbb{Z}} V_m = L^2(\mathbb{R}) \text{ et } \bigcap V_m = \phi$$

Ces espaces V_m sont considérés comme des espaces d'approximations successives. Pour une fonction f donnée, les projections successives de f sur les espaces V_m , $\text{Proj}_{V_m}(f)$, donnent des approximations de f avec une résolution dégradée de 2^{-m} .

Pour définir une analyse multirésolution, on introduit une fonction d'échelle Φ . Comme pour l'ondelette mère, on introduit également des versions dilatées et translatées de la fonction d'échelle :

$$\Phi_{m,n}(x) = 2^{-m/2} \Phi(2^{-m}x - n) \quad (\text{IV.10})$$

Pour tout m , les $(\Phi_{m,n})_{n \in \mathbb{Z}}$ doivent constituer une base orthonormale pour V_m .

Cette fonction permet d'obtenir des approximations successives de la fonction $f(x)$. L'approximation de f avec une résolution 2^{-m} s'écrit alors (IV.11) :

$$\begin{aligned} \text{Proj}_{V_m}(f) &= \sum_{n \in \mathbb{Z}} \langle f, \Phi_{m,n} \rangle \Phi_{m,n} \\ \langle f, \Phi_{m,n} \rangle &= \int f(x) \overline{\Phi_{m,n}}(x) dx \end{aligned} \quad (\text{IV.11})$$

$$\Phi_{j,k}(x) = \sum_n h_{n-2k} \cdot \Phi_{j-1,n}(x) \quad (\text{IV.16})$$

De même on peut décomposer la fonction $\psi(x)$ (IV.17) de W_0 sur la base de V_0 :

$$\psi(x) = \sum_{n \in \mathbb{Z}} g_n \cdot \Phi(2x - n) \quad \text{où} \quad g_n = \int \psi(x) \cdot \Phi(2x - n) \cdot dx \quad (\text{IV.17})$$

Les coefficients g_n sont réels et définissent un filtre passe-bande g . De la même façon que ci-dessus, il est possible d'établir la relation (IV.18) :

$$\Psi_{j,k}(x) = \sum g_{n-2k} \cdot \Phi_{j-1,n}(x) \quad (\text{IV.18})$$

En posant $s_{j,k} = \langle f, \Phi_{j,k} \rangle$ et compte tenu des relations (IV.16) et (IV.18), et à l'aide du filtre h , on calcule l'approximation du signal $f(x)$ (IV.20) échantillonné par :

$$s_{j,k}(f(x)) = \sum h_{n-2k} \cdot s_{j-1,n}(f(x)) \quad (\text{IV.19})$$

où $s_{j,k}$ représente le signal échantillonné $f(x)$ à sa résolution d'origine [Mallat, 1987].

De la même manière et à l'aide du filtre g , on calcule les coefficients d'ondelettes (IV.20) définis par :

$$C_{j,k}(f(x)) = \sum g_{n-2k} \cdot s_{j-1,n}(f(x)) \quad (\text{IV.20})$$

Il est donc possible de reconstruire exactement l'approximation du signal car avec la relation (IV.19) :

$$\begin{aligned} \sum s_{j-1,k} \cdot \Phi_{j-1,k} &= \sum_k (s_{j,k} \cdot \Phi_{j,k} + C_{j,k} \cdot \Psi_{j,k}) \\ \sum s_{j-1,k} \cdot \Phi_{j-1,k} &= \sum_k \left(s_{j,k} \cdot \left(\sum_n h_{n-2k} \cdot \Phi_{j-1,n} \right) + C_{j,k} \cdot \left(\sum_n g_{n-2k} \cdot \Phi_{j-1,n} \right) \right) \quad (\text{IV.21}) \end{aligned}$$

d'où :

$$s_{j-1,k} = \sum h_{n-2k} \cdot s_{j,k}(f(x)) + \sum g_{n-2k} \cdot C_{j,k}(f(x))$$

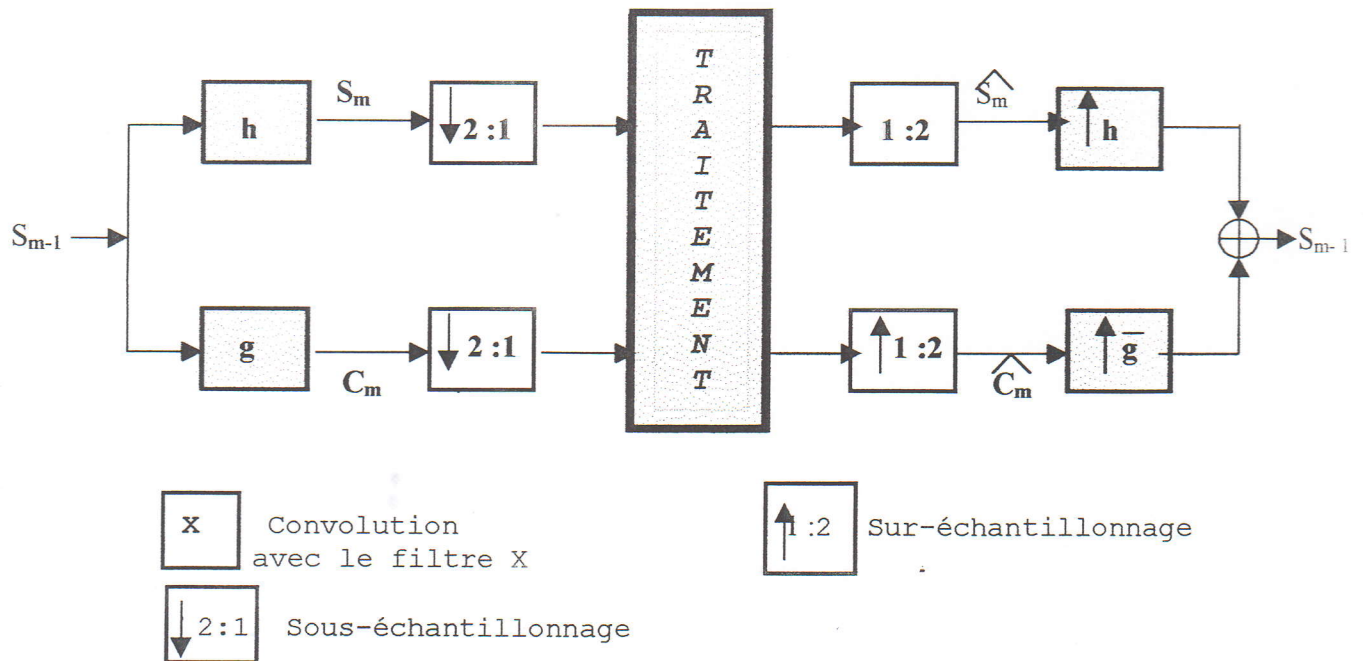


Figure IV.2 Algorithme de Mallat (Cas monodimensionnel)

La figure ci-dessus (cf. figure IV.2) présente le schéma général d'analyse et de synthèse d'un signal monodimensionnel par l'algorithme de Mallat [Mallat, 1987].

III.3 Analyse multirésolution dyadique séparable

La théorie des ondelettes peut être facilement généralisée à une dimension quelconque [Benharrosh, 1998] et notamment au cas $n=2$ pour des applications en traitement des images. Il existe plusieurs méthodes d'extension de la théorie monodimensionnelle.

Dans le cadre de cette étude, on définit une suite de sous espaces $(V_{2^m})_{m \in \mathbb{Z}}$ de $L^2(\mathbb{R}^2)$ et on peut montrer qu'il existe une fonction d'échelle $\Phi(x,y)$ telle que la famille de fonctions $(\Phi_{m,n}(x,y))_{(m,n) \in \mathbb{Z}^2}$ soit une base de $(V_{2^m})_{m \in \mathbb{Z}}$ correspondant. Chaque espace $(V_{2^m})_{m \in \mathbb{Z}}$ se décompose en un produit tensoriel de deux sous espaces identiques de $L^2(\mathbb{R}^2)$:

$$V_{2^m}(x,y) = V_m(x) \otimes V_m(y)$$

On montre que la suite d'espaces $(V_{2^m})_{m \in \mathbb{Z}}$ forme une analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R}^2)$ si et seulement si $(V_m)_{m \in \mathbb{Z}}$ est une analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R})$. La fonction d'échelle $\Phi(x,y)$ s'écrit alors comme le produit de deux fonctions d'échelle monodimensionnelles :

$$\Phi(x,y) = \Phi(x)\Phi(y) \quad (\text{IV.22})$$

où $\Phi(x)$ est la fonction d'échelle monodimensionnelle de $(V_m)_{m \in \mathbb{Z}}$.

L'approximation du signal $f(x,y)$ à la résolution 2^{-m} est alors donnée par la relation :

$$s_m(nx,ny) = \left\langle f(x,y), \Phi_{m,nx}(x) \cdot \Phi_{m,ny}(y) \right\rangle_{(nx,ny) \in \mathbb{Z}^2} \quad (\text{IV.23})$$

Comme dans le cas monodimensionnel, le signal de détail est obtenu par la projection de $f(x,y)$ sur le sous ensemble complémentaire défini par $(W_{2^m})_{m \in \mathbb{Z}}$. [Mallat, 1989] montre ainsi que si $\psi(x)$ est l'ondelette associée à $\Phi(x)$, on peut construire une base de $(W_{2^m})_{m \in \mathbb{Z}}$ en dilatant et en translatant les trois fonctions suivantes :

$$\begin{aligned} \psi^H(x,y) &= \Phi(x)\psi(y) \\ \psi^V(x,y) &= \psi(x)\Phi(y) \\ \psi^D(x,y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned} \quad (\text{IV.24})$$

où $\psi^H(x,y), \psi^V(x,y), \psi^D(x,y)$ sont respectivement les ondelettes permettant le calcul de la différence d'information dans les directions horizontales, verticales et diagonales.

La différence entre deux approximations successives de $f(x,y)$ est alors caractérisée par trois signaux de détails (coefficients en ondelettes) :

$$\begin{aligned} C_m^H(nx,ny) &= \left\langle f(x,y), \Phi_{m,nx}(x) \psi_{m,ny}(y) \right\rangle_{(nx,ny) \in \mathbb{Z}^2} \\ C_m^V(nx,ny) &= \left\langle f(x,y), \psi_{m,nx}(x) \Phi_{m,ny}(y) \right\rangle_{(nx,ny) \in \mathbb{Z}^2} \\ C_m^D(nx,ny) &= \left\langle f(x,y), \psi_{m,nx}(x) \psi_{m,ny}(y) \right\rangle_{(nx,ny) \in \mathbb{Z}^2} \end{aligned} \quad (\text{IV.25})$$

où n_x et n_y désignent respectivement le nombre de lignes et de colonnes.

Les images qui sont traitées dans la pratique sont des signaux échantillonnés. L'image originale, à la résolution 2^0 , est alors appelée $s_0(n_x, n_y)$. Le calcul de l'image $s_m(n_x, n_y)$ à une échelle inférieure 2^{-m} , ainsi que les coefficients d'ondelettes que l'on interprète comme trois images inter-échelles, sont réalisés en effectuant des convolutions à l'aide des filtres h et g (Cf. Figure IV.3).

h et g sont deux filtres à réponse impulsionnelle finie, qui permettent de reconstruire le signal à partir des coefficients en ondelettes de façon numériquement stable et qui maintiennent constant le nombre de données nécessaires pour décrire l'image. Ils sont appliqués de manière indépendante sur les lignes et les colonnes de l'image suivant l'algorithme de Mallat [Mallat, 1987].

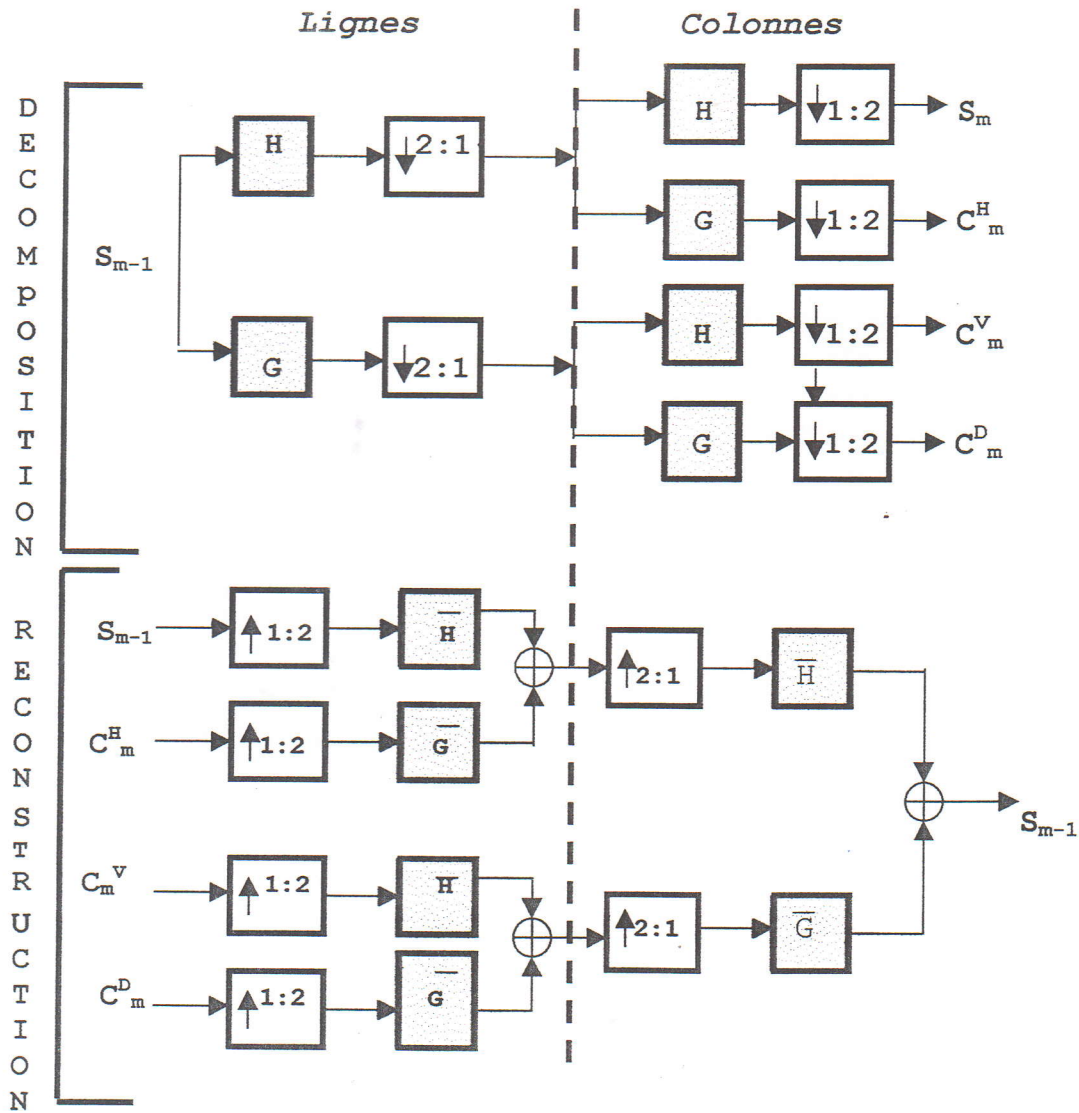


Figure IV.3 Schéma de décomposition/reconstruction multirésolution (Cas bidimensionnel)

- $\downarrow 2:1$ conserver une colonne sur deux.
- $\uparrow 1:2$ conserver une ligne sur deux.
- $\uparrow 2:1$ intercaler une colonne de '0' entre chaque colonne.
- $\uparrow 1:2$ intercaler une ligne de '0' entre chaque ligne.

IV. Théorie des ondelettes [Sévénier, 1994]

Cette théorie parcourt quelques éléments de la transformée en ondelettes; pour mieux appréhender le monde de l'analyse multirésolution.

IV.1 Ondelettes orthogonales

La construction d'ondelettes orthogonales, s'effectue autour de l'analyse multirésolution orthogonale ; où les espaces W_j sont définis comme étant le complément orthogonal de V_j dans V_{j-1} . Par conséquent, tous les espaces W_j , $j \in \mathbb{Z}$ sont mutuellement orthogonaux, les projections P_j et Q_j sont orthogonales et l'expansion;

$$f(x) = \sum_j Q_j f(x) \quad (IV.26)$$

est une expansion orthogonale.

Pour qu'une analyse multirésolution soit orthogonale, une condition suffisante est

$$W_0 \perp V_0 .$$

Le parcours de cette esquisse fait l'objet des ondelettes de Daubechies pour les caractéristiques qu'elles présentent.

1. Ondelettes de Daubechies [sévénier, 1994]

Ces ondelettes dépendent d'un entier $N \geq 1$ qui définit le support des fonctions $\phi(x)$ et $\psi(x)$, à savoir l'intervalle $[0 \dots 2N-1]$ pour générer des ondelettes à support compact selon les fonctions de Haar (annexe A).

A cet effet, une ondelette de Daubechies ayant M moments nuls vérifie l'équation de dilatation (IV.31);

$$\begin{aligned} \phi(x) &= \sqrt{2} \\ \phi(x) &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2M-1} h_{k+1} \phi(2x - k) \\ \psi(x) &= \sqrt{2} \sum_{k=0}^{2M-1} g_{k+1} \phi(2x - k) \end{aligned} \quad (IV.27)$$

et les coefficients h_k et $g_k = (-1)^k h_{-k+1}$ pour $k=1, 2, \dots, 2M$ satisfont les contraintes suivantes ;

✓ **Consistance.** Une condition nécessaire et suffisante pour l'existence d'une solution à l'équation de dilatation est ;

$$\sum_{k=1}^{2M} h_k = \sqrt{2} \tag{IV.28}$$

ce qui entraîne

$$\sum_n h(2n) = \sum_n h(2n + 1) = \sqrt{2} \tag{IV.29}$$

✓ **Orthogonalité.** Les translatées et les dilatées de ϕ et ψ données par :

$$\begin{aligned} \phi_{jk}(x) &= 2^{-j/2} \phi(2^{-j}x - k + 1) \\ \text{et} \\ \phi_{jk}(x) &= 2^{-j/2} \psi(2^{-j}x - k + 1) \end{aligned} \tag{IV.30}$$

forment une famille orthogonale si les coefficients d'échelle satisfont,

$$\sum_{k=1}^{2M} h_k h_{k-2m} = \delta_{0m}, \quad \forall m \tag{IV.31}$$

Cela assure les relations d'orthogonalité,

$$\begin{aligned} \int \phi(x - k)\phi(x - l)dx &= \delta_{kl} \\ \int \psi(x - k)\psi(x - l)dx &= \delta_{kl} \end{aligned} \tag{IV.32}$$

La relation

$$\int \phi(x - k)\psi(x - l)dx = 0 \tag{IV.33}$$

n'est pas une conséquence de cette condition, mais plutôt une définition des g_k .

✓ **Approximation.** La contrainte

$$\sum_{k=1}^{2M} (-1)^k k^m h_{k+1} = 0, \quad m = 0, 1, \dots, M - 1 \tag{IV.34}$$

conduit au résultat que $\psi(x)$ a M moments,

$$\int \psi(x) x^m dx = 0, \quad m=0,1,\dots,M-1. \quad (\text{IV.35})$$

Cela signifie qu'il est possible d'approcher une fonction régulière par combinaisons linéaires d'ondelettes à une échelle α .

✓ Régularité

Le domaine de $\phi(x)$ est $[0, 2M-1]$

Le domaine de $\psi(x)$ est $[-M+1, M]$

Dans ce cas, si on définit $g_k = (-1)^k h_{p-k}$ où p est un entier impair, cela a l'effet de changer le domaine de définition de $\phi(x)$ et les indices non nuls g_k . Ainsi, choisir $p=2M+1$, peut être intéressant, puisque ceci révèle le même domaine de définition pour les fonctions $\psi(x)$ et $\phi(x)$.

D'autres types de filtres sont définis en annexe (annexe A). Dans ce qui suit, notre intérêt portera autour des filtres de Daubechies.

V. Segmentation multirésolution mammaire

La problématique engendrée par l'analyse, est l'extraction d'un ensemble d'informations pertinentes qui rendent compte du contenu spectral du signal ainsi que de son organisation temporelle (ou spatiale).

L'outil traditionnel le plus utilisé, est la transformée de Fourier. Ce procédé n'est cependant pas toujours la façon la plus naturelle pour l'analyse d'un signal. L'analyse de Fourier présente des inconvénients majeurs qui ne permettent pas de dégager à la fois une information sur la structure du signal analysé dans l'espace temporel et dans l'espace spectral.

L'analyse multirésolution remédie à ce problème. Les ondelettes permettent ainsi, d'analyser efficacement des signaux (notre cas, les images) où se combinent des phénomènes localisés dans un espace physique ayant des échelles spectrales très différentes.

V.1 Synoptique général

Les étapes qui naquirent au cours de ce parcours, s'amalgament dans l'organigramme (cf. figure IV.4) ci-dessous ;

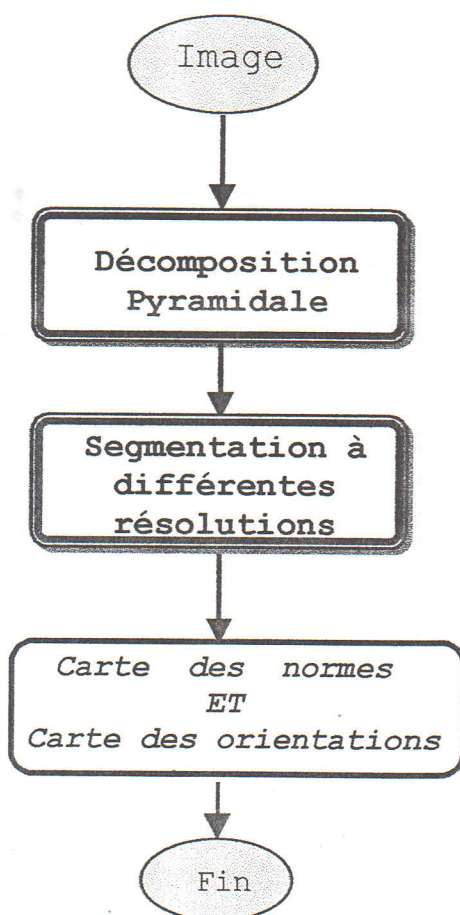


Figure IV.4 Synoptique de la segmentation multirésolution

1. Analyse pyramidale

En premier lieu, une décomposition pyramidale selon Mallat (cf. figure IV.3), est effectuée afin de détecter tous les détails de l'information scénologique.

Les images mammographiques sur lesquelles, l'analyse pyramidale a été appliquée, sont issues de la base de données MIAS et les portions mammaires, de l'institut G. Roussy.

Les portions mammaires en question, apprivoisent des dimensions de 256*256 pixels. Elles présentent respectivement des lésions stellaires à foyer triangulaire, en 'tasse à thé' (effet, ellipsoïdal) et en bâtonnet.

L'aspect algorithmique multirésolution a vu engendrer sa traduction sur machine, en langage C++ ; langage attribué spécifiquement pour les méthodes d'imagerie.

L'aspect technique du processus adopte le cadre fonctionnel qui suit la procédure du lissage construit autour des étapes qui font l'objet de l'approche de Mallat [Mallat, 1987], régentée par les filtres de Daubechies.

Cette décomposition est structurée selon ;

1. une convolution des lignes de l'image initiale avec un filtre à une dimension.
2. une décimation des colonnes en ne retenant qu'une colonne parmi deux
3. une convolution du résultat suivant les colonnes avec un second filtre
4. en dernier lieu, une décimation est appliquée suivant les lignes.

A cet effet, les détails diagonaux sont obtenus par l'application du filtre passe-haut G généré sur les deux directions ; les détails horizontaux sont obtenus par l'application du filtre passe-haut G horizontalement et celle du filtre passe-bas H verticalement. Les détails verticaux sont régentés par l'application horizontale du filtre passe-bas H suivie par la verticale du filtre passe-haut.

L'application du filtre passe-bas H suivant les lignes puis suivant les colonnes, arbore les basses fréquences et correspond à l'image basse résolution [Strickland et al, 1996].

Nous distinguons à cet effet, conformément aux esquisses qui suivent, (cf. figures IV.5.a, IV.5.b et IV.5.c), les approximations de l'image sur trois niveaux ($N=0$, $N=1$ et $N=2$).

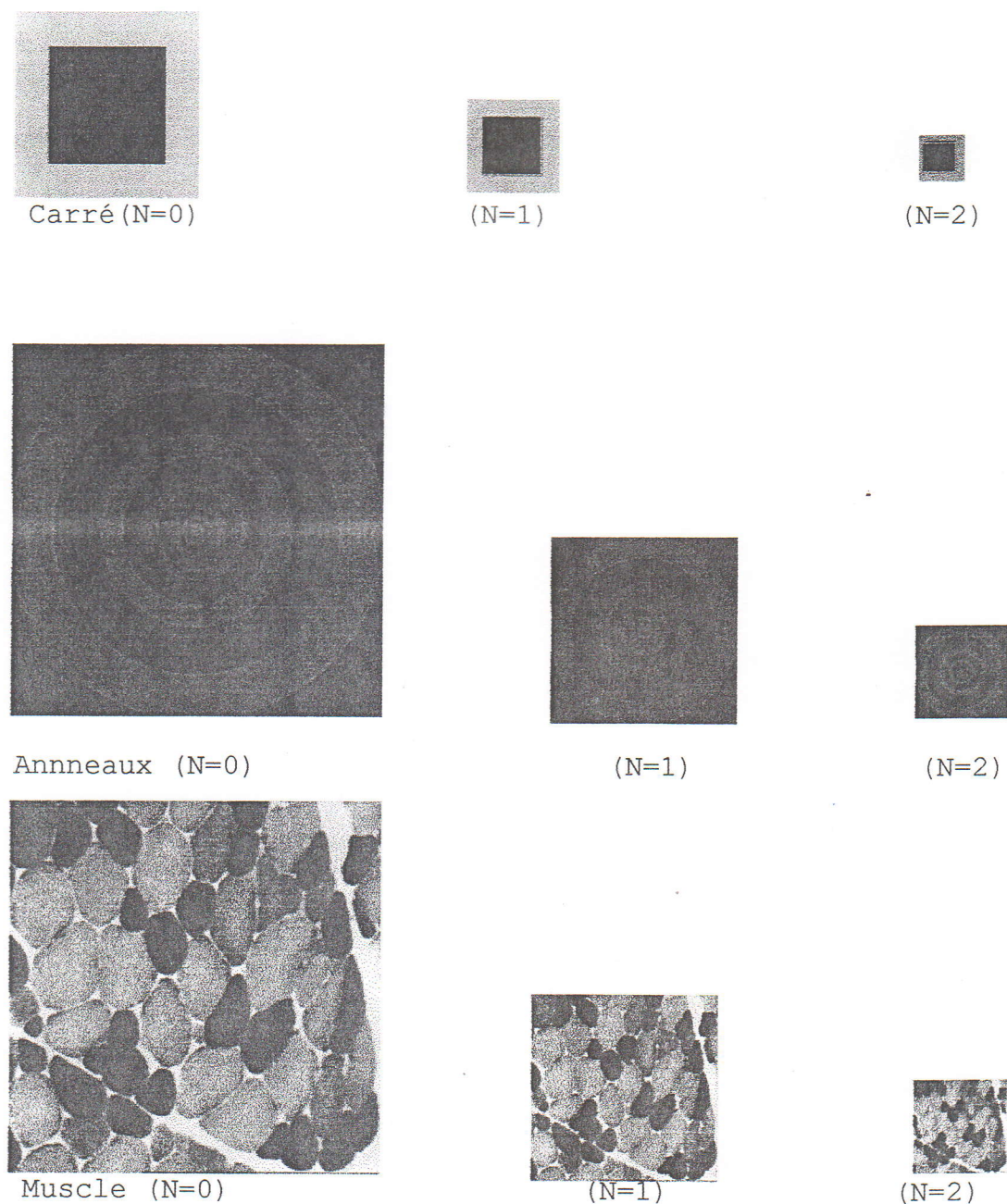


Figure IV.5.a Images standards à l'effigie pyramidale
Selon les filtres de Daubechies

L'étude a été explorée pour les filtres cités plus haut. Les ondelettes de Daubechies induisent des résultats plus fiables pour une reconstruction de l'image avec un taux d'erreur amoindri.

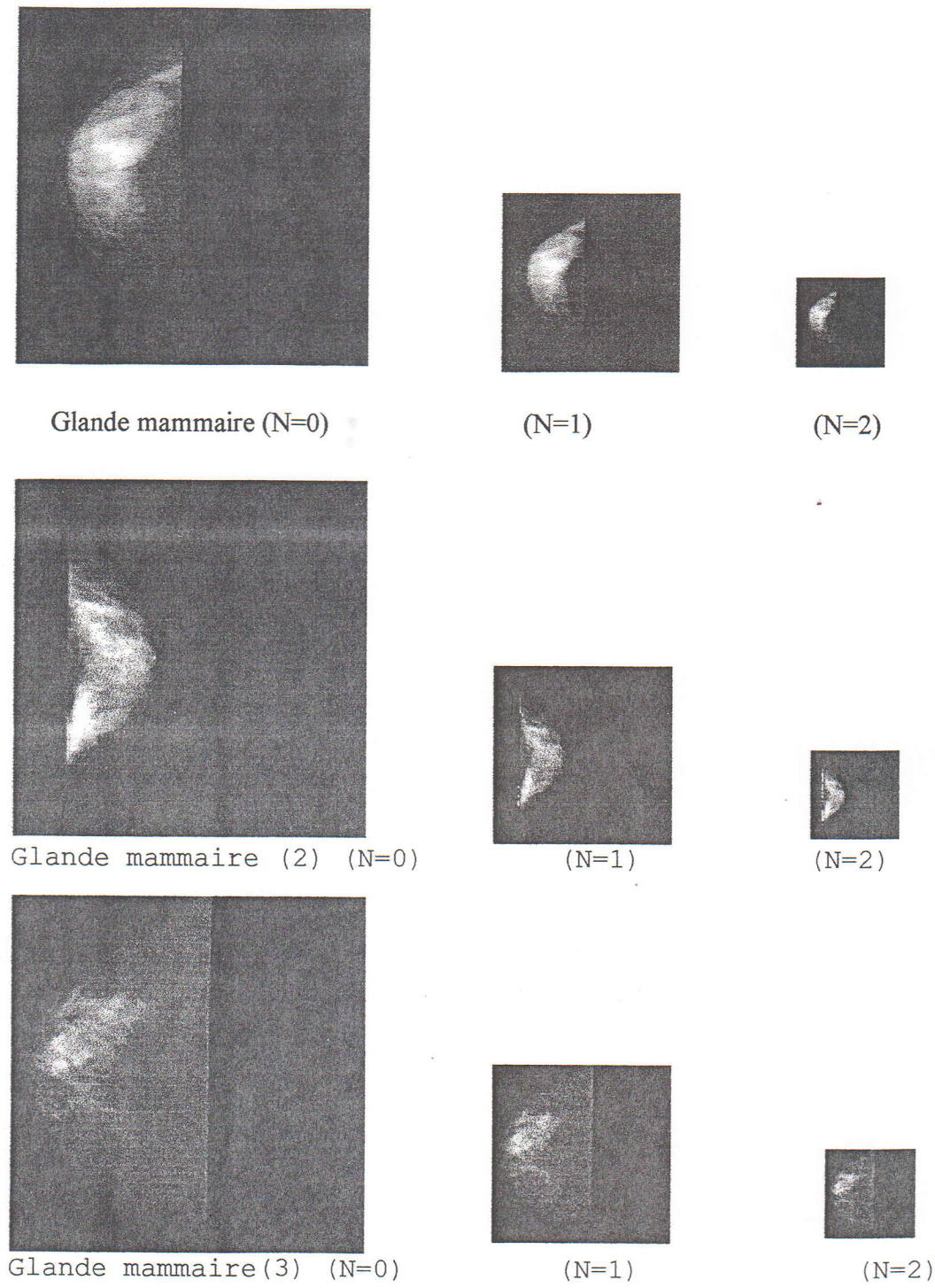
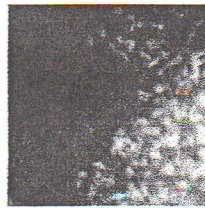


Figure IV.5.b Images mammographiques à l'effigie
Pyramidale selon les filtres de Daubechies



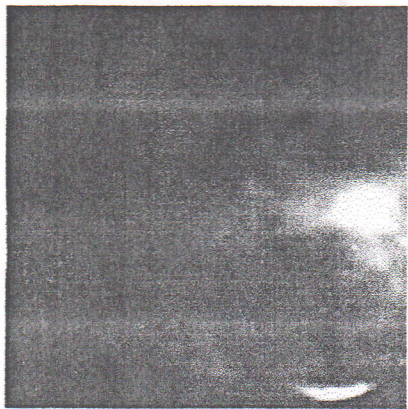
Foyer triangulaire (N=0)



(N=1)



(N=2)



Tasse à thé (N=0)



(N=1)



(N=2)



Bâtonnets (N=0)



(N=1)



(N=2)

Figure IV.5.c Images mammographiques à l'effigie Pyramidale selon les filtres de Daubechies

Selon Liu [liu et al, 1997], l'algorithme de Mallat affine l'information calcifiée.
 L'image de résolution primaire (N=0), permet l'évaluation des lésions visiblement macroscopiques, alors que celle de niveau plus bas, (N=2), régente les lésions faiblement perceptibles.

V.2 Segmentation multirésolution

Cette approche repose sur le système fonctionnel qui obéit au diagramme de la figure ci-dessous ;

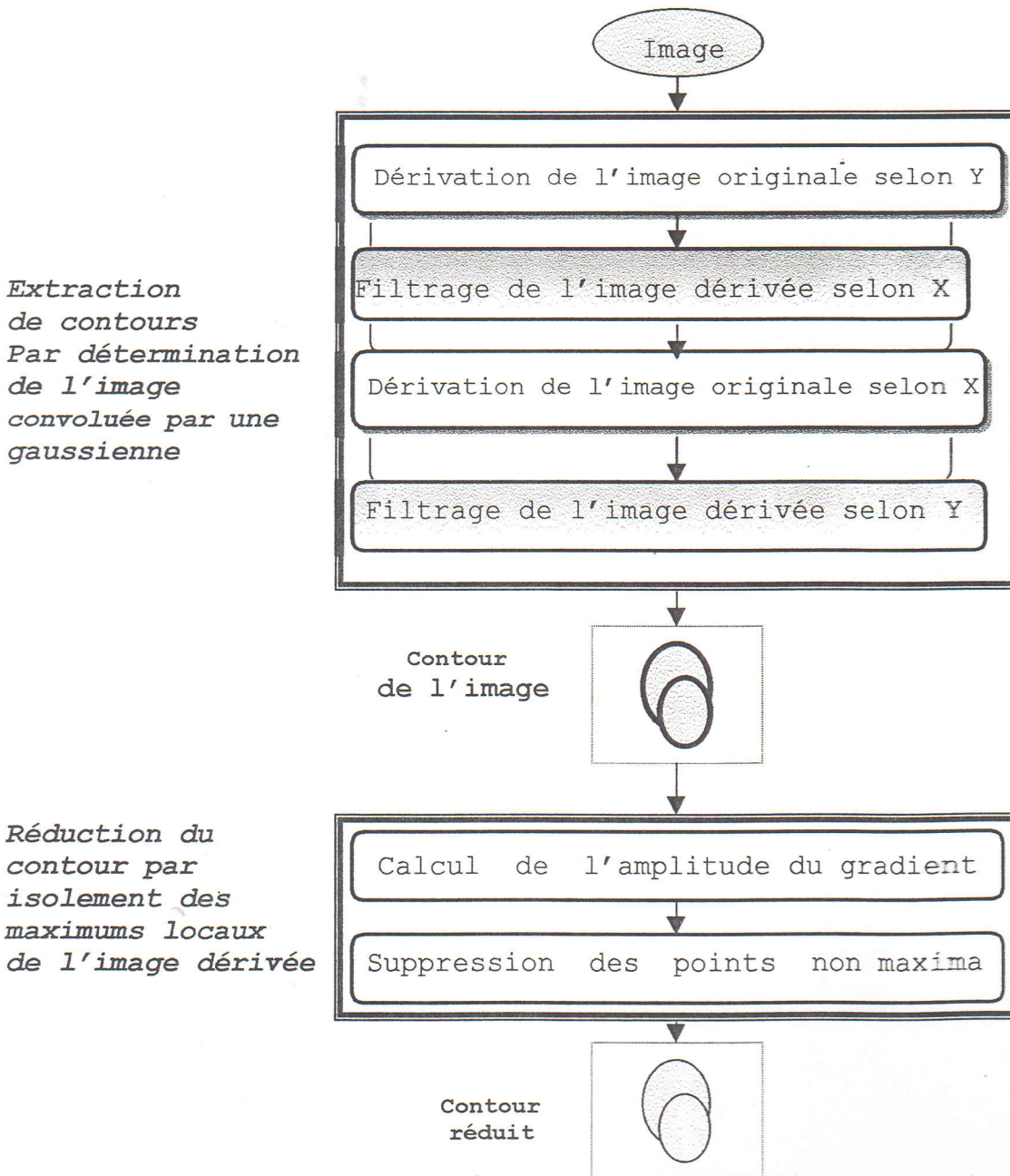


Figure IV.6 Segmentation selon l'approche gradient

L'approche étudiée [Toumazet, 1990] dans le cadre de cette esquisse, repose sur le calcul de la dérivée première, d'où la naissance du gradient.

L'objectif du gradient, est de déterminer la direction suivant laquelle la variation locale des niveaux des gris est la plus accrue ; suivie de l'amplitude de cette variation.

L'extraction des points de contours s'effectue par sélection des points de norme de gradient élevée, selon les étapes qui suivent ;

1. Calcul de la norme du gradient

Ce calcul s'effectue en parcourant la relation ci-dessous ;

$$N(x, y) = (G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2)^{1/2}$$

où

$G_x(x, y)$ est le gradient de l'image au point (x, y) .

2. Sélection des points de fort gradient

Ces points sont prédéterminés de telle sorte qu'ils excèdent un seuil fixé a priori.

$$N(x, y) > S \quad S : \text{seuil fixé a priori.}$$

Cette étude a fait l'objet de l'approche de Canny [Benblidia, 1993], dont l'intérêt revête les discontinuités correspondant à une fonction de Heavyside convoluée avec un bruit blanc.

Cet opérateur qui dérive une image avec une gaussienne, parcourt les étapes du diagramme esquissé par la figure IV.7.

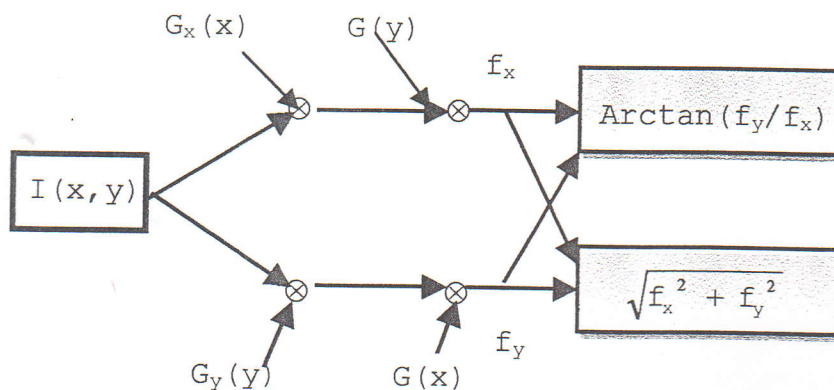


Figure IV .7 Algorithme de dérivation d'une image convoluée par une gaussienne

Le filtre gaussien représente un filtre linéaire parmi les plus courants, puisqu'il converge le plus étroitement vers les scènes naturelles.

La gaussienne est définie par ;

$$G(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma * \sigma}\right) \quad (\text{IV.36})$$

La dérivée de l'image I filtrée équivaut à ;

$$\begin{aligned} \nabla f &= \nabla(G \otimes I) = f_x + f_y \\ &= \nabla(G_x \otimes I) + (G_y \otimes I) \end{aligned} \quad I(x, y), \text{ image.}$$

Les dérivées partielles de la courbe de Gauss sont engendrées par ;

$$\begin{aligned} G_x(x, y) &= -\frac{x}{\sqrt{2\pi\sigma^3}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma * \sigma}\right) \\ G_y(x, y) &= -\frac{y}{\sqrt{2\pi\sigma^3}} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma * \sigma}\right) \end{aligned} \quad (\text{IV.37})$$

Les filtres étant séparables, les convolutions selon x et y, seront réalisées séparément au gré des formulations suivantes ;

$$\begin{aligned} G_x(x, y) &= G_x(x) \otimes G(y) \\ G_y(x, y) &= G_y(y) \otimes G(x) \end{aligned} \quad (\text{IV.38})$$

d'où ;

$$\begin{aligned} f_x &= G_x(x) \otimes G(y) \otimes I \\ f_y &= G_y(y) \otimes G(x) \otimes I \end{aligned} \quad (\text{IV.39})$$

La direction et l'amplitude requièrent les relations ci-dessous ;

$$\begin{aligned} A &= \sqrt{f_x^2 + f_y^2} \\ \text{Dir} &= \text{Arc tan}(f_y / f_x) \end{aligned} \quad (\text{IV.40})$$

On joue sur la sensibilité de l'opérateur au bruit en faisant varier la variable σ de la courbe de Gauss. Notons que plus ce paramètre est grand, plus les contours s'adoucissent et donc perdent en finesse dans les détails.

Cette technique est contestée lorsque la norme du gradient aux points de contours, varie considérablement.

En effet, il n'existe pas alors de seuil s permettant l'obtention des vrais points de contours sans sélectionner aussi ceux dus au bruit.

Un moyen de lever cette difficulté, est d'extraire non pas les points de norme de gradient élevé, mais les extrêmes locaux de la norme du gradient.

Ceci fait l'objet de la méthode où les maximums locaux de l'image dérivée sont isolés, afin de déterminer les points exacts de contours, pour les réduire à une courbe à un seul pixel d'épaisseur.

La suppression des points non maximums, se décline par le procédé suivant;

Pour chaque point $A(x,y)$ (carte des gradients), on détermine les points adjacents $A(x_1,y_1)$ et $A(x_2,y_2)$; qui se trouvent dans la direction du gradient ($Dir(x,y)$, carte des directions).

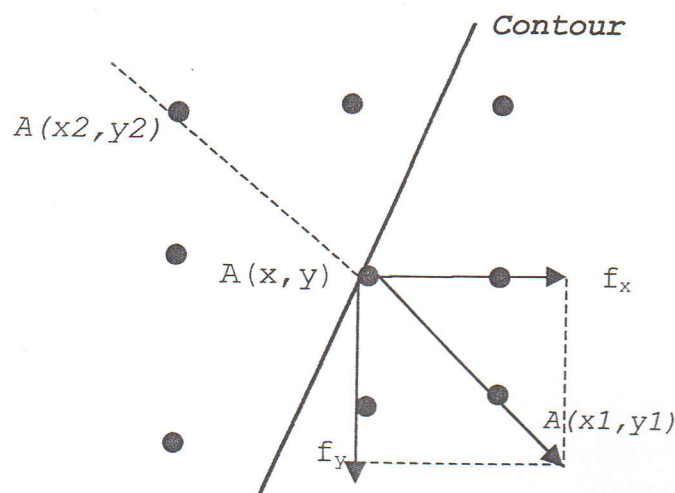


Figure IV.8 Points utilisés dans l'algorithme de suppression des points non maximums

Pour chaque point $A(x,y)$, on détermine les points adjacents qui se trouvent dans la direction du gradient comme illustré dans la figure IV.8. Soient $A(x_1,y_1)$ et $A(x_2,y_2)$ ces points.

L'algorithme est très simple; si $A(x,y)$ est supérieur à la fois à $A(x_1,y_1)$ et à $A(x_2,y_2)$, alors $A(x,y)$ est conservé, sinon $A(x,y)$ est mis à 0.

L'approche arborée, décline la carte des amplitudes et des directions au gré d'images standards et mammographiques, selon trois octaves.(cf. figures IV.9, IV.10, IV.11, IV.12, IV.13 et IV.14).

La convolution s'effectue autour d'un masque carré, dont les coefficients sont les éléments discrétisés de la gaussienne. Comme le masque est de taille $n+1*n+1$ finie et que la courbe de Gauss est définie de moins l'infini à plus l'infini, il est nécessaire d'en prendre une portion finie.

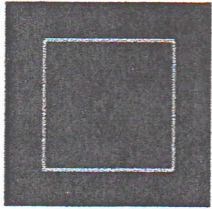
Pour une largeur de 4σ , la courbe gaussienne est à 95% et pour 6σ , elle correspond à 99.9%. Pour l'obtention donc d'une bonne approximation, on doit choisir un masque de taille N égale à au moins 4σ [Toumazet, 1990].

L'étude engendrée par la segmentation multirésolution, use d'un filtre; qui adopte une valeur impaire de 5.

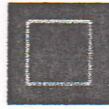
La détection de contours, est appréhendée avec suppression des non maximums locaux, pour bannir l'effet frontière dû au bruit.

La partition multi-octaves, définit la norme et la direction des lésions stellaires, dans le souci de pouvoir distinguer l'aspect pathologique.

Celui-ci indique une orientation des pixels aléatoire, ainsi qu'une amplitude accrue; au contraire de l'aspect non scénologique, qui révèle une orientation tangible à chaque pixel, par conséquent, une distribution linéaire des niveaux de gris.



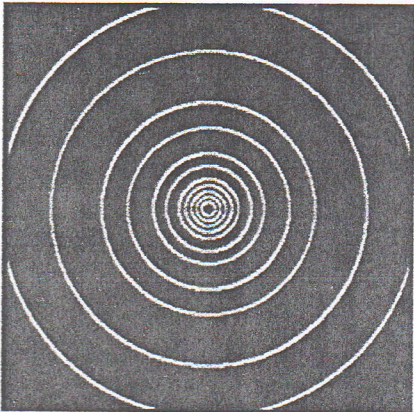
Carré (N=0)



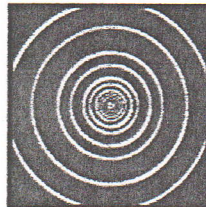
(N=1)



(N=2)



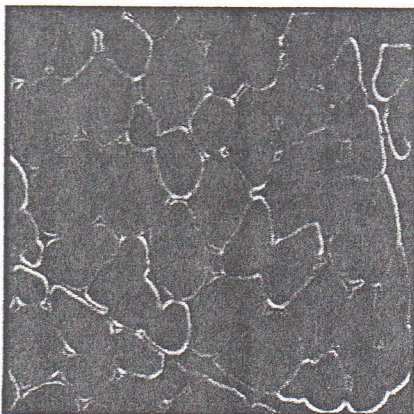
Anneaux (N=0)



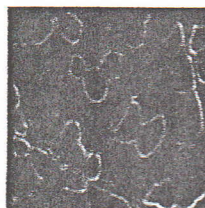
(N=1)



(N=2)



Muscle (N=0)



(N=1)



(N=2)

Figure IV.9 Carte des amplitudes à l'effigie d'images standards

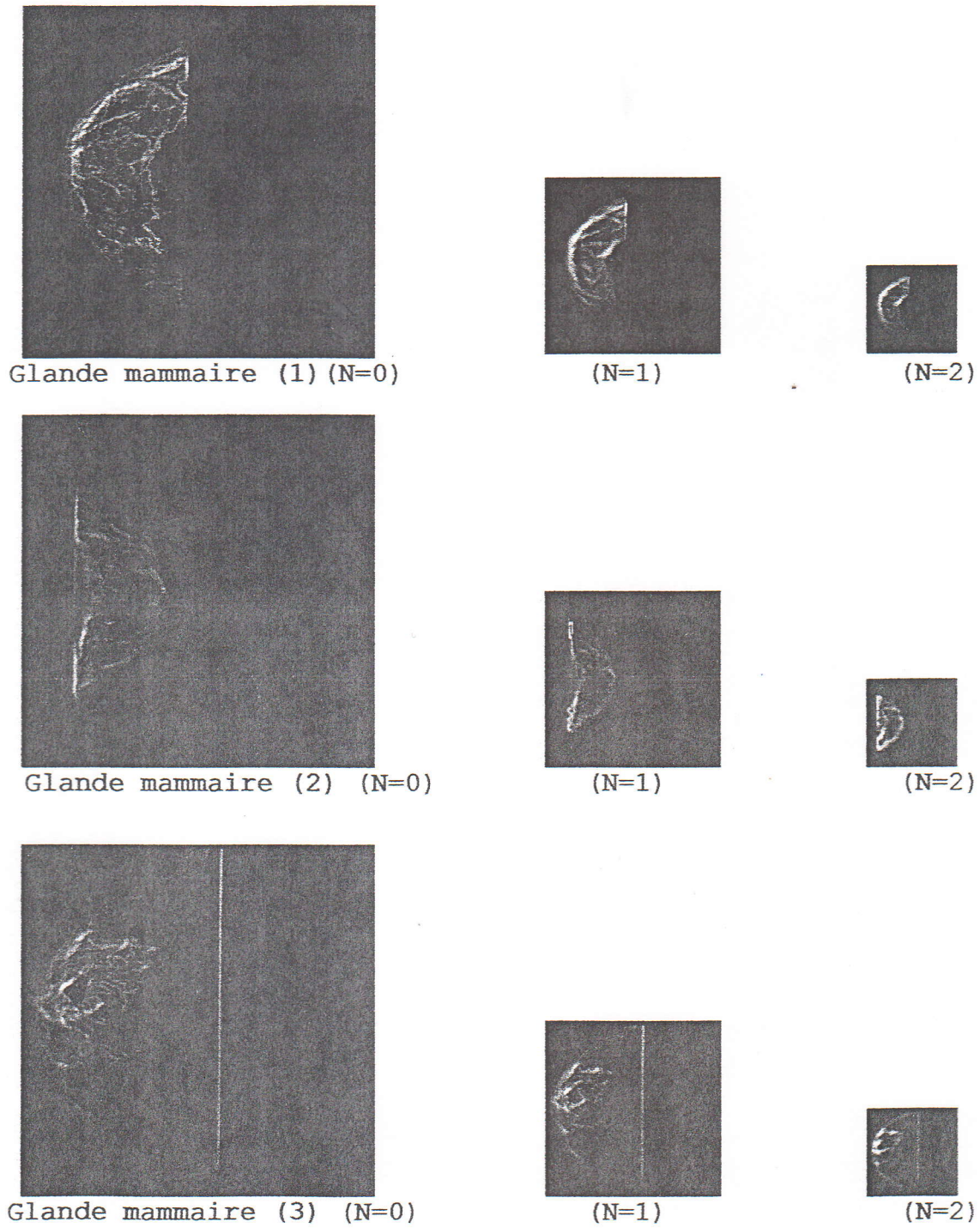


Figure IV.10 Carte des amplitudes à l'effigie d'images mammographiques

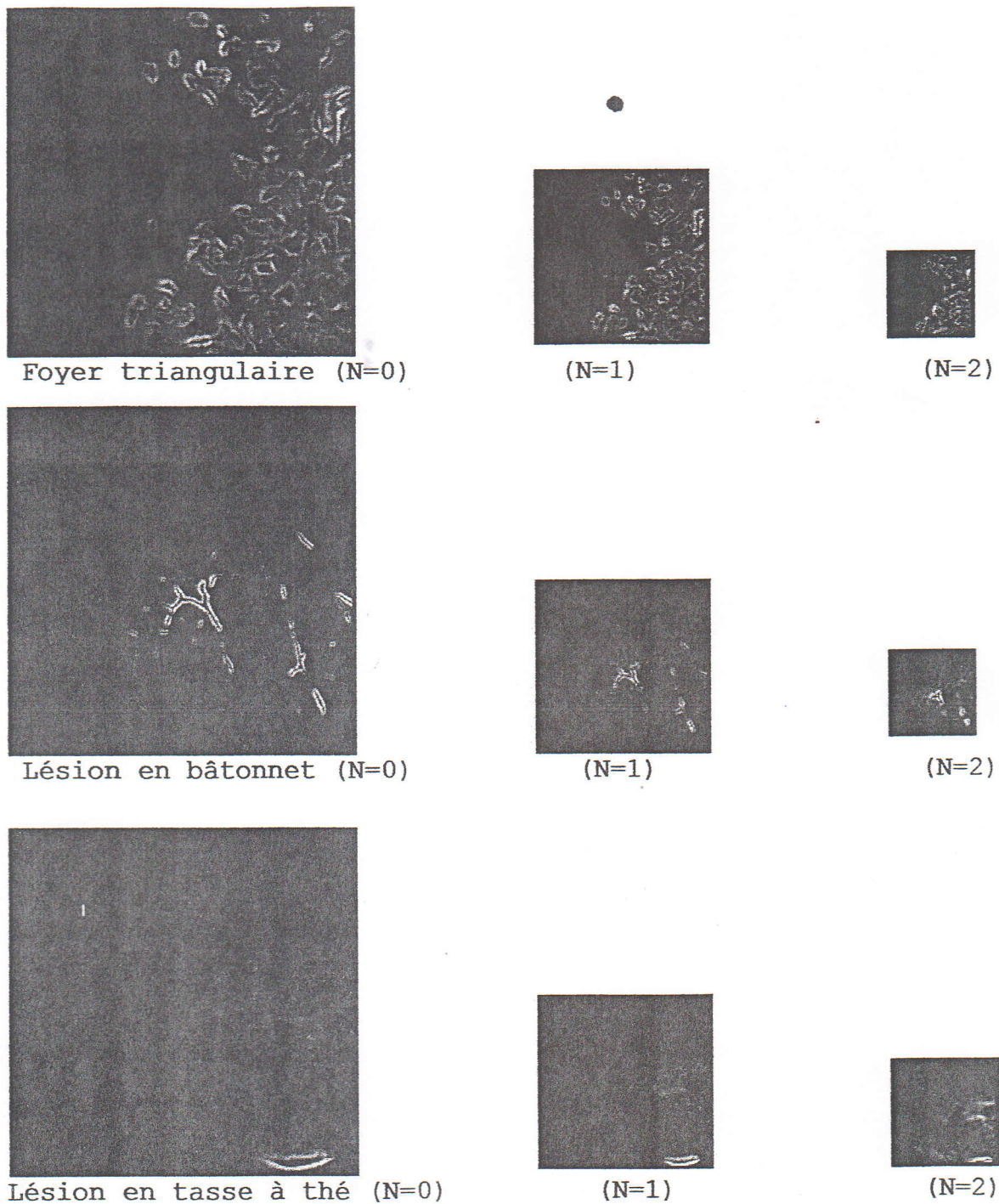


Figure IV.11

Carte des amplitudes à l'effigie d'images mammographiques

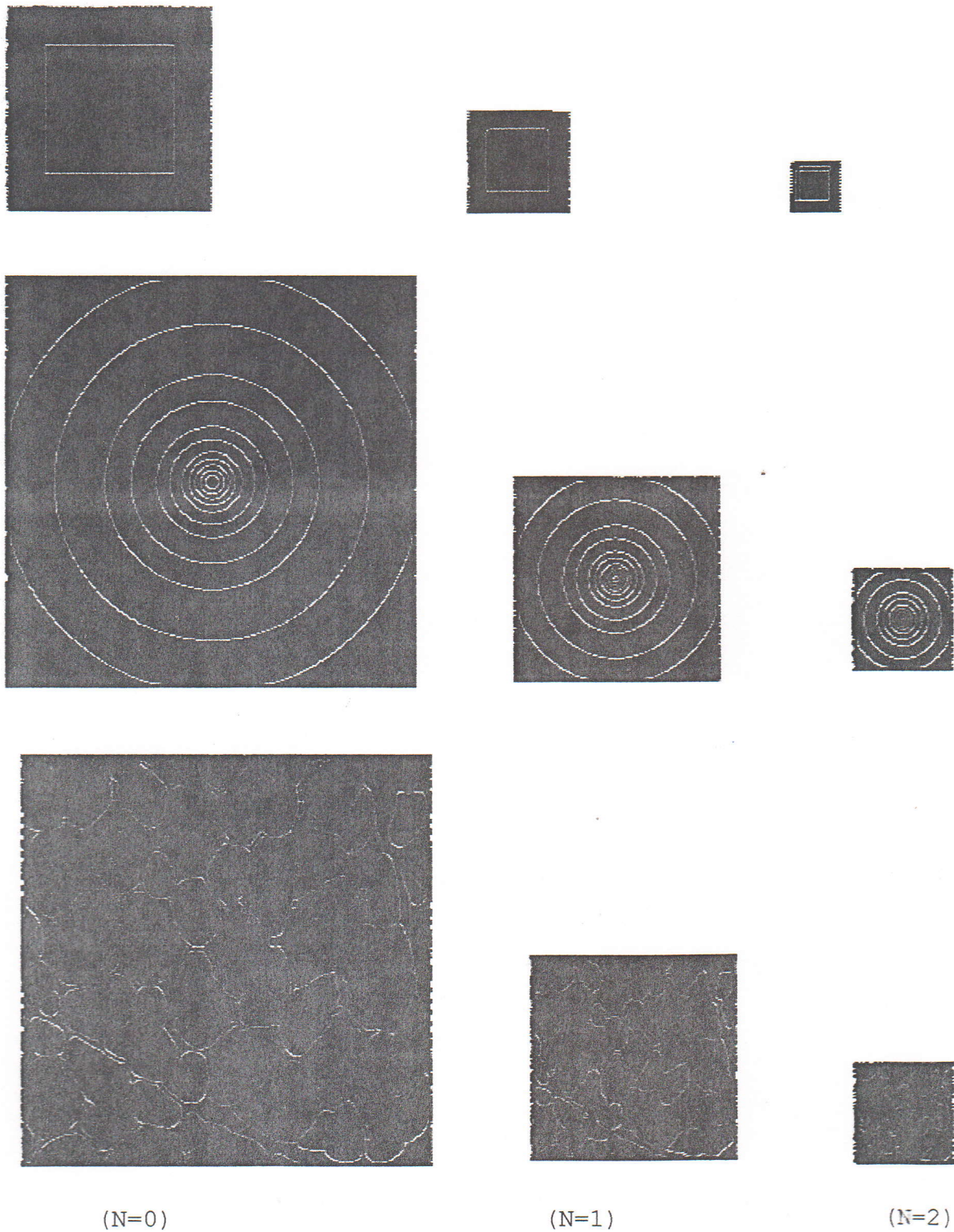


Figure IV.12 Carte des directions à l'effigie des images standards

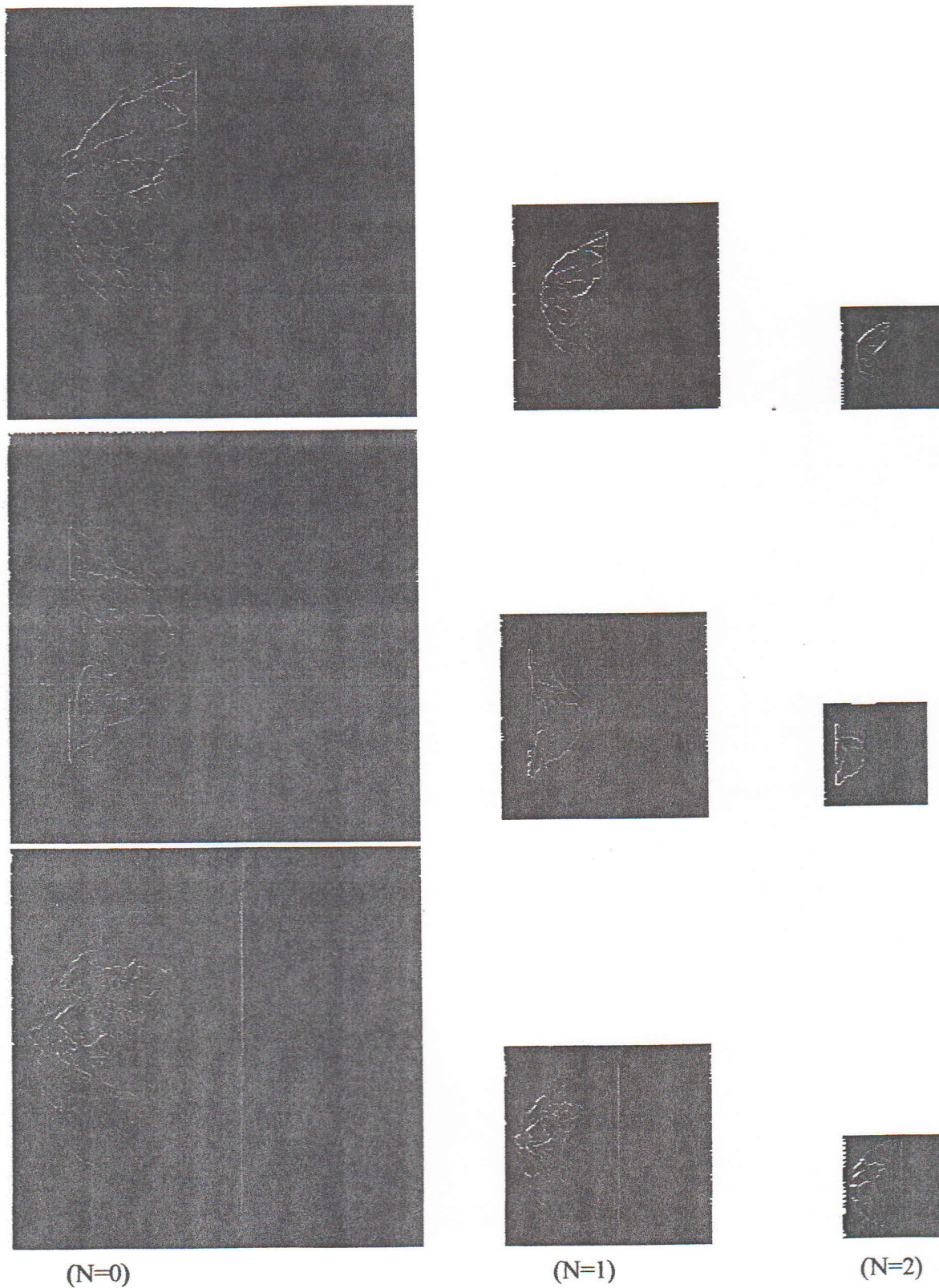


Figure IV.13 Carte des directions à l'effigie des images mammaires

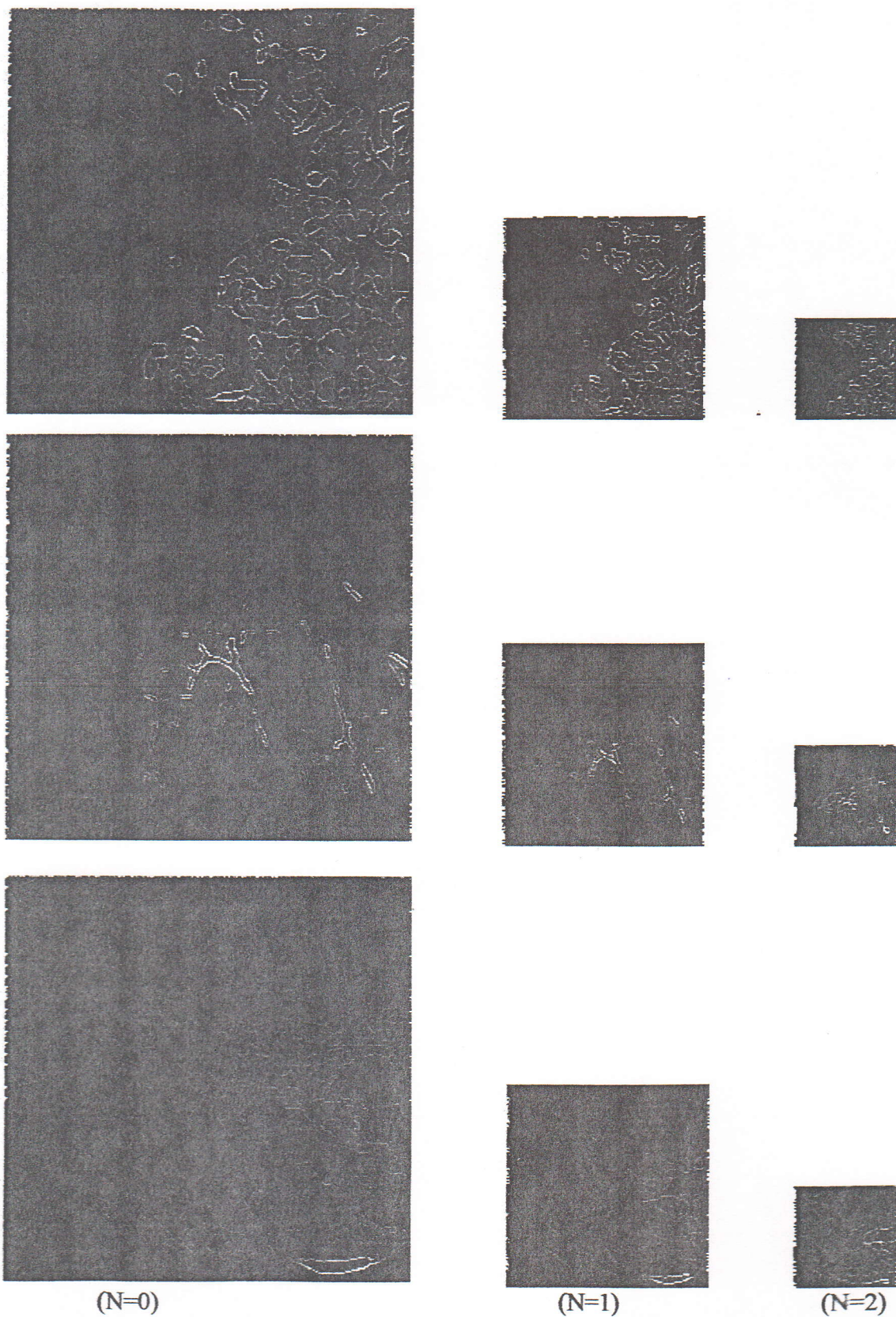


Figure IV.14 Carte des directions à l'effigie des images mammaires

VII. Système d'aide au diagnostic mammaire

La généralisation du dépistage du cancer mammaire, qu'il soit du dépistage individuel ou du dépistage de masse organisé, amène à découvrir beaucoup d'anomalies purement radiologiques; parmi lesquelles, les calcifications. Elles peuvent être découvertes à l'occasion d'une anomalie clinique, ou associées à une autre anomalie radiologique à type d'opacité plus ou moins évocatrice de carcinome (tumeur maligne), comme c'est le cas des glandes mammaires rencontrées dans la base de données MIAS (le cas de notre étude).

La mammographie a jusqu'à présent été la pierre angulaire, pour diagnostiquer les différentes affections scénologiques. Néanmoins, le dépistage précoce de certaines calcifications, nécessite un diagnostic plus précis. C'est à cet effet, que la fusion des techniques développées dans le contexte de cette étude, permet de mieux apprécier la nature scénologique, créant ainsi un système de radiodiagnostic (cf. figure IV. 15), nécessaire à un dépistage précoce des calcifications. Le radiologiste pourra ainsi, affiner sa décision dans un but thérapeutique.

Le système en question, effectuée en premier lieu, un prétraitement confiné par un filtrage gaussien pour l'élimination de certains artefacts nés au cours de la diffusion des rayons 'X'. L'image ainsi obtenue, subit une décomposition pyramidale selon l'algorithme de Mallat (cf. figure IV.3) au gré des filtres de Daubechies, pour n'omettre aucun détail de l'information [strickland et al, 1996]. Nous atteignons ainsi, les approximations de l'image sur trois niveaux, afin d'extraire le signal au gré de toutes ses dimensions (cf. figure IV.5.b).

La glande mammaire, élément fonctionnel du buste, comprend trois ordres de matériaux: la graisse dont la basse atténuation crée le contraste radiologique, les éléments glandulaires et conjonctifs de densité hydrique et les calcifications.

Partitionner l'image, pour n'obtenir que les régions calcifiées, tel est notre objectif après le filtrage pyramidal.

Deux approches sont étudiées à cet égard; il s'agit dans un prime abord, d'une segmentation en croissance de régions selon la technique de Rangayyan (chap III, P. IV.1); où l'image subit une segmentation selon un critère de croissance (III.20) pour engendrer les régions galactophoriques au gré d'une tolérance tangible aux caractéristiques dimensionnelles des tumeurs. Le regroupement itératif génère ainsi, une image segmentée en régions connexes (cf. figures III.6 et IV.16). L'homogénéité est établie autour de la distribution spatiale des niveaux de gris.

La seconde approche résulte d'une corrélation d'histogrammes locaux (chap III, P. IV.2), permettant à cet effet, sous l'égide de trois paramètres choisis en totale cohérence (seuil de corrélation $Sc=0.8$, fenêtre $T=3$ et écart-type $\sigma=3$) d'analyser les textures mammaires selon une mesure de dissemblance sur les histogrammes, arborant ainsi, une partition de régions étiquetées (cf. figures III.10, IV.17.a, IV.17.b et IV.17.c).

Dans un autre contexte, à partir de l'approche multirésolution, les attributs dérivatifs sont extraits selon une convolution de l'image par une gaussienne (cf. figure IV.6) induisant ainsi, la direction et l'amplitude de la variation locale des niveaux de gris. Cette étude révèle une orientation des pixels aléatoire et une magnitude accrue pour un aspect malin, au contraire de l'aspect non oncologique, qui génère une distribution linéaire des niveaux de gris et une faible magnitude (cf. figures IV.10 et IV.13).

En fin de parcours, une morphométrie est adoptée sur les régions extraites à chaque niveau de résolution (trois niveaux), pour l'évaluation du taux de rugosité engendré par la diffusion des calcifications (Tableaux, III.2, III.4, III.5.c, III.5.d, IV.1, IV.2 et IV.3).

Une mensuration étiologique est alors déterminée, reflétant dans ce cadre, une aide technico-pathologique.

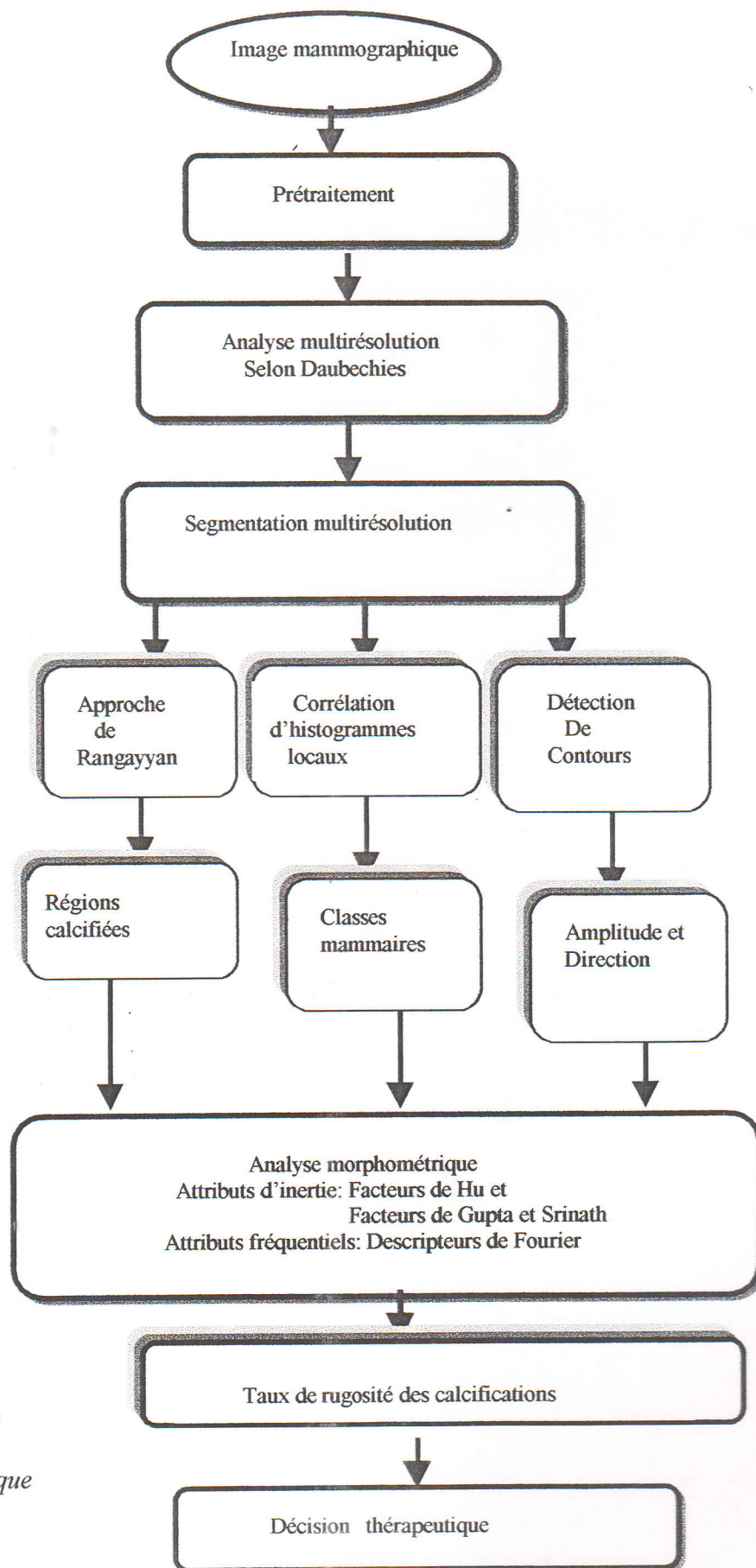


Figure IV.15
Système d'aide
au diagnostic
mammographique

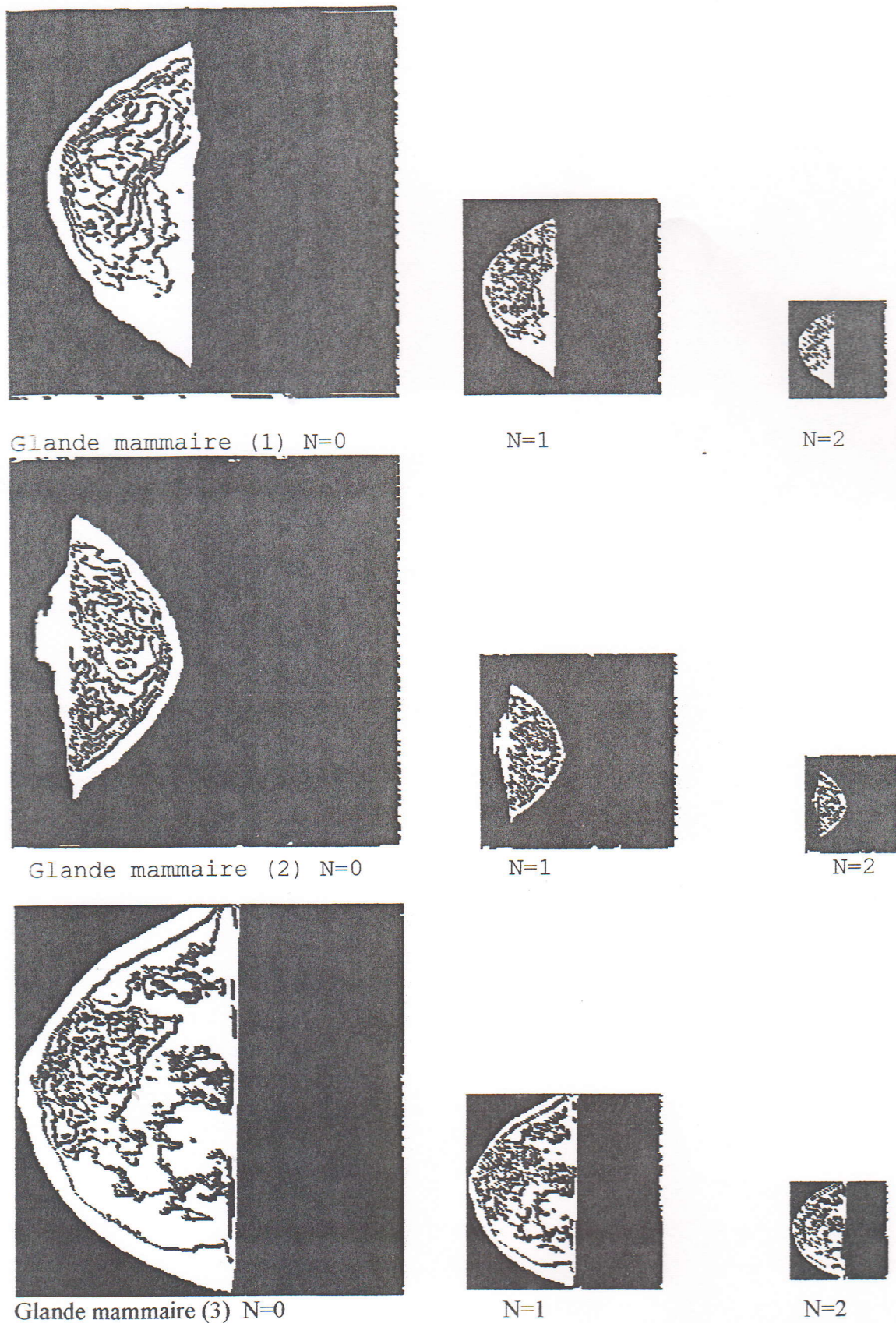
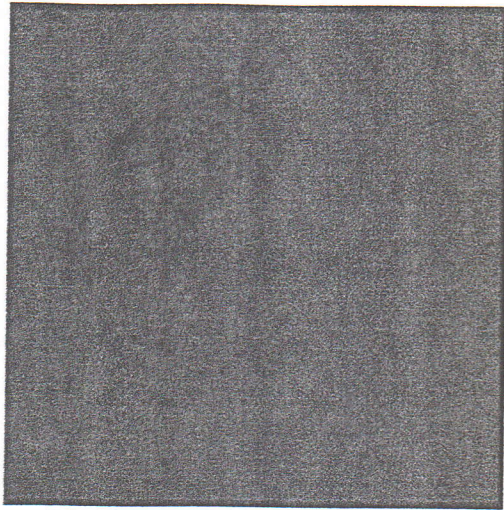


Figure IV.16 Régions calcifiées obtenues sur trois niveaux de résolution pour une tolérance de 0.17

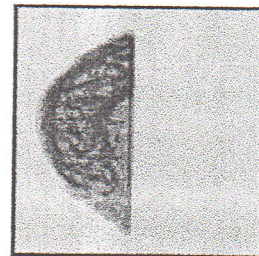
Image des normes

Image segmentée



Glande mammaire (1) N = 0

N=0



N=1

N=1



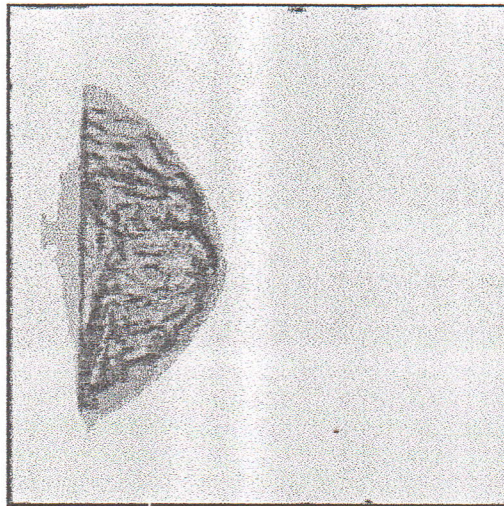
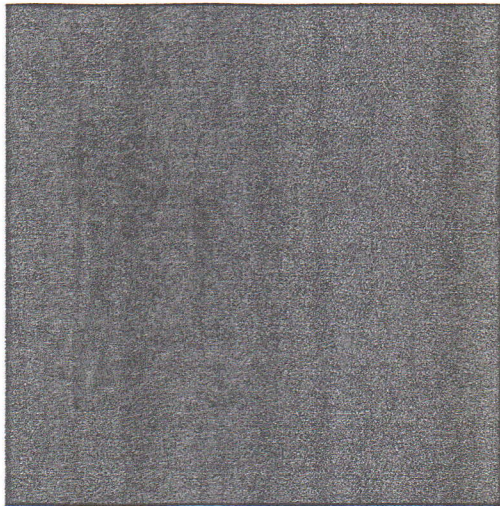
N=2

N=2

Figure IV.17.a Classes mammaires obtenues sur trois niveaux de résolution (Sc=0.8, T=3 et $\sigma=3$)

Image des normes

Image segmentée

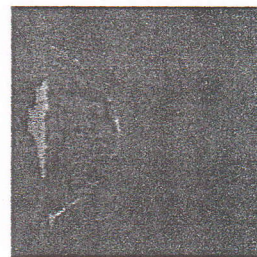


Glande mammaire (2) N=0

N=0



N=1



N=1



N=2

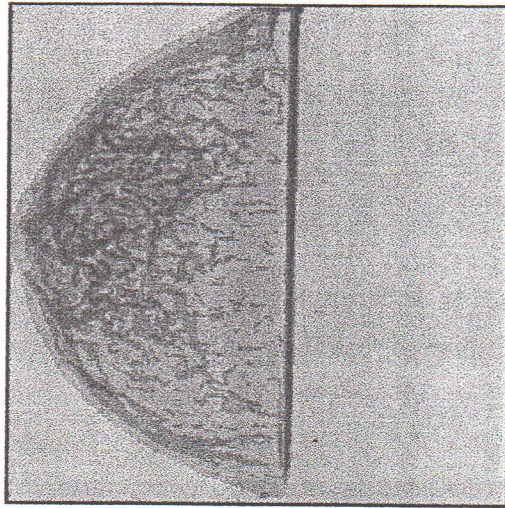
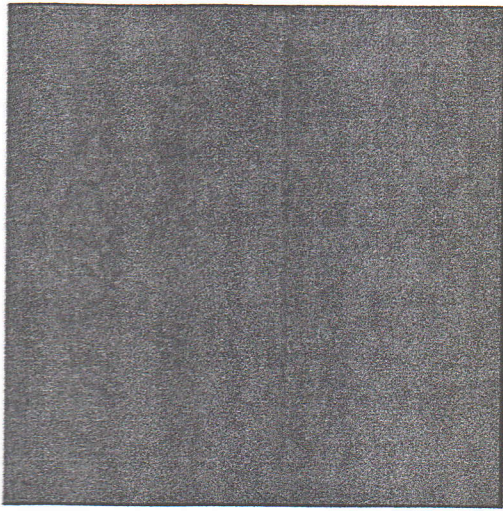


N=2

Figure IV.17.b Classes mammaires obtenues sur trois niveaux de résolution (Sc=0.8, T=3 et $\sigma=3$)

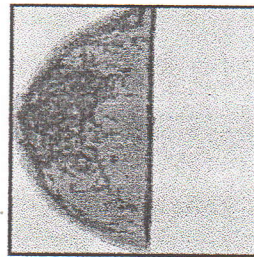
Image des normes

Image segmentée



Glande mammaire (3) N=0

N=0



N=1

N=1



N=2

N=2

Figure IV.17.c Classes mammaires obtenues sur trois niveaux de résolution (Sc=0.8, T=3 et $\sigma=3$)

Glande Mammaire (1)	Ψ_1	Ψ_2	Ψ_3	Ψ_4	Ψ_5	Ψ_6	Moyenne sur Ψ_i
Niveau N=0	1.000	0.991837	0.726039	0.447022	0.705544	0.471748	0.7236983
Niveau N=1	1.000	0.990774	0.772997	0.448951	0.716856	0.453554	0.730522
Niveau N=2	1.000	0.989643	0.784417	0.460919	0.733060	0.446321	0.7357266

Tableau IV.1.a Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie de la glande primaire sur trois niveaux de résolution

Glande Mammaire (2)	Ψ_1	Ψ_2	Ψ_3	Ψ_4	Ψ_5	Ψ_6	Moyenne sur Ψ_i
Niveau N=0	1.000	0.983749	0.816656	0.507133	0.743817	0.449020	0.7500625
Niveau N=1	1.000	0.984283	0.824498	0.500762	0.742358	0.445078	0.7494965
Niveau N=2	1.000	0.983992	0.844677	0.494049	0.747255	0.433304	0.7505461

Tableau IV.1.b Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie de la glande secondaire sur trois niveaux de résolution

Glande Mammaire (3)	Ψ_1	Ψ_2	Ψ_3	Ψ_4	Ψ_5	Ψ_6	Moyenne sur Ψ_i
Niveau N=0	1.000	0.994434	0.669259	0.382919	0.663078	0.511972	0.7036103
Niveau N=1	1.000	0.993000	0.712967	0.411608	0.685848	0.563508	0.7278218
Niveau N=2	1.000	0.991819	0.750947	0.418509	0.695815	0.505798	0.727148

Tableau IV.1.c Descripteurs normalisés de Hu à l'effigie de la glande tertiaire sur trois niveaux de résolution

Glande mammaire (1)	$F_1 (F'_1)$	F_2	F_3	F'_2	F'_3	$F'_3 - F'_1$
Niveau N=0	0.814513	2.137055	5.726976	1.006459	1.260026	0.445513
Niveau N=1	0.806070	2.287317	6.703403	1.026472	1.297019	0.490950
Niveau N=2	0.842957	2.298818	6.518967	1.081804	1.346945	0.503989

Tableau IV.2.a Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie de la glande primaire sur trois niveaux de résolution

Glande mammaire (2)	$F_1 (F'_1)$	F_2	F_3	F'_2	F'_3	$F'_3 - F'_1$
Niveau N=0	0.904387	2.686690	9.002634	1.205835	1.567588	0.663202
Niveau N=1	0.951700	2.306952	6.135440	1.221162	1.497826	0.546126
Niveau N=2	0.860377	1.796553	3.688327	1.014846	1.192328	0.331952

Tableau IV.2.b Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie de la glande secondaire sur trois niveaux de résolution

Glande mammaire (3)	$F_1 (F'_1)$	F_2	F_3	F'_2	F'_3	$F'_3 - F'_1$
Niveau N=0	0.707667	1.741984	3.270322	0.817548	0.982819	0.275153
Niveau N=1	0.726872	0.890609	4.498445	0.862659	1.045527	0.318655
Niveau N=2	0.739223	1.853718	4.280642	0.890609	1.076567	0.337344

Tableau IV.2.c Facteurs de Gupta et Srinath à l'effigie de la glande tertiaire sur trois niveaux de résolution

Coefficient du descripteur n	Glande mammaire (1)	Facteur de Fourier normalisé et invariant Sn
5	Niveau N=0	0.260422
5	Niveau N=1	0.230979
5	Niveau N=2	0.251779

Tableau IV.3.a Descripteurs de Fourier à l'effigie mammaire de la glande primaire sur trois niveaux de résolution

Coefficient du descripteur n	Glande mammaire (2)	Facteur de Fourier normalisé et invariant Sn
5	Niveau N=0	0.281769
5	Niveau N=1	0.362687
5	Niveau N=2	0.323264

Tableau IV.3.b Descripteurs de Fourier à l'effigie mammaire de la glande secondaire sur trois niveaux de résolution

Coefficient du descripteur n	Glande mammaire (3)	Facteur de Fourier normalisé et invariant Sn
5	Niveau N=0	0.219103
5	Niveau N=1	0.224291
5	Niveau N=2	0.226218

Tableau IV.3.c Descripteurs de Fourier à l'effigie de la glande tertiaire sur trois niveaux de résolution

Commentaire

Une mensuration étiologique parcourue selon les attributs d'inertie (descripteurs de Hu et facteurs de Gupta et Srinath) et les attributs fréquentiels (primitives de Fourier), indique la densité de masse (cf. tableaux IV.1) et le taux de diffusion des calcifications à chaque niveau de résolution (cf. tableaux IV.2 et IV.3).

Nous distinguons ainsi, les calcifications perceptibles à l'octave primaire, les faiblement perçues à l'octave secondaire et les moins discernables, à la plus basse résolution.

En conclusion

Le terme de 'calcifications', prononcé après une mammographie de dépistage, est le plus anxiogène, car il comporte un risque de cancer. Ces constituants méritent alors une étude approfondie afin d'analyser leur aspect et d'en déduire une conduite diagnostique. C'est à cet égard, que le système d'aide au diagnostic mammaire est développé.

Il permet dans ce contexte, de ne recueillir grâce à une segmentation de l'image (approche de Rangayyan et classification automatisée); que ces calcifications pour leur faire subir à différents niveaux de résolution, une reconnaissance de forme ou analyse morphométrique.

Chaque type de calcifications, se trouve alors, décelé et quantifié. Le radiologiste peut alors décider de la thérapie à administrer.

Epilogue et perspectives

« Mieux vaut se mettre sérieusement à quelque chose de médiocre que de rêver éternellement au parfait »

'P.Palau'

IL ressort de l'étude fondée par le présent contexte, que les descripteurs mathématiques vus dans le cadre d'un système orthogonal, ou en aparté de cette caractéristique, permettent d'apprécier les lésions mammaires, en interférant par la nature de la cellule.

Les primitives de Gupta et Srinath ainsi que celles de Fourier, améliorent la connaissance histologique en évaluant le taux de rugosité de la calcification sur la région galactophorique.

Les stratégies de multirésolution procurent un moyen naturel de décrire l'image par une hiérarchie de structures répondant ainsi au désir de réaliser la décomposition du contenu informatif.

L'effet de ce procédé, apporterait une aide plus appréciée au bilan scénologique.

A cet égard, le système de radiodiagnostic promulgué par la présente étude, améliore la connaissance mammographique et cytologique, en analysant avec minutie, tous les détails de l'information recueillie après extraction des régions galactophoriques à chaque niveau de résolution, selon une entité texturale de par une corrélation d'histogrammes locaux, une homogénéité des niveaux de gris, selon une croissance de régions et selon une approche dérivative, grâce à la recherche des points de discontinuité locaux.

La segmentation en est le siège primordial!

La reconnaissance de forme, permet dans ce cadre, de quantifier la structure des calcifications dont la résolution spatiale est supérieure à celle du seuil de perception de l'acuité visuelle humaine.

Le radiologiste ne sera donc plus confronté, à recourir d'emblée à la chirurgie dès le moindre doute.

A l'instar de toute étude, des perspectives se révèlent nécessaires; pour laisser place à une interrogation scientifique...

Selon Rangayyan, l'alliance entre le concept flou et la segmentation en régions, absoudrait presque les artefacts rencontrés; pour n'apprécier que la région galactophorique avec une minutie presque parfaite..

Les opérateurs morphologiques s'ingèrent aussi, pour l'amélioration de l'image mammographique.

La photo-interprétation serait performée de par une classification des entités engendrées par le traitement effectué. Elle permet de classifier les tumeurs bénignes et malignes.

L'analyse morphométrique et l'analyse pyramidale, ne représentent qu'un des éléments d'aide à la décision diagnostique. Elles doivent s'intégrer dans une heuristique plus large, comprenant d'autres paramètres tels les attributs texturaux et doivent surtout être couplées à un système expert comportant les données cytologiques et radiologiques ainsi que les données d'autres techniques d'imagerie; pour promouvoir l'évolution technico-pathologique.

Le champ des perspectives reste encore ouvert à l'effigie des explorations futures...

L'objectif serait-il atteint ? ? Soyons assidus ! !

Bibliographie

“ Il est des livres dont il faut seulement goûter, d'autres qu'il faut dévorer, d'autres, enfin, mais en petit nombre, qu'il faut pour ainsi dire mâcher et digérer ”.

Sir Francis Bacon.

Dans le cadre d'initiation au traitement de l'image, au sein de l'analyse des calcifications mammographiques, le déferlement bibliographique parcouru, sans pour autant être exhaustif, est arboré par ordre alphabétique selon les manuels, mémoires, thèses, rapports et périodiques ci-dessous:

I. Manuels

[Besançon, 1988]. Jacques E. Besançon, Vision par ordinateur en deux et trois dimensions, Eyrolles 1988.

[Bekka, 1998]. Raïs El'hadi Bekka, Fondements du traitement du signal, office des publications universitaires, Alger, 1998.

[Cocquerez et al, 1995]. Jean pierre Cocquerez et sylvie Philip, Analyse d'images : filtrage et segmentation, Masson, 1995.

[Ghys, 1989]. Roger Ghys, Les maladies du sein, Editions Québec/Amérique, 1989.

[Horaud et al, 1993]. Radu Horaud, et Olivier Monga, Vision par ordinateur, outils fondamentaux, Hermes, 1993.

[Jain, 1989]. ANIL K. Jain, Fundamentals of digital image processing, Prentice Hall, England Cliffs, 1989.

[Marion, 1987]. André Marion, Introduction aux techniques de traitement d'images, Eyrolles, 1987.

[Marr, 1982]. D. Marr, Vision, Edition Freeman et Co., 1982.

[Meyer, 1992]. Yves Meyer, Les ondelettes, algorithmes et applications, Armand Colin, 1992.

[Nègre et al, 1972]. A. Nègre et F. Rouquet, Précis de technique radiologique, Doin, 1972.

[Postaire, 1987]. Jack- Gérard Postaire, De l'image à la décision, Dunod, 1987.

[Trial et al, 1976]. A. Trial et A. Rescaniers, Guide pratique de technique du radiodiagnostic, Vigot frères, 1976.

[Tristant et al, 1988]. Henri Tristant, Michel Benmussa et Jacques Bokobsa, Mammographie et échographie mammaire, de l'image au diagnostic, Flammarion 1988.

[Toumazet, 1990]. Jean Jacques Toumazet, Traitement de l'image par l'exemple, Sybex, 1990.

II. Mémoires, Rapports et Thèses

[Alleysson, 1994]. David Alleysson, Application à la théorie des ondelettes au traitement du signal, Diplôme en mathématiques, école d'ingénieurs de Genève, juin 1994.

[Benblidia, 1993]. Nadja Benblidia, Système de reconstruction tridimensionnelle à partir de coupes scanner X, Mémoire de Magister, Avril 1993.

[Benharrosh, 1998]. Jean-Michel Benharrosh, Extraction de thèmes cartographiques dans les images satellitales ou aériennes : application à la génération de Quick Locks adaptatifs et à la compression des images, Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, Avril 1998.

[Bessas et al, 1999]. F. Bessas et L. Kaïbiche, Segmentation d'images par corrélation d'histogrammes, Mémoire d'Ingéniorat, USTB, 1999.

[Dahmane et al, 1997]. O. Dahmane, R. Samir, compression d'images fixes par transformation ondelette et quantification vectorielle, Mémoire d'Ingéniorat, INI, 1997.

[Falzon, 1994]. Frédéric Falzon, Analyse multiéchelle, détection des singularités et caractérisation de la régularité des images, Thèse de Doctorat, Université de Nice-Sophia Antipolis, Décembre 1994.

[Mallat, 1987]. S.G. Mallat, A theory for multiresolution signal decomposition : the wavelet representation ; School of Engineering and Applied Science, University of Pennsylvania, May 1987.

[Monga, 1988]. Olivier Monga, Segmentation d'images par croissance Hiérarchique de régions, Thèse de doctorat, Université de Paris sud centre d'Orsay, Février 1988.

[Secchi, 1990]. Patrick Secchi, Segmentation et fermeture de contours par corrélation d'histogrammes locaux : application aux images de télédétection SPOT, Thèse de Doctorat, Université d'informatique Paris VI, juin 1990.

[Sévénier, 1994]. Mikaël Bourges Sévénier, Réalisation d'une bibliothèque C de fonctions ondelettes, Rapport de recherche, INRIA, Septembre, 1994.

III. Périodiques

[Antonini et al, 1992]. Marc Antonini, Michel Barlaud, Pierre Mathieu and Ingrid Daubechies, Image coding using wavelet transform, IEEE, trans on image processing, voll, N°2, pp 205-220, April 1992.

[Belkasim et al, 1990]. S.O Belkasim, M. Shridher and M. Ahmadi, Shape contour recognition using moments invariants, IEEE pattern recognition conference, pp 649-651, June 1990.

[Carmona et al, 1995]. Molina Carmona R., Ibarra-Pico F, Garcia-Chamizo J.M. and Escolano-Ruiz, F. Automatic detection system of microcalcifications in mammograms. Neural modeling. The 9th Scandinavian conference on image analysis, Uppsala, Sweden, pp 10-18, June 1995.

[Guliato et al, 1998]. Denise Guliato, Rangaraj M. Rangayyan, Walter A. Carnielli, Joao A. Zuffo et J. E. Leo Desautels, Segmentation of breast tumors in mammograms by fuzzy sets, IEEE transactions on medical imaging, pp 1-29, September 1998.

[Hu, 1962]. M.K. Hu, Visual Pattern Recognition by moments invariants, IRE transactions on information theory, pp 179-187, February 1962.

[Liu et al, 1997]. Sheng Liu and Edward J. Delp, Multiresolution detection of stellate lesions in mammograms, IEEE transactions on medical imaging, pp 10-112, 1997.

[Man et al, 1992]. Gary M. N. Man et Joe C. H. Poon, An enhanced approach to character recognition by Fourier descriptor, Singapore ICCS/ISITA, pp 558-562, 1992

[Morrow,1992]. William Mark Morrow, Raman Bhalachandra paranjape, Rangaraj ,M.Rangayyan and Josheph Edward Leo Desautels, Region-based contrast enhancement of mammograms, IEEE trans on medical imaging vol 11, N°3, pp 392-406, september 1992.

[Parr et al, 1994]. Tim Parr, Sue Astley and Caroline Boggis, The detection of stellate lesions in digital mammograms, Medical International congress, York, England, pp 1-10, June 1994.

[Prokop et al, 1992]. Richard J. Prokop and Anthony P. Reeves, A survey of moments-based techniques for unoccluded representation and recognition, CVGIP : graphical models and image processing, Vol 54, N° 5, pp 438-460, September 1992.

[Reeves et al,1981]. Anthony Reeves and Abdolrahim Rostampour, Shape analysis of segmented objects using moments, IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, pp 171-174, 1981.

[Shen et al, 1992]. Liang Shen, Rangaraj M. Rangayyan and J.E Leo Desautels, Shape analysis of mammographic calcifications, fifth annual IEEE symposium on computer-based medical systems, pp 123-128, 1992.

[Shen et al, 1994]. Liang Shen, Rangaraj M. Rangayyan, and J.E Leo Desautels, Application of shape analysis to mammographic calcifications, IEEE transactions on medical imaging, Vol 13, N° 2, pp 263-274, June 1994.

[Shen et al, 1994]. Liang Shen, Rangaraj M. Rangayyan, and J.E Leo Desautels, Detection and classification of mammographic calcifications, International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Vol 7, N° 6, pp 1403-1415, June 1993.

[Strickland et al, 1996]. Robert Strickland and Hee II Hahn, Wavelet transforms for detecting microcalcifications in mammograms, IEEE transactions on medical imaging, Vol 15, N° 2, pp 218-229, April, 1996.

Annexe A

Compléments de la théorie des ondelettes

Cette annexe appréhende quelques compléments de la théorie des ondelettes.

I. Analyse multirésolution

Dans ce cadre, une analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R})$, consiste dans une suite croissante de sous-espaces linéaires V_j ($j \in \mathbb{Z}$) de $L^2(\mathbb{R})$ ayant les propriétés qui suivent;

➤ Emboîtement des sous-espaces; $V_j \subset V_{j+1}$ ainsi, si $f(x)$ est une fonction appartenant à V_j , elle appartient aussi à V_{j+1} .

➤ Densité de l'espace engendré; $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j$ est dense dans $L^2(\mathbb{R})$; ainsi, si $f(x) \in L^2(\mathbb{R})$, sa projection $f_j(x)$ dans V_j tend vers $f(x)$, lorsque j tend vers l'infini.

➤ Racine de l'analyse dense; $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = 0$ la projection de toute fonction $f(x)$ de $L^2(\mathbb{R})$, $\bar{f}_j(x)$ converge vers la fonction constante nulle lorsque j tend vers $-\infty$.

➤ Propriété d'invariance par translation
Si $\bar{f}_j(x) \in V_0$, alors $\bar{f}_0(x-k)$ appartient aussi à V_0

➤ Propriété d'invariance par dilatation; si $\bar{f}_j(x) \in V_j$, alors $\bar{f}_j(2x) \in V_{j+1}$. Ce choix d'un facteur 2 d'une résolution à l'autre semble un peu arbitraire; néanmoins, l'analyse dyadique, celle de pas 2, est la plus simple à mettre en œuvre. Cette propriété d'invariance par dilatation, est la clef de cette analyse.

➤ Existence d'une base; il existe une fonction $\phi(x)$ telle que l'ensemble des fonctions $\phi(x-k)$ forment une base V_0 . V_0 est alors engendré par les combinaisons linéaires des fonctions $\phi(x-k)$.

L'ensemble des fonctions $\{\phi(x-k)\}$ est une base de V_0 . En utilisant les différents axiomes de l'analyse multirésolution (translation et dilatation), on en déduit aisément la base de V_j ;

$$\{\sqrt{2}\phi(2^j x - k)\}$$

Ainsi, une séquence $\{h_k\} \in L^2(\mathbb{R})$ existe de telle sorte que la fonction d'échelle satisfasse la relation (A.1):

$$\phi(x) = 2 \sum_k h_k \phi(2x - k) \quad (\text{A.1})$$

Cette équation est appelée équation de dilatation.

I.2 Principes de base [Benharrosh, 1998]

Les principes de base que vérifie la pyramide d'images sont au nombre de quatre:

□ **la pyramidalité** : l'image à une échelle $t+h$ avec $h>0$ peut être obtenue à partir de la version à l'échelle précédente t , sans passer par l'image initiale. Autrement dit, ce qui arrive au niveau n de la pyramide dépend de ce qui arrive au niveau $(n-1)$.

□ **la causalité** : ce qui se passe aux grandes échelles n'agit pas sur les petites échelles : la pyramide provoque un flux de petites échelles vers les grandes échelles. Plus précisément, on peut dire qu'il n'apparaît pas de passage par zéro de la dérivée seconde lorsque l'échelle diminue. Cette propriété de causalité traduit l'hypothèse d'une architecture pyramidale.

□ **l'invariance morphologique** signifie que le traitement ne dépend pas d'un changement de contraste, de la dynamique de l'image... L'analyse doit commuter avec toute distribution croissante des niveaux des gris.

□ l'invariance euclidienne et affine, traduit le fait que le traitement est indépendant de toute transformation (translation, rotation...) de l'image analysée.

I. Théorie des ondelettes [Sévenier, 1994]

Cette théorie adjoint quelques compléments de la transformée en ondelettes; pour mieux appréhender le monde de l'analyse multirésolution.

I.1 Propriétés

Comme toute transformée mathématique, les ondelettes sont soumises à certaines propriétés apposées selon ci-dessous;

1. Orthogonalité. Sur ce point, si l'analyse multirésolution est orthogonale (biorthogonale), les opérateurs de projection dans les différents sous-espaces conduisent à des approximations optimales au sens de $L^2(\mathbb{R})$.

2. Support compact. Si la fonction d'échelle φ et la fonction d'ondelette ψ sont à support compact, les filtres H et G sont des filtres à réponse impulsionnelle finie; ce qui est requis dans les implémentations. Si elles ne sont pas à support compact, une décroissance rapide est souhaitable de sorte que les filtres puissent être raisonnablement approchés par des filtres à réponse impulsionnelle finie.

3. Coefficients rationnels. Pour une implémentation informatique, on souhaite que les coefficients des filtres h_k et g_k soient rationnels ou mieux dyadiques. En effet, diviser par une puissance de 2 sur un ordinateur correspond à un simple décalage de bits. (très rapide).

4. Symétrie. Si la fonction d'échelle et d'ondelette sont (anti) symétriques, alors les filtres sont à phase linéaire. Dans le cas où cette propriété n'est pas respectée, une distorsion de phase est générée lors de la reconstruction.

5. Régularité. Dans ce cas, si la fonction originale est une image et que l'ondelette n'est pas assez régulière, l'erreur de reconstruction se trouve être perceptible par l'œil humain. De cet argument, on en conclut que la régularité des fonctions à la décomposition est plus importante qu'à la reconstruction. De plus, plus de régularité engendre une meilleure localisation fréquentielle des filtres.

6. Nombre de moments nuls. Ce facteur peut être indispensable pour la détection de singularités et la caractérisation d'espaces réguliers. Il caractérise la régularité de l'ondelette.

8. Interpolation. Si la fonction d'échelle satisfait l'équation (IV.27);

$$\phi(k) = \delta_k, \quad \text{pour } k \in \mathbb{Z} \quad (\text{A.2})$$

Il est alors trivial de trouver la fonction de V_j qui interpole les données échantillonnées sur une grille de pas 2^{-j} , vu que ce sont simplement les valeurs de la fonction échantillonnée.

Il n'est cependant pas possible de construire des ondelettes autour de toutes ces propriétés; il faudra donc faire un compromis! Quelques solutions sont envisageables selon certains filtres.

Nous en citons quelques uns.

1. Ondelettes de Haar

Parmi ce type d'ondelettes, un exemple des plus classiques, est formulé selon Haar (cf. figure IV.4);

Sa fonction d'échelle $\phi_{jk}(x)$ et sa fonction d'ondelette $\psi_{jk}(x)$ obéissent aux relations suivantes;

$$\phi_{jk}(x) = \begin{cases} 2^{-j/2} & \text{pour } 2^j(k-1) \leq x < 2^j k \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (\text{A.3})$$

$$\psi_{jk}(x) = \begin{cases} 2^{-j/2} & \text{pour } 2^j(k-1) \leq x < 2^j(k-1/2) \\ -2^{-j/2} & \text{pour } 2^j(k-1/2) \leq x < 2^j(k+1) \\ 0 & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

Les fonctions présentées ci-dessus, adoptent les propriétés suivantes [Dahmane et al, 1997] ;

$$\int \psi(x) dx = 0$$

$$\int \phi(x) dx = 1$$

On voit dans ce cas, que cette fonction n'a qu'un seul moment nul. Si on effectue une projection d'une fonction sur cette base, la projetée aura une allure de fonction en escalier. Nous déduisons que plus de régularité, indique des fonctions avec plus de moments nuls.

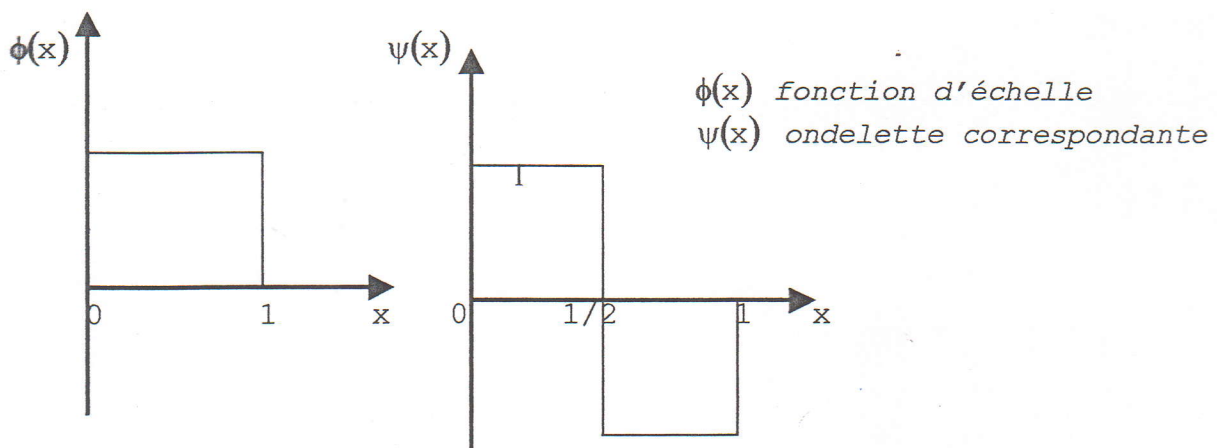


Figure A.1 Fonctions de Haar

La fonction de Haar est appelée la mère des ondelettes [Alleysson, 1994] ; puisque c'est à partir de cette fonction que sont engendrées toutes les ondelettes selon la relation ;

$$\psi_{m,n}(x) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}x - n), \quad m, n \in \mathbb{Z} \quad (\text{A.5})$$

Selon l'étude consacrée à l'analyse multirésolution plus haut, on déduit que m est un coefficient de dilatation alors que n est un coefficient d'échelle.

Le facteur $2^{-m/2}$ permet d'assurer l'orthogonalité de $\psi_{m,n}(x)$.

3. Ondelettes de Coiflets

Les Coiflets sont un cas particulier des ondelettes de Daubechies. Ce sont des ondelettes orthogonales où les fonctions $\psi(x)$ et $\phi(x)$ possèdent toutes les deux des moments nuls et possèdent l'avantage d'être à support compact.

Par conséquent les Coiflets obéissent aux relations ci-dessous ;

$$\begin{aligned}
 |\text{supp } \phi| &= |\text{supp } \psi| = 2M - 1 \\
 \int \phi(x) dx &= 1 \\
 \int \phi(x) x^l dx &= 0 \quad \text{pour } l = 1, \dots, L - 1. \\
 \int \psi(x) x^l dx &= 0 \quad \text{pour } l = 1, \dots, L - 1
 \end{aligned}
 \tag{A.6}$$

IV.2.2 Ondelettes biorthogonales

La propriété d'orthogonalité, quoique requise pour certaines applications numériques, impose de fortes limitations sur la construction des ondelettes. En effet, il n'existe pas d'ondelettes qui admettent à la fois un support compact, une symétrie et une orthogonalité. De ce fait, les ondelettes biorthogonales sont introduites. A cet égard, une fonction d'échelle duale $\tilde{\phi}$ et une fonction ondelette duale $\tilde{\psi}$ qui génèrent une analyse multirésolution avec les sous espaces \tilde{V}_j et \tilde{W}_j tels que :

$$\tilde{V}_j \perp W_j \quad \text{et} \quad V_j \perp \tilde{W}_j$$

et par conséquent

$$\tilde{W}_j \perp W_{j'} \quad \text{pour } j \neq j'$$

Une analyse multirésolution duale n'est pas nécessairement la même que celle générée par les fonctions primaires (sinon elle refléterait une analyse orthogonale). De par les relations précédentes, les fonctions duales doivent vérifier les expressions suivantes ;

$$\begin{aligned}
 \langle \tilde{\phi}, \psi(x-1) \rangle &= \langle \tilde{\psi}, \phi(x-1) \rangle \\
 \langle \tilde{\phi}, \phi(x-1) \rangle &= \delta_1 \quad \text{et} \quad \langle \tilde{\psi}, \psi(x-1) \rangle = \delta_1
 \end{aligned}
 \tag{A.7}$$

En utilisant un argument d'échelle, avec $\tilde{\phi}_{j,1}$ et $\tilde{\psi}_{j,1}$ définis comme ϕ et ψ , on aboutit aux formulations qui suivent ;

$$\langle \tilde{\phi}_{j,1}, \phi_{j,1'} \rangle = \delta_{1-1'} \quad \langle \tilde{\psi}_{j,1}, \psi_{j',1'} \rangle = \delta_{j-j'} \delta_{1-1'} \quad 1, 1', j, j' \in \mathbb{Z}$$

Comme elles définissent une analyse multirésolution, les fonctions duales $\tilde{\phi}$ et $\tilde{\psi}$ satisfont les équations ci-dessous ;

$$\tilde{\phi}(x) = 2 \sum_k \tilde{h}_k \tilde{\phi}(2x - k) \quad \text{et} \quad \tilde{\psi}(x) = 2 \sum_k \tilde{g}_k \tilde{\psi}(2x - k) \quad (\text{A.8})$$

D'après toutes les formulations engendrées, on voit que :

$$\tilde{h}_{k-2l} = \langle \tilde{\phi}(x - l), \phi(2x - k) \rangle \quad \text{et} \quad \tilde{g}_{k-2l} = \langle \tilde{\psi}(x - l), \phi(2x - k) \rangle \quad (\text{A.9})$$

De plus, en remarquant que $\phi(2x - k) \in V_{-1}$, on peut donc selon la base sur V_0 et W_0 , générer la relation ;

$$\phi(2x - k) = \sum_1 \tilde{h}_{k-2l} \phi(x - l) + \sum_1 \tilde{g}_{k-2l} \psi(x - l). \quad (\text{A.10})$$

La même relation est induite avec $\tilde{\phi}$ du fait que les fonctions primaires et duales soient interchangeable.

Toutefois, le fait que la fonction d'échelle et la fonction ondelette ne soient pas orthogonales, ne signifie pas nécessairement que l'analyse multirésolution ne soit pas orthogonale.

Si les fonctions d'échelles et ondelettes biorthogonales engendrent une analyse multirésolution orthogonale, on les appelle semi-orthogonales.

1. Ondelettes biorthogonales Splines

Ces ondelettes ont vu le jour grâce à Daubechies, Cohen et Feauveau [Sévénier, 1994], à partir de fonctions B-splines cardinales en mimiquant la construction de ϕ et ψ du cas orthogonal.

Ces fonctions sont à support compact et à phase linéaire. Néanmoins, pour des filtres de petites tailles, les fonctions duales ont une régularité très faible.

On notera que les fonctions en question, sont symétriques autour de 0 si N, \tilde{N} sont pairs. Dans le cas où N, \tilde{N} sont impairs, ϕ et ψ sont symétriques autour de 0 et $\tilde{\phi}$ et $\tilde{\psi}$ sont antisymétriques autour de 1/2.

2. Les pseudo-Coiflets

Ce sont des filtres qui adoptent les mêmes propriétés que les Coiflets, notamment en ce qui concerne la régularité.

IV.2.3 Récapitulatif des propriétés de quelques filtres

Le parcours précédent a fait l'objet des propriétés qui engendrent les ondelettes selon le contexte requis.

Cette esquisse, effectue le tour de quelques ondelettes bâties selon les critères vus.

1. Ondelettes orthogonales [Sévénier, 1994]

➤ Ondelettes orthogonales simples

On peut considérer dans ce contexte, comme fonction d'échelle, $X_{[0,1]}(x)$ ou la fonction d'échantillonnage de Shannon $\text{sinc}(\pi x)$.

L'ondelette correspondante est alors ;

$$\Psi_{\text{Haar}}(x) = X_{[0,1/2]}(x) - X_{[1/2,1]}(x)$$

et

$$\Psi_{\text{Shannon}}(x) = \frac{\sin(2\pi x) - \sin(\pi x)}{\pi x}$$

En pratique, ces ondelettes ne font pas l'objet d'un intérêt particulier; puisque la première a une régularité très faible et la seconde, une décroissance trop faible.

➤ Ondelettes de Meyer

Ces fonctions sont de support infini et ont une décroissance supérieure à une décroissance polynomiale.

☛ *Ondelettes de Battle-Lemarié*

Elles sont construites en orthogonalisant des fonctions B-splines. Elles adoptent une fonction à décroissance exponentielle. L'ondelette à N moments nuls, est une fonction polynômiale par morceaux de degré N-1.

☛ *Ondelettes de Daubechies*

Elles sont de support $2N-1$, pour N moments nuls. Leur désavantage (sauf pour l'ondelette de Haar où $N=1$) est qu'elles ne peuvent être ni symétriques, ni antisymétriques. Leur régularité augmente avec N et est approximativement de $0.3*N$.

Trois variations de cette famille ont été générées :

- ① Les ondelettes classiques de Daubechies définies auparavant pour N fixé et pour un support compact, ne sont pas uniques. Il existe une famille où pour N fixé, on retient la solution la plus proche de la phase linéaire (c'est en fait le choix de la phase extrémale).
- ② Une autre famille a plus de régularité mais au prix d'un support plus grand.
- ③ Les Coiflets ont un support de $3N-1$ et la fonction d'échelle possède N moments nuls. Très utiles en analyse numérique.

2. *Ondelettes biorthogonales*

☛ *Ondelettes de Cohen, Daubechies et Feauveau*

Les fonctions d'échelles sont des B-splines cardinales ainsi que les ondelettes. Toutes ces fonctions ont un support compact et sont à phase linéaire. De plus, tous les coefficients des filtres sont rationnels dyadiques. Néanmoins, les fonctions duales ont une régularité très faible, pour des filtres de petites tailles.

☛ *Ondelettes de Chui*

Les fonctions d'échelle sont des splines d'ordre m et les ondelettes sont des splines de support compact $[0, 2m-1]$. Les fonctions sont à phase linéaire et les coefficients sont rationnels. Un point très important est qu'il existe une expression analytique pour les fonctions primaires et duales.

Les fonctions duales ne sont pas à support compact, cependant elles sont à décroissance exponentielle.

Le tableau ci-dessous, arbore un aperçu des caractéristiques de quelques ondelettes.

Famille ondelette	Support compact		Expression Analytique		Symétrie	orthogonalité		Support compact $\tilde{\psi}$
	Primaire	Duale	Primaire	Duale		Semi	Totale	
<i>O.Daub</i>	Oui	Oui	Non	Non	Non	Oui	Oui	Non
<i>O.Bi.Sp</i>	Oui	Oui	Oui	Non	Oui	Non	Non	Non
<i>O.Sp.S.O</i>	Oui	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Non	Non
<i>O.Mey</i>	Non	Non	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui
<i>O.Sp.Or</i>	Non	Non	Oui	Oui	Oui	Oui	Oui	Non

Tableau IV.1 Caractéristiques des ondelettes

- O.Daub* : Ondelettes de Daubechies
- O.Bi.Sp* : Ondelettes biorthogonales spline
- O.Sp.S.O* : Ondelettes spline semi-orthogonales
- O.Mey* : Ondelettes de Meyer
- O.Sp.Or* : Ondelettes spline orthogonales.

Annexe B

Coefficients des différents filtres d'ondelettes

L'objectif de cette annexe est d'introduire les coefficients qui génèrent quelques filtres d'ondelettes.

Les filtres sont données avec leurs bornes, selon la relation ci-dessous ;

$$H(z) = \sum_{n=\text{deb}}^{\text{fin}} h_n z^{-n}$$

et tous les filtres vérifient la relation;

$$\sum_{n=\text{deb}}^{\text{fin}} h_n = \sqrt{2}$$

□ **Filtres de Daubechies.** On note D_N le filtre de Daubechies dont l'ondelette possède N moments nuls (tableau 1).

□ **Filtres biorthogonaux splines.** On note ces filtres $B_{N,\tilde{N}}$ avec N nombre de moments nuls de ψ et \tilde{N} nombre de moments nuls de $\tilde{\psi}$ (tableau 2).

□ **Filtres Pseudo-Coiflets et Coiflets.** On note ces filtres $P_{N,\tilde{N}}$ avec N nombre de moments nuls de ψ et \tilde{N} nombre de moments nuls de $\tilde{\psi}$ (tableaux 4 et 3).

Type	coefficients	Type	Coefficients
N = 2 Deb = 0 Fin = 3	0.48296291	N = 7 Deb = 0 Fin = 13	0.077852054
	0.8365163		0.39653932
	0.22414387		0.72913209
	0.22414387		0.46978229
N = 3	-0.12940952		-0.143906
	0.33267055		-0.22403618
	0.80689151		0.071309219
	0.459875		0.080612609
	-0.13501102		-0.038029937
N = 4 Deb = 0 Fin = 7	-0.085441274		-0.016574542
	0.035226292		0.012550999
	0.23037781		0.00042957797
	0.71484657		-0.0018016407
	0.63088077	0.0003537138	
	-0.027983769	0.054415842	
N = 5 Deb = 0 Fin = 9	-0.18703481	0.31287159	
	0.030841382	0.67563074	
	0.032883012	0.58535468	
	-0.010597402	-0.015829105	
	0.1601024	-0.28401554	
	0.600382927	0.00047248457	
	0.72430853	0.12874743	
	0.13842815	-0.017369301	
	-0.24229489	-0.044088254	
N = 6 Deb = 0 Fin = 11	-0.03224487	0.013981028	
	0.077571494	0.008746094	
	-0.0062414902	-0.004870353	
	-0.012580752	-0.00039174037	
	0.0033357253	0.00067544941	
	0.11154074	-0.00011747678	
	0.49462389		
	0.75113391		
	0.31525035		
	-0.22626469		
-0.12976687			
0.097501606			
0.027522866			
-0.031582039			
0.0005538422			
0.0047772575			
-0.0010773011			

Tableau 1. Filtres de Daubechies

Type	Coefficients	type	Coefficients	Type	coefficients
N = 1 Deb=0 Fin=1	0.700710678 0.70710678	N=3 Deb=-2 Fin=3	-0.0883888348 0.088388348 0.700710678 0.70710678 0.0883888348 -0.0883888348	N=3 Deb=-1 Fin=2	0.1767767 0.53033009 0.53033009 0.176007767
		N=5 Deb=-4 Fin=5	0.016572815 -0.016572815 -0.12153398 0.12153398 0.70710678 0.70710678 0.12153398 -0.12153398 -0.016572815 0.016572815	N=5 Deb=-5 Fin=6	-0.013810679 0.041432038 0.052480581 -0.26792718 -0.071815532 0.96674755 0.966747755 -0.071815532 -0.26792718 0.052480581 0.01432038 -0.013810679

Tableau 2. Ondelettes biorthogonales

Type	Coefficients
N=1 Deb=-2 Fin=3	-0.07273262 0.33789766 0.85257202 0.38486485 -0.07273262 -0.015655728

Tableau 3. Filtres Coiflets

Type	Coefficients	type	Coefficients	Type	coefficients
N=1 Deb=-2 Fin=2	-0.1767767 0.35355339 1.06006602 0.35355339 -0.1767767	N=1 Deb=-1 Fin=1	0.35355339 0.70710678 0.35355339	N=2 Deb=-6 Fin=6	-0.0027621359 0 0.049718446 -0.044194174 -0.17401456 0.39774756 0.96122328 0.39774756 -0.17401456 -0.044194174 0.049718446 0 -0.0027621359
		N=5 Deb=-4 Fin=5	0.016572815 -0.016572815 -0.12153398 0.12153398 0.70710678 0.70710678 0.12153398 -0.12153398 -0.016572815 0.016572815	N=2 Deb=-3 Fin=3	-0.044194174 0 0.39774756 0.70710678 0.39774756 0 -0.044194174

Tableau 4. Filtres Pseudo-Coiflets

Analyse automatique d'images: Application à la détection et la reconnaissance des calcifications en mammographie numérisée

ملخص

تسجل هذه المناقشة في إطار تحليلي لمنتج وضع الكلسيوم في التصوير الأشعاعي للغدة الثديية. وضع الكلسيوم هذا، يتجزأ في مرحلة أولى لانفصاله من المركبات الأخرى للغدة الصدرية. تحليل قياسي على التركيب الاعلى، مجرى عليه لتقييم طبيعة الورم. المرحلة الأخيرة لهذا العمل، تتوقف على تحليل هرمي على مستوى تواتري لتقدير توزيع الدرجات الرمادية.

جملة لإعانة التشخيص التصويري، مقيمة على إنصهار المناهج المدروسة، لتوفير قرار طبي مؤكد. التشخيص هذا، له تأثير محقق على المميزات القياسية لمركبة الغدة الثديية.

المفاتيح: التصوير الطبي، التصوير الأشعاعي، التجزئة، التحليل الهرمي، القياس التركيبي.

Résumé

L'optique dans laquelle s'inscrit notre esquisse, est la description analytique des calcifications mammographiques.

Les calcifications sont segmentées dans une étape préliminaire, afin de les extraire des autres constituants de la glande mammaire.

Une analyse morphométrique est effectuée en second lieu, dans le but de régenter la nature scénologique.

Une description stellaire par l'analyse multirésolution est arborée en dernier lieu, pour décliner la distribution des niveaux de gris.

Un système d'aide au diagnostic radiologiste est établi autour de la fusion des approches étudiées, afin d'affiner la décision étiologique.

Ce diagnostic a un impact indubitable sur les caractéristiques dimensionnelles des calcifications.

Mots clés: Imagerie médicale, Mammographie, Segmentation, Multirésolution, Morphométrie.

Abstract

The optical in which is inscribed our sketch, is the analytic description of mammographic calcifications.

These calcifications are first, segmented to extract them about the other breast constituents.

In the second frame, a morphometric analysis is effected, to appreciate the oncologic nature.

A stellate description through the multiresolution analysis, is finally hoisted, to decline the levels grey distribution.

A diagnostic help system is established toward the fusion of studied approaches, to improve the etiologic decision.

The diagnostic has an indubitable impact around the calcifications dimensionals characteristics.

Keywords: Medical Imaging, Mammography, Segmentation, Multiresolution, Morphometry.