

MA-004-257-1

جمهورية الجزائر الديمقراطية الشعبية
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



جامعة سعد دحلب البليدة 1
UNIVERSITE SAAD DAHLEB DE BLIDA 1



كلية العلوم
FACULTE DES SCIENCES

قسم الإعلام الآلي
DEPARTEMENT D'INFORMATIQUE

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE
MASTER EN INFORMATIQUE
OPTION : INGENIERIE DES LOGICIELS

Détection texturale et morphologique de masses et de calcifications
mammographiques pour l'aide à la décision

Proposé par:

Mlle Reguieg F.Z.

Mlle Benblidia Nadjia

présenté par:

Azabi Ahmed

Session : Juin 2015

MA-004-257-1

Président des jurées.
Mr. Chouf Zahar

Remerciements

Je tiens à exprimer tous mes remerciements et toute ma gratitude à ma promotrice **Mlle Reguieg F.Zohra** pour sa disponibilité, son aide, sa patience et surtout ses judicieux conseils.

Je remercie également ma co-promotrice, **Mlle Benblidia Nadjia**, pour ses encouragements.

Je remercie toutes les personnes qui m'ont aidé pour la réussite de ce travail.

Tout mon amour à mes parents, mes frères et sœurs, famille et amis.

ملخص

الغرض من هذا البحث هو التوصل إلى إنتاج نظام آلي لاكتشاف و تصنيف أمراض الثدي من التصوير الشعاعي للثدي. هذا النظام ينفذ ثلاث خطوات رئيسية قبل التصنيف. الأولى تتمثل في تنفيذ تعزيز النقيض من قبل عوامل المورفولوجيا الرياضية. ويتبع هذه الخطوة تجزئة تعاونية بين خط مستجمعات المياه ونماذج التشوه لاستخراج الجماهير، و خط مستجمعات المياه مع العلامات للكشف عن التكتلات. يتم تنفيذ عملية حسابية من العلامات المورفولوجية والتكوينية من مناطق ذات الاهتمام للانتقال إلى الخطوة الأخيرة، و التي تسمح بتصنيف العلة عن طريق Naïve Bayes، وذلك بهدف دعم اتخاذ القرار.

كلمات البحث: آفة الثدي، صورة بالأشعة، نماذج التشوه والنمو حسب المنطق، النظرية الافتراضية.

Résumé

Le but de ce mémoire, est la réalisation d'un système automatique de détection et de classification des pathologies mammaires, à partir d'images mammographiques. Ce système effectue trois étapes principales avant celle de la classification. La première réalise, un rehaussement de contraste par les opérateurs de la morphologie mathématique. Cette étape est suivie d'une segmentation coopérative entre la ligne de partage des eaux et les modèles déformables, pour l'extraction des masses et, la ligne de partage des eaux avec marquage pour la détection des calcifications. Un calcul des paramètres morphologiques et texturaux, est effectué à partir des régions d'intérêt pour passer à la dernière étape, qui permet la classification par Bayes naïf, des lésions mammographiques, dans le but d'une aide à la décision.

Mots clés : lésion mammaire, image mammographique, modèles déformables, morphologie mathématique, ligne de partage des eaux, classifieur de bayes naïf.

Abstract

The purpose of this brief is to provide an automatic detection and classification system of mammary pathologies, from mammographic images. This system performs three main steps before the classification. The first performs a contrast enhancement by operators of mathematical morphology. This step is followed by a cooperative segmentation between the watershed line and deformable models to the extraction of the masses and the watershed line with markings for the detection of calcifications. A calculation of the morphological and textural parameters is performed from regions of interest to jump to the last step, which allows the naive Bayes classification, mammographic lesions, with the aim of a decision support.

Keywords: breast lesion, mammographic image, deformable models, mathematical morphology, watershed, naive Bayes.

Table des matières :

Introduction général.....	01
Chapitre 1 Introduction au contexte mammographique.....	03
1.1. Introduction	03
1.2. Anatomie du sein.....	04
1.3. Introduction au cancer du sein.....	05
1.3.1. Tumeurs épithéliales malignes.....	05
1.3.2. Tumeurs fibro-épithéliales.....	06
1.3.3. Maladie fibro-kystique – Mastose et dysplasie mammaire.....	06
1.4. Diagnostic de situation à risque du cancer du sein.....	07
1.5. Mammographie.....	08
1.5.1. Principe de la mammographie.....	08
1.5.2. Types de mammographie.....	09
1.5.3. Les incidences en mammographie.....	10
1.5.4. Approche médicale de l'interprétation des mammographies.....	10
1.5.5. Corrélation entre l'anatomie et les images mammographiques.....	11
1.5.6. Types de la densité mammaire.....	11
1.6. Les pathologies mammographiques.....	12
1.6.1. Les masses.....	12
1.6.2. Asymétrie de densité.....	15
1.6.3. Les calcifications.....	15
1.7. Système de détection automatique de lésion mammaire.....	19
1.8. Conclusion.....	20
Chapitre 2 Prétraitement et segmentation en imagerie mammographique.....	21
2.1. Introduction.....	21
2.2. Système de détection automatique de lésions mammographiques.....	22
2.3. Prétraitement.....	22
2.4. Opérateurs de la morphologie mathématique.....	23
2.5. Introduction à la segmentation.....	29

2.5.1.	Les modèles déformables.....	32
2.5.2.	Introduction aux ensembles de niveaux (level sets).....	36
2.6.	Segmentation par morphologie mathématique.....	41
2.7.	Segmentation coopérative.....	45
2.8.	Introduction aux travaux des laboratoires LATSI et LRDSI.....	46
2.9.	Méthodologie adoptée de détection des lésions mammaires.....	46
2.10.	Conclusion.....	47
Chapitre 3	Caractérisation et classification bayésienne d'images mammographiques.....	50
3.1.	Introduction.....	50
3.2.	Analyse texturale.....	50
3.2.1.	Types de texture.....	51
3.2.2.	Méthodes d'Analyse des textures.....	52
3.2.3.	La matrice de cooccurrence.....	53
3.3.	Analyse de la forme.....	55
3.3.1.	L'aire.....	55
3.3.2.	La compacité.....	56
3.3.3.	Les moments invariants de Hu.....	56
3.3.4.	L'excentricité.....	57
3.3.5.	L'orientation.....	57
3.4.	Introduction à la classification.....	58
3.4.1.	Les réseaux de neurones.....	59
3.4.2.	Machine à vecteurs de support.....	61
3.4.3.	Les réseaux Bayésiens.....	62
3.5.	Conclusion.....	64
Chapitre 4	Application de "MammoCHB" sur les images mammographiques MIAS..	65
4.1.	Introduction.....	65
4.2.	Environnement de travail.....	65
4.2.1.	L'interface graphique.....	66
4.3.	Système d'aide a la décision développé.....	67
4.4.	Résultats.....	69

4.4.1	Prétraitement.....	69
4.4.2	Segmentation.....	71
4.4.3	Caractérisation.....	76
4.4.4	Classification.....	83
4.5.	Conclusion.....	85
	Conclusion générale.....	86
	Bibliographie.....	88

Liste des figures :

Figure 1.1: la structure du sein.....	04
Figure 1.2 : évolution du cancer du sein.....	07
Figure 1.3 : un mammographe.....	09
Figure 1.7 : incidences en mammographie.....	10
Figure 1.8 : différents types de densité mammaire.....	12
Figure 1.9 : les différentes formes possibles d'une masse : a) Ronde, b) Ovale, c) Lobulée d) Irrégulière.....	13
Figure 1.10 : Les différents contours possibles d'une masse : a) Circonscriit, b) Micro-lobulé c) Masqué, d) Indistinct et e) Spiculé.....	14
Figure 1.11 : calcifications bénignes.....	16
Figure 1.12 : Foyer de microcalcifications.....	17
Figure 1.14 : Les différents types de microcalcifications.....	19
Figure 2.1 : Schéma général d'une chaîne de détection de pathologies en mammographie.....	22
Figure.2.2 : érosion de (a) par un élément structurant circulaire.....	24
Figure 2.3 : érosion d'une image mammographique.....	24
Figure 2.4: dilatation de (a) par un élément structurant circulaire.....	25
Figure 2.5: dilatation d'une image mammographique.....	25
Figure 2.6 : ouverture d'un ensemble d'objets X par un élément structurant circulaire.....	26
Figure 2.7 : ouverture d'une image mammographique par un élément structurant circulaire.....	27
Figure 2.8: fermeture d'un ensemble d'objets X par un élément structurant circulaire.....	27
Figure 2.9: fermeture d'une image mammographique par un élément structurant circulaire.....	27
Figure 2.10 : chapeau haut de forme blanc WTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B.....	28
Figure 2.11 : chapeau haut de forme noir BTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B.....	29
Figure 2.12: application du chapeau haut de forme sur une image mammographique.....	29
Figure 2.13: exemple de l'évolution de contours actifs.....	33
Figure 2.14 : exemple d'une application des ensembles de niveaux sur une image.....	37
Figure 2.15 : domaines composant l'image.....	38
Figure 2.16 : illustration du gradient morphologique de Beucher d'une fonction f.....	41
Figure 2.17 : Illustration de la LPE par immersion.....	43
Figure 2.18: synoptique de la LPE.....	44
Figure 2.19: organigramme d'extraction de lésions mammographiques.....	47
Figure 3.1 : exemple de textures aléatoires.....	51
Figure 3.2: exemple de textures structurelles.....	51
Figure 3.3 : exemple de textures directionnelles.....	52
Figure 3.4: plus proches voisins de x selon 4 directions.....	54
Figure 3.6 : structure d'un réseau de neurones.....	61
Figure 3.7 : exemples de séparation linéaire et non linéaire.....	62
Figure 3.8: structure d'un réseau bayésien.....	64
Figure 4.1: hiérarchie parent-enfant.....	66
Figure 4.2 : l'objet "figure".....	66
Figure 4.3 : l'objet "GUI".....	67
Figure 4.4 : système d'extraction et de classification des lésions mammaires "MammoCHB".....	68
Figure 4.5 : Prétraitement d'une masse maligne mdb184.....	69
Figure 4.6 : Prétraitement d'une masse bénigne mdb081.....	70
Figure 4.7 : prétraitement des calcifications malignes mdb213 (a) Image originale mdb213 (b) résultat du chapeau haut de forme avec un disque=5 (c) superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale.....	70
Figure 4.8 : prétraitement des calcifications malignes de mdb231 (a)Image originale mdb231(b) résultat du chapeau haut de forme avec un disque=5 (c) superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale.....	71
Figure 4.9 : prétraitement des calcifications bénignes de mdb227(a) Image originale mdb227 (b) résultat du chapeau haut de forme avec un disque=5 (c) superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale.....	71
Figure 4.10 : segmentation d'une masse maligne de l'image mdb184.....	72
Figure 4.11 : segmentation d'une masse bénigne de l'image mdb081.....	73

Figure 4.12 : segmentation d'une masse bénigne de l'image mdb191.....	74
Figure 4.13 : segmentation de calcifications malignes de l'image mdb213.....	75
Figure 4.14 : segmentation de calcifications bénignes de l'image mdb252.....	76
Figure 4.15 : influence de l'entropie sur les masses malignes.....	78
Figure 4.16 : Influence de l'entropie sur les masses bénignes.....	79
Figure 4.17 : Influence de l'entropie sur les calcifications malignes.....	79
Figure 4.18 : Influence de l'entropie sur les calcifications bénignes.....	79
Figure 4.19 : Influence de l'orientation sur les masses malignes.....	80
Figure 4.20 : Influence de l'orientation sur les masses bénignes.....	80
Figure 4.21 : Influence de l'orientation sur les calcifications malignes.....	81
Figure 4.22 : Influence de l'orientation sur les calcifications bénignes.....	81
Figure 4.23 : Influence de la compacité sur les masses malignes.....	82
Figure 4.24 : Influence de la compacité sur les masses bénignes.....	82
Figure 4.25 : Influence de la compacité sur les calcifications malignes.....	83
Figure 4.26 : Influence de la compacité sur les calcifications bénignes.....	83

Liste des tableaux :

Tableau 1.1 : atténuation radiologique des composants mammaires.....	11
Tableau 1.2 : classification BI-RADS de la densité mammaire.....	12
Tableau 4.1 : résultat des masses malignes.....	77
Tableau 4.2 : résultat des masses bénignes.....	77
Tableau 4.3 : résultat des calcifications malignes.....	78
Tableau 4.4 : résultat des calcifications bénignes.....	78
Tableau 4.7 : matrice de confusion pour la catégorie des tests.....	85

Introduction générale

Dans un monde où le risque de mortalité augmente à chaque présence de lésion mammaire, où une femme sur 8 atteint de cancer, l'homme doit employer tout les moyens nécessaires afin de lutter contre cette maladie.

Une telle tragédie doit permettre l'augmentation de l'importance des examens mammographiques, afin d'éviter toute métastase, et traiter la maladie dès son premier stade. Dans ce cadre toute ambiguïté ou erreur dans les diagnostics, mène inexorablement à la mort.

Plusieurs recherches ont été menées ces dernières années afin de développer des outils d'aide au diagnostic de cette maladie. Comme le titre de notre mémoire l'indique, nous allons réaliser un système de détection texturale et morphologique de masses et de calcifications mammographiques, pour l'aide à la décision.

Le travail que nous allons présenter dans ce mémoire, a suscité l'intérêt des laboratoires LATSI et LRDI depuis plus d'une dizaine d'années, pour la mise au point d'un système de détection des lésions anormales du sein, à savoir les calcifications et les masses, à partir des images mammographiques numérisés. Notre objectif est justifié par le fait que le cancer du sein, est considéré comme un problème majeur de santé. Par conséquent, afin de diminuer le taux de mortalité causée par cette pathologie tumorale mammaire, il est nécessaire de proposer des outils permettant une détection précoce et une meilleure caractérisation, des masses tumorales. Malgré le fait que la mammographie constitue le principal outil de dépistage et de détection de pathologies mammaires; elle représente une modalité d'images complexes à interpréter, à cause de la variété de densité des tissus. Ainsi, face à la complexité de l'interprétation des mammographies, les systèmes d'aide au diagnostic sont devenus essentiels, afin d'aider le radiologue dans sa décision de diagnostic pour lui signaler, les éventuelles anomalies.

L'objectif de ce projet, se focalise en premier, sur l'amélioration de la qualité de l'image, suivant les opérateurs de la morphologie mathématique. La seconde étape est l'extraction des régions d'intérêt, suivant une technique coopérative de segmentation par les modèles

déformables et, un traitement selon la ligne de partage des eaux, pour extraire les masses et la ligne de partage des eaux par marquage, pour la détection des calcifications. La troisième étape du système, est consacrée à la caractérisation des régions d'intérêt, par des paramètres texturaux et morphologiques, en vue d'une classification bayésienne.

Notre mémoire est structuré selon quatre chapitres.

- ✓ **Le premier chapitre** est consacré à une Introduction au contexte mammographique et, aux notions médicales sur le cancer du sein.
- ✓ **Le second chapitre** est consacré aux techniques de prétraitement et de, segmentation en imagerie mammographique.
- ✓ **Le troisième chapitre** introduit les descripteurs texturaux et morphologiques, appréhendés en imagerie mammographique ainsi, que la classification bayésienne.
- ✓ **Le quatrième chapitre** appréhende la méthodologie adoptée, son application sur des images mammographiques réelles ainsi qu'une évaluation des résultats des différents tests.

1.1 Introduction

Le cancer du sein est la maladie la plus répandue chez les femmes, dont la moyenne d'âge est de 40 ans. Annuellement, près de 9.000 nouveaux cas sont diagnostiqués, en Algérie [1], provoquant ainsi, autour de 4000 décès féminins.

La multiplication incontrôlable de ces cellules anormalement présentes dans le sein, permet au cancer, d'être l'une des principales menaces et causes de décès chez le sexe féminin.

Afin de lutter contre cette pathologie, la mammographie considérée comme principale technique d'investigation dans le dépistage, demeure indispensable pour assurer une thérapie à un stade primaire.

Si dans beaucoup de pays, un dépistage du cancer du sein est organisé et proposé pour toutes les femmes âgées de 50 à 74 ans (Chaque femme reçoit, tous les deux ans, une invitation pour se rendre dans un centre de radiologie de son choix), en Algérie c'est le ministère du travail et des affaires sociales (et non le ministère de la santé) qui a mis en place un programme de "dépistage du cancer du sein" qui s'adresse aux seules femmes affiliées à la sécurité sociale (excluant donc celles qui ne sont pas affiliées)[1].

Dans ce chapitre, nous allons commencer par un préambule avant d'aborder le vif du sujet, en abordant le contexte médical de notre étude, pour situer la problématique de notre initiation à la recherche.

1.2 Anatomie du sein

Le sein est composé d'une glande mammaire (elle-même composée de quinze à vingt compartiments séparés par du tissu graisseux) et du tissu de soutien qui contient des vaisseaux, des fibres et de la graisse.

Chacun des compartiments de la glande mammaire est constitué de lobules et de canaux. Le rôle des lobules est de produire le lait en période d'allaitement. Les canaux transportent le lait vers le mamelon [2]. Un sein (figure 1.1) contient divers types de tissus:

- des glandes, formées de petits « sacs » (**les lobules**) où se trouvent, les cellules productrices de lait pendant l'allaitement ;
- des canaux de lactation, qui font communiquer les lobules avec le mamelon pour permettre le passage du lait ;
- de la graisse, pour soutenir lobules et canaux ;
- de la peau qui enveloppe le tout.

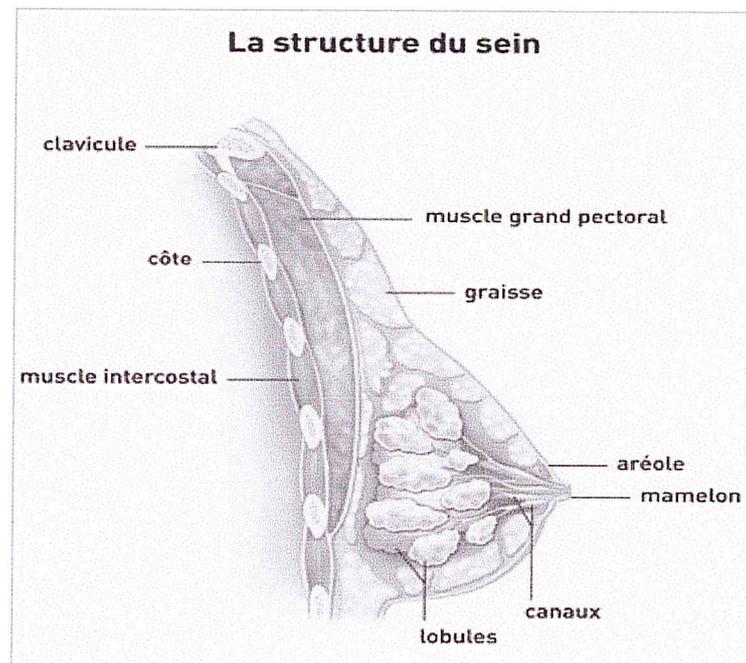


Figure 1.1: la structure du sein [2]

1.3 Introduction au cancer du sein [3][4]

Le cancer en général est une tumeur liée, à la prolifération anarchique et indéfinie de cellules modifiées génétiquement. Cette prolifération, est à l'origine de la destruction du tissu de base et à l'extension de la tumeur. Dans ce cas, l'organisme n'est pas dans la mesure de la mettre, sous contrôle. La multiplication des cellules tumorales, dans un seul endroit constitue une tumeur maligne ou cancer. La propagation des cellules cancéreuses à partir de la tumeur locale, vers d'autres parties du corps, constitue une métastase.

Selon le type de cellules à l'origine du cancer et, selon l'aspect de la tumeur, on distingue différents cancers du sein. Par exemple, un cancer du sein, qui touche les cellules qui bordent les canaux sera dit « **canalaire** » et, un cancer qui affecte les cellules des lobules sera dit : « **Lobulaire** ».

1.3.1 Tumeurs épithéliales malignes

a. Carcinomes in situ

Les carcinomes in situ ou intra-épithéliaux, se définissent comme une prolifération épithéliale carcinomateuse qui, reste localisée à l'intérieur de l'arbre galactophorique et du lobule avec respect de la membrane basale. Il en existe deux grands types: les carcinomes canaux in situ développés aux dépens des canaux galactophores extra-lobulaires et, les carcinomes lobulaires in situ, prenant naissance au niveau des lobules mammaires (unité ductulo-tubulaire terminale).

b. Carcinomes invasifs ou infiltrants

Il s'agit de d'adénocarcinomes franchissant la membrane basale et, envahissant le tissu conjonctif (métastases ganglionnaires précoces possibles).

Il existe deux aspects principaux :

- forme étoilée et stellaire,
- forme nodulaire.

Des aspects particuliers sont parfois retrouvés:

- forme inflammatoire ou en poussée évolutive: mastite carcinomateuse,
- cancer colloïde : tumeur nodulaire de consistance gélatineuse,
- cancer médullaire : aspect de ganglion,
- squirrhe atrophique : tumeur de la femme âgée avec rétraction des téguments (forme ulcérée).

1.3.2 Tumeurs fibro-épithéliales

a. Adénofibrome

C'est une tumeur très fréquente correspondant, à une prolifération fibro-épithéliale bénigne réalisant le plus souvent, une tumeur nodulaire palpable.

b. Tumeur phyllode

C'est une prolifération fibro-épithéliale ressemblant à celle de l'adénofibrome intra-canaulaire et s'en différenciant par l'hypercellularité du stroma et l'architecture foliaire.

c. Carcinosarcome

Il s'agit d'une tumeur dont les deux composantes, épithéliale et conjonctive sont malignes.

1.3.3 Maladie fibro-kystique – Mastose et dysplasie mammaire

La maladie fibro-kystique est une lésion bénigne, associant les lésions élémentaires suivantes:

- kystes;
- fibrose;
- hyperplasie épithéliale lobulaire ou canalaire.

Le terme de maladie fibro-kystique est actuellement contesté, car il englobe un ensemble de lésions très différentes, dont certaines seulement, constituent un facteur de risque de développement d'un cancer. Certains auteurs [3] proposent donc la suppression de ce terme au profit d'une description histologique plus précise des lésions, basées sur l'appréciation de l'activité proliférante de l'épithélium mammaire, et séparant les mastoses non proliférantes, des mastoses proliférantes.

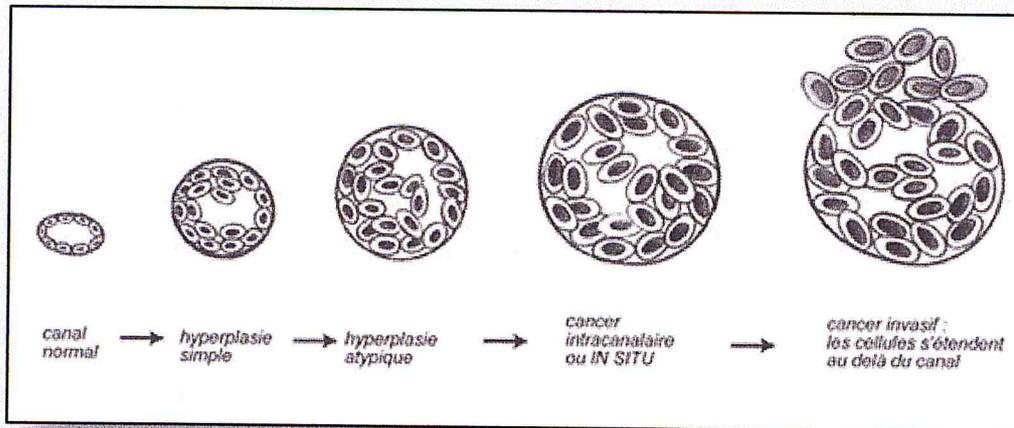


Figure 1.2 : évolution du cancer du sein [3]

1.4 Diagnostic de situation à risque du cancer du sein [5]

Les cancers sont des maladies multifactorielles, dont les causes sont multiples et inconnues, mais les travaux scientifiques ont pu identifier certains facteurs de risques, pour développer un cancer du sein.

Le risque de cancer du sein d'une femme sans antécédents particuliers, est aujourd'hui de 1/10 environ.

Quelques situations spécifiques à risque de cancer du sein peuvent être identifiées:

a. Risque héréditaire

5% des cancers du sein, sont réellement héréditaires (en rapport avec la présence d'une anomalie génétique constitutionnelle qui ne prédispose qu'au cancer). Ces anomalies génétiques, peuvent être identifiées et peuvent conduire à un suivi spécifique. Les risques de cancer du sein, en cas d'anomalie de ce type sont très élevés (50-80% au cours de la vie). Dans de nombreuses familles, il existe plusieurs cas de cancer du sein mais ce type d'anomalie n'est pas identifié.

b. Risque « histologique »

En cas de présence de certaines lésions mammaires « précancéreuses », découvertes lors d'une biopsie, le risque du cancer du sein, peut-être plus élevé que dans la population

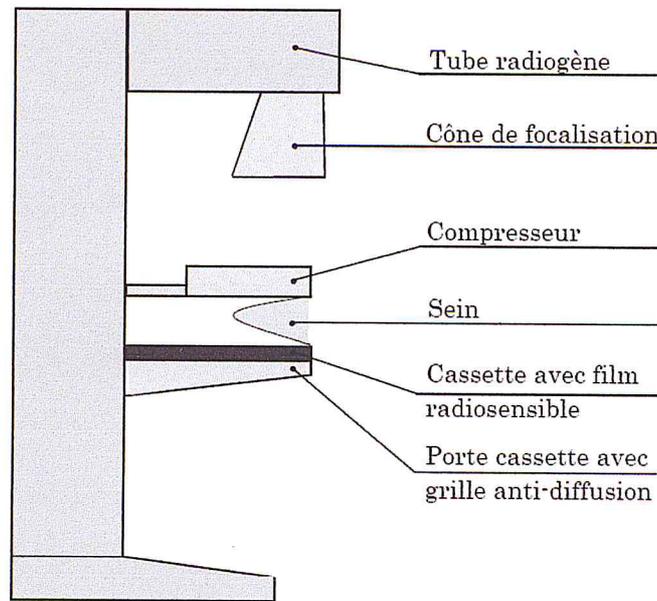


Figure 1.3 : un mammographe [7]

1.5.2 Types de mammographie [6]

La mammographie peut détecter des anomalies aussi petites, que 3 mm. Elle peut donc permettre de découvrir, un cancer plusieurs années avant qu'une masse ne soit palpable.

Il existe deux genres de mammographie: la mammographie diagnostique et, la mammographie de dépistage.

a- La mammographie diagnostique

Elle est généralement réalisée chez les femmes, de tout âge qui présentent des problèmes aux seins décelés soit par la femme elle-même, soit par le médecin lors de l'examen clinique, ou lors, d'une mammographie de dépistage. Elle vise à déterminer la nature d'une lésion déjà existante.

b- La mammographie de dépistage

Elle s'adresse aux femmes, n'ayant aucun problème aux seins et, a pour but de détecter une lésion de petite taille, bénigne ou maligne, et de la localiser. Certaines des lésions détectées par la mammographie de dépistage, ne sont même pas palpables.

1.5.3 Les incidences en mammographie

Etant donné la complexité de l'anatomie du sein, la mammographie est généralement prise sous différentes directions appelées incidences. Une bonne incidence a pour but, de visualiser le maximum de tissu mammaire, en l'étalant le plus possible sur la plaque radiographique.

Selon la partie du sein à laquelle s'intéresse l'examen, différentes incidences sont utilisées. Les incidences les plus fréquemment utilisées sont l'incidence de face appelée aussi Cranio Caudale (CC), l'incidence oblique externe nommée Médio Latérale Oblique (MLO) et l'incidence de profil (figure 1.4).

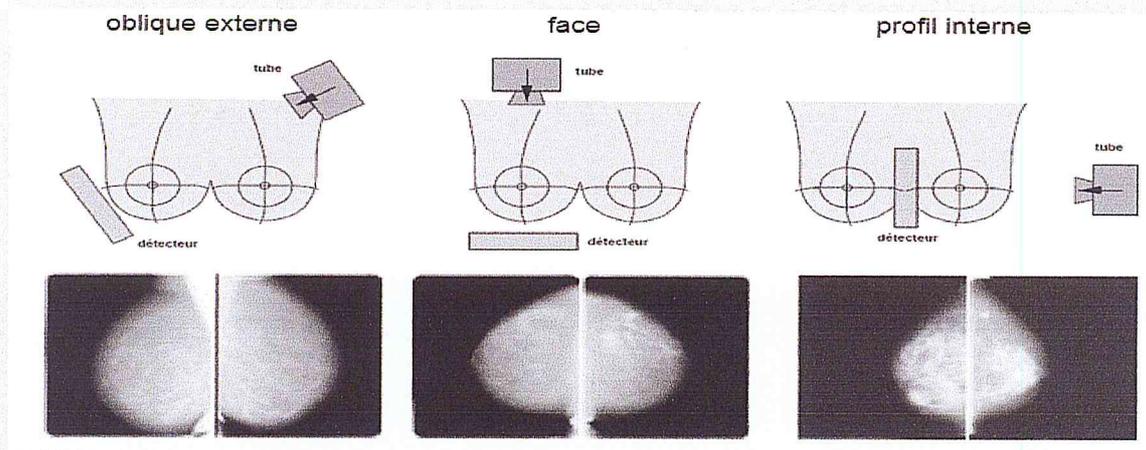


Figure 1.7 : Incidences en mammographie [8]

1.5.4 Approche médicale de l'interprétation des mammographies

L'interprétation d'une mammographie doit s'effectuer en trois étapes [9]:

- Déterminer si la qualité des clichés est suffisante pour permettre leur analyse, notamment en ce qui concerne le positionnement, l'exposition et le développement. Des clichés mal réalisés peuvent être la source d'erreurs diagnostiques.
- Rechercher une lésion: la détection en est améliorée; par une analyse systématique des clichés.
- Analyser très soigneusement, chaque lésion détectée.

1.5.5 Corrélation entre l'anatomie et les images mammographiques

L'image mammographique est le résultat d'atténuation d'un faisceau de rayons X traversant, les différents tissus mammaires. L'atténuation de ce faisceau dépend essentiellement de la composition des tissus traversés. En effet, la graisse est considérée comme une zone radio transparente vu qu'elle a une densité physique très légère. De ce fait, elle apparaît très sombre sur un cliché mammographique. En revanche, les zones radio opaques apparaissent claires et correspondent au tissu fibroglandulaire et au calcium qui est le composant essentiel des lésions mammaires. Pour les matières prédominantes dans le sein, le tableau 1.1 présente la correspondance entre les composants du tissu mammaire, la radio opacité et l'aspect sur le cliché mammographique. En rassemblant les informations concernant l'anatomie et la radio transparence, on peut confirmer que l'aspect général d'une mammographie est sombre, alors que les zones contenant des microcalcifications ou des masses (composées de calcium) sont plus claires [8].

Composant	Atténuation radiologique	Aspect sur la mammographie
graisse	radio transparent	très sombre
eau	légèrement radio opaque	sombre
tissu conjonctif	radio opaque	claire
calcium	très radio opaque	très claire

Tableau 1.1 : atténuation radiologique des composants mammaires [8]

1.5.6 Types de la densité mammaire

A la ménopause, les seins sont souvent radio transparents. Les images tumorales s'y inscrivent, avec une netteté très particulière. La classification BI-RADS [10][11] de « l'American College of Radiology » permet de classer les seins en quatre groupes (tableau 1.2) pour lesquels, le risque d'avoir un cancer en raison du caractère hétérogène du tissu fibroglandulaire, augmente lorsque l'on passe de la catégorie 1 à la catégorie 4 (figure 1.8).

Type	Type de la densité mammaire
1	Le sein est presque entièrement graisseux
2	Il y a des opacités fibroglandulaires dispersées

3	Le tissu mammaire est dense et hétérogène
4	Le tissu mammaire est extrêmement dense

Tableau 1.2 : classification BI-RADS de la densité mammaire [10]

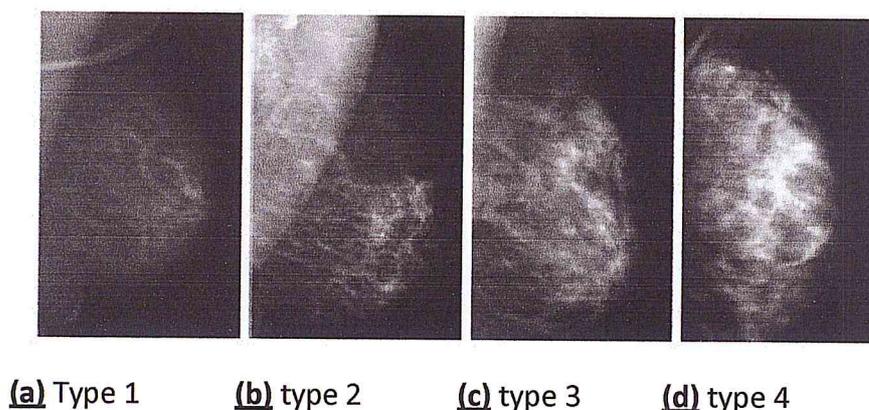


Figure 1.8: différents types de densité mammaire [11]

1.6 Les pathologies mammographiques [3] [8][12]

On peut classer les anomalies en trois catégories:

- les **masses** (dont on précise la forme, la taille, les caractéristiques des bords) et les distorsions architecturales;
- les **calcifications** (dont on peut préciser la taille, le nombre, la morphologie, la distribution et l'hétérogénéité) ;
- les **densités asymétriques**.

1.6.1 Les masses

Une masse est une opacité, visible sur les deux incidences. Elle se différencie du parenchyme mammaire normal par sa taille, sa forme, son contour et sa densité.

La taille ne prédit pas le caractère malin, sauf sur des clichés successifs lorsque l'on voit la taille augmenter, régulièrement.

1) La forme

Selon la description du BIRADS [10], les masses mammaires peuvent avoir la forme (figure 1.9) :

- a) **Ronde** : Il s'agit de masse sphérique, circulaire ou globuleuse.
- b) **Ovale** : Elle présente une forme elliptique (ou en forme d'œuf).
- c) **Lobulée** : La forme de la masse présente une légère ondulation.
- d) **Irrégulière** : Cette appellation est réservée aux masses dont la forme est aléatoire et ne peut être caractérisé par les termes cités ci-dessus.

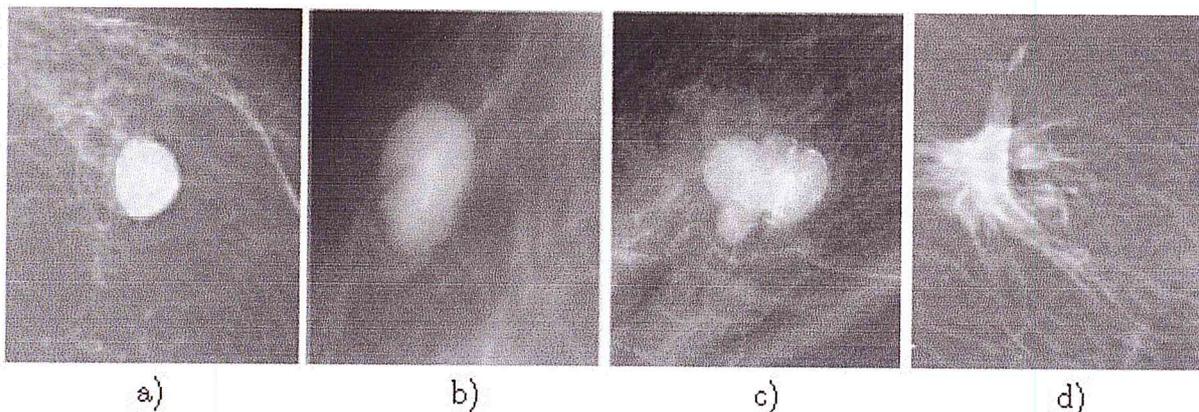


Figure 1.9 ; les différentes formes possibles d'une masse : a) Ronde, b) Ovale, c) Lobulée d) Irrégulière [8]

2) Le contour

Le contour des masses mammaires (figure 1.10) est soit :

- a) **Circonscrit** : Il s'agit d'une transition brusque entre la lésion et le tissu environnant. Le contour est alors net et bien défini. Pour qu'une masse soit qualifiée de circonscrite, il faut qu'au moins 75% de son contour soit nettement délimité.
- b) **Micro-lobulé** : Dans ce cas, de courtes dentelures du contour créent de petites ondulations.
- c) **Masqué** : Un contour masqué est un contour qui est caché par le tissu normal adjacent. Ce terme est employé pour caractériser une masse circonscrite dont une partie du contour est cachée.
- d) **Indistinct** : Dans ce cas, le contour est mal défini. Ce caractère indistinct (le contraire de circonscrit) peut correspondre à une infiltration.
- e) **Spiculé** : La masse est caractérisée par des lignes radiaires, prenant naissance sur le contour de la masse. Ces lignes radiaires sont appelées les spicules.

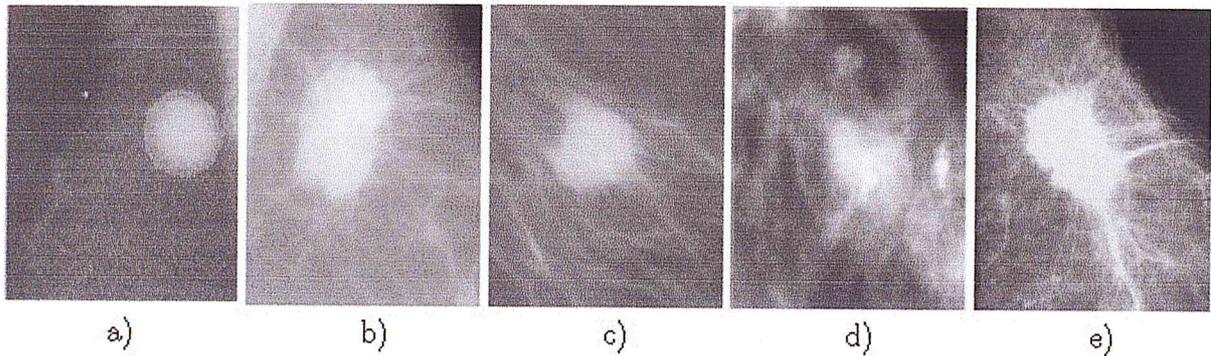


Figure 1.10 : Les différents contours possibles d'une masse : a) Circonscrit, b) Micro-lobulé
c) Masqué, d) Indistinct et e) Spiculé [8]

✓ *Les masses régulières*

Les masses rondes, ovales ou lobulées avec des limites bien définies, sont a priori des lésions bénignes. Cependant, cette règle n'est pas absolue et de petits cancers, peuvent être rencontrés. En principe, lorsqu'il y a plusieurs masses, l'aspect est plutôt évocateur de lésions bénignes.

✓ *Les masses irrégulières*

a. Distorsion architecturale

Une distorsion architecturale, n'est pas une masse en soi, mais une réaction tissulaire traduisant, une interruption focale de la distribution normale du tissu mammaire. A la mammographie, elle donne l'impression d'une convergence du tissu normal vers un foyer central. On peut retrouver, une telle distorsion aussi bien près de la graisse sous-cutanée ou rétro-mammaire, qu'en plein parenchyme glandulaire.

Une telle distorsion, permet de localiser un cancer, mais on peut l'observer en cas de cicatrice chirurgicale, de modification fibro-kystique ou simplement parfois, en cas de superposition de tissus denses. Si aucune explication clinique n'est retrouvée, une telle lésion doit le plus souvent être vérifiée, par une biopsie.

b. Masse avec des limites en spicules

Une masse aux bords étoilés, est très suspecte d'un cancer: les spicules, représentent la modification tissulaire en rapport avec l'infiltration tumorale.

1.6.2 Asymétrie de densité

Les asymétries de densité, sont le plus souvent bénignes. Elles correspondent soit à une asymétrie de répartition du tissu mammaire normal, soit à une asymétrie focale. Par définition, ce type d'anomalie ne peut être décrit par les autres qualificatifs de forme. Elles peuvent être détectées, sur une ou deux incidences mammographiques. En cas d'asymétrie focale, le bilan standard doit être complété par des clichés localisés, voire des agrandissements, afin d'éliminer la présence de critères péjoratifs.

Les arguments en faveur de la bénignité sont :

- une forme variable dans l'espace selon les incidences ;
- l'absence de surdensité centrale, la présence de graisse au sein de la densité ;
- des bords concaves ;
- l'absence de microcalcifications ;
- l'absence de distorsion architecturale associée (bien regarder en lumière forte, l'alignement normal des crêtes de Duret sous-cutanées) ;
- la normalité de l'examen clinique, de grande valeur lorsque l'asymétrie décrite est de grande taille.

Les arguments en faveur d'une lésion suspecte, sont la présence d'un seul des critères décrits ci-dessus. L'échographie, est alors très utile pour rechercher une masse, une atténuation anormale des ultrasons dans la topographie de l'asymétrie mammographique. En cas de normalité de l'échographie et, en présence de signes cliniques péjoratifs, un prélèvement percutané sera discuté, afin de ne pas passer à côté d'un carcinome lobulaire infiltrant.

1.6.3 Les calcifications

Les calcifications mammaires sont des dépôts de calcium, qui se forment dans le tissu du sein. Elles n'ont aucun lien avec la quantité de calcium absorbée au cours de l'alimentation ou obtenue, par l'intermédiaire de compléments alimentaires. Les calcifications mammaires sont assez courantes et la plupart, ne sont pas associées au cancer. Afin de s'en assurer, le radiologue étudie leur taille, leur forme et leur disposition à l'aide d'une mammographie sur laquelle, elles apparaissent souvent sous forme de petits points blancs. Certaines de leurs

caractéristiques, comme une forme irrégulière ou certains regroupements, peuvent être suspects [4][10].

Il existe deux types de calcifications : les macrocalcifications et les microcalcifications.

- **Les macrocalcifications :** Les macrocalcifications (figure 1.11) sont des dépôts grossiers de calcium dans le sein. Elles apparaissent comme de gros points blancs ou des tirets sur une mammographie. Elles sont plus fréquentes chez les femmes âgées, de plus de 50 ans. Elles sont souvent associées à des modifications bénignes qui se produisent, dans le sein et qui sont liées au vieillissement des artères du sein, à d'anciennes lésions, à une inflammation ou à des masses telles qu'un fibroadénome. C'est la raison pour laquelle, lorsque ces macrocalcifications sont découvertes, le radiologue ne recommande pas systématiquement de biopsie [25].

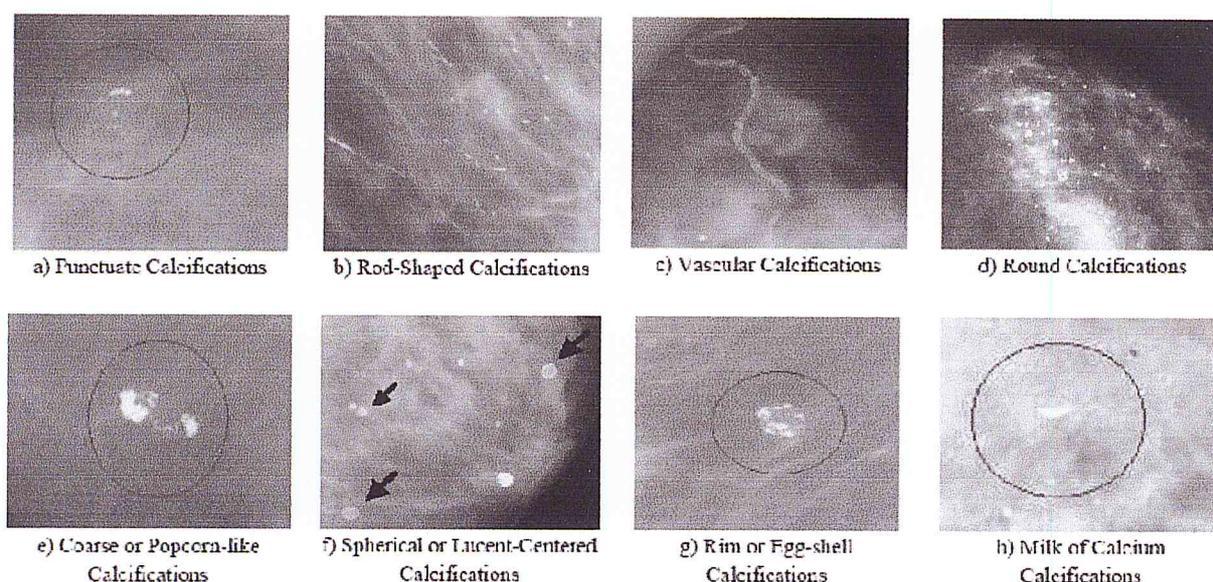


Figure 1.11 : calcifications bénignes [12]

- **Les microcalcifications:** ils correspondent à de petits amas de calcium (figure 1.13). Elles ne sont pas forcément signe de malignité. Ainsi des grosses calcifications rondes à bord lisse sont bien souvent bénignes. Malheureusement, les microcalcifications malignes sont généralement moins visibles. Les microcalcifications (figure 1.14) se distinguent selon les types suivants.

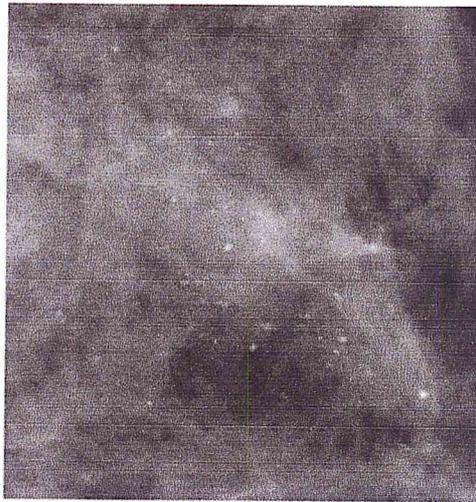


Figure 1.12 : Foyer de microcalcifications [12]

- a) **Microcalcifications cutanées ou dermiques:** elles présentent typiquement un centre clair. Des clichés en incidence tangentielle sont souvent utilisés pour confirmer la localisation cutanée de ces microcalcifications.
- b) **Microcalcifications vasculaires :** ces microcalcifications en rails ou linéaires sont associées à des structures tubulaires.
- c) **Microcalcifications grossières ou coralliformes :** elles sont de grande taille (supérieures à 2-3 mm de diamètre).
- d) **Microcalcifications en bâtonnets :** elles sont généralement associées à une ectasie canalaire (dilatation du canal galactophore) et sont alors dirigées vers le mamelon. Elles mesurent habituellement plus de 1 mm de large et peuvent présenter un centre clair si le dépôt calcique se fait dans la paroi du canal.
- e) **Microcalcifications rondes :** elles ont une forme ronde et peuvent être de tailles variables. Lorsqu'elles mesurent moins de 0.5mm, elles sont dites punctiformes ou pulvérulentes.
- f) **Microcalcifications à centres clairs :** leur taille peut s'étendre de 1 mm à plus de 1 cm. Elles sont rondes ou ovales, à surface lisse et à centre clair. La paroi calcifiée qui les entoure est plus épaisse que celle des microcalcifications en coquille d'œuf.
- g) **Microcalcifications en coquille d'œuf ou pariétales :** ces microcalcifications très fines apparaissent comme des dépôts calciques sur la surface d'une sphère. Vu dans l'axe du rayonnement X, ce dépôt mesure généralement moins de 1 mm.

- h) **Microcalcifications à type de lait calcique** : elles sont sédimentées dans le fond de kystes. En utilisant l'incidence crano-caudale, elles sont souvent difficiles à discerner. Par contre, l'incidence de profil permet de démontrer leurs formes caractéristiques : semi-lunaires, en croissants, curvilignes ou linéaires.
- i) **Microcalcifications de suture** : elles correspondent à des dépôts calciques sur du matériel de suture. Ces microcalcifications sont typiquement linéaires ou tubulaires et présentent fréquemment des nœuds.
- j) **Microcalcifications dystrophiques** : elles mesurent habituellement plus de 0.5 mm de diamètre et sont de formes irrégulières. Elles présentent parfois un centre clair. Ces microcalcifications sont souvent rencontrées dans un sein irradié ou après un traumatisme mammaire. Elles représentent la majorité des cas retrouvés en pathologie mammaire.
- k) **Microcalcifications amorphes ou indistinctes** : elles sont souvent plus ou moins rondes ou en forme de flocons. Elles sont de petites tailles et généralement à contours vagues sans forme spécifique.
- l) **Microcalcifications fines et polymorphes** : elles sont habituellement mieux visibles que les microcalcifications amorphes. Elles sont irrégulières de taille et de forme variables mesurant généralement moins de 0.5 mm de diamètre.
- m) **Microcalcifications linéaires et ramifiées** : elles mesurent moins de 0.5 mm d'épaisseur. Elles sont irrégulières et de formes parfois linéaires ou curvilignes généralement discontinues, coudées ou branchées.

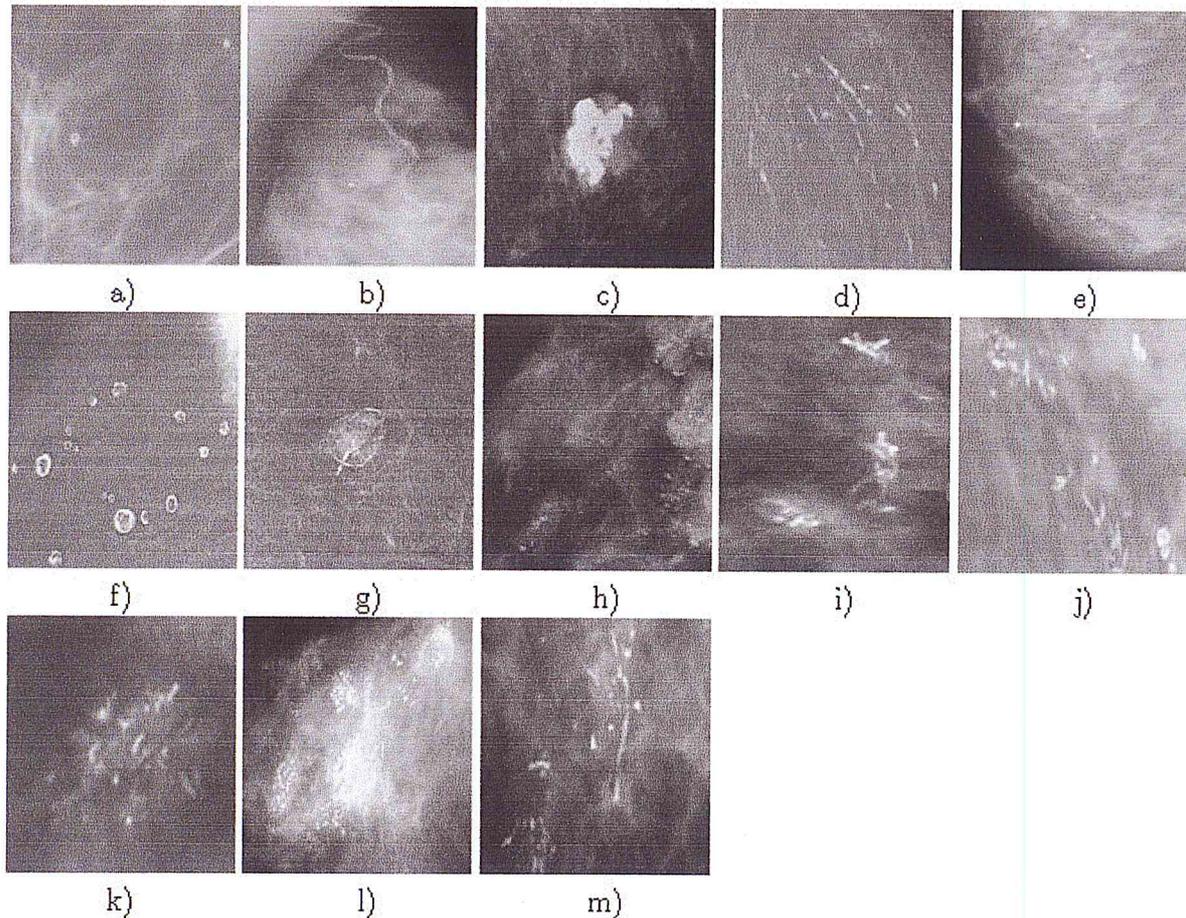


Figure 1.14 : Les différents types de microcalcifications : a) cutanées ou dermiques, b) vasculaires, c) grossières ou coralliformes, d) en bâtonnets, e) rondes, f) à centres clairs, g) en coquille d'œuf ou pariétales, h) à type de lait clacique, i) de suture, j) dystrophiques, k) amorphes ou indistinctes, l) fines polymorphes, m) linéaires ramifiées [12]

1.7 Système de détection automatique de lésion mammaire [13]

Les systèmes de Détection Assisté par Ordinateur couramment notés (DAOe) servent à détecter et à localiser, les lésions dans les images mammographiques. Les systèmes de Diagnostic Assisté par Ordinateur couramment notés (DAOx) désignent un système complet de traitement d'images mammographiques, allant du prétraitement jusqu'à la classification et la prise de décision. Le succès de tels systèmes est dû à leur rapidité, leur consistance et leur capacité à fournir des solutions fiables, pour assister l'étape de détection des lésions mammaires ou bien l'étape d'identification.

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit quelques notions générales sur, l'imagerie mammaire. Nous avons présenté, les principales pathologies qui peuvent atteindre les tissus du sein, en passant par l'examen de base qu'est la mammographie.

L'analyse des résultats d'une mammographie à l'œil nu, peut engendrer des diagnostics ambigus, c'est dans ce cadre que le système d'aide à la détection, demeure indispensable pour, extraire les différents lésions cachées ou confondues avec le tissu mammaire. Le danger de propagation du cancer, nécessite une grande précision, au niveau de sa décision pour éviter toute sorte de métastase. Le chapitre suivant, introduit les techniques de prétraitement et de segmentation de l'image nécessaires, pour la réalisation d'un système informatique d'aide à la décision, dans le cas de notre étude.

Chapitre 2 Prétraitement et segmentation en imagerie mammographique

2.1 Introduction

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

Chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes.

Le passage à la mammographie numérique, a ouvert la porte à de nouvelles possibilités en termes d'outils, visant à extraire de manière optimale l'information dans l'image. Ainsi, des traitements visant à améliorer l'image, ou encore des outils d'aide à la détection sont couramment utilisés par les radiologues. Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser à cette deuxième classe d'outils. Après un bref rappel sur les motivations de ces derniers, nous détaillerons les différentes manières dont ils peuvent être construits. Nous insisterons aussi sur les points clés qui sont récurrents dans les approches proposées dans la littérature, à savoir, le conditionnement des images, la détection des calcifications et des masses ainsi que la prise de décision.

Nous allons nous baser spécialement, sur les techniques de prétraitement via les opérateurs de la morphologie mathématique et celles de la segmentation, via la ligne de partage des eaux et les modèles déformables.

2.2 Système de détection automatique de lésions mammographiques

De manière globale un système de détection automatique de cancers en mammographie se compose de deux branches: une dédiée à la détection des microcalcifications et l'autre à la détection des masses. Chacun de ces modules, peut se décomposer suivant une étape de marquage suivie d'une prise de décision. Le marquage peut selon les cas être composé d'une détection rapide suivie d'une segmentation. La prise de décision se compose quant à elle d'une étape d'extraction de caractéristiques suivie d'une étape de classification (figure 2.1).

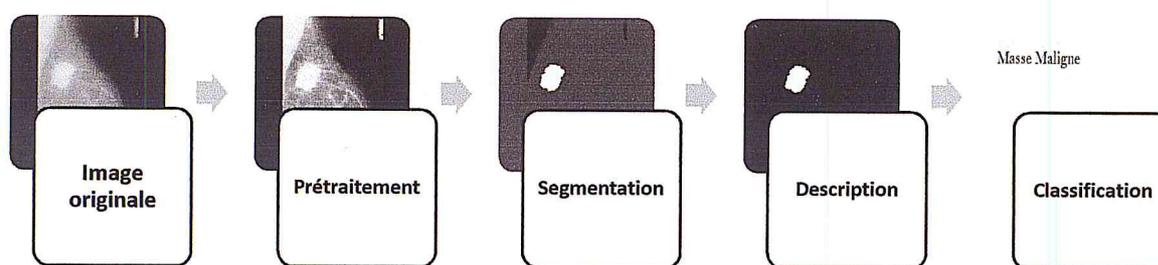


Figure 2.1 : Schéma général d'une chaîne de détection de pathologies en mammographie [13]

2.3 Prétraitement

Une première étape souvent utilisée, est donc la préparation des images avant la détection. En effet les structures que l'on recherche n'étant pas toujours facilement discernables, une étape de prétraitement destinée à les mettre en évidence, peut faciliter leur détection. Une approche couramment utilisée en traitement d'images consiste à modifier l'histogramme dans le but, de définir une fonction de transfert sur les niveaux de gris permettant de mettre en valeur les détails présents dans l'image. Cette voie a aussi été explorée en mammographie numérique[14][15]. Néanmoins, le problème d'une telle approche réside en sa limitation au niveau du traitement des textures, ce qui est gênant puisque ces dernières portent une information importante pour la détection de signes radiologiques. Les opérateurs de la morphologie mathématique, permettent le rehaussement du contraste des images, sans aucune altération de l'information, via des paramètres adéquats à la forme des régions, à mettre en évidence.

2.3 Opérateurs de la morphologie mathématique[16] [17] [18][19]

La morphologie mathématique est un ensemble de méthodes d'analyse d'images. Elle offre un grand nombre d'outils très puissants de traitement et d'analyse d'images. Les outils proposés ont été développés au départ pour traiter des images binaires: on fait alors de la morphologie mathématique ensembliste. Leur utilisation a été ensuite étendue aux images en niveaux de gris: on parle, à ce moment-là, de morphologie mathématique fonctionnelle.

Les opérations de base sont l'érosion et la dilatation. La morphologie mathématique, **ensembliste** ou **fonctionnelle**, s'appuie sur un élément structurant dont on choisit la forme (carrée, circulaire, linéique...) et la taille en fonction de ce que l'on souhaite faire. Les transformations d'images en morphologie mathématique fonctionnelle, se pratiquent comme pour la morphologie mathématique ensembliste: l'élément structurant B est déplacé de façon à ce que son origine x passe, par toutes les positions de l'image. Pour chaque position, on comparera les valeurs prises par les pixels inclus dans le domaine de l'élément structurant. Le pixel central prendra, soit la valeur minimale (lors d'une érosion) soit la valeur maximale (lors d'une dilatation).

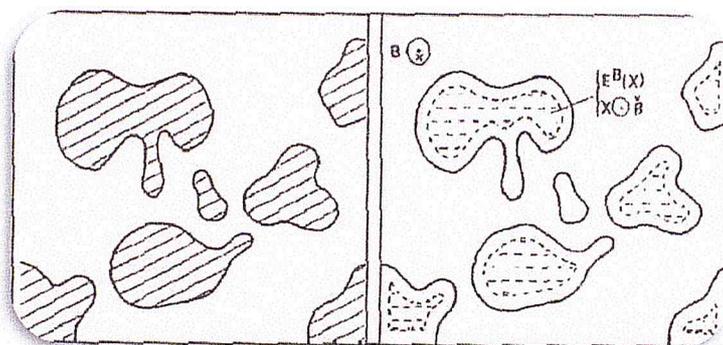
a. EROSION

Soit X l'ensemble à éroder et, B un élément structurant de géométrie simple, par exemple un cercle. L'érosion consiste à faire déplacer B de telle sorte que son centre, occupe toutes les positions X de l'espace. Pour chaque position, on pose la question: est-ce que B est complètement inclus dans X ?

L'ensemble des positions X correspondant à une réponse positive forme le nouvel ensemble Y, appelé érodé de X par B, noté $X \ominus B$ (cf. Figures 2.2 et 2.3).

Cet ensemble satisfait l'équation :

$$X \ominus B = \{x \text{ dans } X : B \subset X\} \quad (2.1)$$



a : ensemble d'objets X **b** : érodé de X

Figure.2.2 : érosion de (a) par un élément structurant circulaire [16]

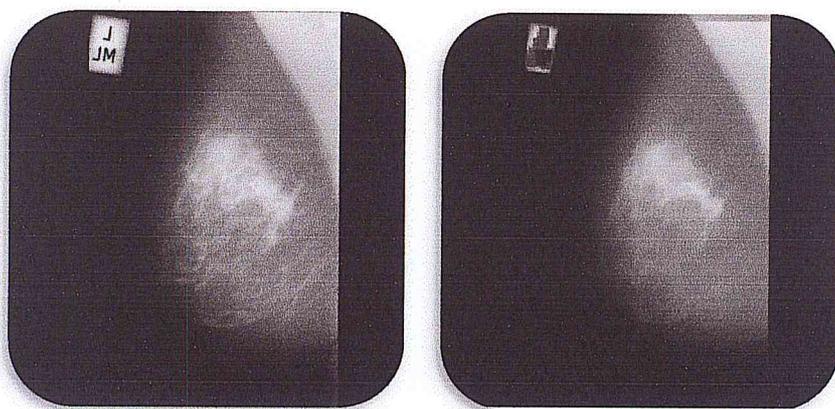


Image mammographique initiale Image mammographique érodée

Figure 2.3 : érosion d'une image mammographique

Après une érosion (cf. Figure 2.3) ;

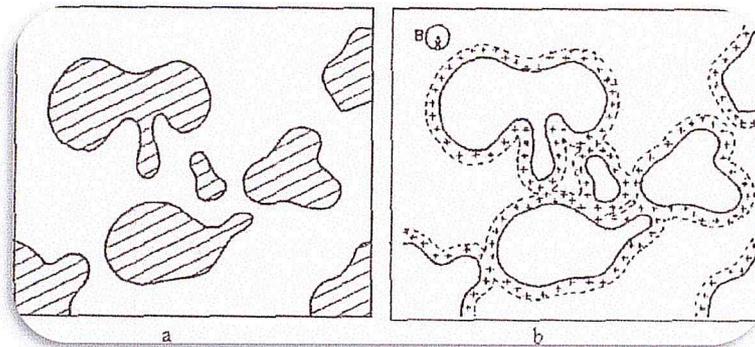
- ✓ les objets de taille inférieure à celle de l'élément structurant vont disparaître;
- ✓ les autres seront "amputés" d'une partie correspondant à la taille de l'élément structurant;
- ✓ s'il existe des trous dans les objets, c'est à dire des "morceaux" de fond à l'intérieur des objets, ils seront accentués;
- ✓ les objets reliés entre eux par un élément de taille inférieure à celle de l'élément structurant, vont être séparés.

b. DILATATION

L'opération de dilatation se définit, de manière analogue à l'érosion. En prenant le même élément structurant B, on pose pour chaque point x la question "Bx touche-t-il l'ensemble X ?", c'est à dire, y a-t-il une intersection non vide entre Bx et X ?

L'ensemble des points de l'image (cf. Figures 2.4 et 2.5) correspondant aux réponses positives forme le nouvel ensemble Y des dilatés de X, noté comme suit :

$$Y = X \oplus B = \{x \text{ dans } I : B \cap X \neq \emptyset\} \quad (2.4)$$



a: ensemble d'objets X b: dilaté de X

Figure 2.4: dilatation de (a) par un élément structurant circulaire[16]

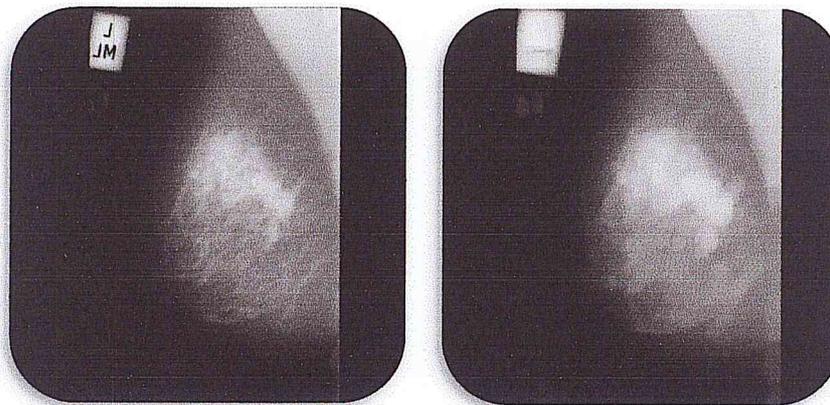


Figure 2.5: dilatation d'une image mammographique

Après une dilatation (cf. Figure 2.5) ;

- ✓ tous les objets vont "grossir" d'une partie correspondant à la taille de l'élément structurant;
- ✓ s'il existe des trous dans les objets, ils seront partiellement ou intégralement comblés ;

- ✓ si des objets sont situés à une distance moins grande que la taille de l'élément structurant, ils vont fusionner.

Remarque

Les deux transformations ne sont pas indépendantes. On obtient le même résultat en érodant X ou, en dilatant le complémentaire de X et, en prenant le complémentaire du résultat. On dit que L'érosion et la dilatation, sont 2 opérations duales vis-à-vis de la complémentation.

c. OUVERTURE

Puisque l'érosion et la dilatation sont des transformations itératives, il est possible d'effectuer sur un ensemble X une érosion, puis de dilater l'ensemble érodé par un même élément structurant B. Le résultat est nommé l'ouvert de X par B, noté comme suit :

$$O^B(X) = (X \ominus B) \oplus B \quad (2.5)$$

Après une ouverture, on ne retrouve pas l'ensemble de départ; L'ensemble ouvert est plus régulier et moins riche en détails que l'ensemble X initial (cf. Figures 2.6 et 2.7).

La transformation par ouverture adoucit les contours, coupe les isthmes étroits, supprime les petites îles et les caps étroits.

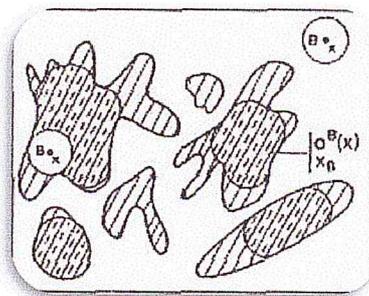


Figure 2.6 : ouverture d'un ensemble d'objets X par un élément structurant circulaire [16]

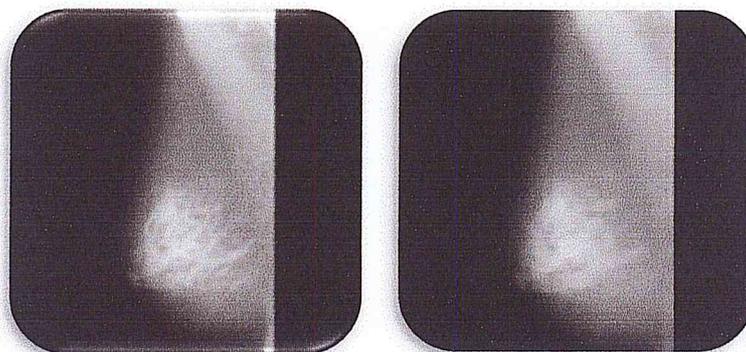


Figure 2.7 : ouverture d'une image mammographique par un élément structurant circulaire

L'opération d'ouverture (cf. Figure 2.7) permet:

- ✓ de lisser les formes,
- ✓ d'éliminer les composantes connexes plus petites que B,
- ✓ de conserver souvent la taille et la forme, de ne pas conserver nécessairement la topologie.

d. FERMETURE

La fermeture est l'opération "inverse" de l'ouverture, c'est à dire que l'on applique tout d'abord une dilatation puis une érosion (toujours en gardant le même élément structurant)

Le résultat est nommé le fermé de X par B, noté comme suit :

$$F^B(X) = (X \oplus B) \ominus B \quad (2.6)$$

Un ensemble fermé, est également moins riche en détails que l'ensemble initial (cf. Figures 2.8 et 2.9). La transformation par fermeture, bouche les canaux étroits, supprime les petits lacs et les golfes étroits.

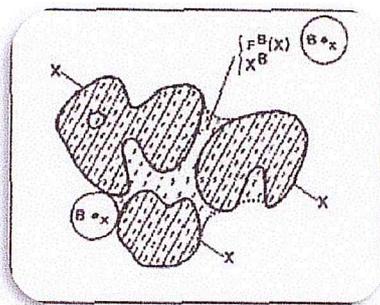


Figure 2.8: fermeture d'un ensemble d'objets X par un élément structurant circulaire [16]

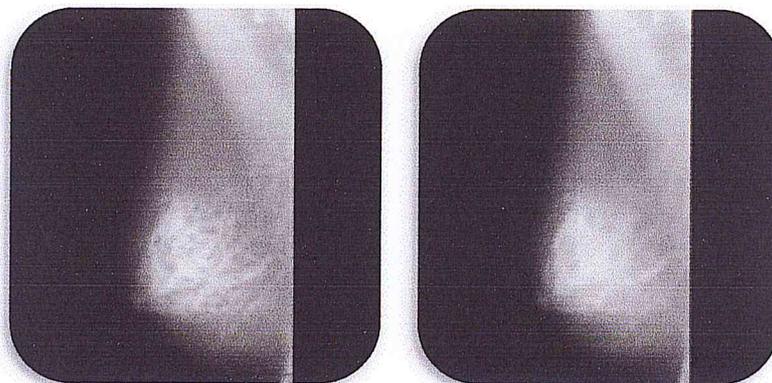


Figure 2.9: fermeture d'une image mammographique par un élément structurant circulaire

L'opération de fermeture (cf. Figure 2.9) permet de:

- ✓ boucher les trous plus petits que B,
- ✓ conserver souvent la taille et la forme,
- ✓ ne pas conserver nécessairement la topologie,
- ✓ souder les formes proches en particulier.

e. TRANSFORMATION CHAPEAU HAUT DE FORME [16][19]

Le chapeau haut de forme est une transformation qui permet de retrouver les informations éliminées par l'ouverture morphologique ou la fermeture morphologique. On définit la transformation du chapeau haut de forme blanc comme la différence algébrique entre la fonction de départ f et l'ouvert $\gamma_B(f)$ (cf. Figure 2.10) tel que :

$$WTH_B(f) = f - \gamma_B(f) \quad (2.7)$$

De même on définit la transformation du chapeau haut de forme noir (cf. Figures 2.11 et 2.12) comme:

$$BTH_B(f) = \phi_B(f) - f \quad (2.8)$$

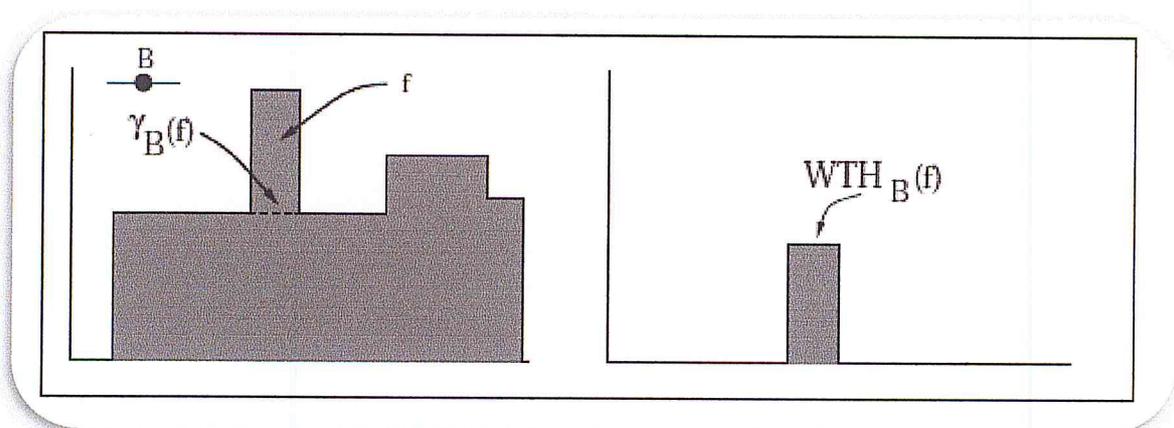


Figure 2.10 : chapeau haut de forme blanc WTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B [19]

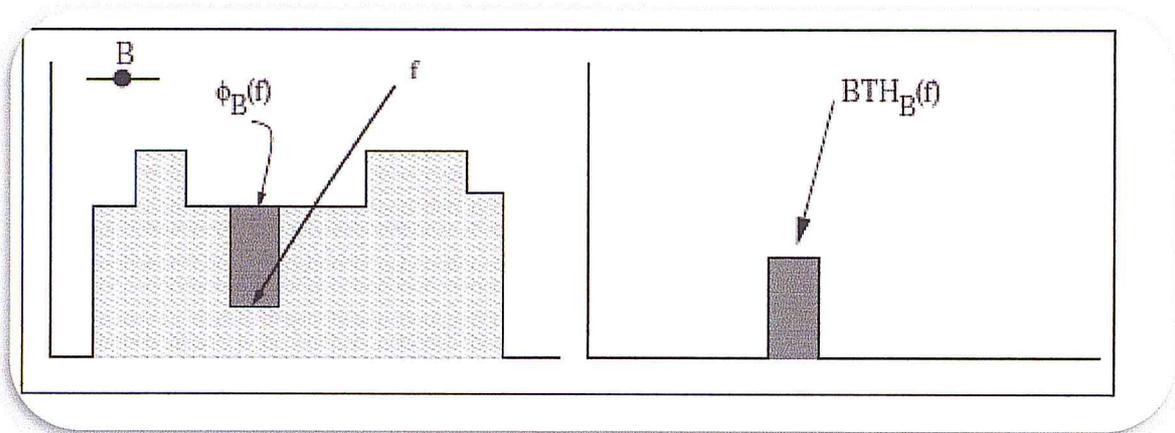


Figure 2.11 : chapeau haut de forme noir BTH d'une fonction numérique f par un élément structurant B [19]

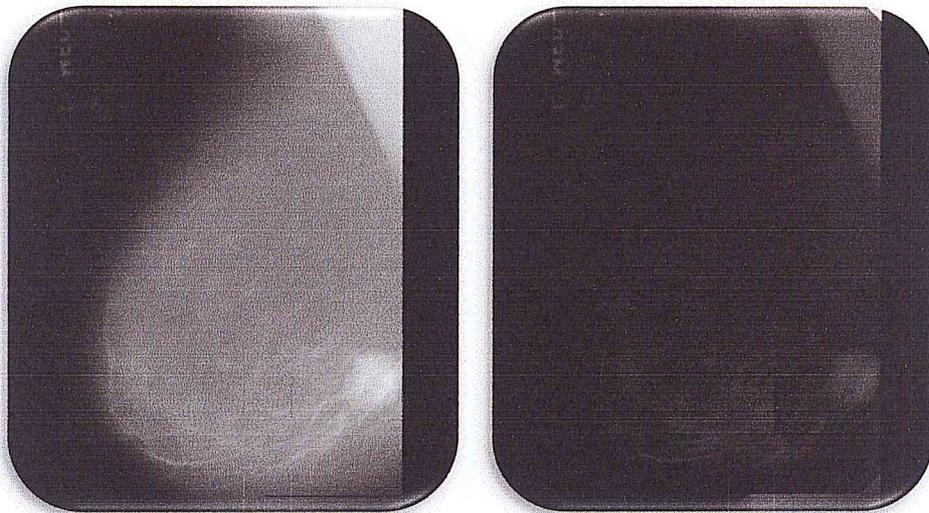


Figure 2.12: application du chapeau haut de forme sur une image mammographique

Nous adoptons, la transformation du chapeau haut, de forme, pour rehausser le contraste dans le cas de notre projet, via un élément structurant adopté par un disque.

2.4 Introduction à la segmentation

La segmentation est un processus de partitionnement d'une image numérique en plusieurs segments significatifs; en régions cohérentes et homogènes selon une norme spécifique comme le niveau de gris, la couleur ou la texture par exemple, regroupant des pixels voisins qui correspondent à un certain critère d'homogénéité. L'Union de ces zones devrait aboutir à la reformation de l'image d'origine.

La segmentation est une tâche très importante et difficile, car elle dépend de la nature de l'image et de l'objectif de l'analyse. La littérature [14], propose de nombreuses techniques de segmentation, mais la plupart d'entre elles ont besoin de plusieurs paramètres dont le réglage exige souvent l'expertise humaine. Dans ce qui suit, nous présentons quelques méthodes de segmentation, en choisissant le chemin de conception qui se base sur une analyse des propriétés spatiales où l'on utilise les différents algorithmes présentés pour extraire une région ou un contour.

- **Une région** : est une ensemble connexe de points image (pixels) ayant des propriétés communes (intensité, texture,...) qui les différencient des pixels des régions voisines. Les connaissances utilisées sont le plus souvent du domaine de l'image numérique et du traitement du signal, donc sémantiquement assez pauvres [14].
- **Frontière** : 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. Ces méthodes ne conduisent pas directement à une segmentation de l'image, car les contours obtenus sont rarement connexes, il faut donc procéder à une fermeture des contours si l'on souhaite une partition complète de l'image. En effet après fermeture des contours, la dualité contours régions apparaît nettement. Les régions sont définies topologiquement comme l'intérieur d'une ligne fermée [14].

Il n'y a pas de méthode unique de segmentation d'une image, le choix d'une technique, est lié à la nature de l'image et aux primitives à extraire.

La segmentation [8] est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition d'une image **A** en sous-ensembles R_i , appelés régions, tels que:

$$\begin{aligned}
 & \forall i R_i \neq \emptyset \\
 & \forall i, j; i \neq j R_i \cap R_j = \emptyset \quad (2.10) \\
 & A = \bigcup_i R_i
 \end{aligned}$$

Une région est un ensemble connexe de pixels ayant des propriétés communes (**intensité, texture, ...**) qui les différencie des pixels des régions voisines. Lorsque le nombre de régions est limité à deux, la segmentation prend le nom de **binarisation** et, se résume alors à séparer un objet du fond. Dans certains cas, le nombre de régions est connu d'avance ainsi que certaines caractéristiques de ces régions. Pour ces situations, la segmentation prend le nom de classification et consiste à associer chaque pixel, de l'image à une de ces régions.

Globalement la segmentation d'une image I consiste à partitionner cette image en plusieurs régions $\{R_i\}_{i=1,\dots,k}$ non vide tel que l'intersection entre deux régions différentes, soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient, des pixels des régions voisines.

La segmentation est une étape importante pour l'extraction des informations qualitatives de l'image. Elle fournit une description de haut niveau, chaque région est connectée à ses voisines dans un graphe et chaque région porte une étiquette donnant des informations qualitatives comme sa taille, sa couleur, sa forme, son orientation. L'image se réduit donc à un graphe de nœuds étiquetés qui contient presque toute l'information utile au système.

Fondamentalement, la segmentation est un processus qui consiste à découper une image en régions connexes présentant une homogénéité selon un certain critère, comme par exemple la couleur. L'union de ces régions doit redonner l'image initiale [14].

Dès lors, la segmentation sera valide si les conditions suivantes sont vérifiées :

- ❖ Tout les composants de l'image doivent être classés, autrement dit chaque pixel doit appartenir à une classe;
- ❖ Les régions doivent être homogènes;
- ❖ Les différentes régions doivent être séparées (disjointes).

A chacune de ces régions, doit correspondre un objet dans l'image car, dans ce procédé d'analyse d'images, l'objectif ultime est d'être en mesure de décomposer une image en un groupe d'objets distincts la composant. En général, ces objets ont des propriétés qui leur qui s'approprient à l'image elle-même. Ainsi, il est possible de distinguer de tels objets par différentes mesures telles:

- leur aspect connexe;

- leur couleur cohérente;
- leurs contours;
- leur texture;
- des informations a priori.

Bien qu'il existe une multitude d'algorithmes de segmentation selon le domaine et les contraintes étudiées, quatre grandes catégories peuvent se distinguer: la segmentation par seuillage, par régions, par contours et enfin la segmentation par coopération région-contour [14].

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 [14]. 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.

Nous n'allons pas détailler toutes ces approches, nous nous limiterons aux techniques de segmentation adoptées, dans le cadre de notre étude. Nous avons opté à cet effet, pour l'étude des modèles déformables, pour l'obtention d'une région d'intérêt délimitée précisément et la ligne de partage des eaux, pour l'extraction de la zone initiale.

2.5 Les modèles déformables

Un modèle déformable est une courbe ou surface, fermée ou non, qui évolue depuis une position initiale, vers les contours de l'objet à segmenter en minimisant une fonction d'énergie qui se compose de deux termes d'énergie: une énergie interne qui permet de mesurer l'adéquation avec la forme et une énergie externe, qui mesure l'adéquation avec l'apparence [20].

2.5.1 Méthode des contours actifs (snakes) [20][21][22]

L'idée de cette méthode est de déplacer les points pour les rapprocher des zones de fort gradient tout en conservant des caractéristiques, comme la courbure du contour ou la répartition des points sur le contour ou d'autres contraintes liées à la disposition des points.

Au démarrage de l'algorithme, le contour est disposé uniformément autour de l'objet à détecter puis il va se rétracter pour en épouser au mieux la forme.

L'algorithme s'arrêtera, lorsqu'il ne sera plus possible d'améliorer le positionnement ou simplement quand le nombre maximum d'itérations, aura été atteint. On utilise les notions d'énergies interne et externe pour caractériser respectivement la forme du contour et son positionnement sur l'image en tenant compte des lignes de gradient (figure 2.13).

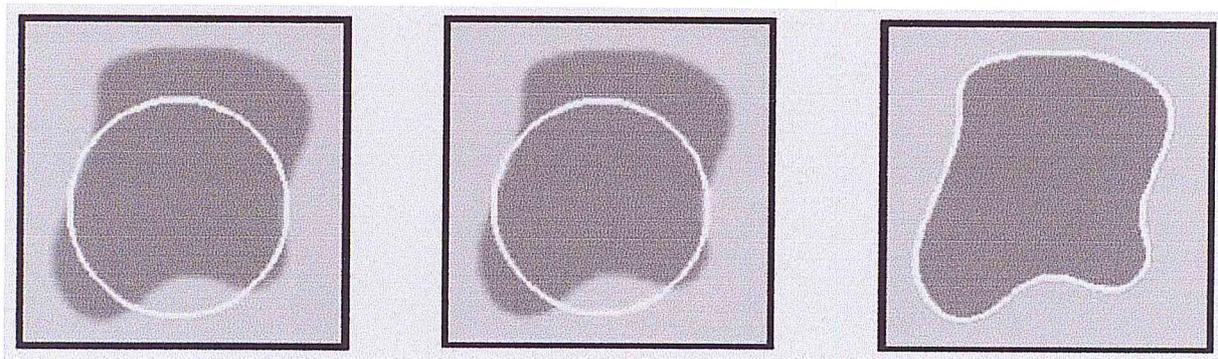


Figure 2.13: exemple de l'évolution de contours actifs [21]

L'énergie interne correspond à la morphologie et aux caractéristiques de la courbe (courbure, longueur, etc.). L'énergie externe provient de l'image, où les critères sont variables (présence de bords marqués, bruit, etc.).

- **L'énergie externe** est censée être minimale lorsque le contour, est à la position limite de l'objet. L'approche la plus simple consiste à donner des valeurs faibles lorsque la régularisation du gradient autour de la position du contour atteint, sa valeur maximale.
- **L'énergie interne** est censée être minimale quand le contour, a une forme qui est censée être pertinente avec la forme de l'objet recherché.

➤ **Phases de l'algorithme [22]**

L'algorithme suit les phases ci-dessous à chaque itération:

- calcul des énergies interne et externe, caractérisant le contour lui-même et son positionnement sur l'image.
- pour chaque point du contour, détermination d'une nouvelle position, sur laquelle le contour devrait mieux minimiser les écarts de contraintes.

- arrangement du contour pour qu'il respecte des contraintes d'écartement entre les points, de régularité de points,...etc.

Le contour actif [30] est une courbe paramétrée, où S est généralement l'abscisse curviligne (longueur de la courbe).

$$V(s) = [x(s), y(s)]^t, s \in [a, b] \quad (2.11)$$

L'utilisateur définit le contour initial $V(0)$. La courbe évolue avec une certaine vitesse. On cherche donc à déterminer cette vitesse telle que la courbe évolue vers un *minimum local* correspondant aux contours des objets.

- **Energie totale**

L'énergie totale du snake, dépend des différentes énergies citées précédemment. Cette fonction s'exprime de la façon suivante:

$$E_{\text{snake}} = \int_a^b [E_{\text{interne}}(V(s)) + E_{\text{image}}(V(s)) + E_{\text{externe}}(V(s))] ds \quad (2.12)$$

- **Energie interne**

L'énergie interne va dépendre des dérivées du premier et du second ordre de la courbe paramétrée représentant le snake:

$$\begin{aligned} E_{\text{interne}} &= \alpha(s)E_{\text{élastique}} + \beta(s)E_{\text{courbure}} \\ &= \alpha(s)\left(\frac{dv}{ds}\right)^2 + \beta(s)\left(\frac{d^2v}{ds^2}\right)^2 \quad (2.13) \end{aligned}$$

Où α est le facteur d'élasticité et β le facteur de rigidité du contour permettant ainsi d'obtenir des courbes plus ou moins lisses.

- **Energie potentielle**

L'énergie potentielle liée à l'image représente les éléments sur l'image vers lesquels on veut attirer le snake. Cette énergie est donnée par :

$$E_{\text{snake}} = -\lambda(s) |\nabla I(v(s))|^2 \quad (2.14)$$

Où le facteur λ dépend de l'image I initiale et ∇ est l'opérateur gradient. On peut faire précéder le gradient d'un filtrage passe-bas de l'image permettant d'obtenir des contours moins bruités et d'augmenter leur zone d'influence.

- **Energie externe et énergie totale**

L'énergie externe (ou de contraintes) est définie par l'utilisateur, selon les spécificités du problème. On pourrait ainsi, par exemple, imposer une distance minimale ou maximale entre deux points consécutifs du contour actif.

S'il n'y a pas de contraintes extérieures, on peut alors écrire :

$$E_{\text{snake}} = \int_a^b [-\lambda(s) |\nabla I(v(s))|^2 + \alpha(s) \left(\frac{dv}{ds}\right)^2 + \beta(s) \left(\frac{d^2v}{ds^2}\right)^2] \quad (2.15)$$

- **Résolution**

On note: v' et v'' les *dérivées premières et secondes* de v le long de la courbe et Ω la région. L'énergie à minimiser est donc donnée par :

$$v(s) = \int_{\Omega} \alpha(s) v'(s)^2 ds + \int_{\Omega} \beta(s) v''(s)^2 ds - \int_{\Omega} -\lambda(s) |\nabla I(v(s))|^2 ds \quad (2.16)$$

- **Avantages et inconvénients**

Avantages

- Prise en compte des changements de topologies automatiques et grandeurs géométriques intrinsèques (normales, courbure) faciles à calculer.
- Utilisation des méthodes numériques connues, pour calculer les dérivées.

Inconvénients

- ✓ Problèmes liés au paramétrage

La définition de l'énergie dépend de la manière dont on paramètre, le snake. De plus, le contour initial doit être suffisamment proche de l'objet, pour pouvoir converger, sinon il risque de s'effondrer sur lui-même.

✓ Problèmes liés à la topologie

Le snake ainsi défini sera incapable de détecter distinctement deux objets sur une image: au mieux, les contours des deux objets seront liés. L'objet à détecter doit également être convexe.

✓ Problèmes liés aux calculs

Le calcul de la dérivée d'ordre 4 qui apparaît dans l'équation d'évolution, pose des problèmes de discrétisation et d'instabilités numériques.

2.5.2 Introduction aux ensembles de niveaux (level sets) [23][24]

L'idée centrale est de représenter le contour évolutif en utilisant une fonction signée, où son niveau zéro correspond au contour réel. Conformément à l'équation du mouvement du contour, on peut facilement dériver un flux semblable à la surface implicite, lorsqu'il est appliqué sur le niveau zéro, reflétant ainsi, la propagation du contour.

C'est une représentation variationnelle des contours, qui conduisent à des solutions qui évoluent au cours du temps dans l'image, régies par un critère global.

➤ Principe

La méthode des ensembles de niveaux, est une méthode de simulation numérique utilisée pour l'évolution des courbes et des surfaces dans les domaines discrets.

L'idée de base de la méthode des Level Sets est de considérer une courbe (ou interface), en mouvement comme le niveau zéro d'une fonction de dimension plus élevée. Pour une courbe en 2D, cette interface Ψ est l'intersection d'une surface (de dimension 3) avec un plan.

Les points définissant cette interface vont se déplacer, vers la normale à une vitesse F selon l'équation suivante :

$$\Psi_{t+1} + F|\nabla\Psi_t| = 0 \quad (2.17)$$

Cette vitesse F est composée de trois termes : un terme constant (similaire à la force d'inflation utilisée dans les modèles déformables), un terme dépendant de la courbure locale en chaque point et un terme dépendant de l'image (dans notre cas, les fronts de l'image).

Le schéma numérique de l'équation de déplacement de l'interface est décrit par l'équation :

$$\Psi_{n+1} = \Psi_n - dt * k_1(x, y) * (U_n - \epsilon K) * |\nabla\Psi_t| \quad (2.18)$$

$$\epsilon \in [0, 1]$$

Avec:

$U_n(m, \sigma) = \pm 1$: Fonction d'appartenance définissant la zone ou l'objet à rechercher.

$K = \nabla \frac{\nabla\Psi}{|\nabla\Psi|}$: Courbure locale en chaque point de l'interface.

$KI(x, y)$: critère d'arrêt dépendant de l'image de gradient.

L'initialisation est réalisée avec une ou plusieurs formes de départ.

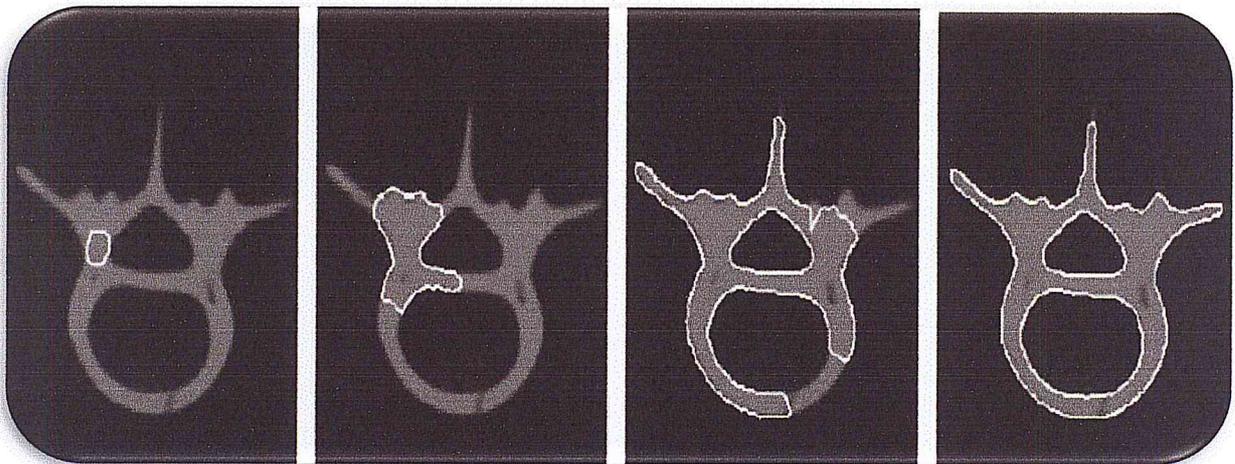


Figure 2.14 : exemple d'une application des ensembles de niveaux sur une image [23]

➤ Les avantages et les inconvénients des level sets

❖ Les Avantages

- ✓ Adaptation au changement de topologie: plusieurs objets peuvent être segmentés à la fois prise en compte des changements de topologie automatique.
- ✓ Extension à la 3 D simple.

- ✓ Utilisation des méthodes numériques connues pour calculer les dérivées.
- ✓ Facilité de calcul des grandeurs géométriques intrinsèques de l'interface (normale, courbure).

❖ Les Inconvénients

- Le temps de calcul.
- Nécessité de recalculer la fonction distance par rapport au niveau zéro.
- La vitesse v n'est définie que pour le niveau zéro de la fonction Level Set (Extension des vitesses à tout le domaine).
- Implémentation complexe et coûteuse.

➤ **Modèle de Chan et Vese[25][26]**

Pour ce type de modèle déformable, Chan & Vese utilisent un descripteur région qui est en fonction de la moyenne d'intensité. Un tel critère sert à segmenter la région homogène, car on cherche la région dont les pixels, ont une intensité proche de la moyenne de la région. Trois descripteurs sont pris en compte: descripteur de l'intérieur, de l'extérieur et du contour.

Soit I une image, C un contour fermé qui sépare deux régions l'une à l'intérieur (Ω_{int}) et l'autre à l'extérieur de C (Ω_{ext})(figure 2.15).

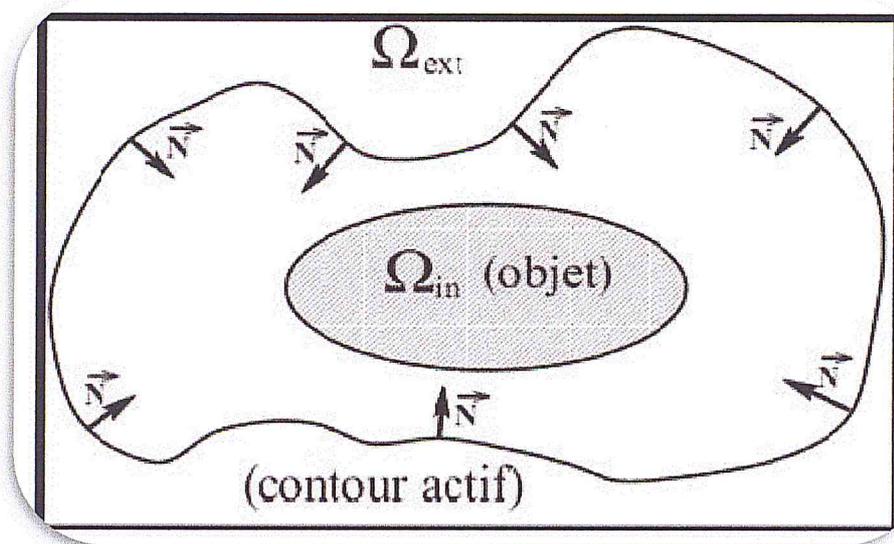


Figure 2.15 : domaines composant l'image [25]

C_1 et C_2 : L'intensité de I à l'intérieur et l'extérieure de C , respectivement. On définit les fonctionnelles citées ci-dessus par :

$$E_{int}(c) = \int_{intérieure\ de\ c} |I(x, y) - c_1|^2 dx \quad (2.17)$$

$$E_{ext}(c) = \int_{extérieure\ de\ c} |I(x, y) - c_2|^2 dx \quad (2.18)$$

$$Length(C) = L\{\phi = 0\} = \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \quad (2.19)$$

Avec $\delta(x)$: est la fonction de Dirac

Le modèle de chan et vese est le suivant:

$$E(c) = \mu(\text{longueur}(c) + v \cdot \text{l'aire}(l'intérieur\ de\ c) + \lambda_1 E_{int}(c) + \lambda_2 E_{ext}(c)) \quad (2.20)$$

Avec :

$$\text{aire}(l'intérieur(c)) = A\{\Phi > 0\} = \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy \quad (2.21)$$

Avec :

$H(x)$: est la fonction de Heaviside

On intègre les équations (2.21), (2.22), (2.23) et (2.25) dans (2.24), on aura l'énergie totale :

$$E(c) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + v \int_{\Omega} H(\Phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{intérieure\ de\ c} |I - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{extérieure\ de\ c} |I - c_2|^2 dx \quad (2.22)$$

Il est clair que les régions citées ci-dessus peuvent se définir par :

$$\begin{cases} C = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) = 0\} \\ \text{interieur}(C) = \{\phi(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) > 0\} \\ \text{exterieur}(C) = \{\phi(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) < 0\} \end{cases} \quad (2.23)$$

En introduisant la fonction du Level Set on peut écrire:

$$\int_{E_{int}(c)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy = \int_{\phi > 0} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1| H(\phi(x, y)) dx dy \quad (2.24)$$

$$\int_{E_{ext}(c)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy = \int_{\phi < 0} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2| (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (2.25)$$

- L'ensemble $\{X \in R^2, \phi(x) > 0\}$ représente l'intérieur du contour.
- L'ensemble $\{X \in R^2, \phi(x) < 0\}$ représente l'extérieur du contour.
- H : fonction de Heaviside : c'est une fonction détectrice de chacune des deux phases.
- C_1 et C_2 : sont deux constantes pour lesquelles l'image est approchée dans chacune des phases.

L'objectif est donc de minimiser la fonctionnelle énergétique :

$$\text{Min}(E(c)) = \text{Min}(\mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy) \quad (2.26)$$

Pour calculer les intensités moyennes, C_1 et C_2 on peut suivre :

$$C_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (2.27)$$

$$C_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (2.28)$$

ν : est un terme de pondération entre la régularisation et l'attache aux données. Cette fonctionnelle est minimisée, à l'aide des équations d'Euler, Lagrange et du gradient.

L'algorithme du modèle de Chan & Vese est donné suivant les étapes ci-dessous :

2.6 Segmentation par morphologie mathématique [16][27][28]

Les opérateurs, permettant la segmentation, en se basant sur la théorie de la morphologie mathématique, sont basés sur le gradient morphologique et la ligne de partage des eaux.

⌘ LE GRADIENT MORPHOLOGIQUE

Le gradient morphologique, permet de mettre en évidence les contours d'objets dans une image. Le principe, est de matérialiser les fortes variations de niveaux de gris à l'aide de la dilatation et de l'érosion. Le gradient morphologique est défini comme étant la différence entre la dilatation d'une image, par un élément structurant B et, son érosion par le même élément structurant. Pour un pixel donné, le gradient morphologique est donc la différence entre le maximum et le minimum des niveaux de gris des pixels traités par l'élément structurant B. Ce gradient est noté ρ :

$$\rho_B(f) = \delta_B - \varepsilon_B \quad (2.29)$$

On peut voir dans cette équation, que le gradient morphologique mesure la différence maximale de niveau de gris entre les pixels du voisinage défini par B.

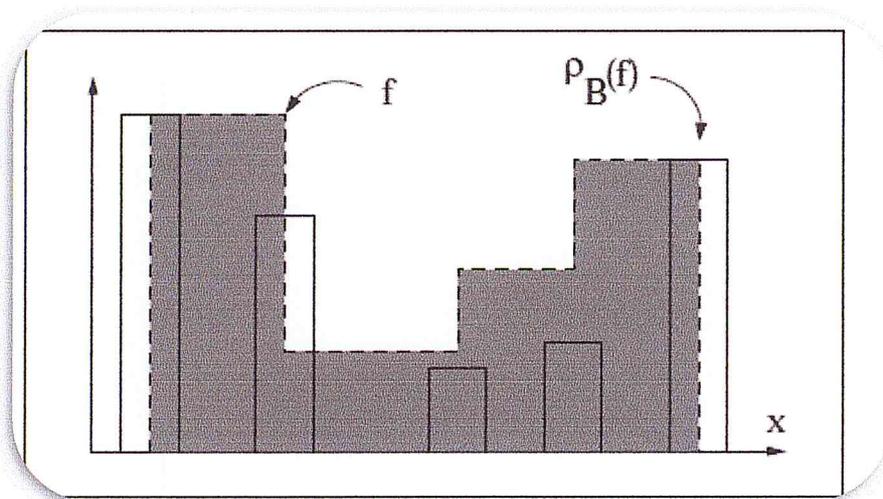


Figure 2.17 : illustration du gradient morphologique de Beucher d'une fonction f [16]

⌘ LIGNE DE PARTAGE DES EAUX (LPE)

La morphologie mathématique fournit de nombreux outils de segmentation d'images. Nous allons nous intéresser ici à l'une des techniques les plus répandues: la technique de la Ligne de partage des eaux (LPE). Une idée pour segmenter les images est de déterminer les lignes le long desquelles, les niveaux de gris varient rapidement. En faisant une analogie géographique, cela se rapproche de la notion de ligne de crête du module du gradient de l'image. Ici, l'image est vue comme une zone géographique dans laquelle les lignes de crêtes ou ligne de partage des eaux sont assimilées aux contours de l'image. Pour cela, on définit son complémentaire: les bassins versants.

Un bassin versant est une zone géographique d'où une goutte d'eau, suivant la ligne de plus grande pente, arrivera dans ce minimum. On associe d'ailleurs un minimum à un bassin versant. Cette technique nous donne de façon efficace des contours fermés et squelettisés.

L'inconvénient majeur de cette technique réside, dans sa sensibilité au nombre de germes (généralement les minima locaux) qui s'avère, souvent, très important et engendrent donc une sur-segmentation de l'image.

Afin de remédier au problème de la sur-segmentation, plusieurs techniques ont été développées pour imposer des contraintes à l'algorithme: comme la LPE contrainte par des marqueurs et, la LPE contrainte par le contraste.

➤ Définitions des paramètres de la LPE

- Minimum local: point d'où, on ne peut pas atteindre un point plus bas sans être obligé de remonter.
- Bassin versant: c'est la zone d'influence d'un minimum local (une goutte d'eau s'écoulant dans le bassin versant arrive au minimum local).
- Ligne de partage des eaux : est la ligne séparant 2 bassins versants (de cette ligne, une goutte d'eau peut s'écouler vers au moins 2 minima locaux distincts).

a. Technique de l'immersion

On perce chaque minimum local de la surface. Dans ce cas, on inonde la surface à partir des minima locaux, l'eau montant à vitesse constante et, uniforme dans les bassins versants. Quand les eaux issues de 2 minima différents se rencontrent, on monte une digue pour qu'elles ne se mélangent pas. A la fin de l'immersion, l'ensemble des digues constituent la ligne de partage des eaux (figure 2.18).

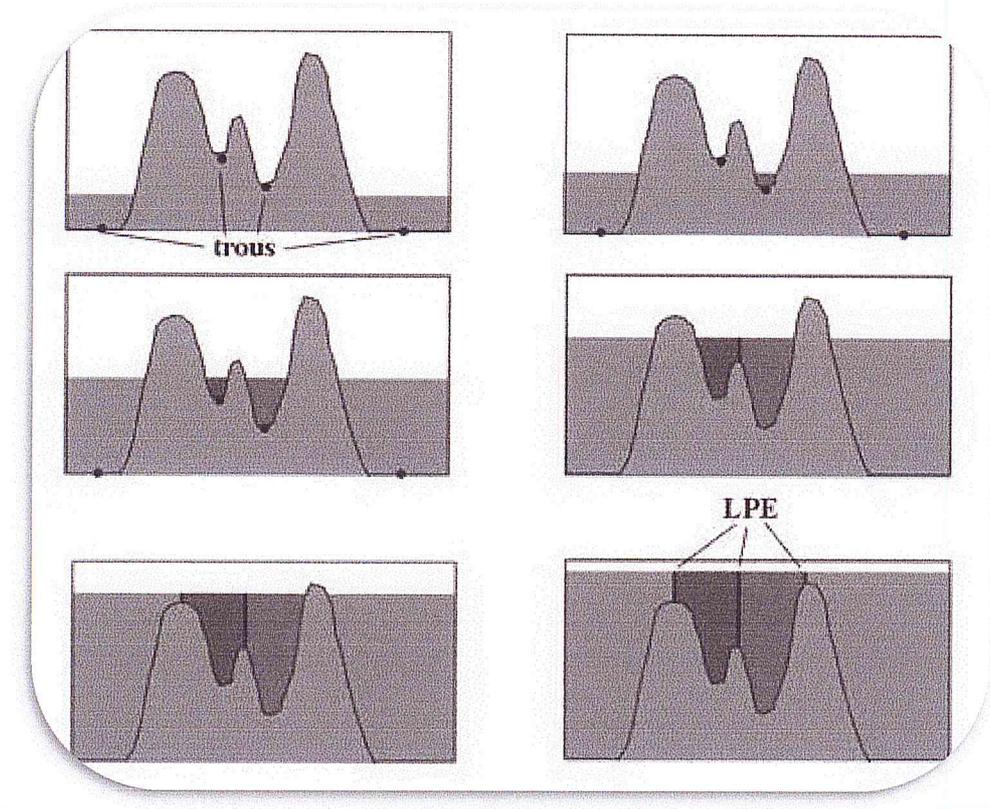


Figure 2.18 : Illustration de la LPE par immersion[27]

Remarque

- La ligne de partage des eaux est généralement calculée non pas sur l'image originale mais sur son gradient (figure 2.19). Ainsi les points de partage des eaux correspondent, aux points des crêtes du gradient autour des minima, c'est-à-dire aux lieux de forte transition d'intensité sur l'image originale.

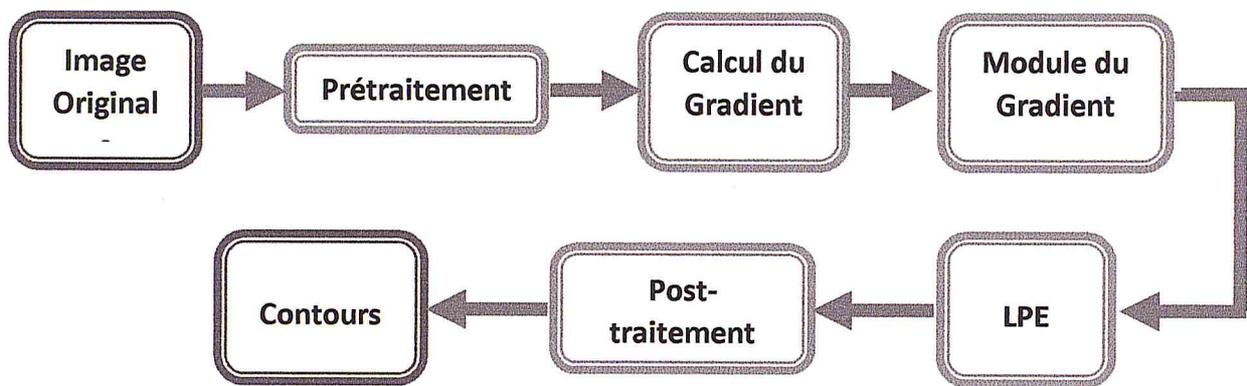


Figure 2.19: synoptique de la LPE [27]

Les prétraitements sont principalement nécessaires, pour préparer l'image avant le calcul du gradient et, pour but éviter, une sursegmentation de l'image. Il peut arriver que pour limiter le nombre de régions, 'on applique un post traitement sur les lignes obtenus. Finalement, en combinant la LPE et l'image originale, on obtient les régions d'intérêt de l'image.

b. SEGMENTATION PAR LIGNES DE PARTAGE DES EAUX SOUS CONTRAINTES

➤ LPE par marquage

L'idée consiste à choisir le nombre de minima locaux et donc; le nombre de zones que l'on souhaite mettre en évidence grâce à la LPE. Nous éliminons ainsi les informations qui ne nous intéressent pas [27].

En fait, le type d'information que l'on introduit est de nature géométrique. On suppose que l'on connaît un ensemble connexe de points faisant partie, de l'objet ainsi qu'un ensemble de points de l'extérieur. Ces ensembles de points connexes, sont appelés des marqueurs. On va alors modifier l'image en lui imposant, que ces ensembles soient les uniques minima régionaux. Chaque bassin devenant ainsi soit un unique objet, soit le fond de l'image (figure 2.20).

➤ **LPE par le contraste**

L'idée est de supprimer des minima selon un critère de contraste (ou de dynamique) qui est la quantité dont on est obligé de monter d'un minimum régional, pour atteindre un autre minimum d'altitude moindre que le premier.

On peut classer les algorithmes de construction de la ligne de partage des eaux en trois catégories. Les algorithmes par inondation simulent une montée progressive du niveau d'eau à partir des minima du relief. Seuls les réservoirs qui dépassent une certaine taille, sont inondés. Les algorithmes par ruissellement suivent, à partir de chaque pixel de l'image, la ligne de plus grande pente jusqu'à atteindre un minimum. Finalement, les algorithmes topologiques proposent une déformation progressive du relief, préservant certaines caractéristiques topologiques, jusqu'à ce qu'il soit réduit à une structure fine correspondant à la ligne de partage des eaux.

2.6 Segmentation coopérative [29]

Il existe plusieurs approches de segmentation d'images, chacune agit de manière différente et utilise des attributs différents. De plus, chaque méthode ayant ses avantages et ses limites d'utilisation selon le problème à résoudre.

Les méthodes coopératives apportent une meilleure segmentation des images, puisque les algorithmes émergents de la coopération prennent en compte les différentes caractéristiques de ces images. Il existe en grande partie deux types de coopération; une coopération dite « séquentielle » dans laquelle il existe une exploitation successive du résultat d'une approche pour guider une autre. Une autre coopération dite « itérative » est fondée sur une définition mutuelle de contraintes et qui, permet une émergence de la solution.

- Coopération séquentielle : les approches par coopération séquentielle sont principalement fondées sur des principes de focalisations successives et de

corrections de résultats intermédiaires. L'objectif est de réduire progressivement la difficulté du problème en le décomposant en sous-parties de plus en plus fines.

- Coopération itérative : dans les approches par coopération itérative, plusieurs modules de segmentation s'exécutent simultanément. L'objectif est de construire la segmentation progressivement, en optimisant à chaque étape les résultats obtenus par chaque méthode mise en jeu. Il existe relativement peu de travaux proposant un tel type de coopération pour la segmentation.

2.7 Introduction aux travaux des laboratoires LATSI et LRDSI

Les laboratoires LATSI et LRDSI, s'intéressent à la réalisation de systèmes d'aide à la décision, appliqués aux images médicales. Parmi ces systèmes, diverses approches ont été développées, pour la détection et la reconnaissance de lésions en imagerie mammographique. Leurs travaux ont été principalement consacrés, à l'analyse topologique et texturale pour la réalisation d'un système d'aide au diagnostic, suivant une classification connexionniste [30], par les arbres de décision [31] ainsi que par les SVM [32] [33] et les algorithmes génétiques en hybridation avec les réseaux de neurones [34][35][36]. L'objectif de ce travail, est de réaliser, une classification bayésienne pour la discrimination des signes malins et bénins des masses et des calcifications mammaires.

2.8 Méthodologie adoptée de détection des lésions mammaires

La méthodologie adoptée (figure 2.21), pour l'extraction des masses et des calcifications, se fait en tenant compte de trois étapes. La première, effectue un rehaussement du contraste de l'image, la seconde étape réalise une segmentation en régions par la ligne de partage avec marquage, pour la délimitation de la zone suspecte. Le résultat de la LPE, est utilisé comme masque d'initialisation pour le modèle de Chan-Vese, afin d'extraire les régions d'intérêt.



Figure 2.20: organigramme d'extraction de lésions mammographiques

2.9 Conclusion

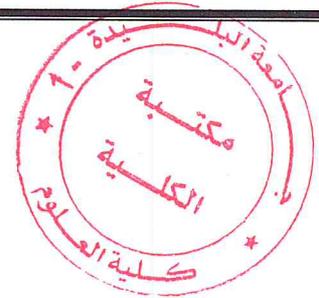
Dans ce chapitre nous avons pris en considération, l'étude des principales techniques de prétraitement et de segmentation, qui nous ont permis la conception de notre méthodologie. Nous nous sommes intéressées, plus précisément à la ligne de partage des eaux et aux modèles déformables, pour une précision des résultats de la segmentation.

La segmentation d'image est une étape incontournable et fondamentale dans le traitement de l'image médicale. Ses résultats conditionnent fortement l'étape de l'interprétation si bien, qu'une bonne segmentation, assure une bonne caractérisation. Le chapitre qui suit,

est consacré à la caractérisation texturale et morphologique, ainsi qu'à la classification bayésienne des pathologies mammaires.

Chapitre 3 Caractérisation et classification

bayésienne d'images mammographiques



3.1. Introduction

Ce chapitre introduit l'étude des descripteurs morphologiques et texturaux, pour caractériser le contenu structurel des images mammographiques. Cette description, nous permet de nous orienter, vers la classification bayésienne, pour la discrimination des masses et des calcifications.

3.2. Analyse texturale [37] [38][39]

L'objectif de l'analyse à l'échelle d'un motif ou d'un élément de texture, est de prendre en compte l'organisation des variations spatiales dans l'image en plus; de l'intensité lumineuse. La notion de texture en traitement d'image, est d'autant plus délicate à aborder que les définitions que l'on en donne, sont multiples. Ces définitions, sont souvent liées à un aspect particulier mais sont rarement génériques et, la quantité importante d'approches utilisées pour l'analyse des textures, témoigne de l'absence d'une définition précise. L'objet de ce chapitre, est d'aborder, la notion de texture, pour expliciter les descripteurs étudiés. Bien que la notion de texture soit naturelle pour l'être humain, elle résiste depuis Longtemps à toute tentative de définition. On peut s'en approcher en disant qu'une texture est une zone de l'image qui, présente certaines caractéristiques d'homogénéité qui la font apparaître comme une zone unique. Nous pouvons aussi la décrire comme étant, un ensemble de primitives de taille et de forme variables, présentant une organisation spatiale particulière.

3.2.1 Types de texture

Dans la littérature, on trouve plusieurs familles de textures qu'on peut classer en différentes catégories :

- a. **Textures aléatoires (micro-textures)**: les textures aléatoires (figure 3.1) sont désordonnées tout en apparaissant, globalement homogènes. Elles se distinguent, par un aspect plus fin.

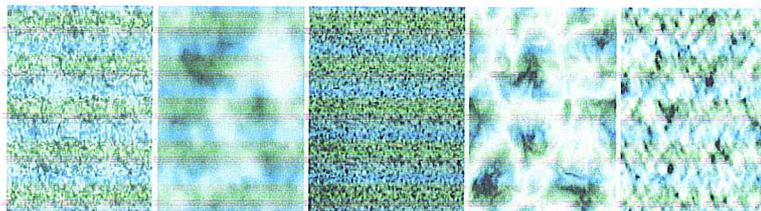


Figure 3.1 : exemple de textures aléatoires [37]

- b. **Textures structurales (macro-textures)**: on peut considérer les textures structurales comme étant la répétition spatiale, de motifs élémentaires, appelé texton, suivant des règles de directions et de placement. Nous pouvons différencier les textures parfaitement périodiques, appelées textures déterministes et les textures dont, les primitives ont subi quelques transformations, appelées textures observables. L'analyse de ce type de texture se fait en utilisant, les méthodes d'analyses structurales (figure 3.2)].

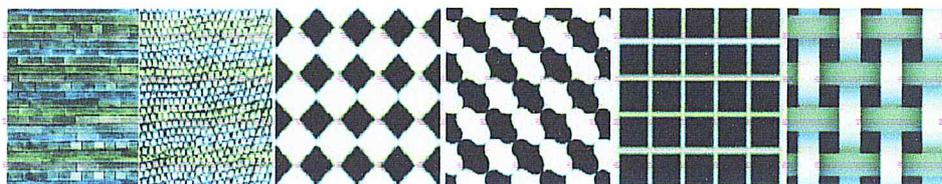


Figure 3.2: exemple de textures structurales [37]

- c. **Textures directionnelles (textures observables)**: les textures directionnelles (figure 3.3), ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas, d'éléments structurants de base. Elles se caractérisent essentiellement, par une certaine orientation.

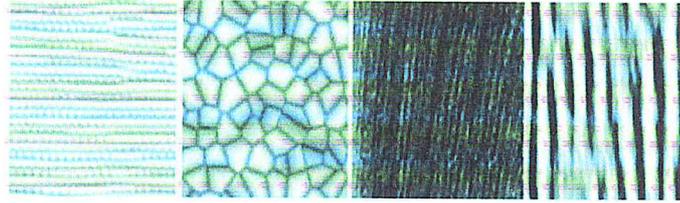


Figure 3.3 : exemple de textures directionnelles [37]

3.2.2 Méthodes d'Analyse des textures [37][38]

L'objectif principal de l'analyse de la texture est la détermination de signatures texturales permettant une meilleure caractérisation de l'image autrement dit c'est la formalisation des descriptifs de la texture par des paramètres mathématiques qui serviraient à l'identifier. L'absence d'une définition formelle et précise de la texture a conduit à l'élaboration d'une multitude de méthodes d'analyse de textures. Le choix d'une méthode de caractérisation de textures est étroitement lié à l'application visée et à la nature de la texture à discriminer. Une multitude de méthodes, de variantes et de combinaisons de méthodes ont déjà été proposées dans la littérature.

a. Les méthodes structurelles

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

b. Les méthodes statistiques

Du point de vue des méthodes statistiques, la texture est considérée comme la réalisation d'un processus stochastique stationnaire. Des paramètres statistiques sont estimés pour chaque pixel de l'image. Suivant la modalité des images à étudier, la signature la plus discriminante de la texture, est à rechercher soit dans des méthodes qui exploitent directement les propriétés statistiques de la texture (matrices de cooccurrences, matrice de longueurs de plages, matrice de voisinage, fonction d'auto corrélation, modèle de Markov, etc...), soit dans des méthodes qui exploitent les propriétés statistiques à partir d'un plan

transformé dans lequel, on réécrit l'image de texture (densité spectrale, transformation de Fourier, Karhunen Loeve, Walsh Hadamard...).

c. Les méthodes spatio-fréquentielles

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

d. Les méthodes fractales

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

3.2.3 La matrice de cooccurrence [37] [38][40]

Elle estime des propriétés des images relatives, à des statistiques du second ordre. Une matrice de cooccurrence, mesure la probabilité d'apparition des paires de valeurs de pixels situés à une certaine distance, dans l'image. Elle est basée sur le calcul de la probabilité $P(i, j, d, \theta)$ qui représente le nombre de fois où un pixel de niveau de couleur i , apparaît à une distance relative d , d'un pixel de niveau de couleur j et selon une orientation θ donnée.

Les directions angulaires θ classiquement utilisées, sont 0, 45, 90 et 135 degrés. Les relations de voisinage entre pixels, nécessaires au calcul des matrices, sont illustrées dans la figure (3.4). Par exemple, les plus proches voisins de 'x' selon la direction $\theta=135$ degrés, sont les pixels 4 et 8.

La distance « d » permet d'avoir une description significative de la périodicité de la texture et l'angle « θ » permet d'évaluer la direction de texture. Cette matrice décrit les régularités observables dans les niveaux de gris des pixels d'une région.

Afin de limiter le nombre de calculs, on prend fréquemment, pour une distance « $d=1$ », une orientation de l'angle $\theta=0^\circ$.

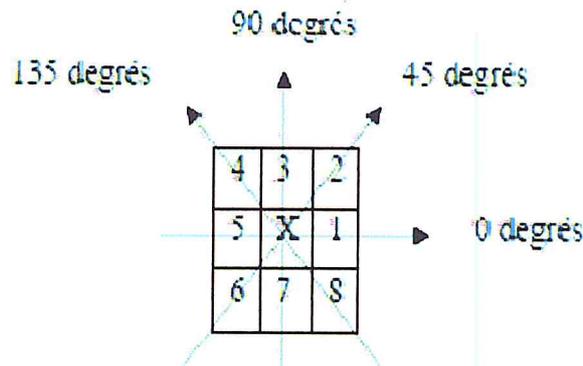


Figure 3.4: plus proches voisins de x selon 4 directions [37]

Les matrices de cooccurrence contiennent une masse d'information difficilement manipulable, c'est pour cela qu'elle n'est pas utilisée directement. De ce fait, quatorze indices définis par Haralick [38], qui correspondent à des caractères descriptifs de la texture peuvent être calculés, à partir de ces matrices.

Selon différentes études en imagerie mammographique [40], nous définissons les 4 paramètres considérés, comme les plus pertinents, dans le cas de notre travail.

1. L'entropie

Ce paramètre (équation 3.1) fournit un indicateur du désordre que présente, une texture. L'entropie atteint de fortes valeurs lorsque la texture, est complètement aléatoire (sans structure apparente). Lorsque les valeurs de la matrice de cooccurrences sont presque toutes égales, l'entropie est élevée.

$$ENT = - \sum_i \sum_j (\log P_{ij}(d, \theta) P_{ij}(d, \theta)) \quad 3.1$$

2. Le contraste

Il peut être définie, comme le rapport entre les parties les plus foncées et, les parties les plus claires d'une image. La valeur de ce paramètre (équation 3.2), est d'autant plus élevée, que la texture présente un fort contraste.

$$CST = \sum_i \sum_j ((i,j)^2 P_{ij}(d, \theta)) \quad 3.2$$

3. La corrélation

La corrélation (équation 3.3), mesure la dépendance linéaire (relativement à (d, ϑ)) des niveaux de gris de l'image.

$$COR = \sum_i \sum_j \left(\frac{(i - \mu)(j - \mu)P_{ij}(d, \theta)}{\sigma^2} \right) \quad 3.3$$

4. Homogénéité

Ce paramètre est calculé par l'équation 3.4. Plus on retrouve le même couple de pixels, plus cet indice est élevé. Ce paramètre est corrélé à une combinaison linéaire de l'énergie et du contraste.

$$Hom = \sum_i \sum_j \left(\frac{P_{ij}(\delta, \theta)}{1 + (i - j)^2} \right) \quad 3.4$$

3.3 Analyse de la forme [41][42][43][44]

Dans la littérature, des dizaines de paramètres de forme, permettent de caractériser la morphologie des particules. Une des difficultés de l'analyse morphologique, réside dans le choix du paramètre de forme les plus adaptés à la nature des structures médicales.

Les caractéristiques que nous avons adoptées, ce sont celles qui nous paraissent les plus pertinentes, pour modéliser numériquement les régions d'intérêt mammaires. Elles permettent ainsi, d'identifier les pathologies mammaires, en se basant sur les descripteurs morphologiques.

Les descripteurs choisis dans le cadre de notre projet, sont donnés, par la compacité, la surface, l'excentricité, l'orientation ainsi que les moments de H.

3.3.1 L'aire

Parmi les descripteurs de forme les plus répandus, on cite l'aire. Ce paramètre est calculé à partir, du nombre de pixels contenus dans une lésion.

3.3.2 La compacité

Cette mesure d'écrit la géométrie des motifs. La compacité vaut 1 lorsque la région est un cercle.

$$COM = \frac{4\pi A}{P^2} \quad 3.5$$

3.3.4 Les moments invariants de Hu [44]

Les moments géométriques permettent de décrire, une forme à l'aide de propriétés statistiques. Ils représentent les propriétés spatiales de la distribution des pixels, dans l'image. Ils sont facilement calculés et implémentés. Par contre cette approche est très sensible au bruit et aux déformations.

A partir des moments géométriques, Hu [44] a proposé un ensemble de sept moments invariants aux translations, rotations et changement d'échelle. Les moments offrent un cadre théorique puissant pour résoudre des problèmes rencontrés, dans plusieurs applications d'imagerie y compris l'imagerie médicale.

Hu a défini sept descripteurs invariants suivant ci-dessous:

$$\begin{aligned} \Phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \Phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11} \\ \Phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{30} - 3\eta_{21})^2 \\ \Phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \Phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ & \quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{23} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \Phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \Phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad 3.6$$

Ces descripteurs sont engendrés des moments;

$$\eta_{pq} = \frac{m'_{pq}}{m'^n_{00}} \quad 3.7$$

où $n = (p + q) / 2$.

Avec m'_{pq} , représentant les moments centraux :

$$m'_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_g)^p (y - y_g)^q f(x, y) \quad 3.8$$

Le centre de (x_g, y_g) représente le centre de gravité de l'image dont les coordonnées, sont définies par:

$$x_g = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad y_g = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad 3.9$$

Nous considérons dans le cadre de notre projet, la moyenne des descripteurs invariants, pour une normalisation des résultats.

3.3.5 L'excentricité

L'excentricité (équation 3.9) est le rapport entre la longueur du grand axe et, celle du petit axe. L'excentricité est calculée à partir du moment d'inertie M_{pq} .

$$\text{Excentricité} = \frac{M_{0.2} + M_{2.0} - \sqrt{(M_{0.2} + M_{2.0})^2 + 4(M_{1.1})^2}}{M_{0.2} + M_{2.0} + \sqrt{(M_{0.2} + M_{2.0})^2 + 4(M_{1.1})^2}} \quad 3.10$$

3.3.6 L'orientation

L'orientation, dans une image est donnée par la relation 3.11.

$$\alpha = \tan^{-1} \left\{ \frac{M_{xx} - M_{yy} + \sqrt{(M_{xx} - M_{yy})^2 + 4M_{xy}^2}}{2M_{xy}} \right\} \quad 3.11$$

3.4 Introduction à la classification

Les méthodes de classification [45] [46], permettent de regrouper des objets, en classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés, ont des caractéristiques communes. Ils sont similaires mais, se distinguent clairement des objets, des autres classes.

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classer automatiquement des objets, comporte généralement deux phases fondamentales:

- une phase d'apprentissage dont le but, est de déterminer un espace de représentation des données et, de rechercher les paramètres discriminants capables, de caractériser chaque classe d'objets ;
- une phase de reconnaissance au cours de laquelle, on attribue à une classe, chacun des objets inconnus, dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.

La classification peut être supervisée ou non supervisée.

Les méthodes de classification, ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets, à partir de certains traits descriptifs. Elles s'appliquent à un grand nombre d'activités humaines et conviennent en particulier, au problème de la prise de décision automatisée. La procédure de classification sera extraite, automatiquement à partir d'un ensemble d'exemples. Un exemple, consiste en la description d'un cas avec la classification correspondante. Un système d'apprentissage doit alors, à partir de cet ensemble d'exemples, extraire une procédure de classification. Il s'agit à cet effet, d'extraire une règle générale à partir des données observées. La procédure générée, devra classer correctement les exemples de l'échantillon et, avoir un bon pouvoir prédictif, pour classer correctement de nouvelles descriptions.

Les méthodes utilisées pour la classification sont nombreuses, citons: la classification par les réseaux de neurones, les machines à supports vecteurs (SVM) et, la classification bayésienne, utilisée dans le cas de notre projet, pour la discrimination des masses et des calcifications mammographiques.

La classification supervisée, demande à l'utilisateur d'instruire le système, en désignant des zones de l'image, comme étant des échantillons représentatifs des classes à extraire. La classification est donc, précédée d'un apprentissage. Pour instruire le système, il faut avoir une bonne connaissance du terrain observé. Pour cela, il faut disposer d'une vérité terrain. C'est un outil pour réaliser un bon apprentissage, ainsi que pour valider une classification. Il est suffisant de disposer d'une vérité terrain sur une portion de l'image où les types de chaque région, sont représentés.

La classification supervisée, s'organise en quatre étapes:

- **espace des états:** on extrait de l'image, des critères jugés suffisamment discriminants pour la classification. Cet ensemble définit un espace, dont la dimension est égale au nombre de critères extraits.
- **Zones d'apprentissage:** on définit sur l'image des zones d'apprentissage, qui sont des régions de l'image que l'on juge représentatives d'une certaine classe.
- **Apprentissage:** il consiste, pour une classe donnée, à rassembler l'ensemble des pixels situés dans les zones d'apprentissage et, étudier la répartition de leurs vecteurs associés dans l'espace des états.
- **Classifieur:** il utilise l'information issue de l'apprentissage, pour attribuer à chaque point, ou à chaque région de l'image, une catégorie ou une classe.

3.4.1 Les réseaux de neurones [46]

Les réseaux neuronaux sont construits sur un paradigme biologique, celui du neurone formel (comme les algorithmes génétiques le sont sur la sélection naturelle). Ces types de métaphores biologiques sont devenus courantes avec les idées de la cybernétique et biocybernétique.

Les neurologues W. McCulloch et W. Pitts publièrent dès la fin des années 1950 [46], les premiers travaux sur les réseaux de neurones. Ils constituèrent ensuite un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent que des réseaux de neurones formels simples, peuvent théoriquement réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

Le neurone formel est conçu comme un automate doté d'une fonction de transfert qui transforme, ses entrées en sortie selon des règles précises. Par exemple, un neurone somme

ses entrées, compare la somme résultante à une valeur seuil et répond, en émettant un signal si, cette somme est supérieure ou égale à ce seuil. L'efficacité de la transmission des signaux d'un neurone à l'autre peut varier: on parle de « *poids synaptique* ». Ces poids peuvent être modulés par des règles d'apprentissage.

Une fonction des réseaux de neurones formels, à l'instar du modèle vivant, est d'opérer rapidement des classifications et d'apprendre à les améliorer. À l'opposé des méthodes traditionnelles de résolution informatique, on ne doit pas construire un programme pas à pas en fonction de la compréhension de celui-ci. Les paramètres importants de ce modèle sont les coefficients synaptiques et le seuil de chaque neurone et, la façon de les ajuster. Ce sont eux, qui déterminent l'évolution du réseau en fonction de ses informations d'entrée. Il faut choisir un mécanisme permettant de les calculer et de les faire converger si possible vers une valeur assurant une classification aussi proche que possible de l'optimale. C'est ce qu'on nomme la phase d'apprentissage du réseau. Dans un modèle de réseaux de neurones formels, apprendre revient donc à déterminer les coefficients synaptiques les plus adaptés à classer les exemples présentés.

Un réseau de neurones (figure 3.10) est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. Chaque couche (i) est composée de N_i neurones, prenant leurs entrées sur les N_{i-1} neurones de la couche précédente. À chaque synapse est associé un poids synaptique, de sorte que les N_{i-1} sont multipliés par ce poids, puis additionnés par les neurones de niveau i , ce qui est équivalent à multiplier le vecteur d'entrée par une matrice de transformation. Mettre l'une derrière l'autre les différentes couches d'un réseau de neurones reviendrait à mettre en cascade plusieurs matrices de transformation et pourrait se ramener à une seule matrice, produit des autres, s'il n'y avait à chaque couche, la fonction de sortie qui introduit une non linéarité à chaque étape. Ceci montre l'importance du choix judicieux d'une bonne fonction de sortie : un réseau de neurones dont les sorties seraient linéaires n'aurait aucun intérêt.

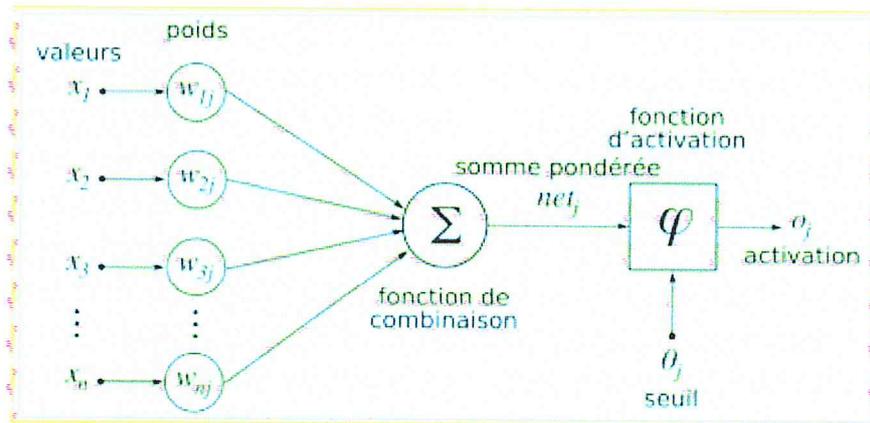


Figure 3.6 ; structure d'un réseau de neurones [46]

3.4.2 Machine à vecteurs de support [47]

Une autre approche classique de classification est connue sous le nom de machines à vecteurs de support. Dans certains cas pour correspondre à l'acronyme anglais SVM, on emploie le terme de séparateurs à vaste marge. L'idée est de trouver un hyperplan qui sépare deux classes en maximisant la marge de séparation des éléments les plus proches des deux classes. Bien entendu, bien souvent les classes ne sont pas linéairement séparables. Dans de tels cas, les éléments à classer sont transférés dans un espace de dimension supérieure où une séparation par un hyperplan aura plus de sens. Les machines à vecteurs support ont été introduites en **1995** par **Corteset Vapnik [47]**. Elles sont utilisées dans de nombreux problèmes d'apprentissage: la reconnaissance de forme, la catégorisation de texte ou encore le diagnostic médical. Les **SVM** reposent sur deux notions: celle de marge maximale et, celle de fonction noyau.

Elles permettent de résoudre des problèmes, de discrimination non linéaire. La marge est la distance, entre la frontière de séparation et, les échantillons les plus proches appelés vecteurs support. Dans un problème linéairement séparable, les **SVM** trouvent une séparatrice qui maximise, cette marge. Dans le cas d'un problème non linéaire, on utilise une

fonction noyau pour projeter les données dans un espace, de plus grande dimension où, elles seront linéairement séparables (Figure 3.7).

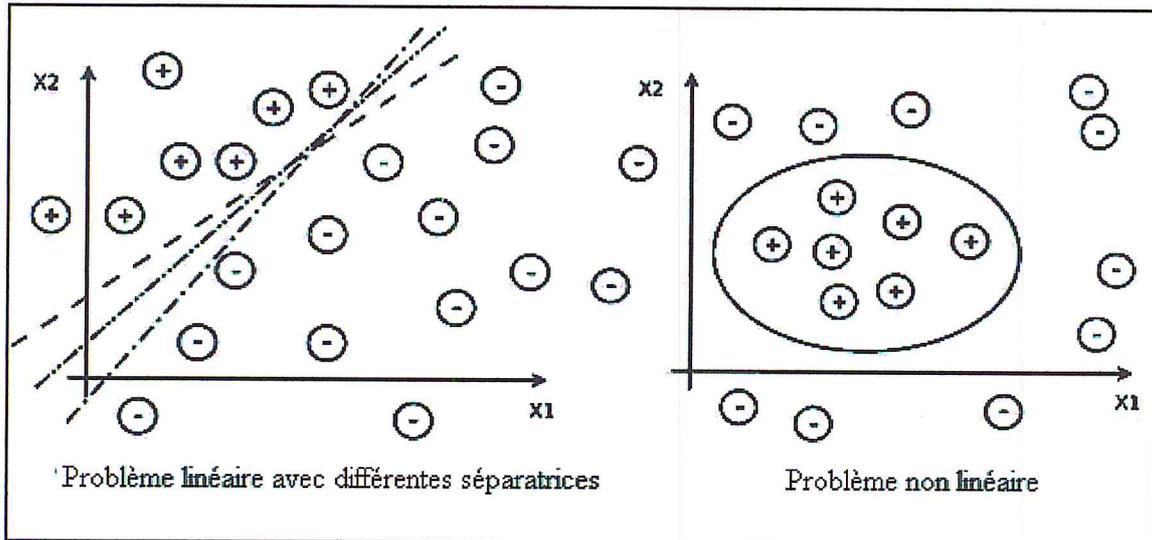


Figure 3. 7 : exemples de séparation linéaire et non linéaire [47]

3.4.3 Les réseaux Bayésiens [48][49]

Les réseaux bayésiens sont des modèles graphiques de représentation et de manipulation de la connaissance dans l'incertain. Un réseau bayésien, est un outil représentant la connaissance et, permettant de calculer des probabilités conditionnelles apportant des solutions à différentes sortes de problématiques. La structure de ce type de réseau est simple; un graphe dans lequel les nœuds représentent des variables aléatoires et, les arcs (le graphe est donc orienté) reliant ces dernières, sont rattachées à des probabilités conditionnelles.

Notons que le graphe est acyclique: il ne contient pas de boucle. Les arcs représentent des relations entre variables, qui sont des probabilités. Ainsi, l'observation d'une ou plusieurs causes n'entraîne pas systématiquement l'effet ou les effets qui en dépendent, mais modifie seulement la probabilité de les observer. L'intérêt particulier des réseaux bayésiens, est de tenir compte simultanément de connaissances a priori d'experts (dans le graphe) et de l'expérience contenue, dans les données.

3.4.3.1 Description du modèle Bayésien

De manière abstraite, le modèle probabiliste bayésien est un modèle conditionnel. Il se base sur la règle de Bayes qui s'énonce de la manière suivante:

$$P(A|B_1, B_2, \dots, B_n) = \frac{P(B_1, B_2, \dots, B_n|A) * P(A)}{P(B_1, B_2, \dots, B_n)} \quad 3.12$$

La probabilité d'avoir l'évènement A étant donné B_1, \dots, B_n est donné par le rapport entre la probabilité d'avoir les évènements B_1, \dots, B_n étant donné A et la probabilité que B_1, \dots, B_n se soient produits. Tant que le dénominateur ne dépend pas de l'évènement A, on peut considérer la probabilité $P(B_1, \dots, B_n)$ comme étant constante. Le numérateur peut être écrit encore de la manière suivante:

$$P(B_1, B_2, \dots, B_n|A) * P(A) = P(A, B_1, B_2, \dots, B_n) = P(A) * P(B_1|A) * P(B_2, \dots, B_n|A, B_1) = P(A) * P(B_1|A) * P(B_2|A, B_1) * P(B_3, \dots, B_n|A, B_1, B_2) \quad (3.10)$$

La décomposition de $P(A, B_1, \dots, B_n)$ se termine lorsqu'on a parcouru l'ensemble des classes B_1, \dots, B_n .

Le caractère "naïf" de ce théorème vient du fait qu'on suppose l'indépendance des différentes classes B_i, \dots, B_j . Ce qui en d'autres termes se traduit par:

$$P(B_i|A, B_j) = P(B_i|A) \quad (3.11)$$

Cette hypothèse permet également d'écrire

$$P(A, B_1, \dots, B_n) = P(A) * P(B_1|A) * P(B_2|A) * \dots * P(B_n|A) = P(A) \prod_{i=1}^n P(B_i|A) \quad (3.12)$$

Les réseaux bayésiens naïfs, ont une structure arborescente simple, qui comprend deux niveaux. Le premier niveau, constitue un nœud parent et le second, plusieurs enfants, avec la possibilité naïve d'indépendance conditionnelle des enfants en conditionnellement au parent. Ils sont largement, utilisés, pour résoudre les problèmes de la classification. La figure 3.8, illustre un exemple d'un réseau bayésien.

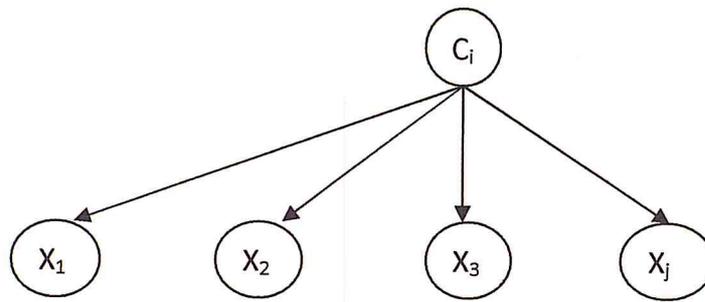


Figure 3.8: structure d'un réseau bayésien [48]

Où C_i correspond à au nœud de la classe i et les X_j , représentent les nœuds des attributs j . Ce classifieur, est connu pour ses performances, même si les hypothèses d'indépendance, pourraient ne pas être vérifiées. Le choix de ce classifieur, est donc intéressant, du fait des propriétés dont il dispose, à savoir la facilité de l'implantation, la rapidité de l'apprentissage et la précision des résultats, puisqu'il prend en compte la probabilité a postériori de chaque classe, relativement aux probabilités des attributs.

3.5 Conclusion

Ce chapitre a fait l'objet d'une analyse texturale, qui se base sur les méthodes statistiques, pour évaluer différents paramètres qui nous informent sur la distribution des niveaux de gris ainsi que l'aspect des pathologies mammaires. Une description morphologique, a également été prise en compte suivant la compacité, l'orientation et d'autres attributs, afin d'identifier le changement de la forme, dans le cas des pathologies mammographiques. La discrimination de masses et de calcifications, est réalisée à partir de la classification bayésienne, qui montre de bonnes performances, dans la résolution de problèmes réels, tels que; la catégorisation de pathologies mammaires.

Le chapitre suivant, présente le système développé, appliqué sur des images mammographiques réelles.

Chapitre 4 Application de "MammoCHB" sur les images mammographiques MIAS

1.1. Introduction

L'objectif de ce chapitre, est de présenter l'application développée "MammoCHB" appliquée sur les images mammographiques issues de la base de données MIAS (Mammographic Image Analysis Society) [50]. Ces images de type MLO (incidence latérale oblique) ont une résolution spatiale de 1024 x 1024 pixels. Les images étudiées, comprennent principalement des masses ainsi que des calcifications; réparties suivant, des cas bénins et malins. La zone suspecte, est identifiée par des radiologues experts. Le système développé, permet l'extraction et la classification des pathologies mammaires, suivant le modèle bayésien, pour une aide à la décision.

1.2. Environnement de travail [51][52]

Matlab est un système interactif et convivial, de calcul numérique et de visualisation graphique destiné aux ingénieurs et scientifiques. Il possède un langage de programmation puissant et simple, à utiliser avec lequel l'utilisateur peut effectuer des calculs en ligne ou par l'intermédiaire d'un fichier de commandes.

Le logiciel Matlab (Matrix Laboratory) est basé sur le calcul matriciel numérique. Tous les objets utilisés dans Matlab sont donc définis au travers de matrices ou vecteurs dont les valeurs sont, par définition, des grandeurs complexes.

a- Les fichiers de commandes

Après quelques essais initiaux où les commandes sont passées en ligne, on éprouve très vite le besoin de ne pas perdre le fruit de son travail en écrivant les opérations, de plus en plus nombreuses et sophistiquées, dans un fichier de commandes d'extension .m.

Ce fichier peut être écrit avec l'éditeur de texte ascii (PFE, UltraEdit, etc.) ou celui fourni par Matlab. L'exécution de la suite de commandes écrites dans le fichier .m se fera alors simplement, en tapant son nom dans la fenêtre de commandes.

b- Les fichiers de fonctions

De nouvelles fonctions peuvent être créées et ajoutées à Matlab par l'utilisateur. Il suffit pour cela d'écrire un fichier .m dont le nom est obligatoirement, le nom de la fonction utilisée par la suite. Son en-tête doit avoir le format suivant:

```
function [arguments de sortie] = nom_de_fonction (arguments d'entrée)
```

1.1.1. L'interface graphique [52]

Les interfaces graphiques (ou interfaces homme-machine) sont appelées GUI (pour Graphical User Interface) sous MATLAB. Elles permettent (figure 4.1) à l'utilisateur d'interagir avec un programme informatique, grâce à différents objets graphiques (boutons, menus, cases à cocher...). Ces objets sont généralement actionnés à l'aide de la souris ou du clavier.

Malgré le fait que les interfaces graphiques, semblent secondaires par rapport au développement du cœur d'une application, elles doivent néanmoins être conçues et développées avec soin et rigueur.

Leur efficacité et leur ergonomie sont essentielles dans l'acceptation et l'utilisation de ces outils par les utilisateurs finaux.

Sous MATLAB, les objets graphiques sont classés selon une hiérarchie parent-enfant :

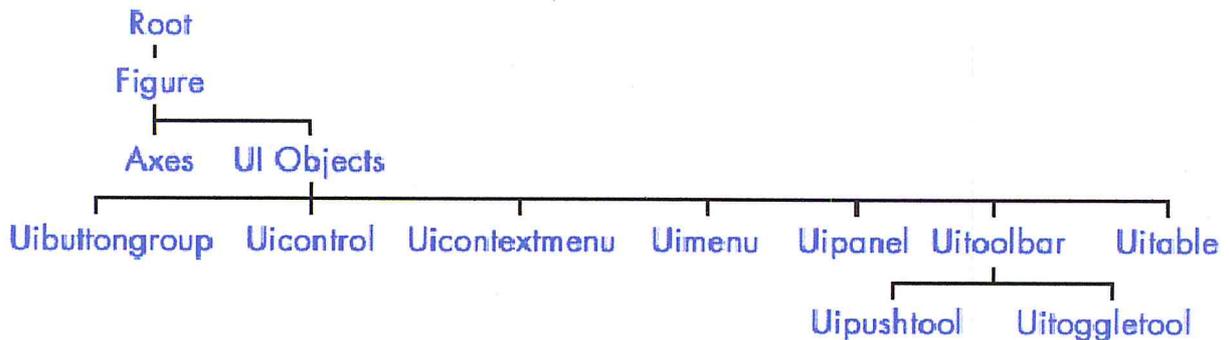


Figure 4.1: hiérarchie parent-enfant

a. Objets "Figure "

Les objets "Figure" (figure 4.2) sont les conteneurs visibles où sont disposés tous les autres objets enfants. Ces objets sont couramment appelés « fenêtres ». Plusieurs objets Figure peuvent être ouverts simultanément et peuvent éventuellement communiquer entre eux.

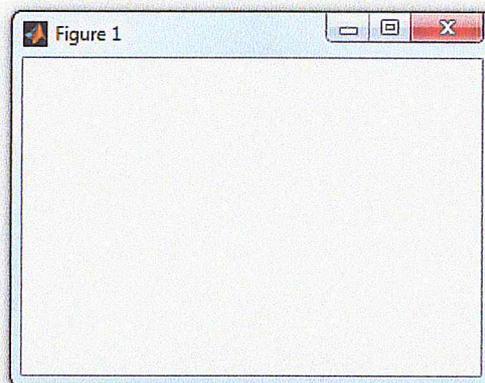


Figure 4.2 : l'objet "figure"

b. L'outil "GUIDE"

Le GUIDE (figure 4.3) est un constructeur d'interface graphique qui regroupe tous les outils dont le programmeur a besoin pour créer une interface graphique, de façon intuitive. Il s'ouvre, soit en cliquant sur l'icône , soit en tapant **guide** dans le Command Window de MATLAB. Le placement des objets est réalisé par sélection dans une boîte à outils. Leur mise en place et leur dimensionnement, se font à l'aide de la souris.

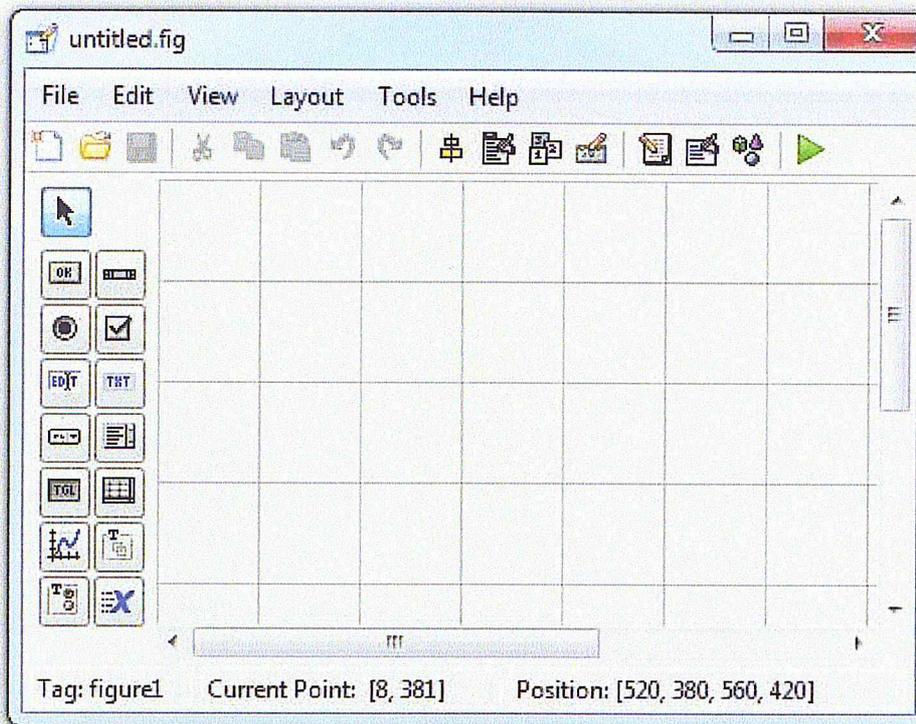


Figure 4.3 : l'objet "GUI"

Le GUIDE possède également des outils pour gérer l'alignement des objets et pour créer des barres d'outils ou des menus.

Une fois l'interface graphique terminée, son enregistrement donne deux fichiers portant le même nom mais dont les deux extensions sont `.fig` et `.m`.

Le fichier `.fig` contient la définition des objets graphiques (positions et propriétés). Ce fichier peut être ouvert ultérieurement avec le GUIDE pour modifier les objets graphiques.

Le fichier `.m` contient les lignes de code qui assurent le fonctionnement de l'interface graphique (actions des objets). Ce fichier peut être édité dans le MATLAB Editor pour y ajouter des actions à la main. C'est ce fichier qui doit être lancé pour utiliser l'interface graphique.

3.3. Système d'aide a la décision développé

Le résultat de notre étude est une application dont l'objectif est l'extraction et la classification des différentes lésions mammaires pour l'aide à la décision. La figure 4.4 présente le synoptique de notre système.

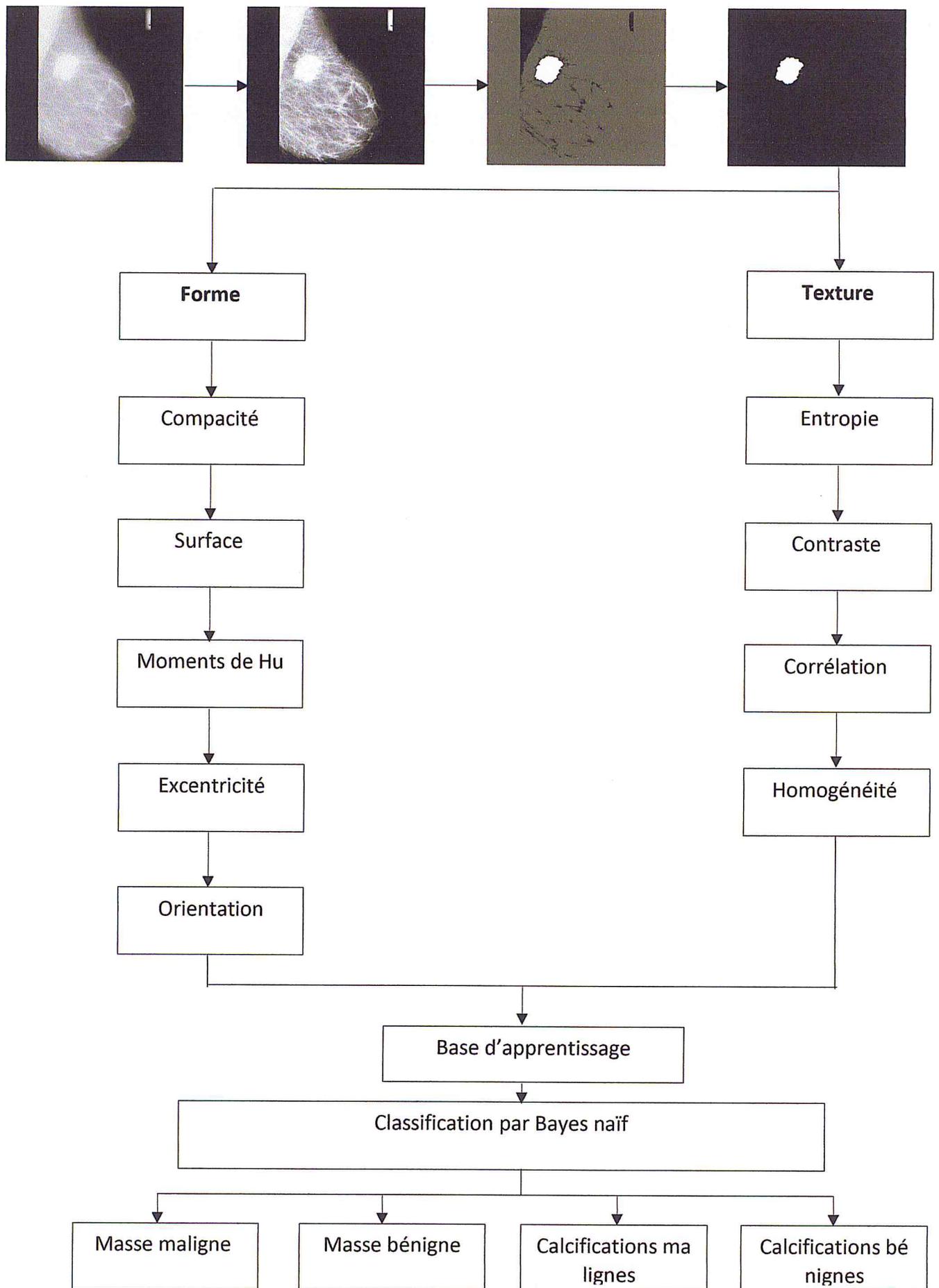


Figure 4.4 : système d'extraction et de classification des lésions mammaires "MammoCHB "

3.4. Résultats

1.1.1. Prétraitement

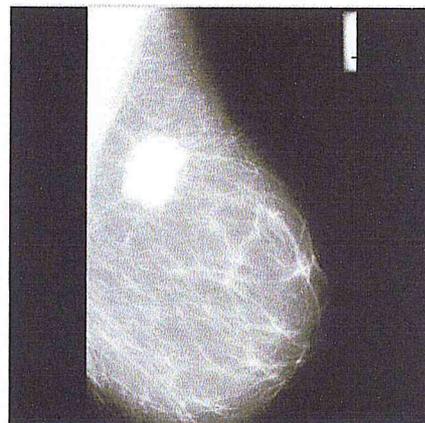
La première étape du système "MammoCHB" est la préparation des images, avant la détection. En effet les structures que l'on recherche n'étant pas toujours facilement discernables, cette étape de prétraitement est destinée à les mettre en évidence, afin de faciliter leur détection.

a- Cas des masses

Dans le cas des masses nous avons appliqué une transformation du chapeau haut de forme sur l'image originale, avec un élément structurant de forme d'un disque dont la taille est égale à 100 et, une superposition de l'image résultante sur l'image originale.



Résultat du chapeau haut de forme sur l'image originale

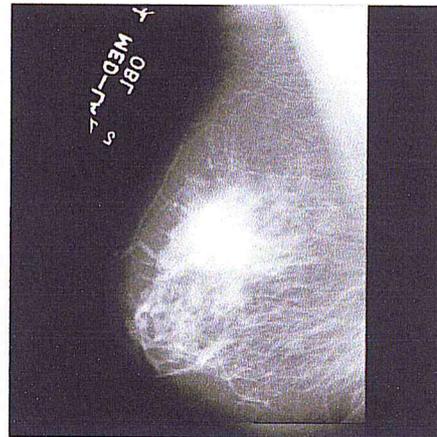


Superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale

Figure 4.5 : Prétraitement d'une masse maligne mdb184



Résultat du chapeau haut de forme sur l'image originale

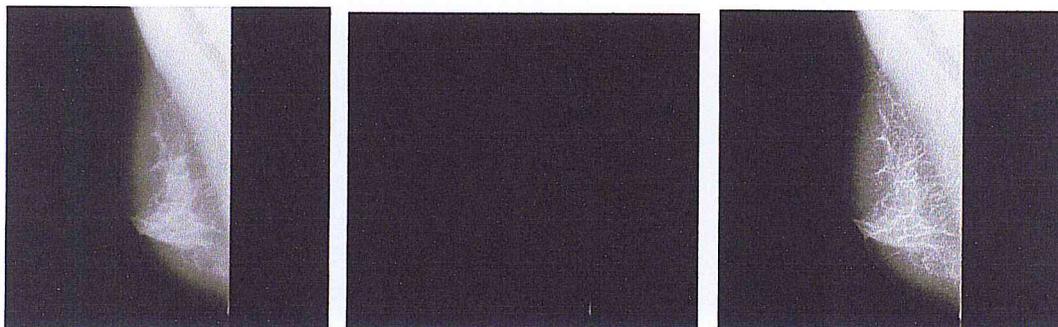


Superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale

Figure 4.6 : Prétraitement d'une masse bénigne mdb081

b- Cas des calcifications

La première classe de signes radiologiques qui sont recherchés sont les foyers de microcalcifications, constitués d'objets de petite taille assez contrastés. Dans une première étape, nous utilisons une transformation du chapeau haut de forme sur l'image originale avec un élément structurant de forme d'un disque, d'une taille de 5. Le résultat de cette opération est superposé sur l'image originale, pour améliorer la qualité de l'image.



(a)

(b)

(c)

Figure 4.7 : prétraitement des calcifications malignes mdb213

- (a) Image originale mdb213 (b) résultat du chapeau haut de forme avec un disque=5 (c) superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale

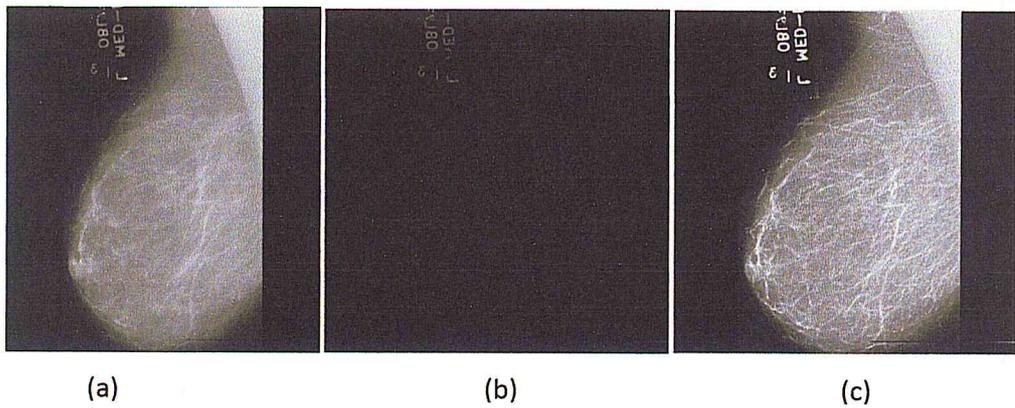


Figure 4.8 : prétraitement des calcifications malignes de mdb231
 (a) Image originale mdb231 (b) résultat du chapeau haut de forme avec un disque=5 (c) superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale

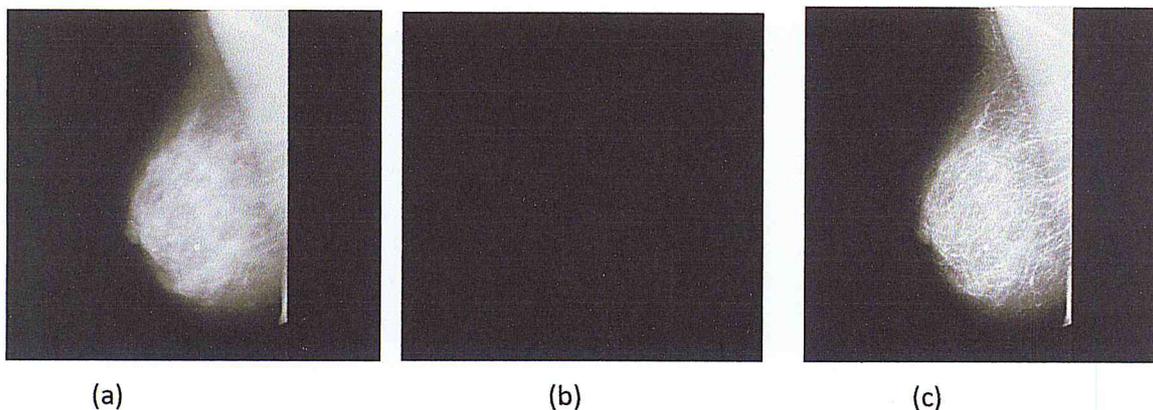


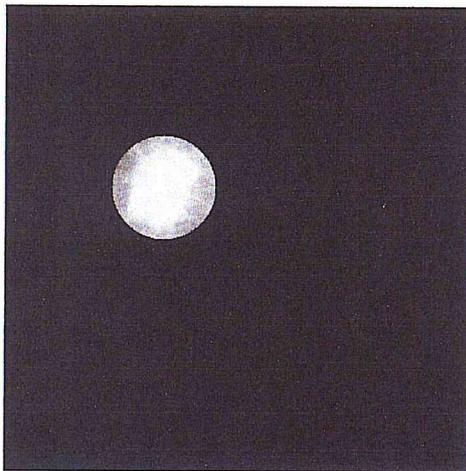
Figure 4.9 : prétraitement des calcifications bénignes de mdb227
 (a) Image originale mdb227 (b) résultat du chapeau haut de forme avec un disque=5 (c) superposition du chapeau haut de forme sur l'image originale

2.2.2. Segmentation

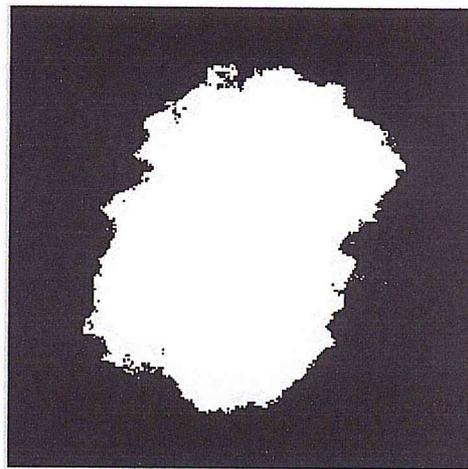
Les approches précédentes sont généralement conçues pour la détection de zones potentiellement suspectes. Néanmoins bien souvent pour vérifier si ces dernières contiennent une lésion maligne, il est nécessaire d'extraire la forme de lésion potentiellement détectée.

a- Cas de masses

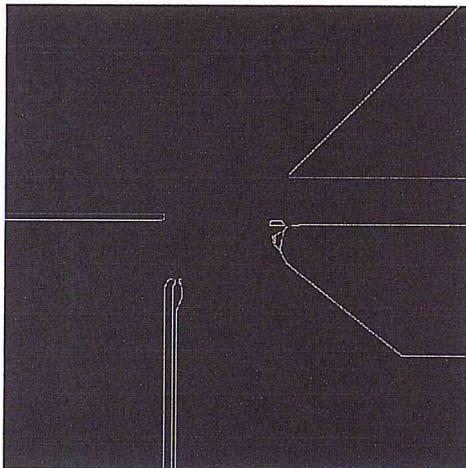
La détection des régions d'intérêt, se fait à partir de l'image prétraitée. Dans notre étude, nous utilisons, une segmentation coopérative entre la ligne de partage des eaux par marquage et le modèle déformable de Chan et Vese. A cet effet, la région expertisée par le radiologue, va subir un seuillage, dont le seuil « s » déterminé expérimentalement, varie selon le type du tissu mammaire. Cette image seuillée, est segmentée par la ligne de partage des eaux, dont le résultat est utilisé, comme masque d'initialisation pour la segmentation par les modèles déformables. Les figures suivantes, montrent certains résultats obtenus.



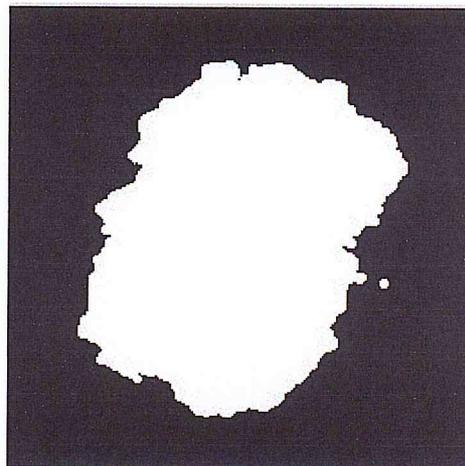
Zone suspectieuse



Application du seuillage $s=0,95$

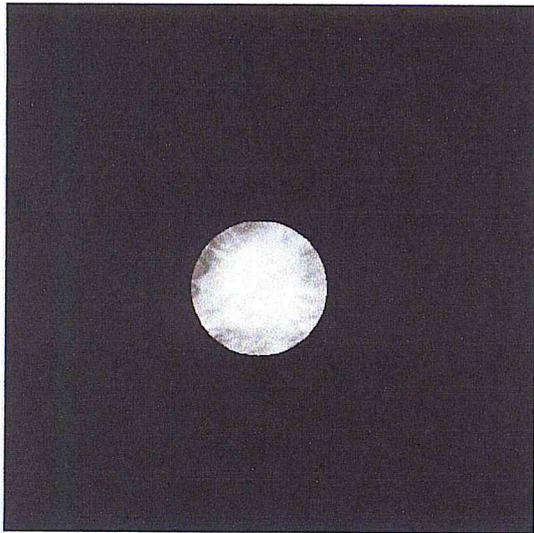


Ligne de partage des eaux

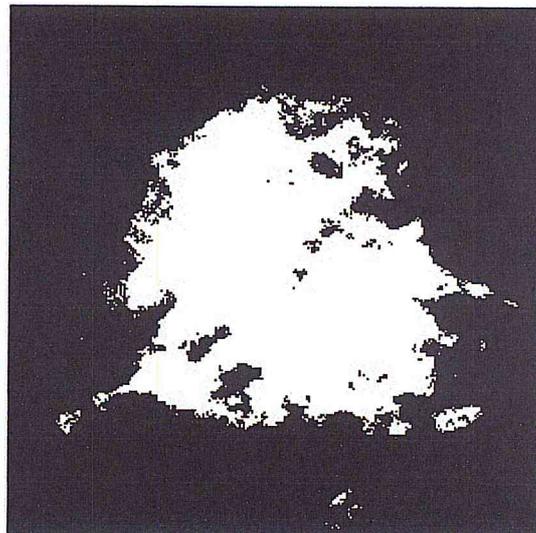


Résultat du modèle de Chan-Vese
(nombre d'itérations=250)

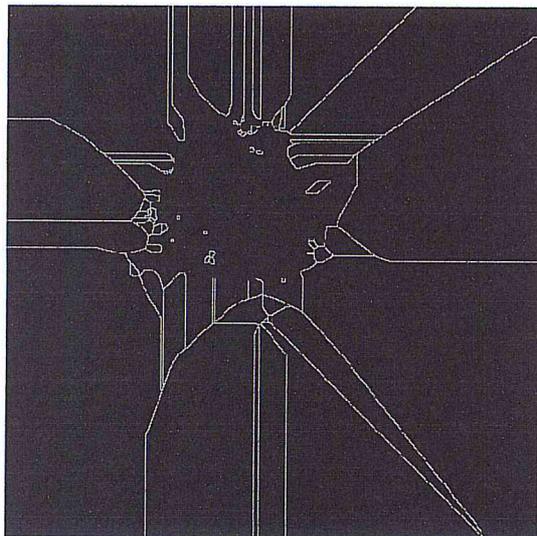
Figure 4.10 : segmentation d'une masse maligne de l'image mdb184



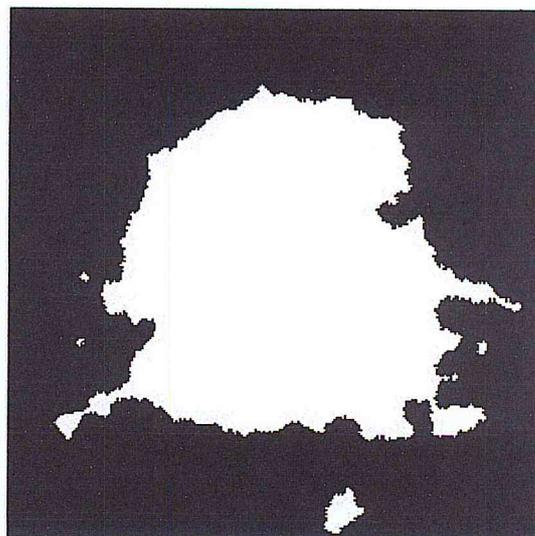
Zone suspectieuse



Application du seuillage $s=0$,
96

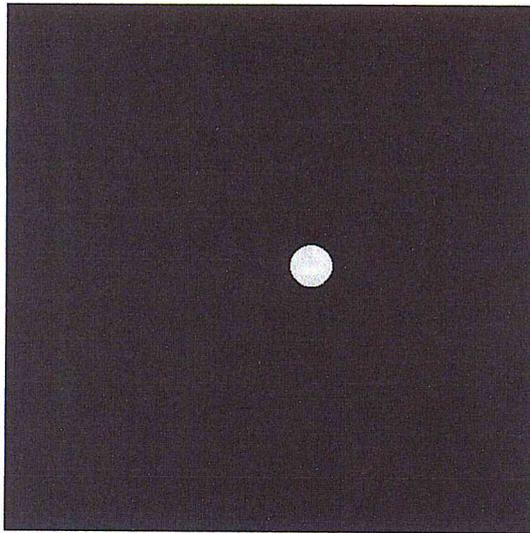


Ligne de partage des eaux

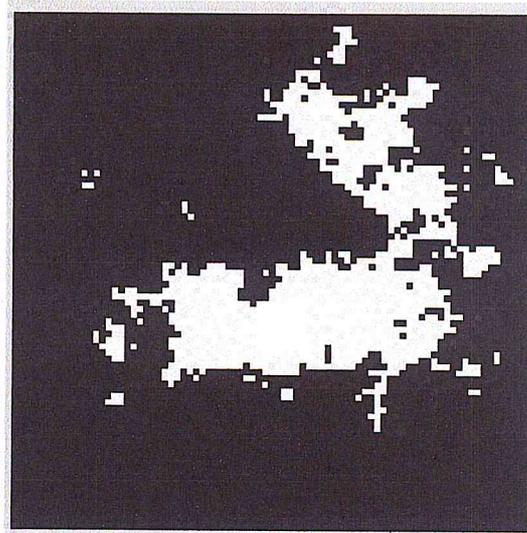


Résultat de Chan-Vese
(Nombre d'itérations=450)

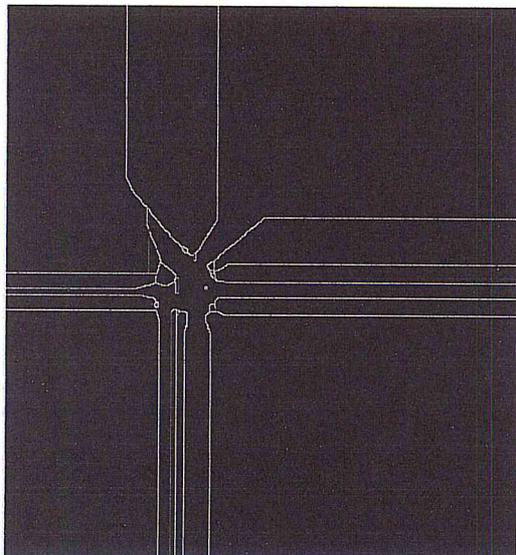
Figure 4.11 : segmentation d'une masse bénigne de l'image mdb081



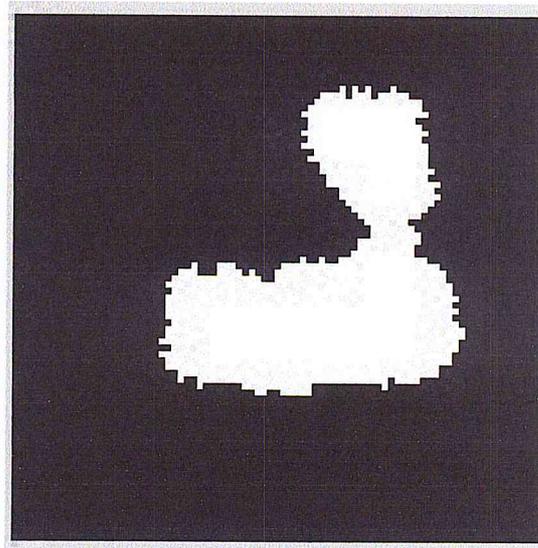
Zone suspectieuse



Application du seuillage $s=0,95$



Ligne de partage des eaux



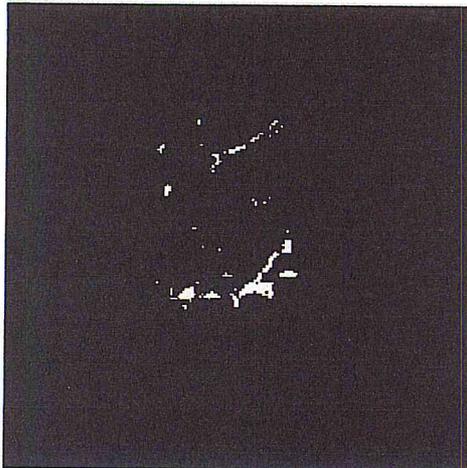
Résultat de Chan-Vese
(Nombre d'itérations=340)

Figure 4.12 : segmentation d'une masse bénigne de l'image mdb191

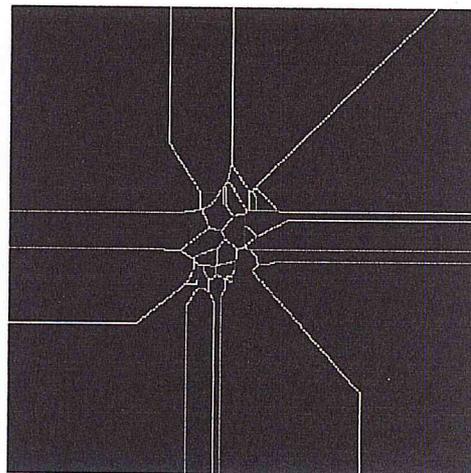
On remarque que le modèle de Chan et Vese, utilise plusieurs itérations (450 dans le cas de l'image mdb 081 "masse avec des distorsions architecturales"), pour l'extraction des régions d'intérêt. Au départ on sélectionne le nombre d'itérations voulu, en choisissant le contour d'initialisation sur l'image. L'évolution se fait selon l'algorithme décrit dans le chapitre précédent, jusqu'à la convergence (nombre d'itérations atteint).

b- Cas des calcifications

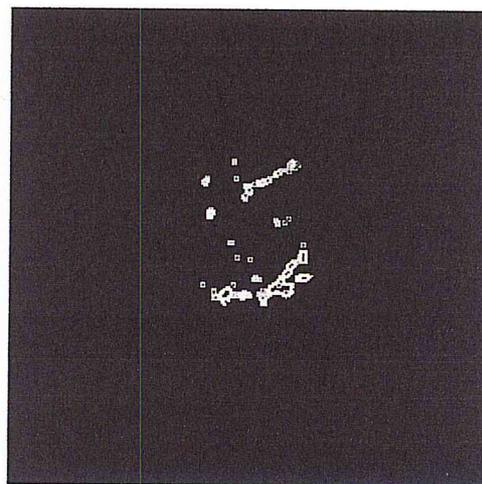
Les calcifications, sont extraites après la phase de rehaussement du contraste. Le module du gradient morphologique est extrait de cette image, pour réaliser une ouverture par reconstruction suivie d'une ouverture et fermeture par reconstruction, pour enfin calculer les maxima régionaux et les superposer sur la zone d'intérêt, afin de cibler les structures pertinentes. Dans ce cas, un seuillage est effectué, pour localiser les calcifications candidates. La ligne de partage est donc appliquée avec marquage, pour ne garder que les régions d'intérêt.



Application du seuillage $s=0, 85$

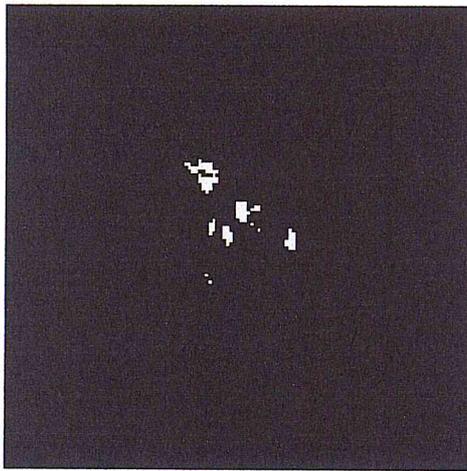


Ligne de partage des eaux (disque=2)

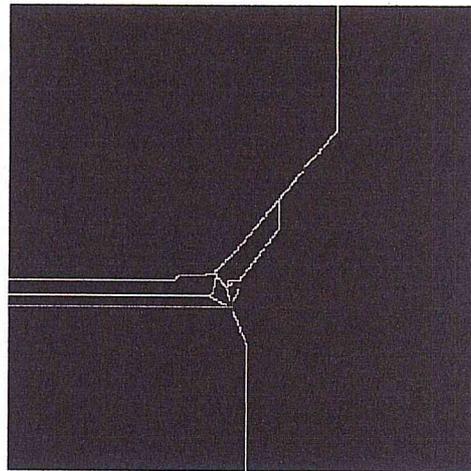


Calcifications

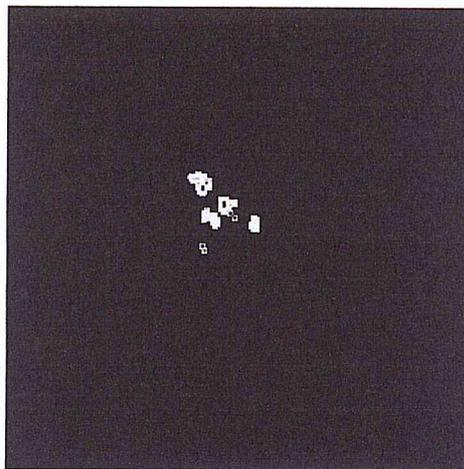
Figure 4.13 : segmentation de calcifications malignes de l'image mdb213



Application du seuillage $s=0,90$



Ligne de partage des eaux (di
sque=2)



Calcifications

Figure 4.14 : segmentation de calcifications bénignes de l'image mdb252

2.2.3. Caractérisation

Dans notre étude, nous avons exploré 113 images provenant de la base MIAS. Nous avons utilisée 72 images pour l'apprentissage et 41 images pour le test. L'analyse de ses images est faite à partir des descripteurs choisis suivant la recherche bibliographique spécifique à l'imagerie mammographique. Dans ce cas, nous avons considéré cinq descripteurs de la forme (la compacité, la surface, \log_2 de la moyenne des moments de Hu, l'excentricité et, l'orientation) et quatre descripteurs de texture (l'entropie, le contraste, la corrélation et, l'homogénéité).

Le tableau suivant montre les descripteurs obtenus pour certaines images de la base.

image	entropie	Contraste	Correlation	homogeneite	Compacite	Surface	excentricite	orientation	momentH
mdb023.pgm	0,01716927	0,000135554	0,957619838	0,999932223	0,47192614	1678	0,318192638	-80,61801128	-31,09432158
mdb028.pgm	0,072991882	0,000252016	0,985630312	0,999873992	0,607909355	9268	0,400211652	-3,438994637	-28,63931417
mdb072.pgm	0,017945386	0,000150828	0,955190597	0,999924586	0,657223039	1766	0,5467911	75,64363348	-31,02070035
mdb075.pgm	0,011240534	8,9733E-05	0,95436828	0,999955133	0,727061358	1031	0,760278524	73,68111393	-31,79612776
mdb170.pgm	0,05796029	0,000303565	0,977187938	0,999848218	0,448953162	7017	0,812055782	-85,93127214	-29,03759348
mdb171.pgm	0,031882887	0,000301656	0,954064843	0,999849172	0,192182017	3451	0,843877822	17,76058224	-30,0564976
mdb178.pgm	0,069298533	0,000305474	0,981461518	0,999847263	0,475314494	8703	0,639019414	84,73882497	-28,72927457
mdb179.pgm	0,071474748	0,000431482	0,974768547	0,999784259	0,246667135	9035	0,708871521	-27,10670845	-28,6757239
mdb184.pgm	0,133126636	0,000395207	0,989147226	0,999802396	0,58977785	19434	0,343430573	32,30348277	-27,58525648
mdb202.pgm	0,027576544	0,000211923	0,961762517	0,999894039	0,356782865	2911	0,301246393	84,74947693	-30,30125128
mdb265.pgm	0,040563838	0,000353204	0,959473657	0,999823398	0,186179837	4585	0,73038832	12,81166756	-29,6481581
mdb267.pgm	0,024348374	0,000190921	0,960174472	0,999904539	0,376162035	2517	0,73880557	45,97416477	-30,51051687
mdb270.pgm	0,011221479	8,78238E-05	0,955252449	0,999956088	0,719032055	1029	0,571439514	70,64845423	-31,79892635
mdb271.pgm	0,078783784	0,000278745	0,985501901	0,999860627	0,683513148	10169	0,551808457	47,78662136	-28,50671879

Tableau 4.1: résultat des masses malignes

image	entropie	Contraste	Correlation	homogeneite	Compacite	Surface	excentricite	orientation	momentH
mdb001.pgm	0,116422771	0,000475394	0,984610685	0,999762303	0,374917916	16438	0,874773252	36,19628314	-27,8226066
mdb002.pgm	0,049203851	0,000294019	0,973153148	0,999852991	0,32837933	5768	0,745115816	46,13705758	-29,31864599
mdb005B.pgm	0,045145921	0,000353204	0,964286596	0,999823398	0,219662933	5206	0,793414271	17,3056732	-29,46576378
mdb010.pgm	0,023916233	0,000171829	0,963402727	0,999914085	0,427736979	2465	0,647386039	10,20878545	-30,54056266
mdb012.pgm	0,016324265	0,000124099	0,958876581	0,999937951	0,50716568	1583	0,545091589	-45,16614481	-31,178272
mdb030.pgm	0,016440351	0,000131736	0,956700949	0,999934132	0,497267298	1596	0,905680021	34,84689713	-31,16649054
mdb063.pgm	0,045007313	0,000192831	0,980431349	0,999903585	0,691167724	5187	0,520783366	-49,91228335	-29,47101243
mdb069.pgm	0,02495254	0,00019474	0,960520149	0,99990263	0,311096638	2590	0,635997099	56,98764312	-30,46937077
mdb081.pgm	0,131111918	0,000547944	0,984667975	0,999726028	0,352547565	19066	0,437517905	-48,27519497	-27,61232086
mdb083.pgm	0,02437326	0,000148919	0,96897298	0,999925541	0,552118132	2520	0,836373799	7,000684656	-30,5088025
mdb126.pgm	0,011781385	0,000139373	0,932834653	0,999930314	0,414054208	1088	0,701990442	-84,51469878	-31,71857212
mdb145.pgm	0,024770765	0,000202377	0,958621304	0,999898812	0,37475336	2568	0,796196421	78,49458402	-30,4816473
mdb150.pgm	0,056718756	0,000263471	0,979683107	0,999868264	0,388484331	6837	0,833572705	-3,067597194	-29,07483487
mdb152.pgm	0,047480647	0,00024247	0,976904171	0,999878765	0,455318865	5528	0,272749454	-49,06852614	-29,37962722
mdb167.pgm	0,003316172	6,3004E-05	0,872555363	0,999968498	0,38537901	259	0,932427102	-61,29600354	-33,78808423

Tableau 4.2 : résultat des masses bénignes

image	entropie	Contraste	Correlation	homogeneite	Compacite	Surface	excentricite	orientation	momentH
mdb209.pgm	0,016099184	0,029806635	0,716718375	0,999256069	0,023378413	1221	0,442526596	6,98581196	-26,05447689
mdb213.pgm	0,011210902	0,014244639	0,769822449	0,999591002	0,05485095	754	0,527936781	18,99316106	-26,82020148
mdb231.pgm	0,007082391	0,008553275	0,729147731	0,999705085	0,080814291	434	0,554535977	10,22120295	-27,79083082
mdb238.pgm	0,002805786	0,003803152	0,757326789	0,999900005	0,15876451	185	0,706271495	7,385659717	-28,8016206
mdb239B.pgn	0,002584549	0,003837518	0,683319847	0,999889232	0,174331477	152	0,584059817	41,64969842	-29,17265435
mdb249.pgm	0,008607414	0,011854304	0,740438667	0,999647058	0,063392513	576	0,488223101	14,31586431	-27,25853792
mdb256.pgm	0,008563264	0,012407976	0,741707498	0,999665808	0,059142049	575	0,551792164	6,099362026	-27,18561138

Tableau 4.3 : résultat des calcifications malignes

image	entropie	Contraste	Correlation	homogeneite	Compacite	Surface	excentricite	orientation	momentH
mdb219.pgm	0,003552065	0,004074261	0,774491066	0,999876686	0,15889359	221	0,633662445	46,16895971	-28,5964478
mdb223.pgm	0,003739798	0,005357252	0,701649493	0,999849624	0,106908795	222	0,3912148	3,216278503	-28,60531661
mdb227.pgm	0,001931709	0,002201323	0,804054383	0,99994357	0,648941225	128	0,798098125	-43,807287	-29,28188418
mdb236.pgm	0,003544495	0,004946771	0,7765268	0,999877452	0,15101764	251	0,619769904	6,545841384	-28,30341619
mdb240.pgm	0,002537554	0,004034167	0,730234952	0,999906113	0,205642344	169	0,487561478	12,66623148	-28,86923406
mdb252.pgm	0,003592628	0,00475585	0,772937485	0,999891885	0,204484176	236	0,798843743	0,391923576	-28,38318792

Tableau 4.4 : résultat des calcifications bénignes

➤ Influence des caractéristiques sur les pathologies étudiées

Les graphes des figures suivantes, montrent l'influence de quelques caractéristiques texturales et morphologiques, sur les masses et les calcifications. Nous remarquons que l'entropie varie d'un type de masse à un autre. L'orientation, présente des valeurs considérables pour les cas malins que les cas bénins. La compacité, présente des valeurs comprises entre 0 et 1.

a- Entropie

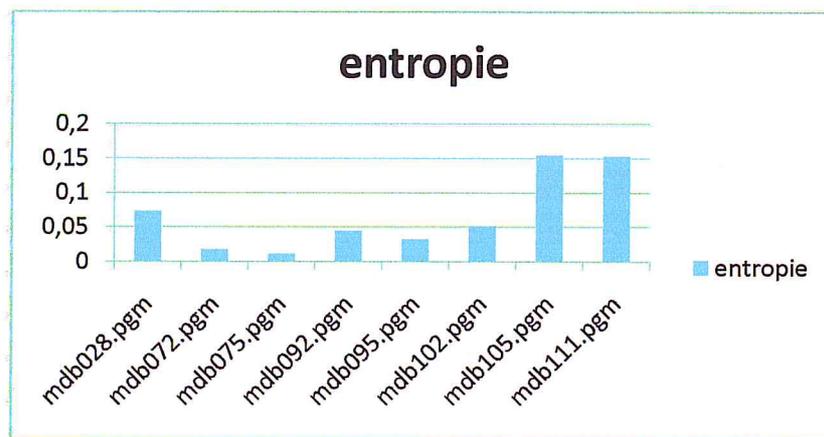


Figure 4.15 : influence de l'entropie sur les masses malignes

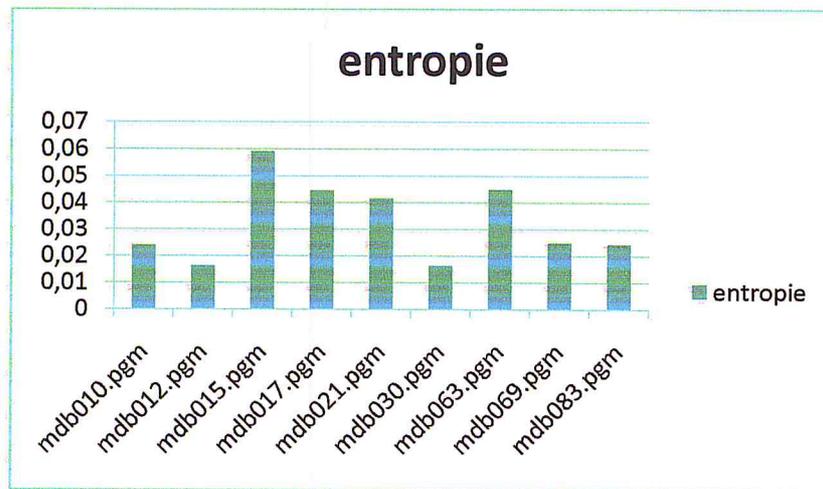


Figure 4.16 : Influence de l'entropie sur les masses bénignes

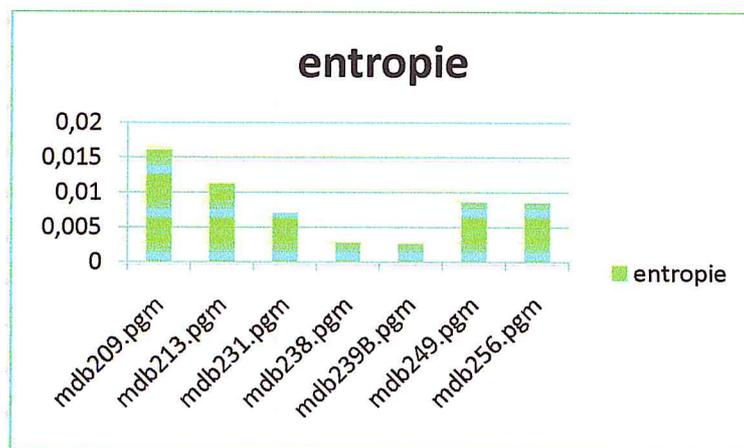


Figure 4.17: Influence de l'entropie sur les calcifications malignes

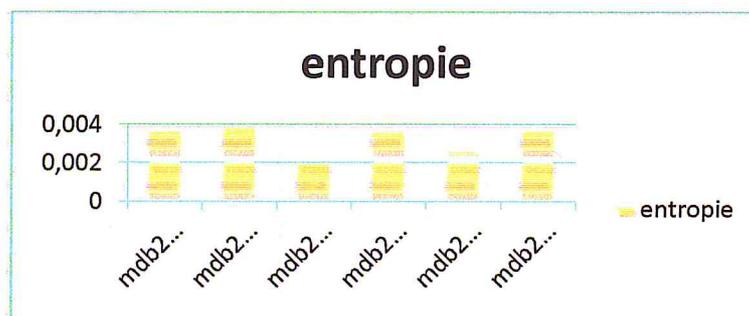


Figure 4.18: Influence de l'entropie sur les calcifications bénignes

b- Orientation

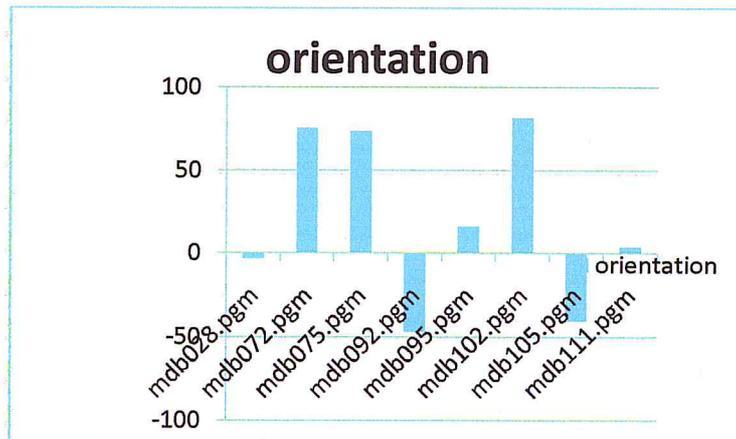


Figure 4.19 : Influence de l'orientation sur les masses malignes

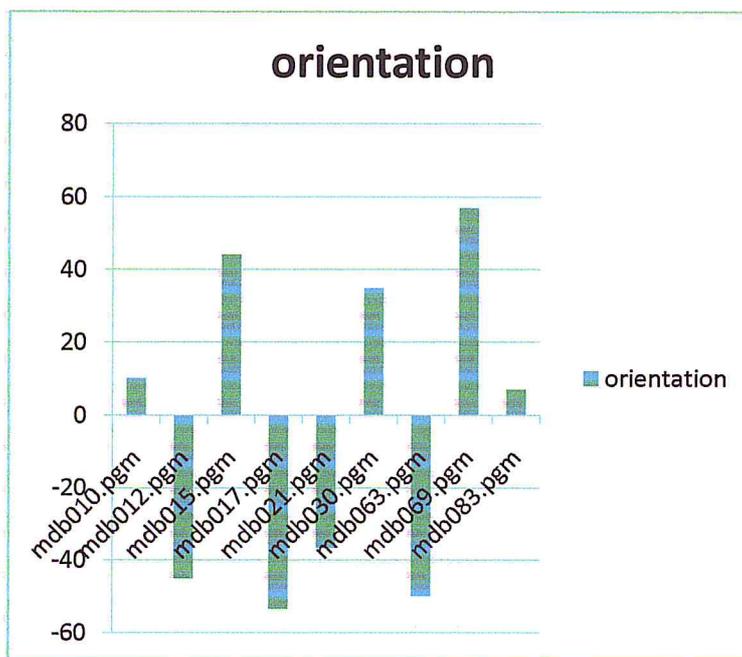


Figure 4.20 : Influence de l'orientation sur les masses bénignes

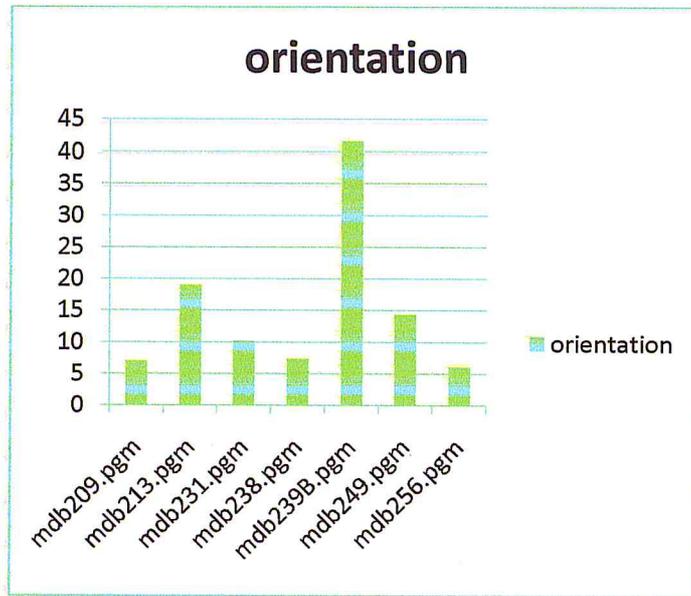


Figure 4.21 : Influence de l'orientation sur les calcifications malignes

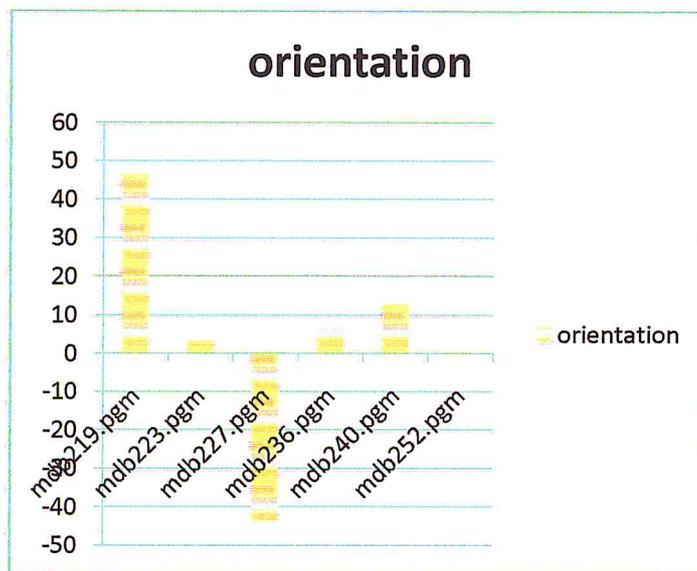


Figure 4.22 : Influence de l'orientation sur les calcifications bénignes

c- Compacité

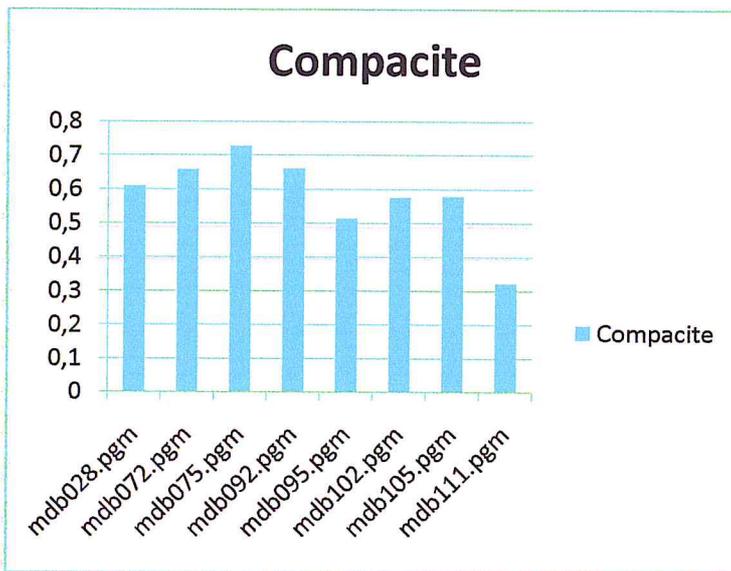


Figure 4.23 : Influence de la compacité sur les masses malignes

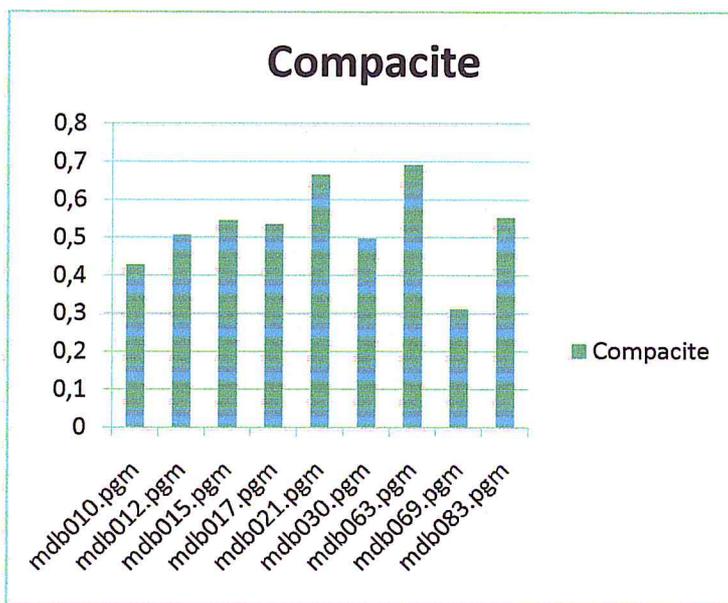


Figure 4.24 : Influence de la compacité sur les masses bénignes

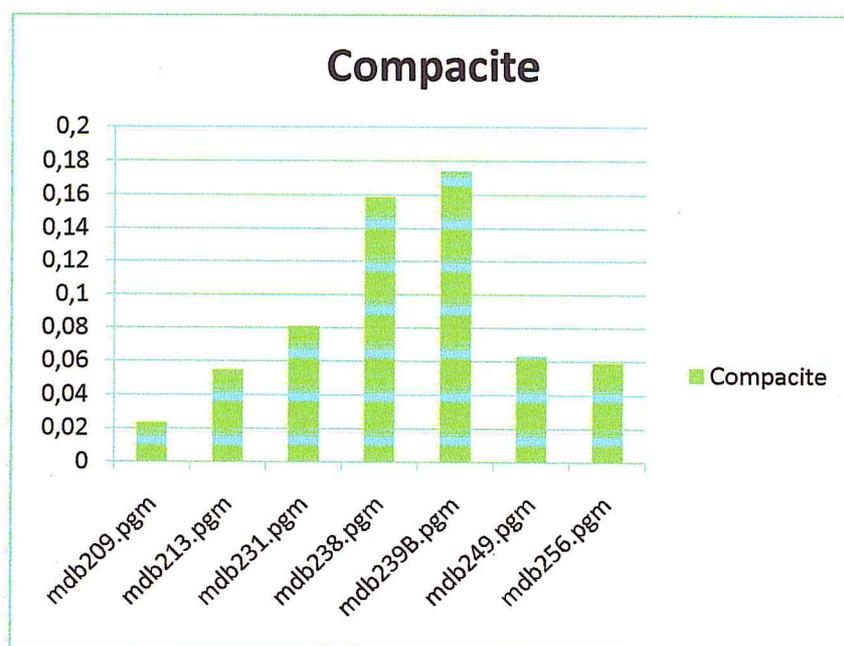


Figure 4.25 : Influence de la compacité sur les calcifications malignes

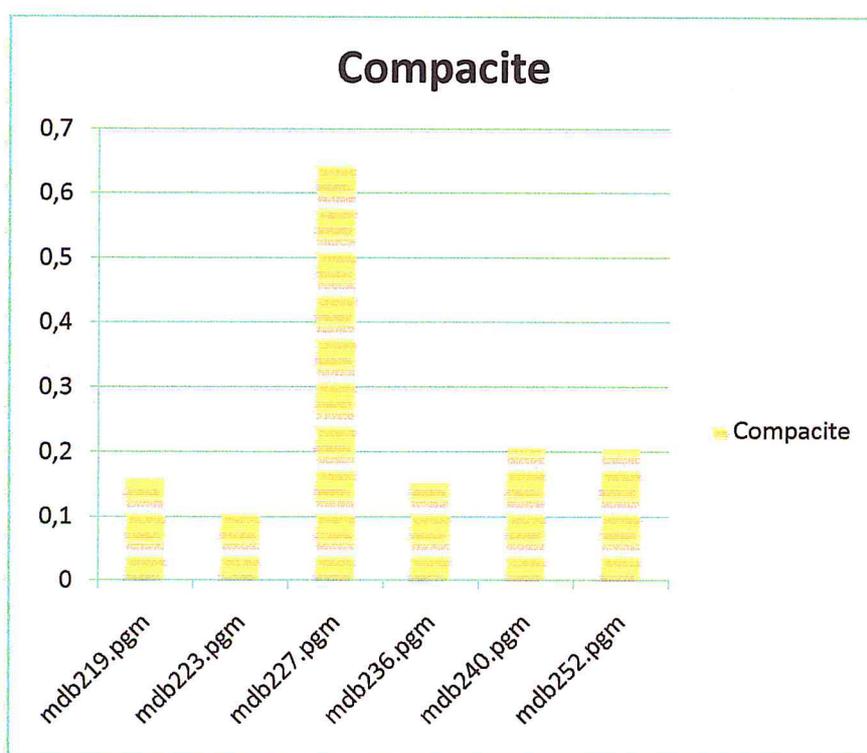


Figure 4.26 : Influence de la compacité sur les calcifications bénignes

4.4.4. Classification

Le processus de classification supervisée, nécessite toujours une base d'apprentissage comme entrée. Créer une base d'apprentissage, c'est avoir des individus (ici des images médicales et des symptômes cliniques), dont on connaît avec certitude la classe d'apprentissage.

Dans notre cas nous avons modélisé les connaissances médicales du cancer du sein (mammographiques), par un classifieur de Bayes Naïf. Une fois la base d'apprentissage chargée dans le système, le classifieur Bayes Naïf calcule les probabilités d'appartenance d'image aux différentes classes, suivant une distribution normale. Le résultat obtenu, est utilisé pour classer les images test.

Nous avons pris 2/3 de la base MIAS pour remplir notre base d'apprentissage et, les 1/3 restants présentent la base de test.

➤ Evaluation des résultats

Nous avons utilisé la base de test contenant 1/3 des images de la base MIAS, afin d'établir la classification bayésienne.

Notre classifieur de Bayes Naïf est évalué en fonction de sa sensibilité (Se), sa spécificité (Sp), son taux de classification (T) et son taux d'erreur (E).

- ✓ **La sensibilité (Se):** représente la probabilité que le test soit positif, si la tumeur est maligne. Elle est donnée par l'équation ci-dessous :

$$\text{Sensibilité (\%)} = \text{VP} / (\text{VP} + \text{FN}) * 100 \quad 4.1$$

- ✓ **La spécificité (Sp):** représente la probabilité que le test soit négatif, si la tumeur est bénigne. Elle est donnée par l'équation ci-dessous :

$$\text{Spécificité (\%)} = \text{VN} / (\text{VN} + \text{FP}) * 100 \quad 4.2$$

- ✓ **Taux de classification (T):** représente la probabilité que la tumeur soit bien classée. Il est obtenu par l'équation 4.3.

$$\text{Taux de classification} = (\text{VP}) / (\text{VN} + \text{FN} + \text{VP} + \text{FP}) * 100 \quad 4.3$$

- ✓ **Taux d'erreur (E) :** représente la proportion de lésions mal classées, il estime la probabilité de mal classer un individu pris au hasard dans la population, lorsque l'on applique le modèle de prédiction. Il est obtenu par l'équation 4.4.

$$\text{Erreur} = (\text{FN} + \text{FP}) / (\text{VN} + \text{FN} + \text{VP} + \text{FP}) * 100 \quad 4.4$$

Où VP, VN, FP et FN représentent respectivement:

- **Vrai positif :** une tumeur maligne classée maligne.
- **Vrai négatif :** une tumeur bénigne classée bénigne.
- **Faux positif :** une tumeur bénigne classée maligne.
- **Faux négatif :** une tumeur maligne classée bénigne.

	Sensibilité	Spécificité	Taux de classification	Taux d'erreur
Test 1	84%	84%	84%	16%
Test 2	75%	100%	87,5	12,5%

Où :

Le test 1 : contient 30 images dont 12 masses malignes et 18 masses bénignes.

Le test 2 : contient 8 images dont 4 calcifications malignes et 4 calcifications bénignes.

Le détail de la classification est présenté dans le tableau 4.7.

	Masses malignes	Masses bénignes	Calcifications malignes	Calcifications bénignes	Taux de réussite
Masses malignes	10	2	0	0	84%
Masses bénignes	3	15	0	0	84%
Calcifications malignes	0	0	3	1	75%
Calcifications bénignes	0	0	0	4	100%

Tableau 4.7: matrice de confusion pour la catégorie des tests

4.5. Conclusion

La détection des lésions mammaires, est une tâche délicate et un peu difficile, pour l'expert. Parfois même pour un système d'aide à la décision, vu la diversité des pathologies et les types de tissu mammaire existants.

Une coopération entre l'expert et la machine, augmente le taux de détection et de classification des pathologies.

Les différentes étapes suivies dans notre étude, du prétraitement jusqu'à la classification, des lésions mammographiques, engendrent de bons résultats offertes par la segmentation coopérative entre les modèles déformables et la ligne de partage des eaux pour les masses; ainsi que par la ligne des partage des eaux par marquage pour les calcifications. Le classifieur de Bayes, engendre un taux de classification acceptable, il peut néanmoins être amélioré, en utilisant une base d'images plus riche.

Conclusion générale

Dans le cadre de ce projet, nous nous sommes intéressés à l'étude et la réalisation d'un système automatique de diagnostic assisté par ordinateur, en vue de la détection de masses et de calcifications mammographiques. Ce système permet d'assister le radiologue, dans l'analyse des pathologies mammographiques, dont le nombre ne cesse de croître ces dernières décennies. Ainsi, ce système pourrait éviter toute orientation, vers des pathologies non existantes donc vers un faux choix de traitement.

Notre recherche a nécessité tout d'abord une certaine maîtrise des connaissances, de l'imagerie mammographique et des pathologies du sein, telles que les masses et les calcifications, pour situer la problématique du mémoire.

Nous nous sommes focalisés sur les travaux des laboratoires LATSI et LRDSI, pour opter vers une méthode coopérative des contours actifs et des méthodes morphologiques, qui permettent de prendre en considération les informations des contours et des régions, en vue d'une analyse concise.

Le processus de la coopération séquentielle réalisé suivant les modèles déformables et, Les modèles morphologiques, a prouvé son efficacité, suivant le choix des paramètres (taille de l'élément structurant, valeur du seuil, nombre d'itérations). Dans le cas de l'extraction des masses, l'initialisation est effectuée par la ligne de partage des eaux et, le raffinement par le modèle de Chan et Vese.

L'extraction des calcifications, a engendré des résultats intéressants, par l'utilisation de la ligne de partage des eaux avec marquage, suivant des paramètres morphologiques adéquats.

Les résultats engendrés sont satisfaisants, puisque l'application sur des images mammographiques, a détecté les masses et les calcifications judicieusement, en tenant compte des concavités des masses.

Lorsque la segmentation de l'image mammographique, est réalisée, l'étape suivante, est l'extraction des caractéristiques qui décrivent les régions de l'image en vue d'une classification bayésienne pour une prise de décision. Il a été montré que l'analyse de la forme et de la texture, est un moyen efficace, pour caractériser les différentes anomalies

mammaires. Les facteurs morphométriques et texturaux choisis, fournissent des mesures quantitatives de la complexité de lésions.

La dernière étape de notre système, est la phase de classification des masses et des calcifications, issues de la base MIAS suivant l'approche de Bayes naïf. Notre classifieur, a pu classifier les quatre types de classes, avec un taux de reconnaissance acceptable de 87%.

Notre système d'aide à la décision, un taux de reconnaissance acceptable, mais des améliorations sont nécessaires pour l'enrichir. Dans ce cadre, nous pouvons automatiser l'initialisation du contour et, étudier d'autres techniques de la segmentation; telles que celles qui se basent sur le clustering et la logique floue. Une base de données plus importante, augmenterait le taux de classification.

L'entreprise d'une étude de classification par un autre type de classifieur, tel que les arbres de décision, ou les machines à support de vecteurs, permettrait une comparaison avec le classifieur de Bayes.

Notre système constitue un outil d'aide à la décision, qui peut donner aux experts une seconde opinion dans la détection des lésions mammographiques.

Bibliographie

- [1] L. ABID, Le dépistage du cancer du sein, 22/11/2010, Le guide de la santé en Algérie, http://www.sante-dz.com/conseils_deta.php?code=95#, date d'accès, 16/02/2015
- [2] G. D'HALLUIN, La Chirurgie Gynécologique et Mammaire de Charente, L'Anatomie du sein, <http://www.chirurgie-gynecologie.fr/page-chir-sein/anatomie-sein.html>, 25 Septembre, 2012 date d'accès, 03/02/2015.
- [3] A. Chevallier, « Tumeurs du sein », Cours sur l'anatomie pathologique, Faculté de Médecine, Université de Nice, <http://anapath.unice.fr/sitelocal/disciplines/niveaudiscipline/anapath/lecon14/leconimprim.pdf>, 2000 , date d'accès, septembre 2014.
- [4] Gustave Roussy, cancer campus, paris, 04/06/2013, http://www.gustaveroussy.fr/fr/page/diagnostic_1297#, date d'accès, 29/01/2015
- [5] Programme Québécois de dépistage du cancer du sein, Mauricie, Centre-du-Québec, <http://www.pgdcs.qc.ca/Mammographie>, date d'accès, 04/02/2015
- [6] Dr Véronique TALMA / Médecin radiologue, le 14/06/2001, Mis à jour par Marion Garteiser, journaliste santé le 17/10/2011, Guide Analyses et examens, rubrique Examens médicaux, <http://www.e-sante.be/mammographie/guide/616>, date d'accès, 04/02/2015
- [7] L. Tabár & P. B. Dean, Atlas de mammographie, Flammarion Médecine-Sciences, 2002,
- [8] P. Kestener, Analyse multifractale 2D et 3D à l'aide de la transformation en ondelettes: application en mammographie et en turbulence développée, Thèse de doctorat, Université de Bordeaux, 2003
- [9] « Comprendre la mammographie », fédération Nationale des Centres de Luttés contre le cancer, http://www.centreleonberard.fr/Portals/0/Documents/parcours_de_soins/examens/sein_mammographie.pdf, Septembre 2002, date d'accès, septembre 2014
- [10] ACR (2003). BI-RADS Breast Imaging Reporting and Data System. American College of Radiology.
- [11] C. J.D'Orsi, L. W.Bassett, W. A.Berg, S. A.Feig, V. P.Jackson, D. B.Kopans,

M. N.Linver, E. B.Mendelson, L. J.Moss, and E.A.Sickles, American college of radiology (breast imaging reporting and data system). Troisième édition française réalisée par SFR (Société Française de Radiologie), 2003.

[12] Classification en six catégories des images mammographiques en fonction du degré de suspicion de leur caractère pathologique, correspondance avec le système BIRADS de l'American College of Radiology(ACR), ANAES / Service des recommandations et références professionnelles / Février 2002.

[13] A. Rick, Représentation de La Variabilité dans Le Traitement d'Images Flou, Thèse de doctorat, université Paris VI, 1999.

[14] J. P. Cocquerez & S. Philipp, Analyse d'images: filtrage et segmentation. Masson, 1995.

[15] G. Kom , A. Tiedeu, , M. Kom, C. Nguemgne, J. Gonsu , Détection automatique des opacités dans les mammographies par la méthode de minimisation de la somme de l'inertie, ITBM-RBM, Elsevier, pp 347–356, 2005.

[16] S. Beucher, Segmentation d'images et morphologie mathématique, thèse de doctorat, Ecole Nat. Sup. des Mines de Paris, 1990.

[17] M.Coster et J.L.Cherman, « Traitement d'image par morphologie mathématique application au domaine médical et industriel », Thèse de doctorat, université B. Pascal, 1987.

[18] Antoine MANZANERA – ENSTA/LEI Cours de morphologie mathématique http://www.dfr.ensta.fr/Cours/docs/ESE42/Ese4_chap1.pdf, date d'accès Janvier 2015.

[19] I. BLOCH, Morphologie mathématique <http://perso.telecom-paristech.fr/~bloch/ANIM/morpho.pdf>, date d'accès, Janvier 2015.

[20]: J.M. Rendon, " régions actives morphologiques: application à la vision par ordinateur ", thèse de Doctorat, Université R. Descartes, Paris V, 2002

[21] Les contours actifs classiques <http://ninebill.free.fr/ExtractionContours/actifs/snakes.html>, date d'accès, Février 2014.

[22] J. J. Rousselle, les contours actifs, méthode de segmentation: application à l'imagerie médicale, thèse de Doctorat, Université F. Rabelais de Tours, juillet 2003.

[23] P. Vigneaux, Méthodes des levels set pour des problèmes d'interfaces en micro fluide', thèse de doctorat, Université Bordeaux, 2007.

[24]: L. Chunming et al, Level set evolution without .Re -initialization: A New variational formulation', Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), 2005.

- [25] T. Chan and L. Vese, "Active contours without edges," *IEEE Trans. Image. Process.* vol. 10, no. 2, pp. 266–277, Feb. 2001.
- [26] R. Crandall, Image Segmentation Using the Chan-Vese Algorithm, ECE532 project, http://math.arizona.edu/~rcrandall/ECE532_ProjectPaper.pdf, 2009, date d'accès Février 2014.
- [27] R. Lakhdari, détection de microcalcifications dans les images mammographiques. Mémoire d'Ingéniorat en Informatique. Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen, septembre 2011.
- [28] N.Rendja, H. Belaïd, détection morphométrique d'opacités et de microcalcifications mammographiques pour l'aide à la décision, mémoire de Master, Département d'électronique, Université de Blida 1, Juin 2014.
- [29] M. Meliani, segmentation d'Image par coopération régions-contours, mémoire de Magister en informatique, Ecole Doctorale STIC, Alger, 2010.
- [30] F. Boudierba, A. Y. Brahim, analyse topologique d'images mammographiques, mémoire d'ingéniorat, Département d'électronique, Université S. Dahlab de Blida, Septembre 2009.
- [31] K. F. Cissé, caractérisation texturale des images mammographiques, mathématique, mémoire de Master, Département d'électronique, Université S. Dahlab de Blida, Juillet 2011.
- [32] S.Haoulia, Détection morphologique et texturale de pathologies mammographiques pour l'aide à la décision au diagnostic, mémoire de Master, Département d'électronique, Université de Blida 1, Juillet 2013.
- [37] S.Haoulia, analyse morphométrique de masses et de calcifications mammographiques pour l'aide à la décision, mémoire d'ingéniorat, Département d'électronique, Université de Blida 1, Juin 2012.
- [34] A.S .Aïdi, Analyse connexionniste de pathologies mammographiques pour l'aide à la décision, mémoire de Master, Département d'électronique, Université de Blida 1, Juin 2014.
- [35] M. Djebari, A. Kerkache, Détection et classification connexionniste de structures pathologiques mammographiques, mémoire de Master, Département d'électronique, Université de Blida 1, Juillet 2013.
- [36] N.Zaarour, Détection morphométrique de pathologies tumorales pour l'aide à la décision, mémoire de Master, Département d'électronique, Université de Blida 1, septembre 2013.

- [37] S. Herlidou, caractérisation tissulaire en IRM par l'analyse de texture : étude du tissu musculaire et de tumeurs intracrâniennes, Thèse de doctorat, Université de Rennes, 1999
- [38] R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification", *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No.6, November 1973, pp.610-621.
- [39] M. Hanifi, extraction de caractéristiques de texture pour la classification d'images, thèse de Doctorat, Université de Toulouse, 2009
- [40] A. M. Khuzi, R. B. Beng, Z. W. Wan and N. A. Mengsc: identification of masses in digital mammogram using gray level co-occurrence matrices, *Biomedical Imaging and Intervention Journal*, vol. 5, no. 3, pp. e17, 2009.
- [41] K.Hassan, Exploitation des grandes bases de données d'image sur la grille de calcul, Mémoire de DEA, Université Lumière Lyon 2, France, Juillet 2003
- [43] I. Cheikhrouhou, Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein, thèse de doctorat, Université d'Evry-Val d'Essonne, 2012.
- [42] F.Z.Reguiég, N.Benblidia, M.Guert, Morphometric appreciation of mammary breast calcifications around multiresolution analysis by inertia and frequential factors, ACIT2005, Amman, Jordanie, Décembre 2005.
- [44] M.K.Hu, visual pattern recognition by moment invariants, *IRE, transactions on information theory*, V. 8 N°2, pp 179-187, 1962.
- [45] C. Bouveyron, modélisation et classification des données de grande dimension application à l'analyse d'images, thèse de Doctorat, université J. Fourier, 2006
- [46] G. Dreyfus, M. Samuelides, J.-M. Martinez, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Hérault, réseaux de neurones (méthodologies et applications), Eyrolles, 2004.
- [47] L.Mercier, Les machines à vecteurs support pour la classification en imagerie hyperspectrale, thèse de doctorat, Université J. Fourier de Grenoble, 2010.
- [48] : Z.Zaabot, les réseaux bayésiens : application en reconnaissance de formes à partir d'informations complètes ou incomplètes, mémoire de magister, université M. Mammeri de Tizi Ouzou, 2012
- [49] J. Azé, les réseaux bayésiens naïfs, cours de 3^{ème} année, département d'informatique, école polytechniques, Paris-Sud, 2007.

[50] Medical Image/Video Engineering Group, MIAS: Mammographic Image Analysis Society,
<http://www.wiau.man.ac.uk/services/MIAS/MIASweb.html>

[51] <http://briot-ierome.developpez.com/matlab/tutoriels/introduction-programmation-interfaces-graphiques/>, accès Janvier 2015.

[52]: R. C. Gonzalez, Digital Image processing using Matlab, Pearson publication, 2005.

