



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR  
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITÉ ABOU BEKR BELKAID  
FACULTÉ DE TECHNOLOGIE  
DÉPARTEMENT DE GÉNIE BIOMÉDICAL



## **THESE DE DOCTORAT**

pour obtenir le grade de

**DOCTEUR EN SCIENCES  
EN ÉLECTRONIQUE BIOMÉDICALE**

Spécialité : **Électronique Biomédicale**

présentée et soutenue publiquement  
par

**Mme HADJIDJ Ismahan**

Titre:

# **Analyse des Images Mammographiques pour l'Aide à la Détection du Cancer du Sein**

Jury

Président du jury. M. MESSADI Mahammed,	MCA Univ. Tlemcen
Examineurs. Mme. BENAMRANE Nacéra,	Pr Univ. Oran
M. TALEB Nasreddine,	Pr Univ. Sidi Bel Abbes
Invité d'honneur. Mme. DEMIM Sihem,	Médecin Spécialiste en Oncologie Médicale
Directeur de thèse. M. BESSAID Abdelhafid,	Pr Univ. Tlemcen

*Je dédie ce travail à :*

*Mes parents,*

*Toute ma famille,*

*Ma belle-famille,*

*Mon mari,*

*Mon fils*

*Mes amis,*

*Qu'ils trouvent ici l'expression de toute ma reconnaissance.*

# Remerciements

Je remercie tout d'abord le bon DIEU pour m'avoir donné le courage et la santé pour accomplir ce travail.

La thèse de Doctorat est un travail d'initiation qui constitue une période importante de la vie d'un chercheur. C'est le parcours de quelques années de sa vie au cours duquel il apprend, il évolue, il métisse de nouvelles connaissances, et parfois il atteint son bout de la patience,...Je suis heureuse d'avoir décidé de l'entreprendre, car je suis satisfaite de travail accompli. J'aimerai ici remercier tous ceux qui étaient là pour m'épauler ...qui ont contribué à ce travail aussi bien au niveau scientifique qu'au plan humain.

J'aimerais avant tout exprimer ma gratitude à mon encadreur de thèse, M. BESSAID Abdelhafid, Professeur de l'université de Tlemcen. Ce fut un réel plaisir de l'avoir en tant qu'encadreur. Il a assumé la charge de directeur de thèse et il a su diriger et orienter mes recherches tout en me laissant une grande liberté, il a su me pousser à toujours chercher le mieux. Chaque discussion avec lui, est une vraie motivation et un vrai encouragement vers l'avant. Je le remercie chaleureusement pour ses conseils avisés. Je lui suis également très reconnaissante pour sa disponibilité et pour m'avoir fait profiter de son expérience.

J'exprime ma gratitude à Mme. BENAMRANE Nacéra, Professeur de l'USTO-MB Oran ainsi qu'à M. TALEB Nasreddine, Professeur de l'Université Djillali Liabes Sidi Bel Abbès, pour avoir accepté la lourde tâche d'être examinateurs. Je souhaite aussi les remercier pour leur implication fructueuse dans l'évaluation de mes travaux. Certes, leurs jugements, remarques pertinentes et suggestions ont contribué non seulement à l'amélioration de ce manuscrit, mais aussi d'ouvrir de nombreuses perspectives sur ces travaux de thèse. Je leur en suis très reconnaissante.

Ensuite, je désire adresser mes sincères remerciements à M. MESSADI Mahammed, Maître de Conférences de l'Université de Tlemcen, pour sa collaboration étroite, il a toujours été disponible pour m'écouter, me conseiller, me lancer les idées, il m'a tant soutenu afin de développer davantage l'esprit de recherche. Merci d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse. J'en suis très honorée. Je voudrais bien évidemment remercier très sincèrement Mme. DEMIM Sihem, Médecin spécialiste en oncologie médicale, d'EPH Frères Chenafa Mecheria, qui avec beaucoup de patience, m'a assisté à évaluer mes résultats obtenus, merci d'être mon encyclopédie vivante, toujours ouverte à la bonne page et merci d'avoir ac-

cepté de participer à mon jury.

J'adresse également ma profonde gratitude et ma reconnaissance à toute ma famille, mes très chers parents qu'Allah les bénisses, mes chers frères et mes chères sœurs, qui sans leur soutien, ce travail n'aurait pas vu le jour. Merci également à ma belle-famille pour la patience, et les encouragements.

Je veux très spécialement remercier mon mari DIDI Ilies, Enseignant Architecte de l'Université de Tlemcen, pour être ma gaine de bonheur et de la bonne humeur. Je le remercie pour la patience, le soutien et pour m'avoir poussé à continuer jusqu'au bout, et bien sûr à notre fils Mohamed el Hadi. Ils sont ma motivation première, qu'ils me pardonnent si je les ai un peu délaissés durant la période de rédaction.

Enfin mes remerciements ne seraient pas complets sans mentionner mes amis et collègues du laboratoire de Génie Biomédical qui ont contribué à l'ambiance sympathique du laboratoire et pour les moments inoubliables.

Je leur souhaite à tous bonne chance pour la suite.



# Résumé

Le cancer du sein continue à être parmi les premières causes de mortalité chez la femme et beaucoup d'efforts ont été déployés sous forme de programmes de dépistages pour la prévention. Vu la croissance exponentielle du nombre de mammographies recueillies par ces programmes, le diagnostic assisté par ordinateur est devenu une nécessité. Particulièrement, le diagnostic des masses et des microcalcifications mammaires, signes primaires d'un cancer du sein, suscitent actuellement un grand intérêt des chercheurs. En effet, la complexité des images mammographiques et la diversité des formes de lésions à détecter nécessitent des approches de segmentation appropriées. Ce travail de thèse propose une approche fondée sur la morphologie mathématique qui contribue à la détection des microcalcifications des et masses mammaires. Afin d'aboutir à une détection robuste tout en réduisant le taux de faux positifs et le temps de calcul, une étape de préparation des images mammographiques est réalisée. Une synthèse de diverses approches de segmentation développées dans la littérature, nous a permis de nous orienter vers le modèle de segmentation coopératif pour aboutir à un résultat optimal. Le processus de coopération proposé combine l'approche de C-moyenne floue (FCM) et l'approche des ensembles de niveaux (Level set) sous une forme séquentielle. Après avoir isolé la région de la glande mammaire de l'arrière-plan bruité et éliminé le muscle pectoral de l'image mammographique, nous avons appliqué l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour la détection des lésions du sein. Pour surmonter le problème de la sur-segmentation, nous avons calculé l'image mosaïque et la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueurs. Les approches proposées sont évaluées sur la base d'images mammographiques mini-Mias à travers un protocole de validation quantitative par un expert afin de juger de leur qualité. Les résultats obtenus sont performants et prometteurs comparés ceux présentés dans la littérature.

## Mots clés

Cancer du sein, Image mammographique, Segmentation, Morphologie mathématique, C-moyenne floue, Level set.

# Abstract

Breast cancer continues to be as the leading cause of women death all over the world and a lot of effort has been put in prevention through the screening processes. Because of the huge amount of data collected by various screening programs, usage of computer-assisted diagnosis became unavoidable. In particular, the breast abnormalities diagnosis such as microcalcifications and masses, primary significant signs of breast cancer continues to get the great researchers interest. Indeed, the complexity of mammographic images and the diversity in the forms of lesions to be detected, require appropriate segmentation approaches. This work proposes an approach based on the mathematical morphology which contributes to the microcalcifications and masses detection. In order to achieve robust detection while reducing the false positive rate and computational time, a step of mammographic images preparing is carried out. This study of various segmentation approaches developed in the literature allows adopting the hybrid segmentation model in order to obtain an optimal result. The proposed cooperation process is based on the Fuzzy C-Mean (FCM) and the Level Set approach in a sequential form. Once the breast region has been extracted from the noisy background and removing the pectoral muscle from the mammographic image, a segmentation phase through morphological watersheds is performed to detect breast lesions. Subsequently we study the possible solutions to overcome the over-segmentation, we noted the mosaic watershed transformation and watershed controlled by markers. Finally, the performance of our approaches is evaluated using mammograms extracted from the MIAS mammographic database. The obtained results were compared with manual detection, marked by an expert mammographic radiologist. This results show that the system is preferment and promising, and prove their superiority compared with others results cited in the literature.

## Keywords

Breast cancer, Mammographic image, Segmentation, Mathematical morphology, Fuzzy C-Mean, Level set.

## ملخص

لا يزال سرطان الثدي يعد من بين الأسباب الرئيسية للوفاة بين النساء في قائمة السرطانات الانتثوية، حيث تسعى منظمات الصحة إلى تعزيز مكافحته في إطار البرامج الوطنية الشاملة للتشخيص المبكر. ونظرا لضخامة كمية الصور المموجرافية الناتجة عن هذه البرامج، فقد أصبح التشخيص الآلي عن طريق الحاسوب أكثر من ضروري. حاليا، يعد تشخيص الكتل الثديية والتكلسات، العلامات الأولية لسرطان الثدي، الشغل الشاغل لفئة كبيرة من الباحثين. من جهة أخرى، فإن مدى تعقيد صور التصوير الشعاعي للثدي، وتنوع أشكال الأورام الذي نود الكشف عنها، يتطلب نموذج تجزئة جد مناسبة. وعليه فإن هذه الأطروحة تقترح منهجية تعتمد على المورفولوجيا الرياضية التي تساهم في الكشف عن الكتل الثديية والتكلسات. من أجل تحقيق نموذج كشف فعال مع الحد من نسبة الايجابية الكاذبة وتقليص المدة الحسابية، قمنا أولا بتحضير الصور المموجرافية. لقد سمح لنا عرض لمختلف مناهج التجزئة المذكورة في المراجع الأدبية باختيار نموذج تجزئة مزدوج لتحقيق أفضل النتائج. إن نموذج التجزئة المزدوج المقترح يقوم على أساس نموذج غامض (FCM) و نموذج مجموعة المستويات (Level set) في نمط تسلسلي. بعد استخراج المنطقة الثديية و تنظيف خلفية الصور المموجرافية وإزالة العضلات الصدرية، قمنا باختبار كفاءة تطبيق تقنية (LPE) مناجل الكشف عن هذه الأورام الثديية. بعد ذلك قمنا بدراسة الحلول الممكنة للصد من ظاهرة التجزئة المفرطة، وأخيرا قمنا بتقييم النموذج المقترح على عدد من الصور المموجرافية المستخرجة من قاعدة البيانات الصورية (mini-Mias)، من خلال بروتوكول تقييم كمي من قبل خبير للحكم على جودتها. أخيرا يمكننا القول ان النتائج المتحصل عليها هي نتائج فعالة وواعدة، مثبتت كفاءتها وتفوقها على الاعمال التي ورد ذكرها في المراجع الأدبية.

### الكلمات المفتاحية

سرطان الثدي، الصور المموجرافية، التجزئة، المورفولوجيا الرياضية، نموذج التجزئة الغامض، نموذج مجموعة المستويات.

# Table des matières

Résumé	ii
Abstract	iii
ملخص	iv
Table des matières	v
Table des figures	vii
Liste des tableaux	x
Liste d'abréviations	xi

<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
------------------------------	----------

## **1 Mammographie et Diagnostic Assisté par Ordinateur**

1.1	Introduction	5
1.2	Cancer du sein et épidémiologie	6
1.3	Facteurs de risque démontrés	8
1.4	Stratégie de diagnostic du cancer du sein	9
1.4.1	La mammographie	9
1.4.2	L'échographie	22
1.4.3	L'examen de confirmation diagnostic: l'examen histologique	23
1.5	Apport de l'IRM mammaire	24
1.6	Nouveauté en imagerie du sein	25
1.7	Les systèmes de Détection Assistés par Ordinateur (DAO)	26
1.8	Conclusion	29

## **2 Segmentation et Analyse des Images Mammographiques**

2.1	Introduction	30
2.2	Approches classiques en segmentation	31
2.2.1	Approches par régions	31
2.2.2	Approches par frontières	37
2.3	Approches avancées de segmentation : Approches coopératives	41
2.3.1	Coopération séquentielle	42
2.3.2	Coopération des résultats	42
2.3.3	Coopération mutuelle	43
2.4	Revue bibliographique sur l'analyse des images mammographies	43
2.4.1	Exaction de la région du sein et le muscle pectoral	46
2.4.2	Détection des lésions mammaires	51
2.5	Conclusion	58

## **3 Prétraitement des Images Mammographiques**

3.1	Introduction	59
3.2	Objectif de l'extraction de la région du sein et le muscle pectoral	60
3.3	Extraction de la région du sein	61

3.3.1	Filtrage des images mammographiques . . . . .	63
3.3.2	Obtention du masque de la glande mammaire . . . . .	65
3.4	Alignement de l'image mammographique . . . . .	68
3.4.1	Orientation de l'image nettoyée. . . . .	68
3.4.2	Translation de l'image orientée . . . . .	69
3.5	Détection du muscle pectoral . . . . .	72
3.5.1	Etape préliminaire de classification floue (FCM) . . . . .	73
3.5.2	Extraction de la région pectorale par Level Set . . . . .	76
3.6	Conclusion . . . . .	80
<b>4</b>	<b>Détection des Lésions Mammaires sur les Images Mammographique</b>	
4.1	Introduction. . . . .	81
4.2	Nécessité de la détection des masses et des MCS mammaires . . . . .	82
4.3	Détection des masses mammaires . . . . .	84
4.3.1	Propriétés des masses dans les images mammographiques . . . . .	84
4.3.2	Processus proposé pour la détection des masses du sein . . . . .	84
4.3.3	Segmentation par LPE sans connaissance a priori. . . . .	100
4.3.4	Segmentation par LPE mosaïque. . . . .	102
4.3.5	Segmentation par LPE associée à des marqueurs . . . . .	106
4.4	Détection des microcalcifications mammaires . . . . .	113
4.4.1	Propriétés des MCS du sein . . . . .	113
4.4.2	Processus proposé pour la détection des MCS du sein . . . . .	114
4.4.3	Rehaussement des images mammographiques . . . . .	114
4.4.4	Détection des régions claires candidates . . . . .	115
4.4.5	Détection des MCS par reconstruction numérique . . . . .	117
4.4.6	Extraction des MCS par LPE . . . . .	119
4.5	Conclusion . . . . .	121
<b>5</b>	<b>Validation et Evaluation des Résultats</b>	
5.1	Introduction . . . . .	122
5.2	Base d'images mammographiques Mini-Mias . . . . .	122
5.3	Méthodes d'évaluation quantitative . . . . .	124
5.4	Méthode d'évaluation exploitée . . . . .	125
5.4.1	Définition des critères d'évaluation. . . . .	126
5.5	Évaluation du résultat de l'extraction de la région du sein. . . . .	127
5.6	Évaluation du résultat de segmentation du muscle pectoral . . . . .	130
5.7	Évaluation du résultat de la segmentation des masses . . . . .	134
5.8	Évaluation du résultat de la segmentation des MCS . . . . .	138
5.9	Conclusion . . . . .	143
	<b>Conclusion générale et perspectives</b>	<b>144</b>
	<b>Annexe</b>	<b>147</b>
	<b>Bibliographie</b>	

# Table des figures

1.1	Les formes de cancers les plus fréquents chez la femme en Algérie . . .	7
1.2	Evolution des cancers chez les femmes . . . . .	8
1.3	Les composants d'un mammographe . . . . .	10
1.4	Structure interne du sein . . . . .	11
1.5	Aspect radiologique du sein normal sur une incidence face/oblique .	11
1.6	Les incidences en mammographie . . . . .	13
1.7	La technique d'Eklund . . . . .	14
1.8	Exemple de : (a) MCs canalaire et (b) MCs lobulaires . . . . .	16
1.9	Exemples d'images échographiques du sein . . . . .	23
1.10	La macrobiopsie par Mammotome . . . . .	24
1.11	Exemples d'une image IRM du sein . . . . .	25
1.12	Mammographie sein droit : opacité de 3 cm associée à des MCS, IRM correspondant et le Bilan par angiommographie . . . . .	26
2.1	Croissance de région. . . . .	32
2.2	Segmentation par (décomposition/fusion) de région . . . . .	34
2.3	Processus de segmentation par ligne de partages des eaux. . . . .	35
2.4	Principe de coopération séquentielle . . . . .	40
2.5	Principe de coopération des résultats . . . . .	40
2.7	Principe de conversion proposé par ( Mustra et al., 2012) . . . . .	44
2.8	Etapas de l'approche proposé par( Mustra et et Grgic, 2012). . . . .	45
2.9	Identification des points A et B proposé par (Vaidehi et Subashini, 2013)	46
2.10	Etapas de l'approche proposé par (Vidivelli et Sathiya, 2016) . . . . .	46
2.11	Détection du muscle pectoral proposé par (Raba et al., 2005) . . . . .	47
2.12	Estimation de ligne droite proposée par (Kwok et al., 2004) . . . . .	48
2.13	Segmentation en multi phase proposée par (Akram et al., 2013) . . . .	49
2.14	Etapas de segmentation proposée par (Anuradha et al, 2015). . . . .	50
2.15	Exemples de différentes positions du germe de l'approche proposée par (Melouah , 2015) et le résultat obtenus . . . . .	51
2.16	Résultat de l'approche coopérative proposé (Jun Liu et al., 2010) . . .	52
2.17	Résultat de l'approche proposée par (Bocchi et al., 2004) . . . . .	53
2.18	Résultat de l'approche proposée par (Dominguez,et al., 2011) . . . . .	54
2.19	Résultat de segmentation des MCS proposée par (Stojic et Reljin., 2010)	55
3.1	Synopsis de l'algorithme de prétraitement des mammographiques. . .	62
3.2	Exemple d'une mammographie bruitée . . . . .	63
3.3	Modèles de bruit dans les images mammoraphiques. . . . .	64
3.4	Résultat de suppression des raies de numérisation . . . . .	65
3.5	L'histogramme typique d'une image mammographique et le résultat de seuillage de l'image filtrée . . . . .	66
3.6	(a) Image étiquetée (b) Masque final du sein après application d'une ouverture d'aire . . . . .	67

3.7	Résultat de segmentation de la glande mammaire et l'histogramme correspondant . . . . .	68
3.8	Représentation d'une image mammographique (MLO) . . . . .	70
3.9	Correspondances géométriques entre l'espace image et l'espace paramétrique de Hough. . . . .	71
3.10	Représentation de l'image (Im5) à l'espace paramétrique de Hough. . . . .	72
3.11	Résultat de l'alignement de l'image mammographique . . . . .	73
3.12	Synopsis de l'approche coopérative séquentielle proposée . . . . .	74
3.13	Résultat de segmentation par FCM . . . . .	76
3.14	Fonction Level Set $\phi$ définissant implicitement un contour $\Gamma$ circulaire . . . . .	77
3.15	Résultat de l'approche proposée pour le prétraitement des images mammographiques . . . . .	80
4.1	Exemples de différents types masses tirées de la base mini-Mias . . . . .	86
4.2	L'influence de la barrière de diffusion sur le gradient . . . . .	88
4.3	Principe d'un filtrage médian. . . . .	89
4.4	Performance de différentes approches de filtrage proposées. . . . .	90
4.5	Paramètre EQM évalué sur des images mammoographiques . . . . .	92
4.6	Valeurs de EQM pour les différents filtres. . . . .	92
4.7	Paramètre PSNR (db) évalués sur des images mammographiques . . . . .	92
4.8	Valeurs de PSNR pour les différents filtres . . . . .	93
4.9	Égalisation classique d'histogramméé. . . . .	94
4.10	Méthode d'égalisation Bi-histogramme . . . . .	96
4.11	Séparation récursive moyenne de l'histogramme (RMSHE) . . . . .	97
4.12	Résultat de différents technique d'égalisation d'histimramme. . . . .	98
4.13	AMBE pour évaluer les méthodes d'égalisation d'histogramme. . . . .	99
4.14	PSNR pour évaluer les performances des méthodes d'égalisation . . . . .	100
4.15	PSNR/AMBE pour les différents d'égalisation d'histogramme . . . . .	100
4.16	Résultat de segmentation par LPE sur l'image . . . . .	102
4.17	Attribution des niveaux de gris de l'image mosaïque . . . . .	103
4.18	Résultat de LPE mosaïque. . . . .	105
4.19	Graphe associé au gradient de l'image mosaïque. . . . .	105
4.20	Opérateur h-max . . . . .	106
4.21	L'effet de Filtrage des minima par un filtre de contraste (h-min=0.07) . . . . .	107
4.22	L'influence du gradient sur le résultat de segmentation par LPE . . . . .	108
4.23	Résultat de la LPE sur des marqueurs insignifiants . . . . .	109
4.24	L'influence du bruit sur des marqueurs et la segmentation . . . . .	109
4.25	Principe du calcul des maxima régionaux d'une image (h=1) . . . . .	110
4.26	Fonction distance qui complète le relief . . . . .	111
4.27	Maxima régionaux de l'image mammographique avec un h=0.7 . . . . .	112
4.28	Changement de l'homotopie d'image gradient g . . . . .	113
4.29	Résultat de segmentation par LPE contrôlée par marqueurs . . . . .	114
4.30	Exemples de foyers de MCS dans des images mammographiques . . . . .	114
4.31	La détection des régions candidates . . . . .	118
4.32	Seuillage de l'image par hystérésis. . . . .	119

4.33	La détection des MCS . . . . .	121
5.1	Répartition de la base de données mini-Mias. . . . .	124
5.2	Nombre de mammographies contenant des masses la base min-Mias	124
5.3	TP, FP, FN et le la segmentation manuelle sur la région du sein . .	127
5.4	Mesure de la performance de segmentation de la région du sein . .	128
5.5	Segmentation de la glande mammaire sur images de la bas min-Mias	129
5.6	Résultat d'une fausse détection du contour du sein . . . . .	130
5.7	Mesure de la performance de segmentation du muscle pectoral . .	131
5.8	Résultat de segmentatuion du muscle pectoral . . . . .	132
5.9	Résultat d'une fausse détection du muscle pectoral . . . . .	133
5.10	Protocole de validation selon la base mini-Mias . . . . .	135
5.11	Mesure de la performance de segmentation des masses mammaires	135
5.12	Résultat de segmentatuion des masses mammaires . . . . .	137
5.13	Résultat de l'algorithme de détection des microcalcifications. . . .	139
5.14	Des exemples pour la détection des MCS mammaires . . . . .	141



# Liste des tableaux

1.1	Les formes de cancers les plus fréquents chez la femme en Algérie . . .	7
1.2	Tableau récapitulatif de différents formes et contour des masses . . .	17
1.3	Tableau récapitulatif de différentes distributions des MCS . . . . .	18
1.4	Tableau récapitulatif de différents types de microcalcifications . . .	19
1.5	La classification BI-RADS de la densité mammaire . . . . .	20
1.6	Classification des microcalcifications selon Le Gal . . . . .	21
1.7	Classification BIRADS de l'American College of Radiology (ACR) .	23
1.8	Résultat de comparaison avec CAD lecteur. . . . .	28
1.9	Comparaison d'une seule lecture avec un système CAD avec celle de la lecture par deux radiologues . . . . .	28
1.10	Comparaison entre la lecture du système automatique et celle des radiologues . . . . .	29
1.11	Comparaison entre les MCS détectées par le couple (système automatique/radiologues). . . . .	30
2.1	Tableau de travaux de littérature sur l'analyse des mammographies .	45

# Liste d'abréviations

AMBE : Erreur Absolue Moyenne de la Luminance

BBHE : Égalisation Bi-histogramme

CC : Craniocaudale

CHE : Égalisation classique d'histogramme

CLAHE : Égalisation adaptative d'histogramme à Contraste Limité

DAO : Système de détection assisté par ordinateur

ECC : Analyse des composantes connexes

EQM : Erreur quadratique moyenne

FCM : C-moyennes floue

LPE : Ligne de partage des eaux

MCS : Microcalcifications

MLO : Medio latérale oblique

NG : Niveaux de gris

PSNR : Peak Signal to Noise Ratio

RMSHE : Séparation récursive moyenne de l'histogramme

# Introduction

Le traitement et l'analyse d'images médicales est un domaine en pleine expansion où le problème de la recherche automatique d'informations contenues dans les images médicales s'avère un besoin pressant. En effet, la grande diversité des dispositifs d'imagerie médicale, la difficulté d'interprétation de ces images ainsi que leur grand nombre, engendrent un travail fastidieux pour ceux qui doivent les interpréter. Pour traiter cette grande masse d'informations, les médecins s'orientent actuellement vers l'utilisation des systèmes d'aide à l'analyse et à l'interprétation de ces images. Cette analyse vise à faciliter le diagnostic posé par le praticien et à le rendre le plus précis et le plus fiable possible.

## Contexte et motivations

Le cancer du sein reste le cancer le plus fréquent chez la femme et l'une des premières causes de décès parmi les cancers gynécologiques. En Algérie et dans le monde la situation est tout à fait dramatique. En effet, une femme sur 10 est touchée par cette maladie durant son existence. Il se place, tous sexes confondus, au 2e rang de tous les cancers, après le cancer de la prostate. Beaucoup d'efforts ont été effectués sous forme de programmes de dépistage pour une prévention et une détection précoce. L'imagerie mammographique est l'une des modalités la plus utilisée. Cette technique à laquelle nous sommes intéressés dans ce travail, est la technique de référence incontournable pour l'exploration du sein, la plus performante en matière de surveillance et de dépistage précoce du cancer du sein. Cependant, chaque année, des millions de mammographies sont produites dans le monde pour un dépistage précoce d'un cancer du sein, ou pour établir un diagnostic afin de contrôler une action thérapeutique qui peuvent de manière significative augmenter la possibilité de la survie pour des patients. Ces images mammographiques fournissent des informations radiologiques sur la glande mammaire qui sont, malheureusement, extrêmement difficiles à exploiter par l'expert humain qui s'appuie sur sa vision et son expérience. L'élaboration de logiciels dédiés à l'analyse de ces images mammographiques, doit permettre d'optimiser leur exploitation, pour le plus grand bénéfice du patient et du médecin.

Dans ce constat et des derniers développements des méthodes d'analyse d'image, que l'idée de développer un système de détection des lésions mammaires est née, afin d'offrir une aide complémentaire pour le radiologue « sans pour autant le remplacer », et qui constitue un second lecteur potentiel. Notre travail de recherche s'inscrit dans ce contexte. Il vise à concevoir un système performant de segmentation d'images mammographiques ayant pour objectif d'aider les radiologues à dépister le cancer du sein à un stade précoce. Ceci s'effectue à l'aide d'un processus de détection de deux lésions mammaires à savoir les masses et les microcalcifications, signes primaires d'un cancer du sein.

## Méthodologie et contributions

Cette thèse est l'aboutissement d'une suite de travaux de recherche réalisés dans le cadre d'une thèse de Doctorat au laboratoire de Génie biomédical et qui porte sur l'analyse des images mammographiques pour l'aide à la détection du cancer du sein.

L'originalité de notre travail par rapport aux travaux ultérieurs, réside dans l'application de la morphologie mathématique à l'analyse des images mammographiques, de nouveaux outils de rehaussement de contraste et l'approche de segmentation coopérative. Pour atteindre cet objectif, notre approche consiste à effectuer :

1. Un prétraitement des images mammographiques pour améliorer la détection des lésions mammaires à savoir les masses et les microcalcifications, tout en réduisant le taux de faux positifs. À cette étape nous effectuons, tout d'abord, une segmentation du profil extérieur du sein et nettoyer le fond bruité de la mammographie, en se basant sur les opérations de seuillage et de morphologie mathématique. Par la suite, une phase d'alignement des images mammographiques est effectuée par le biais de la transformée de Hough, pour unifier l'orientation de toutes les mammographies afin de simplifier la localisation du muscle pectoral.

Le muscle pectoral est ensuite localisé et éliminé de l'image mammographique. Pour cela, nous proposons d'intégrer deux méthodes de segmentation à savoir l'algorithme des C-moyennes floues (FCM) et la technique des ensembles de niveau (Level set) dans un schéma de segmentation coopérative pour aboutir à un résultat de segmentation optimal.

2. Une détection des éventuelles microcalcifications et masses mammaires, en nous fondant sur le paradigme de segmentation de la morphologie mathématique : la Ligne de Partages des Eaux (LPE) contrôlée par marqueurs. Cette étape de segmentation est précédée par une phase de rehaussement et de filtrage de l'image mammographique préalablement traitée.

## Plan de cette thèse

Pour plus de clarté, nous avons organisé l'ensemble de ces points en plusieurs chapitres. En plus de cette partie introductive, cette thèse est constituée de cinq chapitres auxquels s'ajoute une conclusion qui résume les principaux résultats décrits dans cette thèse ainsi les perspectives de ce présent travail et une « Annexe » où nous revenons sur le cadre théorique de la morphologie mathématique.

Dans un premier temps, nous commençons, dans le *Chapitre 1*, par la présentation du problème du cancer du sein, son dépistage, son diagnostic et les lésions radiologiques qui le constituent : nous nous intéressons aux foyers de microcalcifications et aux masses. Une brève description anatomique du sein sera donnée afin de mieux expliciter les différentes structures à localiser et à identifier sur les images mammographiques. Une bonne partie sera accordée à la technique de référence pour son exploration : la mammographie. Enfin nous passerons en revue en complément, quelques nouveautés dans le domaine de l'imagerie mammaire.

Dans le *Chapitre 2*, nous effectuons une synthèse de diverses approches de segmentation d'images mammographiques développées dans la littérature qui permet une meilleure compréhension des méthodes de segmentation afin de sélectionner la méthode qui constitue un cadre méthodologique adapté à notre problématique et à la réalité de notre domaine d'application. Nous mettons en lumière les trois grandes familles de segmentation, approche par régions, son approche duale et les méthodes coopératives qui tirent profit simultanément des avantages des deux méthodes précédentes. Le choix d'une telle approche est très délicat et repose sur la connaissance à priori de l'objet que nous voulons mettre en évidence.

Nous détaillons ensuite dans le *Chapitre 3* l'approche automatique proposée pour le prétraitement des images afin d'améliorer la détection des lésions mammaires. Nous commencerons par la segmentation du profil extérieur du sein en se basant sur les opérations de seuillage, de morphologie

mathématique et les transformations de translation et de rotation. Dans un deuxième temps, afin de détecter le muscle pectoral, nous proposons d'intégrer deux méthodes de segmentation dans un schéma de segmentation coopératif pour aboutir à un résultat de segmentation optimal.

Le *Chapitre 4* est consacré à la détection des masses et des microcalcifications mammaires. Dans un premier temps, nous appliquons l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur les images ayant subies des opérations de filtrage et de rehaussement de contraste. Nous étudions les solutions possibles pour surmonter la sur-segmentation telle que la ligne de partage des eaux sur l'image mosaïque et la ligne de partage des eaux contrôlées par marqueurs.

Le *chapitre 5* est consacré pratiquement à l'étude expérimentale. Une telle étude nécessite d'abord la présentation de la base d'images mammographiques, mini-Mias. Nous mettrons en œuvre une méthode de validation de nos résultats afin de juger de leur qualité. Divers protocoles de validation sont proposés pour évaluer les différentes méthodes sur les images médicales. Nous choisissons la validation quantitative par un expert, puisqu'on dispose d'une segmentation de référence. Nous nous appuyons sur une analyse des principaux critères existants, pour juger quantitativement les résultats obtenus. Les critères sélectionnés sont appliqués sur chaque résultat de segmentation proposée tout au long de ce travail, à savoir la détection du muscle pectoral/la région du sein et la détection des microcalcifications et des masses mammaires.

Enfin les conclusions et les perspectives découlant de l'ensemble des recherches effectuées durant cette thèse concluent ce document.

# Chapitre 1

## Mammographie et Diagnostic Assisté par Ordinateur

### 1.1 Introduction

L'évolution des techniques d'imagerie médicale, spécialement l'imagerie numérique, a récemment changé et d'une manière profonde, la pratique médicale. Cette évolution a donné lieu à une nouvelle dimension liée aux techniques de traitement des images médicales et à l'information extraite par le moyen de ces techniques.

Toutefois, et en revanche de la technologie avancée dans le secteur médical, l'analyse du cancer du sein reste un réel problème de santé public et un sujet de recherche d'actualité très délicat à aborder. L'imagerie mammographique est l'une des modalités la plus couramment utilisée. Cet outil à quelle nous nous sommes intéressés dans ce travail est devenu un outil indispensable pour tout examen clinique lié au cancer du sein.

Le travail de recherche présenté dans cette thèse vise à concevoir un système performant de segmentation d'images mammographiques ayant pour objectif d'aider les radiologues à dépister le cancer du sein à un stade précoce. Cela s'effectue à l'aide d'un processus de détection de deux lésions mammaires à savoir les masses et les microcalcifications (MCS) signes primaires d'un cancer du sein.

En effet, nous commençons, dans ce chapitre, par la présentation du problème du cancer du sein, son dépistage, son diagnostic et les lésions radiologiques qui le constituent : nous nous intéressons qu'aux MCS et les masses. Une brève description anatomique du sein sera donnée afin de mieux expliciter les différentes structures à localiser et à identifier sur les images mammographiques. Une bonne partie sera accordée à la technique de référence pour son exploration : la mammographie. Enfin nous présentons une brève revue sur tout ce qui complémente, aussi nouveauté en terme d'imagerie mammaires.

## 1.2 Cancer du sein et épidémiologie

En général, une cellule saine, est une unité de base de la vie, se divise et se renouvelle d'une façon contrôlée par son patrimoine génétique. Il arrive cependant que certaines cellules perdent leurs capacités de croissance contrôlée : elles se divisent trop rapidement et croissent de façon désordonnée, formant une grosseur appelée tumeur.

À noter que, tout ce qui est tumeur n'est pas cancéreux : si la prolifération s'arrête, ce n'est pas un cancer mais un phénomène normal. La tumeur se propage par voie sanguine ou lymphatique pour assurer son alimentation. Elle atteint d'autres parties de l'organisme ce qui donne naissance à des nouvelles tumeurs. C'est pourquoi que même si une tumeur cancéreuse initiale est enlevée, la maladie peut de ce fait récidiver.

Dans le monde, le cancer constitue un problème majeur de santé publique. Selon l'OMS, le nombre de nouveaux cas de cancer en 2012 est estimé à 14.1 millions et le nombre de décès à 8.2 millions. La fréquence des cancers pourrait augmenter de 50 % dans le monde, avec 15 millions de nouveaux cas par an en 2020. A l'horizon



2030, il est prévu que le nombre de décès par cancer dans le monde s'élève à 13.1 millions<sup>1</sup>.

Particulièrement, le cancer du sein reste le cancer le plus fréquent chez la femme et l'une des premières causes de décès parmi les cancers gynécologiques. En effet, une femme sur 10 est touchée par cette maladie durant son existence. Il se place, tous sexes confondus, au 2<sup>e</sup> rang de tous les cancers, après le cancer de la prostate.

En Algérie, il constitue 63.3% de tous les cancers féminins, suivi des cancers du côlon rectum (16.7%), de la glande thyroïde (10.4%), du col de l'utérus (8.7%), et de l'ovaire (5.4%) (figure 1.1).

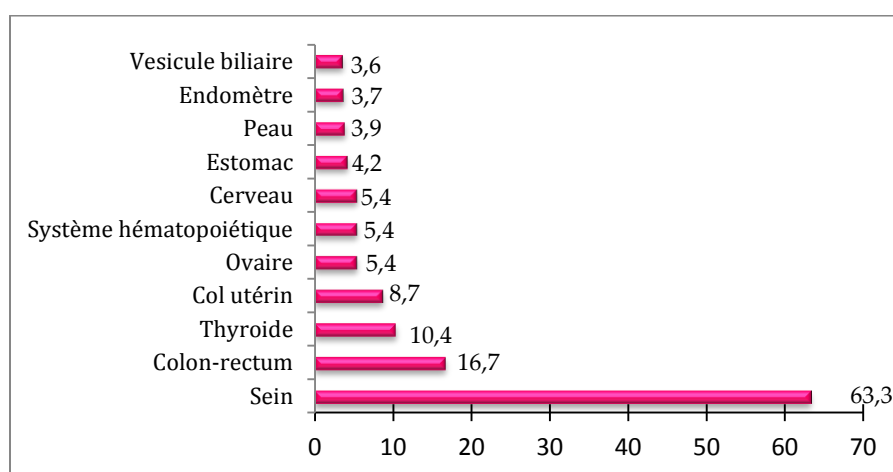


FIGURE 1.1 – Les formes de cancers les plus fréquentes chez la femme en Algérie

D'après la figure 1.2, l'incidence du cancer du sein prend une forte progression avec des proportions épidémiques inquiétantes avec plus de 9 000 nouveaux cas en 2009, soit 54 nouveaux cas pour 100 000 femmes. Actuellement et selon les estimations du plan national cancer 2015-2019<sup>1</sup>, ce chiffre est estimé à 11 000, soit une augmentation de 500 nouveaux cas par an. De plus, le cancer du sein, en Algérie touche autant la femme jeune que la femme ménopausée, ce qui complique son dépistage : l'âge médian est de 47 ans c'est-à-dire que 50% des cancers du sein ont déjà eu lieu avant cet âge<sup>1</sup>.

<sup>1</sup> [http://sante.dz/plan\\_national\\_cancer.pdf](http://sante.dz/plan_national_cancer.pdf)

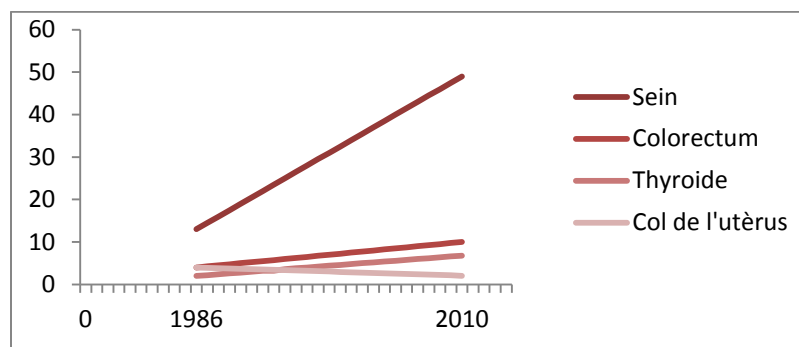


FIGURE 1.2 – Evolution des cancers chez les femmes (source adaptée, registre national 2015-2019)

Le cancer du sein peut survenir chez l'homme avec 1 % de l'ensemble des cancers mammaires et 0.5 % des cancers masculins. Il faut comprendre que le sein de la femme et de l'homme ont les mêmes origines biologiques. Toutefois, il reste atrophique chez l'homme. Les symptômes sont habituellement une petite masse non douloureuse détectée souvent en dessous de l'aréole, une gynécomastie, léger écoulement du mamelon, douleur au sein.

### 1.3 Facteurs de risque démontrés

Contrairement à de nombreuses maladies qui ont une cause unique et identifiable, les cancers, sont des maladies « multifactorielles », les causes étant multiples et inconnues, mais les travaux scientifiques ont pu identifier certains facteurs risques de développer un cancer du sein. Parmi les principaux risques du cancer du sein, on trouve le genre puisque le cancer du sein concerne 99 % des femmes contre 1 % des hommes (Eddaoudi, 2012) .

Un autre facteur principal qui augmente le risque d'en être atteinte est l'âge. Deux tiers des cancers du sein surviennent après 50 ans, la maladie est rare chez la femme de moins de 35 ans et tout à fait exceptionnelle au-dessous de 20 ans (De Grave, 2005).

Les antécédents familiaux et personnels de cancer du sein jouent aussi un rôle principal : 5 à 10 % des cancers du sein sont dus à une prédisposition génétique (Ford et al., 1998 ; Berliner and Fay., 2007).

La première grossesse tardive : femme ayant eu une première grossesse après l'âge de 30 ans ou ne pas avoir allaité. Par contre avoir allaité constitue une petite

protection contre le cancer du sein. Aussi, l'exposition massive du tissu mammaire aux radiations ionisantes.

Beaucoup d'autres facteurs peuvent être à l'origine de l'émergence de cette lourde pathologie, tel qu'une modification profonde du mode de vie collectif et individuel (augmentation du tabagisme, du stress, de la sédentarité, de l'urbanisation..) et d'un mode alimentaire déséquilibré<sup>1</sup>, l'obésité, la puberté précoce et la ménopause tardive, les traitements hormonaux substitutifs de la ménopause.

## **1.4 Stratégie de diagnostic du cancer du sein : Examen clinique, mammographie, échographie et examen histologique**

L'examen clinique comprend l'inspection puis la palpation des seins et des aires ganglionnaires. Vient par la suite la mammographie en cas de signes d'appel cliniques ou dans le cadre d'un dépistage. Elle peut être complétée d'une échographie afin de caractériser plus précisément la nature d'une lésion repérée par la mammographie notamment dans les seins denses. Le diagnostic de cancer du sein est confirmé par l'examen anatomopathologique du prélèvement biopsique par micro ou macrobiopsies. En cas d'image mammographique ACR 4 ou ACR5 (voir Tableau 1.7), la biopsie est systématique<sup>2</sup>.

### **1.4.1 La mammographie**

La mammographie est la technique de référence incontournable pour l'exploration du sein, la plus performante en matière de surveillance et de dépistage précoce du cancer du sein. La qualité de l'image mammographique est caractérisée par trois paramètres physiques : la résolution, le contraste et le bruit. Elle dépend de la chaîne radiologique (figure 1.3) dont la défaillance d'un seul maillon de cette chaîne peut fausser le diagnostic. Selon Bremond, près de 40 % des cancers «ratés» à la mammographie sont dus à une mauvaise qualité des clichés. Il s'agit le plus souvent d'un défaut de positionnement du sein (Travade, 2000).

---

<sup>2</sup> [Http : //www.has-sante.fr](http://www.has-sante.fr)

Un mammographe à le même principe qu'une radiographie standard, la quantité de rayon X produites dans le tube est de faible dose.

Comme on peut le voir sur la figure 1.3, Le sein à radiographier est comprimé entre le support patient, sous lequel se trouve le détecteur, et la pelote de compression. Actuellement, cette compression est assurée par un système pneumatique avec commande au pied ce qui permet de libérer les mains du manipulateur pour donner un bon étalement et un positionnement correct au sein.

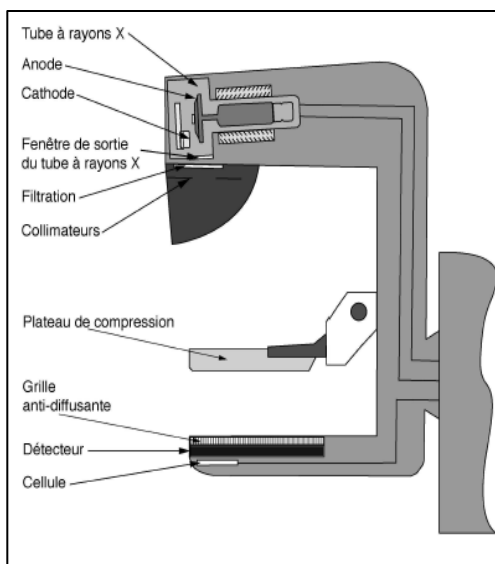


FIGURE 1.3 – Les composants d'un mammographe

#### 1.4.1.1 Corrélation entre la structure du sein et les images mammographiques

Une coupe longitudinale passant par le mamelon (figure 1.4), laisse entrevoir l'architecture de la glande mammaire : elle se divise en 15 à 20 unités glandulaires indépendantes, lobes mammaires, divisés en lobules par des cloisons conjonctives, qui s'achèvent en douzaines de minuscules bulbes, acini, base de tout raisonnement physiopathologique du sein. Les lobes, lobules et bulbes sont reliés entre eux par les canaux galactophores, qui se terminent par un canal unique s'abouchant au niveau du mamelon, situé au centre d'une zone pigmentée, l'aréole. La plus grande partie du sein est constituée de tissu adipeux qui comble l'espace situé entre les différentes structures du sein. Les tissus mammaires baignent dans des liquides lymphatiques, qui permettent d'éliminer les déchets, les cellules mortes et autres débris.

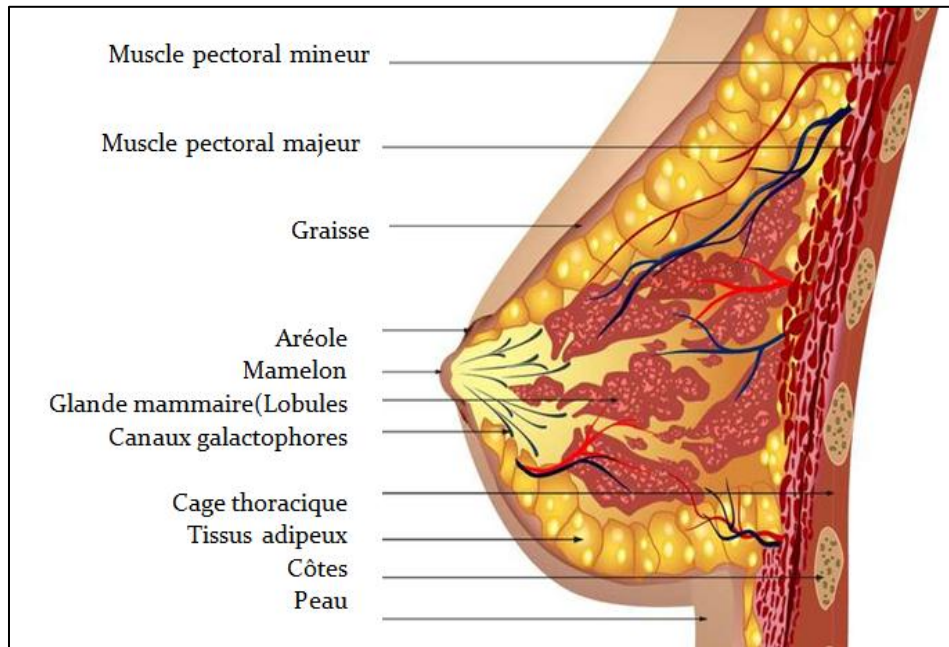


FIGURE 1.4 – Structure interne du sein

Radiologiquement, l'image mammographique générée est le résultat de différences d'atténuation aux rayons X par les différents types de tissu. L'aspect de la glande mammaire est en effet extrêmement variable selon la patiente, son âge, et par rapport au cycle menstruel. En effet, la graisse est considérée comme une zone radio transparente, elle apparaît très sombre sur un cliché mammographique (figure 1.5).

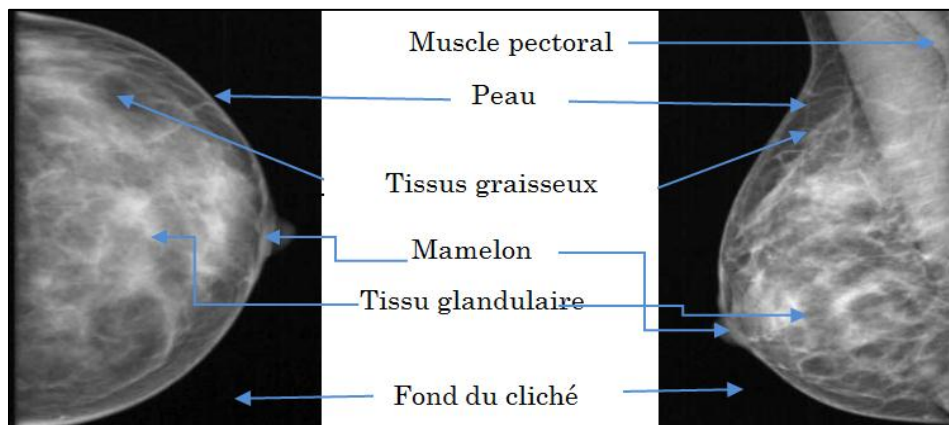


FIGURE 1.5 – Aspect radiologique du sein normal sur une incidence face/oblique

En revanche, les zones radio opaques apparaissent claires et correspondent au tissu fibro-glandulaire et au calcium qui est le composant essentiel des MCS mammaire (Tableau 1.1).

Constituant mammaire	Graisse	Eau	Tissu conjonctif	Calcium
Atténuation radiologique	Radio transparent	Légèrement radio opaque	Radio opaque	Très radio opaque
Apparence mammographique	Très sombre	sombre	Claire	Très claire

TABLE 1.1 – Atténuation radiologique des constituants mammaires

#### 1.4.1.2 Les incidences fondamentales en mammographie

Une mammographie typique de dépistage comprend généralement l'acquisition d'images 2D sous différents angles d'incidences pour explorer le maximum de la glande mammaire. Les incidences les plus habituellement utilisées sont l'incidence de face désignée Cranio Caudale (CC), l'incidence oblique externe appelée Medio Latérale Oblique (MLO) et l'incidence de profil.

Dans le cas de l'incidence de face, la porte cassette ainsi que le tube radiogène sont horizontaux. Cette incidence permet de montrer autant que possible les tissus glandulaires (les canaux et les lobules) ainsi que les tissus gras sauf la région très externe comme le prolongement axillaire. Ces zones aveugles sont rattrapées par les autres incidences.

Dans l'incidence oblique médio-latérale (MLO), le statif est incliné de 40 à 60° en fonction de la morphologie de la patiente (Palma, 2010). Cette incidence permet d'explorer la quasi-totalité du sein et la partie haute qui représente le muscle pectoral.

Cependant l'incidence de profil est l'incidence orthogonale avec le cliché de face. Le prolongement axillaire et la partie profonde de la glande mammaire sont des zones aveugles de cette incidence.

Enfin la mammographie d'agrandissement utilisée quand une zone spécifique du sein doit être examinée avec plus de détail (foyer de microcalcifications, opacité nodulaire). Le sein est éloigné du détecteur et rapproché du foyer. La présence de

cet « air gap » permet de ne pas employer de grille anti-diffusante (Palma, 2010). La figure 1.6 explique nettement la disposition du tube à rayon X et du détecteur pour les incidences citées ci-dessus.

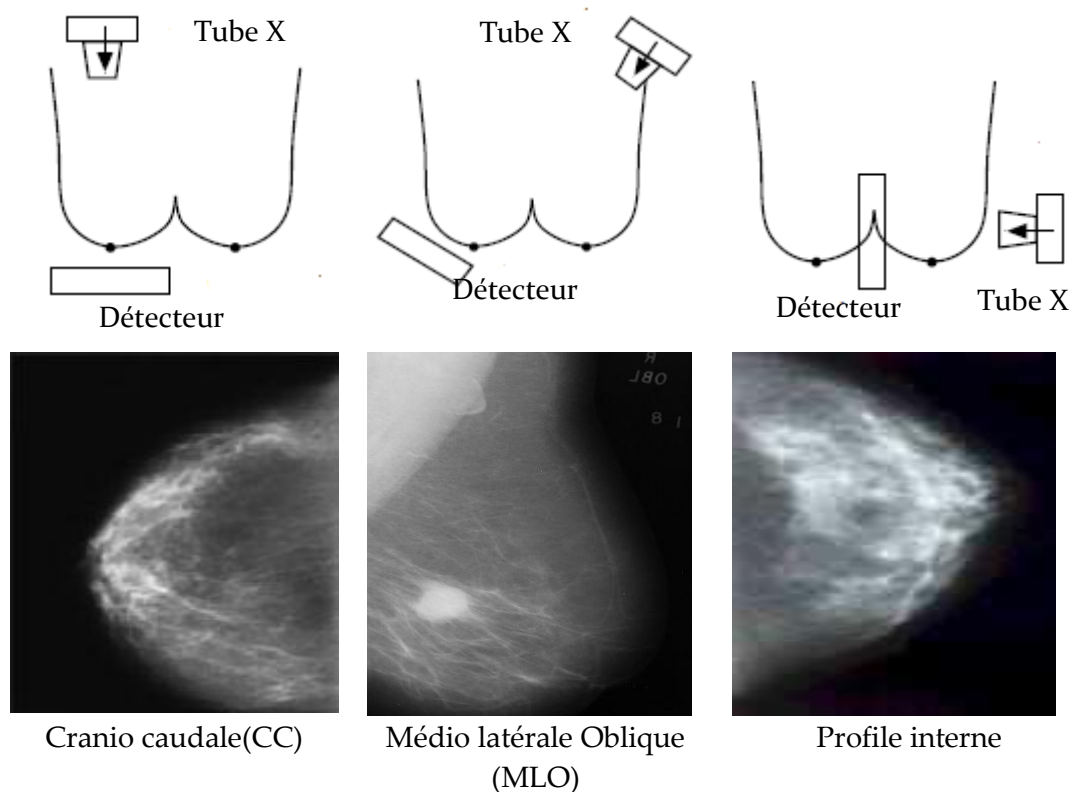


FIGURE 1.6 – Les incidences en mammographie

Cependant, l'incidence oblique reste la plus facile à réaliser chez l'homme ou dans le cas d'une ablation du sein (mammectomie). Lors d'un examen radiologique on peut envisager le cas des implants mammaires. Ces derniers peuvent nuire à l'exactitude de l'interprétation d'un cliché mammaire parce que les implants salins ne sont pas transparents sur les radiographies et peuvent bloquer la vue des tissus.

Eklund a décrit une technique (figure 1.7) permettant de dégager le sein de la prothèse puis la compression des seins pour maximiser la mammographie sans rupture de l'implant.

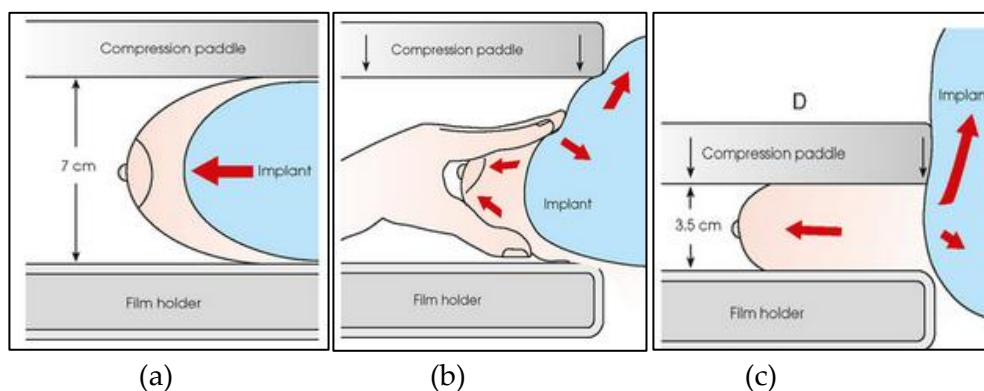


FIGURE 1.7 – La technique d’Eklund pour l’exploration d’un sein porteur d’implant : (a) Les tissus mammaires sont mal comprimés en présence de prothèse, (b) Le sein est dégager de la prothèse, (c) La compression est maximiser en excluant totalement la prothèse.

### 1.4.1.3 Signes d’appel radiologique d’un cancer du sein

Le dépistage du cancer du sein amène à découvrir quatre types d’anomalies purement radiologiques : les masses, les MCS, les asymétries de densité, distorsions architecturales. Dans le cadre de cette étude on s’intéresse à l’analyse des deux premiers signes d’un cancer du sein à savoir les masses et les MCS.

#### a. L’analyse des masses mammaires

Une masse est une lésion occupant l’espace visible sous deux incidences différentes. Si elle est visible sur une seule incidence, il s’agit d’une asymétrie. En excluant les « opacités physiologiques », les kystes, il reste que le problème des masses qui doivent être décrit par des critères radiologiques : Taille, forme, contour, densité.

- **La taille** : elle est variable de quelques millimètres à plusieurs centimètres. Cependant la taille ne prédit pas le caractère malin, sauf sur des clichés successifs lorsque l’on voit la taille augmenter régulièrement.
- **La densité** : les masses sont en général denses (plus blanches) que le tissu mammaire adjacent.
- **La forme** : on peut envisager quatre formes de masse (tableau 1.2).



- **Le contour** : c'est le meilleur critère d'étude des masses. Le tableau 1.2 montre cinq types de contours masses.

### b. L'analyse des calcifications mammaires

Les calcifications mammaires sont des petits dépôts calciques, composés des substances chimiques  $\text{Ca}_3(\text{PO}_4)_2$ ,  $\text{CaCO}_3$  et  $\text{Mg}_3(\text{PO}_4)_2$ , opaques aux rayons X et visibles sur une mammographie. Selon leur origine, on distingue les microcalcifications intra-canalaire qui se situe soit au niveau des canaux intermédiaires responsables de l'acheminement (figure 1.8.a). Elle peut se situer dans les lobules d'où son nom : les microcalcifications lobulaires (figure 1.8.b). Leur morphologie est déterminée par l'endroit de leur formation (Palma, 2010).

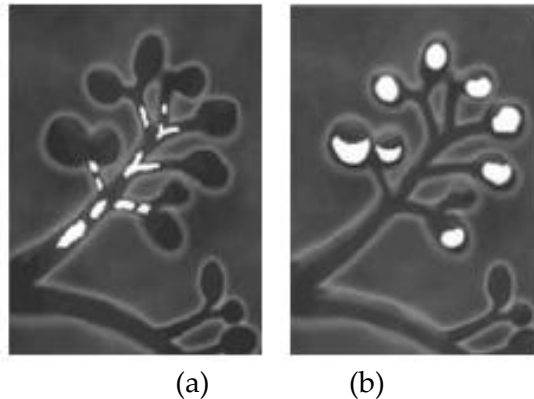


FIGURE 1.8 – Exemple de : (a) MCS canalaire et (b) MCS lobulaire

L'analyse des calcifications permet de distinguer deux grandes catégories, **Les macrocalcifications** qui sont des ponctuations blanches larges, bien visibles en mammographie, de taille dépasse  $1\text{mm}$  et elles sont identifiées toujours comme bénignes, et les **microcalcifications** qui sont définies comme des calcifications de petite taille inférieures à  $0.5\text{mm}$  (en général comprises entre  $200$  et  $500\ \mu\text{m}$ ), parfois à la limite de la visibilité et parfois on peut facilement les confondre avec le bruit présent dans les images de mammographiques. Pour cela l'étude des calcifications nécessite des clichés radiologiques d'une qualité irréprochable, en excluant les corps étrangers (Fausses calcifications) et les artefacts (traces de doigts, pomades opaques, un mamelon mal positionné,...). L'analyse morphologique, et l'étude de leur mode de distribution et leur nombre restent les éléments majeurs de diagnostic, après une confirmation par des micro ou macro-biopsies.





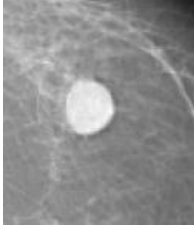
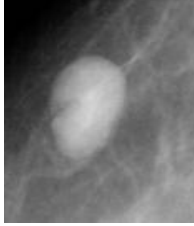
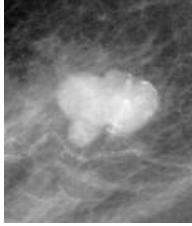
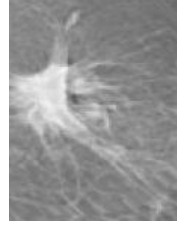





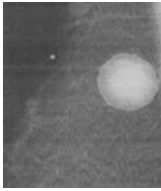
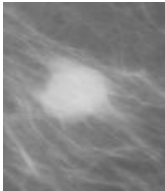
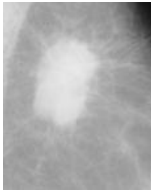
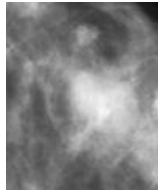
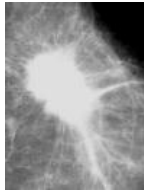
<b>Forme</b>					
	Ronde	Ovale	Lobulée	Irrégulière	
<b>Cliché correspondant</b>					
<b>Contour</b>					
	Net	Masqué	Microlobulé	Flou	Spiculé
<b>Cliché correspondant</b>					
<b>Interprétations</b>	Il s'agit d'une transition brusque entre la lésion et le tissu environnant. Le contour est alors net et bien défini.	Le contour est caché par le tissu normal adjacent. Ce terme est employé pour caractériser une masse circonscrite dont une partie du contour est cachée.	De courtes dentelures du contour créent de petites ondulations.	Le contour est mal défini. Ce caractère peut correspondre à une infiltration.	La masse est caractérisée par des lignes radiaires (spicules.) prenant naissance sur le contour de la masse.

TABLE 1.2 – Tableau récapitulatif de différents formes et contour des masses

-**La Morphologie** : permet le plus souvent de séparer MCS bénignes et malignes. Les Microcalcifications arrondies ou ovales, uniformes dans leurs tailles et leurs formes, sont souvent bénignes. A l'inverse, plus elles sont irrégulières, plus elles ont de risque d'être malignes. Le tableau 1.4 donne des exemples explicatifs de chaque cas.

-**Nombre de MCS** : lorsque ce paramètre augmente, le risque de carcinome croit. L'existence d'un certain nombre de  $\mu$ cas groupées en une zone sous forme d'un foyer est en soi un signe qui mérite d'être pris en considération. Le terme foyer est utilisé lorsque de multiples calcifications (au moins 3) occupent un petit volume ( $>1 \text{ cm}^2$ ). Cette distribution reflète une lésion bénigne ou maligne.

- **Répartition** : la distribution des microcalcifications sur le sein décrit leur degré de malignité. Les différentes distributions possibles des MCS sont récapitulées dans le tableau 1.3.

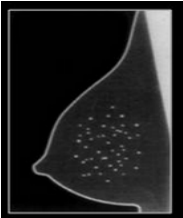
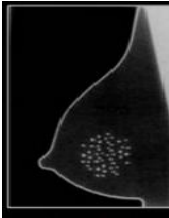
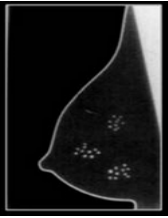
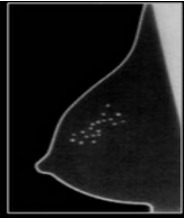
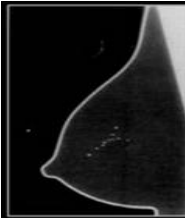
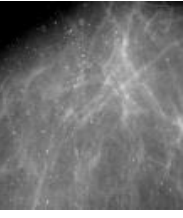
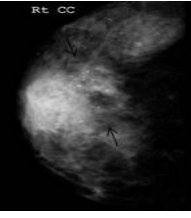
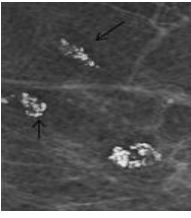

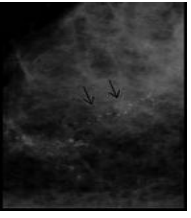
Eparses	Régional	En foyer	Segmentaire	linéaire
				
les MCS sont distribuées de façon aléatoire dans l'ensemble du sein.	Les MCS sont dispersées dans un large volume du tissu mammaire.	lorsque de multiples MCS (au moins cinq) occupent un petit volume.	les MCS sont disposées les unes derrière les autres sous forme d'une ligne.	Dépôts calciques dans des canaux galactophores et leurs branches.
				

TABLE 1.3 – Tableau récapitulatif de différentes distributions des MCS


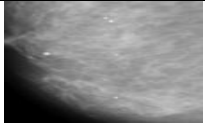





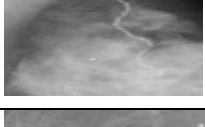
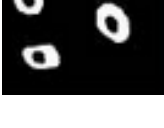


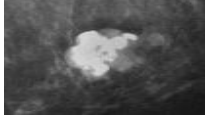

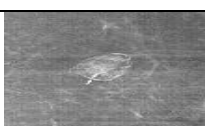

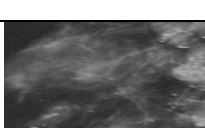

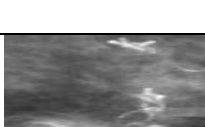


Types	forme	Cliché	Critère de forme et de taille
rondes			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Forme ronde.</li> <li>✓ Tailles variables.</li> </ul>
à centres clairs			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Taille de 1 mm à plus de 1 cm.</li> <li>rondes ou ovales, à surface lisse et à centre clair.</li> <li>✓ La paroi qui les entoure est plus épaisse que celle des (Mcs) en coquille d'œuf.</li> </ul>
en bâtonnets			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Habituellement associées à une dilatation du canal galactophore) orientées vers le mamelon.</li> </ul>
vasculaires			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Forme en rails ou linéaires associées à des structures tubulaires.</li> </ul>
cutanées			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Ont typiquement un centre clair.</li> <li>✓ Des clichés en incidence tangentielle confirment leur localisation cutanée.</li> </ul>
coralliformes			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ De grande taille (<math>\geq 2-3</math> mm de diamètre).</li> </ul>
coquille d'œuf			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Très fines apparaissent comme des dépôts calciques sur la surface d'une sphère.</li> <li>✓ mesure moins de 1 mm.</li> </ul>
lait calcique			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Sédimentées dans le fond de kystes.</li> <li>✓ L'incidence de profil permet de démontrer leurs formes caractéristiques : semi-lunaires, en croissants, curvilignes ou linéaires.</li> </ul>
de suture			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Correspondent à des dépôts calciques sur du matériel de suture.</li> <li>✓ Typiquement linéaires ou tubulaires avec des nœuds.</li> </ul>
dystrophiques			<ul style="list-style-type: none"> <li>✓ Plus de 0.5 mm de diamètre.</li> <li>✓ De formes irrégulières.</li> <li>✓ Souvent rencontrées dans un sein irradié</li> </ul>

TABLE 1.4 – Tableau récapitulatif de différents types de microcalcifications

### 1.4.1.4 Densité mammaire

La détermination de la densité mammaire fait partie intégrante de l'analyse des clichés radiologiques, soulignant ainsi la difficulté potentielle à séparer et détecter une lésion qui possède la même densité que le tissu mammaire normal environnant. Le sein d'adulte jeune est riche en tissu glandulaire et conjonctif et apparaît en mammographie comme une plage très dense occupant la presque totalité du sein (tableau 1.5).



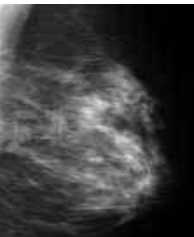
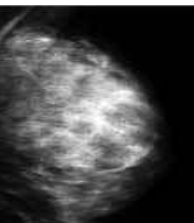
Type de densité mammaire	Cliché correspondant	Interprétations
1		Le sein est presque entièrement grasseux : seins clairs. (moins de 25 % de la glande mammaire).
2		Il y a des opacités fibroglandulaires dispersées. (approximativement 25 à 50 % de la glande mammaire).
3		Le tissu mammaire est dense et hétérogène. (approximativement 51 à 75 % de la glande mammaire).
4		Le tissu mammaire est extrêmement dense. (plus de 75 % de la glande mammaire).

TABLE 1.5 – La classification BI-RADS de la densité mammaire

À la ménopause, les seins sont souvent « déshabités » et donc tout à fait radio-transparents. Les images tumorales s’y inscrivent alors avec une très particulière netteté. La classification BI-RADS de l’*American College of Radiology* permet de classer les seins en quatre groupes pour lesquelles le risque de rater un cancer en raison du caractère hétérogène du tissu fibro-glandulaire augmente lorsque l’on passe de la catégorie 1 à la catégorie 4 (tableau 1.5).

#### 1.4.1.5 Classification des pathologies mammaires

Le grand avantage d’un lexique de classification des lésions mammaires est de standardiser les comptes-rendus mammographiques en employant des termes identiques, clairs et concis. Cette standardisation évite l’utilisation des mots, et les expressions inconvenants, aberrants et inadaptés, comme “seins normalement meublés et charpentés”, “lacune échographique», «nodule plein”, etc (Bokobsa et al., 2005). De nos jours, deux systèmes d’aide à la rédaction des comptes rendus sont pratiqués, on note : la classification de Le Gal et celle de BIRADS.

La classification de Le Gal ; conçue en 1976, traite juste le cas des MCS selon leurs morphologie en 5 types de valeur prédictive de malignité croissante (tableau 1.6). Cette donnée morphologique a été associée par le même auteur à d’autres critères tels que l’âge, le nombre de foyers, et le nombre de MCS par foyer afin d’établir un score permettant d’aider à la décision chirurgicale.






Type I	Type II	Type III	Type IV	Type V
Rondes	Régulières	Grains de sel	Points irréguliers	Vermiculaires
				
0% de cancers	39% de cancers	39% de cancers	59% de cancers	96% de cancers

TABLE 1.6 – Classification des microcalcifications selon Le Gal

Bien que cette classification a l’avantage d’être simple. Seulement, son défaut est qu’elle traite seulement la forme des MCS sans passer par leurs distributions.

Le cas des masses est absolument non envisagé. Pour pallier aux lacunes de cette classification, l'American College of Radiology l'ACR (novembre 1998) a établi le système BIRADS (Breast Imaging Reporting and Data System).

Ce système de classement des images radiologiques, actuellement utilisé et recommandé pour le dépistage du cancer du sein, fournit au médecin traitant une indication de la conduite à tenir. L'échelle varie de 0 à 5. Chaque degré correspond à un niveau de suspicion de l'image mammographique (tableau 1.7).

Le radiologue effectue un examen clinique, réalise une échographie (si nécessaire) et compare avec des anciens clichés (si disponible). Il rédige une conclusion de la forme

**Conclusion : Pas de lésion suspecte décelée à ce jour.  
ACR 2 bilatéral**

Cette conclusion indique clairement le degré de suspicion de cancer et indique la conduite à tenir. Cependant, arriver à une telle conclusion reste une tâche extrêmement délicate et essentielle pour la survie ou non d'une femme. La difficulté se résume au niveau de l'étape de détection des (contours, formes, distribution, sein dense, ...), de l'étape de décision (mammographie bénigne ou maligne) et, d'autre part du volume important des mammographies analysées, ce qui nécessite un effort et un temps énorme, d'où la nécessité de l'automatisation de la lecture des mammographies et de la prise de décision.

Catégorie	Lésion	Description	Conduite à tenir
<b><u>ACR0</u></b>		- Cliché insuffisant dans l'attente d'un second avis, pour une classification définitive.	Nécessité d'investigations complémentaires
<b><u>ACR1</u></b>	Masse	-Aucune anomalie.	Négative : Mammographie normale
	MCS		
<b><u>ACR2</u></b>	Masse	-Opacité ronde avec macrocalcifications . -Ganglion intramammaire. -Opacité ronde correspondant à un/des kystes en échographie.	Anomalies bénignes ne nécessitant ni surveillance ni examen complémentaire
	MCS	-Calcifications sur matériel de suture (Cicatrice connue). - Mcs sans opacité. - MCS annulaires ou arciformes, semi-lunaires, sédimentées.	

		-Calcifications cutanées et calcifications punctiformes régulières diffuses.	
<b><u>ACR3</u></b>	Masse	-Opacité bien circonscrite(s), ronde(s), ovale(s) sans microlobulation, non calcifiée(s), non liquidiennes en échographie.	Anomalies probablement bénigne ≤ 2 % une surveillance à court terme est conseillée (de 6 mois et un à 1 an).
	MCS	- MCS rondes ou punctiformes régulières ou pulvérulentes, peu nombreuses, en petit amas rond isolé. -Petit(s) amas rond(s) ou ovale(s) de calcifications amorphes, peu nombreuses.	
<b><u>ACR4</u></b>	Masse	-Masse spéculée sans centre dense. -Opacité non liquidienne ronde ou ovale aux contours lobulés, ou masqués, ou ayant augmenté de volume. -Distorsion architecturale en dehors d'une cicatrice connue et stable.	Une anomalie indéterminée ou suspecte qui nécessite une vérification histologique
	MCS	- MCS punctiformes régulières nombreuses et/ou groupées en amas aux contours ni ronds, ni ovales. - MCS pulvérulentes groupées et nombreuses. - MCS irrégulières, polymorphes ou granulaires, peu nombreuses.	
<b><u>ACR5</u></b>	Masse	-Opacité mal circonscrite aux contours flous et irréguliers. -Opacité spiculée à centre dense.	Lésions très évocatrices de cancer
	MCS	- MCS vermiculaires, arborescentes irrégulières, polymorphes ou granulaires, nombreuses et groupées. -Groupement de MCS quelle que soit leur morphologie, dont la topographie est galactophorique - MCS associées à une anomalie architecturale ou à une opacité. - MCS groupées ayant augmenté en nombre ou MCS dont la morphologie et la distribution sont devenues plus suspectes.	

TABLE 1.7 – Classification BIRADS de l'American College of Radiology (ACR)

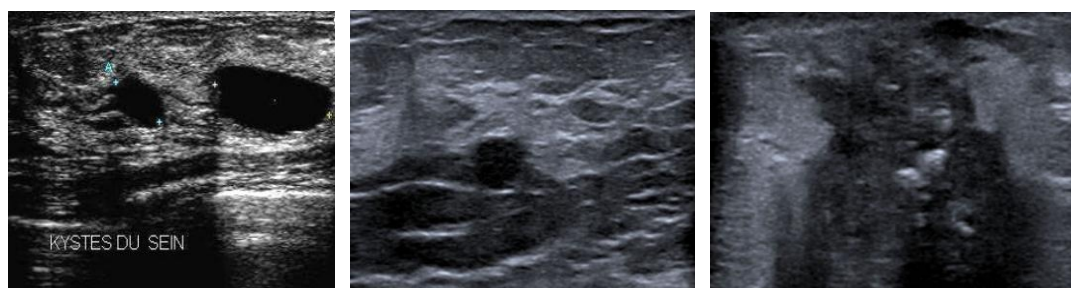
### 1.4.2 L'échographie

Dans le cadre d'un diagnostic de cancer du sein, l'échographie est particulièrement adaptée pour les lésions qui sont déjà, repérées par une mammographie (les



kystes), pour mesurer leurs tailles et de bien préciser leurs échostructures, elle est donc en deuxième intention après la mammographie (figure 1.9).

Une échographie complète certaines mammographies difficiles à interpréter, en cas de seins denses rendant son analyse très difficile car pouvant masquer de petites lésions ayant la même densité que le tissu mammaire environnant.



(a)

(b)

(c)

FIGURE 1.9– Exemples d’images échographiques du sein (a) Kyste du sein, (b) Lésion non visualisé sur la mammographie, (c) Présence d’une masse de 5 cm, contenant des calcifications.

### 1.4.3 L’examen de confirmation diagnostic: l’examen histologique

Certaines anomalies indéterminées ou suspectes nécessitent des examens plus poussés. Pour faire face aux mammographies douteuses ou aux échographies ambiguës un examen histologique est recommandé. Ce dernier est pratiqué sur les tissus prélevés par ponction cytologique ou biopsie. L’aspiration ou la ponction à l’aiguille utilise une fine aiguille pour aspirer du liquide ou des cellules provenant de la lésion suspecte.

L’intervention est rapide, mais peut être inconfortable à cause de la sensibilité des seins. Cependant les microbiopsies sont indiquées pour explorer les anomalies de type masses ou opacités, visibles. Elles sont faites sous échographie à l’aide d’un pistolet automatique muni d’une aiguille.

Les Macrobiopsies par Mammotome (figure 1.10) sont indiquées pour explorer les foyers de MCS. Après une anesthésie locale et une petite incision de 3-4 mm, la sonde (aiguille creuse) est introduite dans la zone choisie (le tissu suspect), creusée par un petit couteau cylindrique rotatif, puis aspirer.

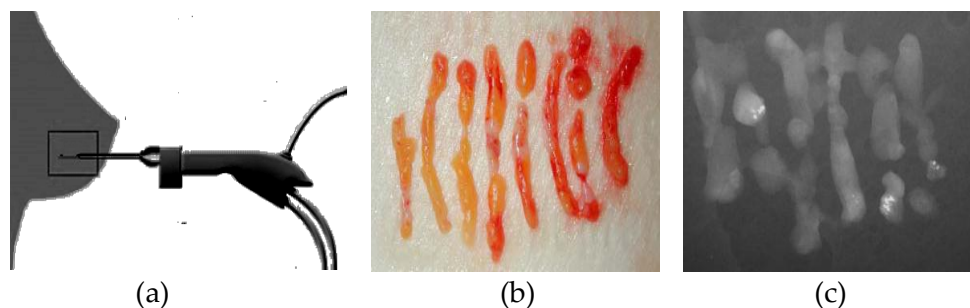


FIGURE 1.10 – La macrobiopsie par Mammotome : a) La Mammotome b) Les pièces prélevées c) L'image radiographique

## 1.5 Apport de l'IRM mammaire

L'imagerie par résonance magnétique du sein (figure 1.11) reste un examen de troisième intention en aval de la mammographie et de l'échographie, réservé à des populations à risque accru de cancer mammaire (cas d'antécédent familial de cancer du sein ou d'antécédent d'irradiation thoracique médicale à haute dose), ou dans le cas d'une rupture intra-capsulaire d'une prothèse mammaire. Il reste optionnel en présence d'une forte densité mammaire ou d'un écoulement sérosanglant. Elle n'est pas préconisée en première intention en cas de masse palpable.

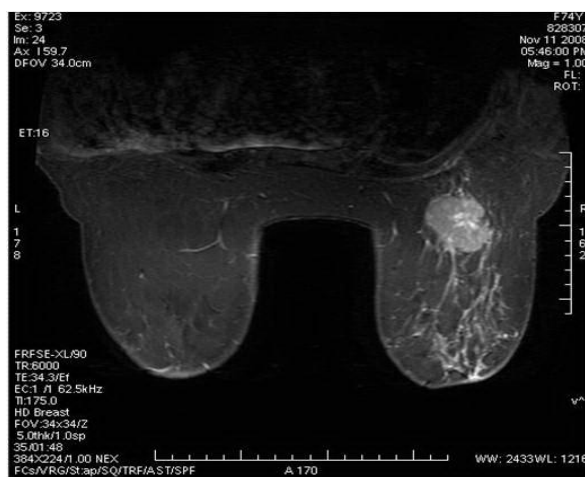


FIGURE 1.11 – Exemples d'une image IRM du sein

## 1.6 Nouveauté en imagerie du sein

L'angiographie et la tomosynthèse mammaire sont deux nouvelles applications ou extension de mammographie numérique actuelle (figure12.a). La différence entre le mammographe et l'appareil à tomosynthèse se résume dans le tube à rayons X qui reste statique dans le mammographe, tandis que dans la tomosynthèse un arc de cercle est effectué. Cette technique récente de mammographie 3D permet, en association avec la mammographie 2D conventionnelle d'augmenter le taux de détection des cancers (+ 30% en comparaison à la mammographie 2D seule) tout en réduisant le nombre de faux positifs<sup>3</sup>.

Les premières expériences cliniques ont montrées que ce procédé est particulièrement efficace pour éliminer l'effet de superposition glandulaire, causant ainsi des diagnostics faussement négatifs (figure 1.12.a). L'avantage principal de la tomosynthèse est de limiter la superposition de tissus (figure1.12.b). Ainsi, on peut espérer rendre les signes radiologiques associés à des lésions suspectes plus facilement discernables (Palma, 2010).

L'angiographie est une mammographie numérique plein champ avec injection d'un produit de contraste iodé (figure1.12.c). Les expériences cliniques ont montrées qu'elle permet de visualiser l'angiogenèse des cancers du sein.

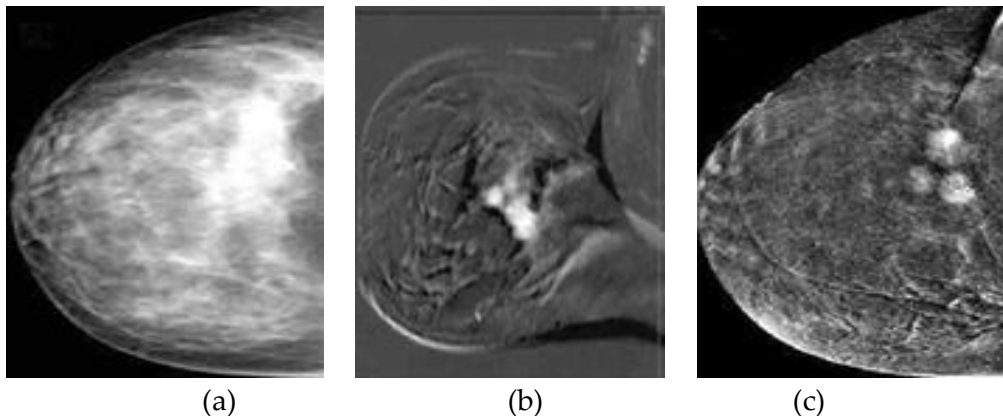


FIGURE 1.12 – (a) Mammographie sein droit : opacité de 3 cm associée à des microcalcifications, (b) Bilan tomosynthèse correspondant et le (c) Bilan par angiommammographie

<sup>3</sup> <http://hopital-georgespompidou.aphp.fr>

Une autre exploration du parenchyme mammaire qui permet d'évaluer la dureté des tissus et d'augmenter la spécificité en échographie mammaire est **l'échographie avec élastographie par ondes de cisaillement**

## 1.7 Système de détection assistée par ordinateur (DAO)

En a vu que la mammographie de dépistage contribue largement à la détection précoce du cancer du sein. Cependant cette interprétation dépend fortement à l'expertise du radiologue (l'apprentissage reçu) et de son connaissance du problème. Cependant, plusieurs études ont montré que les radiologues manquent entre 4% et 38% de détection de cancer<sup>4</sup>.

Toutefois, deux grands types d'erreurs peuvent subvenir : le faux positif et le faux négatif .Le cas du faux positif est le cas qui présente des conséquences négatives, puisque les zones bénignes sont identifiées comme zones cancéreuses. Plus grave, le cas de faux négatifs qui mettent en danger la vie du patient et se produisent quand une anomalie existe et elle n'est pas détectée par le radiologue. C'est à partir de ce constat que l'idée d'utiliser les systèmes de Détection Assisté par Ordinateur (DAO) est née afin d'offrir une seconde interprétation aux radiologues, qui ne font que résoudre un problème de vision (Astley and Gilbert., 2004).

Plusieurs études cliniques portant sur des logiciels commercialisés ont démontré la nécessité d'inclure un système de DAO pour l'interprétation de mammographies.

(Ciatto et al., 2003) ont réalisé une étude qui porte sur l'évaluation les performances de la détection assistée par ordinateur (DAO) afin d'améliorer l'interprétation de la mammographie de dépistage. Ils ont comparé le résultat de lecture d'images mammographiques par 10 radiologues : quatre (A, B, I, J) très expérimentés qui participent actuellement en mammographie de dépistage (Au moins 50 000 mammographies lues), et six (C-H) sans expérience préalable, mais en cours de formation. Le tableau 1.8 présente les résultats de lecture d'un système DAO et celle de dix radiologues. Dans l'ensemble, l'étude (tableau 1.9) a montré que la performance d'une seule lecture avec un système DAO est similaire à celle de la lecture par deux radiologues (Cheikhrouhou, 2012).

---

<sup>4</sup> <http://www.r2tech.com/>

Lecteur	Sensibilité %(cas)	
	Conventionnel	CAD
A	88.2(15)	94.1 (16)
B	94.1(16)	100.0(17)
C	88.2(15)	88.2(15)
D	64.7(11)	82.3(14)
E	88.2(15)	82.3(14)
F	88.2(15)	94.1(16)
G	88.2(15)	88.2(15)
H	70.5(12)	76.4(13)
I	88.2(15)	94.1(16)
J	100.0(17)	100.0(17)

TABLE 1.8 – Résultat de comparaison de test lecteur conventionnel avec CAD lecteur

CAD	Lecteur	A	B	I	J
16/19	A		16/19	15/15	17/13
17/15	B	16/19		16/14	17/15
16/15	I	15/15	16/14		17/9
17/8	J	17/13	17/15	17/9	

TABLE 1.9 – Comparaison d’une seule lecture avec un système CAD avec celle de la lecture par deux radiologues

Dans une autre étude réalisée par (Krupinski and Nishikawa, 1997) et qui porte sur la comparaison d’un système de détection des MCS avec celle de six radiologues. Sur un ensemble de 80 mammographies, l’étude a montré que les 10% des MCS ont été repérés par le système automatique. Toutefois, ont été loupées par les six radiologues. D’une autre part, le système automatique a échoué dans la détection de 11% des amas, repérés par au moins l’un de ces radiologues. En conclusion juste 5% des microcalcifications ont été ratées par les radiologues et le système automatique.

En conclusion, ces études démontrent la nécessité d’un système de détection assistée par ordinateur dans le diagnostic assisté par les radiologues.

	VP	FP/Image
Système automatique	83% (n=33)	0.50 (n=40)
Lecteur 1	85% (n=34)	0.13 (n=10)
Lecteur 2	78% (n=31)	0.20 (n=16)
Lecteur 3	90% (n=36)	0.06 (n=5)
Lecteur 4	90% (n=36)	0.09 (n=7)
Lecteur 5	80% (n=32)	0.11 (n=9)
Lecteur 6	90% (n=36)	0.03 (n=2)

TABLE 1.10 – Comparaison entre la lecture du système automatique et celle des radiologues

	Clusters	FP
Tous les deux	73% (n=69)	37% (n=19)
Système automatique seul	10% (n=4)	42% (n=22)
Radiologues seuls	12% (n=5)	21% (n=11)
Aucun(FN)	5% (n=2)	NA

TABLE 1.11 – Comparaison entre les MCS détectées par le couple (système automatique/radiologues)

Depuis 1998, quatre systèmes de détection assistée par ordinateur ont obtenu l'approbation de la FDA (Food and Drug Administration) aux États-Unis. Le premier système est ImageChecker de R2 avec plus de quatre millions de clichés mammaires interprétés. En janvier 2002, deux DAOs ont été approuvés : le CADx Second Look et l'iCAD Mam- MoReader<sup>5</sup>. Finalement, le Kodak DirectView CR Mammography Feature<sup>6</sup> a été sélectionné en 2004. De ce fait la recherche continue dans ce domaine.

En Algérie, ces systèmes sont actuellement appliqués en mammographie diagnostique, toutefois leur place en mammographie de dépistage n'est pas encore assurée : le futur dépistage précoce en Algérie se doit d'en bénéficier, souligne le *Pr. Abdelkrim BENDIB*, chef du service central d'Imagerie Médicale et de Radiologie du CHU Mustapha<sup>7</sup>.

<sup>5</sup> <http://www.icadmed.com/>

<sup>6</sup> <http://www.carestream.com/directview-cr-mammography-feature.html/>

<sup>7</sup> [http://www.santemaghreb.com/algerie/symposium\\_fenics2009.htm/](http://www.santemaghreb.com/algerie/symposium_fenics2009.htm/)

## 1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit quelques notions générales concernant l'anatomie du sein, les pathologies qui le touche, le cancer du sein, l'apport de la mammographie, les différentes modalités d'imagerie mammaire, et les systèmes (CAD) dans le domaine sénologique.

En raison du faible contraste de beaucoup de lésions cancéreuses et de la similitude flagrante de quelques lésions avec le tissu du sein, l'interprétation du cliché de mammographie devient une tâche très difficile qui demande une très grande habileté et une forte concentration.

De ce point que notre projet est né, pour donner un nouveau éclairage sur la détection des tumeurs du sein par traitement d'images. Pour cela nous avons besoin d'un bagage et une connaissance suffisante sur les outils de traitement d'images, aussi les travaux de recherche actuelles trouvés dans la littérature pour la segmentation des images mammographiques ce qui fera l'objet de deuxième chapitre.

# Chapitre 2

## Segmentation et Analyse des Images Mammographiques

### 2.1 Introduction

Ce chapitre expose une synthèse de diverses approches de segmentation d'images mammographiques développées dans la littérature qui permet, d'abord, une meilleure compréhension des choix de méthodes de segmentation et d'éclairer le choix des méthodes qui composeront un cadre méthodologique adapté à notre problématique et à la réalité de notre domaine d'application.

Toutefois une étude complète serait très difficile à accomplir vu de l'abondance des travaux réalisés dans ce domaine. Parmi les méthodes développées on distingue trois grandes familles d'approches : l'approche par régions qui repose sur la recherche des zones possédant des propriétés communes et son approche duale qui exploite une transition détectable entre deux zones connexes est la détection des contours, et les méthodes de coopération qui tirent profit simultanément des avantages des deux méthodes précédentes.

Chaque approche de segmentation porte des avantages et des inconvénients par rapport à l'autre. Donc le choix d'une telle approche est très délicat et re-



pose sur la connaissance a priori de l'objet qu'en veut mettre en évidence. Cela justifie et prouve l'intérêt de l'état de l'art.

## 2.2 Approches classiques en segmentation

### 2.2.1 Approches par régions

Dans cette approche le concept de région est très essentiel pour décrire une zone homogène d'une image. Une région est un ensemble connexe de pixels qui sont homogènes selon un critère. Ces critères, ou attributs, sont très variés et peuvent dépendre de l'intensité, de la couleur, des caractéristiques statistiques ou de la position des pixels (Ayadi and Bouaoun, 2010).

**Définition 1** *Segmentation par région d'une image I en une ou plusieurs régions  $R_1, \dots, R_n$  pour un prédicat d'homogénéité P peut être comme suit :*

1. L'union de toutes les régions R forme l'image I :

$$I = \bigcup_{i=1}^n R_i \text{ pour tout } i \neq j \quad (2.1)$$

2. Les régions ne doivent pas se recouvrir, pas d'intersection entre les régions. :

$$R_i \cap R_j = \emptyset \text{ pour tout } i \neq j \quad (2.2)$$

3. Chaque région doit être homogène.
4. La fusion de deux régions adjacentes ne doit pas être homogène :

$$(R_i \cup R_j) = \text{faux} \quad (2.3)$$

Parmi les méthodes basées régions les plus populaires, nous allons regarder sur les méthodes de seuillage (*Thresholding*), méthodes de croissance de régions (*Region growing*), la méthode de division et fusion de régions (*Split and merge*) et l'approche morphologique de lignes de partage des eaux (*Watershed*).

### Seuillage

Cherche à segmenter une image en deux ou plusieurs classes en analysant la répartition de leurs différentes intensités d'histogrammes en utilisant un ou plusieurs seuils. A chaque pic de l'histogramme est associée une classe.

**Définition 2** *Seuiller une image revient à déterminer une valeur  $\alpha$  qui sépare l'ensemble des pixels en deux régions  $R_0$  et  $R_1$  telque :*

$$\forall x \in I, \tau(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x) \geq \alpha \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.4)$$

Bien que ces méthodes ont l'avantage d'être très performantes en termes de temps d'exécution, leurs inconvénients majeur est le choix du seuil adéquat. La façon la plus simple de choisir un seuil  $\alpha$  est de procéder de façon empirique ou en se basant sur les informations a priori de l'image.

La mise en œuvre de cette méthode est pertinente et relativement simple dans le cas où les objets qu'on cherche à segmenter aient des intensités homogènes et différentes d'un objet à l'autre, ce qui n'est pas le cas des images mammographiques vue la similarité dans le niveau de gris de différentes parties du parenchyme mammaire.

Il existe plusieurs techniques permettant de déterminer automatiquement un seuil optimal. A titre d'exemple, Otsu (Otsu, 1979) a formulé le problème de seuillage d'une image comme étant un problème d'analyse discriminante itérative qui permet de choisir une valeur optimale du seuil. Le critère utilisé pour le choix du seuil est basé sur la minimisation de la variance au sein de chaque région, ce qui revient à maximiser la variance entre les deux régions.

On considère une image  $I$  de taille  $l \times h$  dont les niveaux de gris appartiennent à  $[0 : L]$ . La méthode d'Otsu repose sur l'hypothèse que les pixels de l'image appartiennent à deux classes  $C1$  et  $C2$ .

On décide que les pixels appartiennent à  $C1$ , si leur NG est inférieur ou égal à  $t$  et appartiennent à  $C2$  sinon, on peut calculer la probabilité a priori de  $C1$  et  $C2$ .

$$P(C1) = \sum_{n=0}^t p(n) \quad P(C2) = \sum_{n=t+1}^L p(n) \quad (2.5)$$

Les moyennes et variances des niveaux de gris de  $C1$  et  $C2$  sont alors données par :

$$\mu_{C1} = \frac{\sum_{n=0}^t n.p(n)}{P(C1)} \quad , \quad \mu_{C2} = \frac{\sum_{n=t+1}^L n.p(n)}{P(C2)} \quad (2.6)$$

$$\sigma_{C1}^2 = \frac{\sum_{n=0}^t (n-\mu)^2.p(n)}{P(C1)} \quad , \quad \sigma_{C2}^2 = \frac{\sum_{n=t+1}^L (n-\mu)^2.p(n)}{P(C2)} \quad (2.7)$$

Par ailleurs, on appelle  $\sigma_{intra}^2$  la variance intra-classe et  $\sigma_{inter}^2$  la variance inter-classe définies par :

$$\sigma_{intra}^2 = P(C1)\sigma_{C1}^2 + P(C2)\sigma_{C2}^2 \quad (2.8)$$

$$\sigma_{inter}^2 = P(C1)(\mu_{C1} - \mu)^2 + P(C2)(\mu_{C2} - \mu)^2 \quad (2.9)$$

Selon Otsu, la séparation optimale est obtenue en minimisant la variance intra-classe et en maximisant la variance interclasse. Or, la somme de ces deux variances est constante. De ce fait, maximiser la variance interclasse est équivalent à minimiser la variance intra-classe. Le seuil idéal est alors obtenu pour le maximum de  $\sigma_{inter}^2$ .

Cette méthode est largement utilisée dans la littérature car robuste et rapide pour choisir un seuil en pratique.

En conclusion, Les méthodes basées seuillage sont des outils très utilisés pour une classification des objets par intensité, pour un prétraitement, pour restreindre les zones des recherche ou pour initialiser des marqueurs, comme nous le verrons dans la suite de ce manuscrit. Il est à noter que ce type de segmentation est souvent très proches des méthodes de classifications conventionnelles. Il est d'ailleurs possible de trouver des relations directes entre les deux.

Les auteurs dans (Liu and Yu, 2009) ont par exemple montré que la fonction objective d'Otsu est équivalente à celle d'une méthode des k-moyennes multi-niveaux (Cheikhrouhou, 2012).

### **Méthodes par croissance de régions**

Le principe de ces méthodes est de réunir de façon itérative un ensemble de points connectés (germe) en une région de plus en plus large, selon un critère d'homogénéité (figure 2.1).

Bien que ces méthodes soient rapides et facile à implémenter ; cependant elles restent très sensibles au bruit , en produisent une mauvaise segmentation si la variation de niveau de gris ou de la couleur se font progressivement.

La phase la plus délicate dans ces méthodes est le choix du nombre et du positionnement des germes initiaux. Donc, il convient de déterminer les points de départ dans les zones les plus homogènes possibles, du fait que ces approches reposent sur l'emploi d'un critère d'homogénéité.

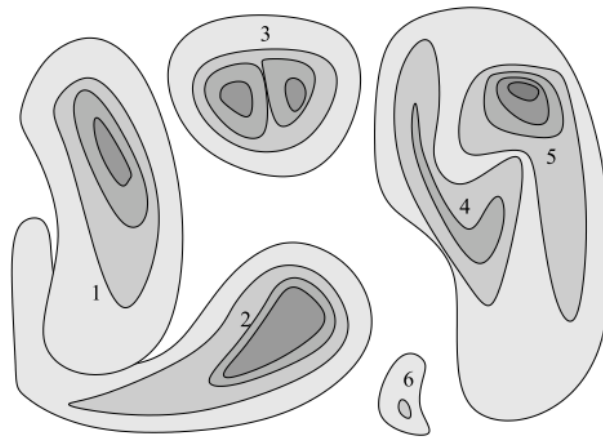


FIGURE 2.1 – Croissance de régions : 6 régions ont été obtenues par 4 prédicats successifs. La zone 6 n'a été créée qu'au second prédicat. La zone 3 regroupe 2 sous-régions qui ont été fusionnées car leur union vérifie le postulat et des critères annexes sur la forme résultante sont vérifiés. Ce n'est pas le cas de 1 et 2 (Maître, 2005).

Une alternative des méthodes de croissance de région est la segmentation par (décomposition/fusion) de régions. Le processus proposé par (Horowitz and Pavlidis, 1974), est constitué de deux phases enchaînées.

Dans la première étape de division, L'image est divisée en 4 blocs similaires. L'analyse de chaque bloc se fait individuellement selon un critère d'homogénéité.

S'il n'est pas vérifié, le même processus de division est appliqué et on réitère le processus sur chaque sous-régions jusqu'à ce qu'avoir des blocs contenant exclusivement des pixels similaires ou que l'on arrive au niveau du pixel, indivisible, puis on procède à la phase de fusion de régions adjacentes si leur union vérifie le critère d'homogénéité que celui de départ (figure 2.2).

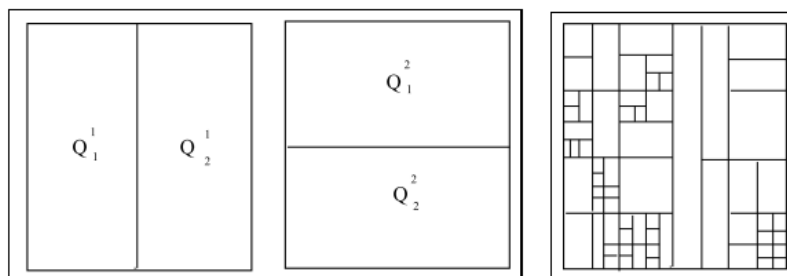


FIGURE 2.2 – A gauche : partition d'une zone : on choisit entre la partition verticale ou la partition horizontale. A droite, à la fin du partage, l'image partitionnée (Maître, 2005).

### Ligne de partage des eaux(LPE)

La Morphologie Mathématique a fait de la ligne de partages des eaux (LPE) un outil simple et efficace en matière de segmentation. Nous nous contenterons dans cette section de rappeler brièvement le principe de la (LPE), sans entrer dans les détails. Pour une présentation plus complète, on pourra se référer aux ouvrages de référence en ce domaine (Beucher, 1990; Vachier, 1995).

La ligne de partage des eaux a été proposée à la fin des années 70, par (Beucher and Lantuejoul, 1979). Elle reprend l'analogie des images à niveau de gris avec un relief topographique.

Pour introduire la ligne de partage des eaux d'une fonction  $f$ , notée  $LPE(f)$ , nous considérons simplement la surface topographique dessinée par la fonction  $f$ .

Cette surface topographique présente un certain nombre de structures caractéristiques : vallées, dômes et lignes de crêtes. Le niveau de gris d'un pixel de l'image est interprété comme son altitude dans le relief topographique. Les maxima (respectivement les minima) de l'image correspondent aux pics et crêtes (respectivement aux vallées et bassins) du relief (Passat, 2005).

L'idée de la LPE par inondation peut être décrite par le processus intuitif suivant :

1. Imaginons que cette surface topographique est percée (trouée) à l'emplacement de chaque minimum local ( $B_i$ ).
2. On plonge la surface dans un lac (bassin versant) .L'eau va passer par les trous, (donc les minima locaux), de manière à ce que le niveau d'eau monte à vitesse constante et soit uniforme dans tous les bassins versants. À préciser que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima.
3. Quand les eaux issues de 2 minima différents se rencontrent, on monte une digue pour qu'ils ne se mélangent pas.
4. Lorsque la totalité de la surface topographique aura été engloutie, seuls les barrages (les digues) émergeront, délimitant les bassins versants au nombre des minimas locaux de la fonction  $f$ .

5. A la fin de l'immersion, l'ensemble des digues constituent un ensemble de contours fermés qu'on appelle la ligne de partage des eaux.
6. La figure 2.3 reprend cette explication.

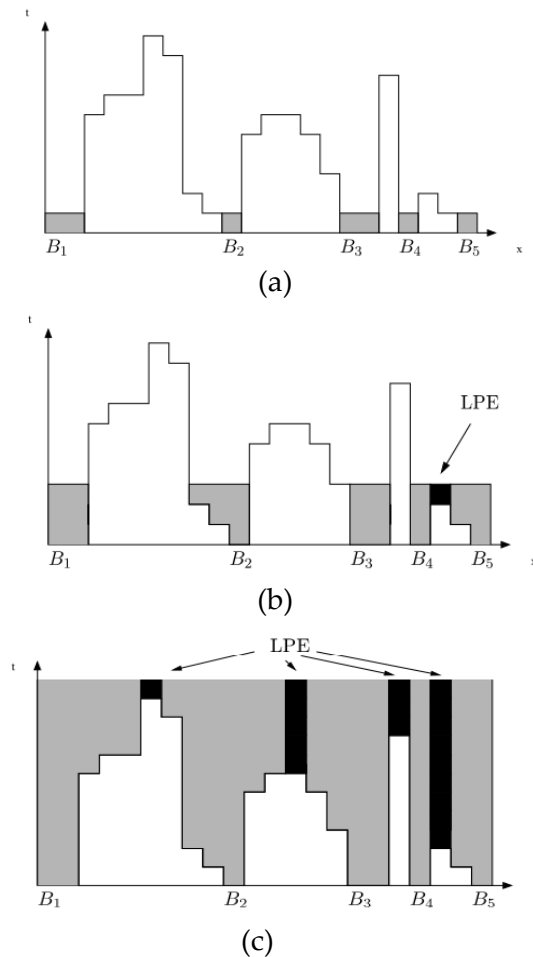


FIGURE 2.3 – Processus de segmentation par ligne de partage des eaux : (a) Image originale percée à l'emplacement de chaque minimum local ( $B_i$ ), (b) Processus d'immersion et création des digues, (c) Immersion finale : résultat de segmentation sur l'image bruitée

Plusieurs avantages découlent de l'application de cette méthode de segmentation morphologique : la simplicité d'application, les contours obtenus sont des contours fermés et reflètent les contours exacts de la structure à segmenter, ce qui ne nécessite pas le recours à des algorithmes de fermeture des contours (Belgherbi et al. 2014).

Cependant, les images traitées sont souvent susceptibles d'être bruitées, notamment les images réelles dont la qualité est dépendante de la fiabilité des appareils d'acquisition (Eddaoudi, 2012).

Lorsqu'on calcule la LPE sur ces images, un grand nombre de régions est généré dû au grand nombre de minima non pertinents présents dans l'image réelle. On parle de phénomène de sur-segmentation. Pour remédier à cela, il faut discriminer les minima pertinents pour la segmentation. Ceci revient donc à inonder la surface topographique constituée par l'image à partir des marqueurs  $M$  (voir Annexe), indiquant qu'elles doivent être les sources des bassins versants.

La forme de ces marqueurs n'est pas importante, seule leurs localisations et leurs extensions le sont. En réalité, avec cette technique de marquage, on déplace un problème vers un autre : les méthodes d'extraction des marqueurs sont trop liées à la nature de l'image étudiée. Souvent, il est indispensable de disposer de connaissances a priori sur les objets à segmenter. La recherche des marqueurs constitue la phase « intelligente » du paradigme de segmentation morphologique, la phase « mécanique » consiste à appliquer l'algorithme de ligne de partage des eaux sur la fonction de segmentation (généralement l'image gradient de l'image originale filtrée).

Donc la LPE constitue bien une approche région car il s'agit de faire croître des régions à partir de graines positionnées stratégiquement.

## 2.2.2 Approches par frontières

La détection des contours se base essentiellement sur la notion de dérivée locale, du premier ou du second ordre. La difficulté de leurs applications augmente avec l'importance de bruit présent et la complexité de l'image.

**Définition 4** *Un contour peut être défini comme une frontière entre deux régions où l'intensité des pixels change brusquement.*

**Définition 5** *Un gradient permet de détecter les variations rapides de NG. Le passage par un maximum du module du gradient détermine alors un point de contour. Le vecteur gradient est défini en point  $M$  de coordonnées  $(x,y)$  par :*

$$\nabla f(x, y) = \left( \frac{\partial}{\partial x}; \frac{\partial}{\partial y} \right)_t f(x, y) \quad (2.10)$$

Les méthodes dérivatives se basent généralement sur le processus suivant :

1. Prétraitement.
2. Approximation du gradient donnée par l'équation (2.10).

3. Calcul de la norme et de l'orientation du gradient (horizontal, vertical) en chaque pixel  $(x, y)$  de  $f$ :

$$f_x(x,y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_x(i,j) f(x-i, y-j) \quad (2.11)$$

$$f_y(x,y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_y(i,j) f(x-i, y-j) \quad (2.12)$$

Où  $w_x$  correspond au filtre de dérivation horizontale et  $w_y$  au filtre de dérivation verticale.

4. Seuillage pour garder des maximums locaux les plus significatifs.

Parmi les approximations du gradient d'utilisation fréquente, on peut citer celles du Roberts (Roberts, 1963), Sobel (Sobel, 1970) et Prewitt (Prewitt, 1970) qui utilisent respectivement les masques de convolution suivant corrélés avec les pixels de l'image :

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}; \frac{1}{c+2} \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}, \frac{1}{c+2} \begin{pmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{pmatrix}$$

où  $c=2$  pour Sobel et  $c=1$  pour Prewitt.

Il existe d'autres filtres plus sophistiqués donnant de meilleurs résultats on cite : filtre de Canny, filtre de Deriche, filtre de Shen-Castan.

Quant aux approches basées sur la dérivée seconde, les approximations s'effectuent généralement par l'opérateur Laplacien.

**Définition 6** *Le laplacien en un pixel d'une image numérique est calculé par la relation suivante :*

$$L(x,y) = \frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 I(x,y)}{\partial^2 y} \quad (2.13)$$

Ces approches se basent généralement sur le processus suivant (Krähenbühl, 2014) :

1. Prétraitement.
2. Approximation du laplacien donnée par l'équation (2.13).
3. Identification des passages par zéro du Laplacien.
4. Seuillage des passages par zéro non significatifs.



Dans le cas d'une image numérique, calculer le laplacien en un point de l'image revient à utiliser les masques de convolution  $3 \times 3$  suivant corrélés avec les pixels de l'image :

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \text{ ou } \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

### Modèles déformables

Les modèles déformables ont été introduits par (Kass et al., 1988). Un modèle déformable est une courbe élastique, initialisée proche du contour, qui se déforme et se déplace dans l'image pour venir épouser les contours d'un objet à détecter.

Leur champ d'applications est vaste, initialement proposés pour la segmentation d'images, la reconnaissance de formes, et se sont révélées efficace dans de nombreux autres contextes tels que la reconstruction 3D par stéréoscopie, la localisation d'une forme précise dans une image complexe ou de faible luminosité et le suivi des scènes.

Les contours actifs peuvent être une solution rapide pour générer un contour fermé (lorsque l'initialisation est proche du contour de la région d'intérêt), peu sensibles au bruit et gèrent de façon efficace les contours irréguliers.

**Définition 7** *Un contour actif  $v$  paramétré par son indice curviligne  $t$  est défini comme suit : soit une image  $I: E \rightarrow F$  avec  $E \subset \mathbb{N}^2$ . Un contour actif est une courbe  $v: [0,1] \rightarrow E$  tel que :*

$$\forall s \in [0,1], v(s) = (s(s), y(s)) \quad (2.14)$$

La forme de la courbe déformable de dimension supérieure positionnée d'une manière manuelle ou automatique, s'évolue itérativement sous certaines contraintes et selon des critères jusqu'à épouser la région d'intérêt que l'on souhaite extraire de l'image.

Les déformations cherchent à optimiser une somme pondérée d'énergies qui définit divers forces. Selon la littérature, le plus souvent il fait l'état de deux ou trois forces. Les auteurs dans (Kass et al., 1988) notent dans leur version initiale, que la courbe est soumise à des forces internes ou propres qui régularisent la forme du contour et l'empêche de se déformer anarchiquement, des forces potentielles induit par le contenu de l'image et des forces externes (ou de

contrainte) qui peuvent induire une expansion ou une contraction du contour pour tendre à faire coïncider le modèle sur le contour d'objets à segmenter (Krähenbühl, 2014).

La combinaison des énergies de ces trois forces définit l'énergie totale d'un contour actif qui s'équilibre et s'immobilise à la position qui minimise son énergie totale :

$$E_{\text{totale}}(v) = \int_0^1 E_{\text{interne}}(v(s)) + E_{\text{image}}(v(s)) + E_{\text{externe}}(v(s)). ds \quad (2.15)$$

- L'énergie potentielle : elle est liée à l'image caractérise les éléments vers lesquels on veut attirer le snake sur l'image .Elle est calculée à partir de l'information de l'image dont la plus simple est l'intensité. Dans la plupart des applications, puisqu'il s'agit de détecter des contours, cette énergie va plutôt tenter d'amener le snake vers les lignes de fort gradient :

$$E_{\text{image}}(v(s)) = -\text{gradient}(I) \quad (2.16)$$

- Énergie externe : elle est décrite par l'utilisateur selon le cadre d'une application spécifique. On peut par exemple imposer une distance minimale ou maximale entre deux points consécutifs du contour actif. Elle va s'exprimer en fonction de  $v(s)$  uniquement :

$$E_{\text{ext}} = E(v(s)) \quad (2.17)$$

- Énergie interne : elle va dépendre uniquement de la forme du snake. C'est une contrainte de régularité sur la courbe.

$$E_{\text{interne}}(v(s)) = \alpha(s).v'(s) + \beta \quad (2.18)$$

Dont  $\alpha$  et  $\beta$  sont les poids respectifs accordés à la dérivée première  $v'(s)$  et à la dérivée seconde  $v''(s)$ . On ajustera  $\alpha(s)$  et  $\beta(s)$  respectivement pour régulariser l'élasticité du snake et contrôler sa raideur .La dérivée première  $v'(s)$  représente les variations de la longueur de la courbe. La dérivée seconde  $v''(s)$  exprime quant à elle la courbure du snake.

Au cours de ces dernières années, les contours actifs sont devenus très répandus et ils ont connus un vif intérêt par l'ensemble de chercheurs en traitement d'images.

Plusieurs études ont permis d'améliorer nettement le modèle initialement proposé en définissant différents modèles de contour et différentes stratégies d'optimisation (Cheikhrouhou, 2012).

En pratique il existe deux types de modèle déformable, à savoir les modèles basés contours et ceux basés régions. Dans le cas des approches basées contours, les contours actifs évoluent uniquement au gradient de l'image. Le modèle du contour actif basé région utilise l'information contenu dans les intensités de diverses régions.

Donc ; il est capable de segmenter des images ayant diverses intensités inhomogènes. Par ailleurs, il parvient à fournir un bon résultat de segmentation dans le cas d'objets à contours mal définis ou masqués, ce qui est souvent le cas des masses mammaires (Cheikhrouhou, 2012).

## **2.3 Approches avancées de segmentation : Approches coopératives**

La mise en coopération de divers méthodes de segmentation consiste à combiner les résultats de différentes approches afin d'en joindre leurs avantages et pallier leurs faiblesses. Elles constituent une approche prometteuse et fréquente pour employer la complémentarité existante entre plusieurs techniques de segmentation. En effet, les algorithmes combinant les techniques de segmentation basées sur les régions et celles basées sur les contours prennent avantage de la nature complémentaire de l'information sur la région et sur le contour (Zhang, 2006).

A titre d'exemple , les méthodes classiques de croissance de régions présentent l'inconvénient d'avoir une difficulté de positionnement des frontières, notamment pour les régions dans lesquelles la luminosité est fluctuante d'une part et le contraste au voisinage des contours est faible d'autre part (Kermad and Kacem, 2002).

Par conséquent, l'association avec une méthode de détection des contours vise à remédier à cette lacune (Wael, 2012). Des premiers travaux importants dans ce domaine datent de 1970 avec l'approche de (Brice and Fennema, 1970).

Dans la littérature, l'emploi de la coopération entre les régions et les contours pour la segmentation d'images change d'un auteur à un autre, non seu-

lement selon la phase où l'information sur les régions et celle sur les contours s'intègre, mais aussi dans la façon où cette intégration est produite.

Ainsi, les techniques de coopération qui existent peuvent être classées en trois catégories : la coopération séquentielle, la coopération des résultats et la coopération mutuelle. Le lecteur intéressé par plus de détails à ce sujet pourra se référer à (Sebari and He, 2007).

### 2.3.1 Coopération séquentielle

Dans laquelle l'une des techniques de segmentation (région ou contour) est réalisée en premier lieu ; son résultat va être exploité par l'autre technique pour renforcer la définition des critères ou des paramètres de la segmentation . Ce type d'approches contribue aussi à gagner le temps de traitement. L'intégration de l'information provenant de la segmentation par contours dans une segmentation par régions est l'une des formes de coopération les plus courantes (figure 2.4). Mais, l'information sur les régions peut aussi être intégrée dans une segmentation par contours (Sebari and He, 2007).

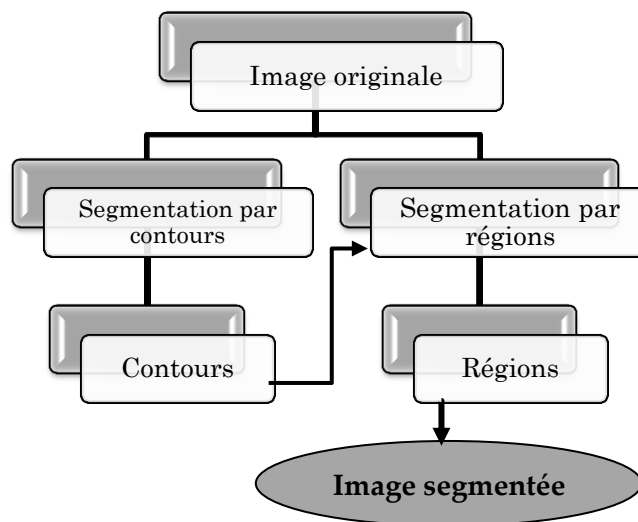


FIGURE 2.4 – Principe de coopération séquentielle

### 2.3.2 Coopération des résultats

Les deux types de segmentations sont réalisés d'une façon parallèle et indépendante (figure 2.5), et la coopération sera intégrée au niveau de leurs résultats.

tats respectifs afin d'atteindre une meilleure segmentation (Sebari and He, 2007).

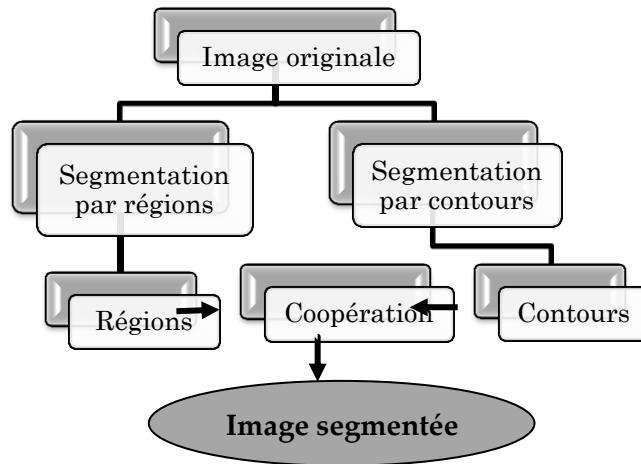


FIGURE 2.5 – Principe de coopération des résultats

### 2.3.3 Coopération mutuelle

Les deux types de segmentations coopéreront mutuellement au cours de leur processus d'exécution (figure 2.6). L'information échangée sert à aider la technique de segmentation dans la prise de décision dans le cas de lacunes ou d'informations insuffisantes. Cette coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables (Sebari and He, 2007).

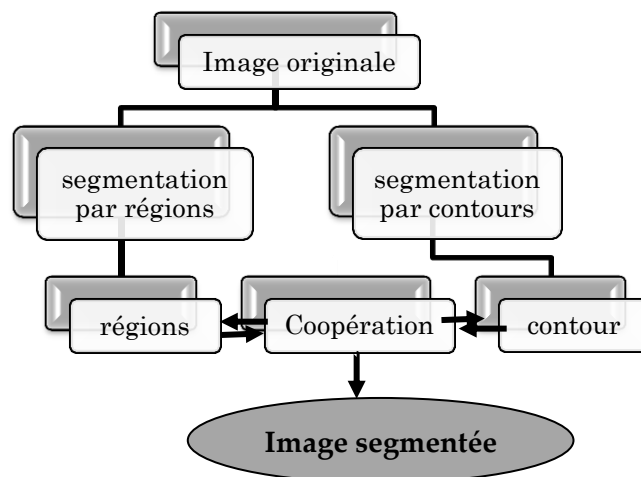


FIGURE 2.6 – Principe de coopération mutuelle

En résumé, quelle que soit le type de coopération utilisé, Mutuelle, séquentielle, ou bien des résultats, ce type d'approches reste plus proche à la réalité de l'image.

Cependant, L'approche séquentielle ne peut fournir des résultats satisfaisants que si la méthode intermédiaire fournit un résultat satisfaisant. Il est à noter qu'il n'existe pas une méthode commune qui traite efficacement tous les types d'images.

Par contre, l'utilisation de l'approche par coopération de résultats est délicate dans la mesure où la complémentarité et la redondance d'informations (parfois non pertinente) issues de chaque résultat doivent être prises en compte (Sebari et He, 2007). Donc, la combinaison des résultats délicats issus d'un emploi des techniques non adaptées conduit à une segmentation erronée.

L'approche par coopération mutuelle permet effectivement de s'affranchir de l'inconvénient majeur de l'approche précédente, dans le sens où si le résultat d'une méthode s'avère défaillant, cela n'entraînera pas forcément un résultat de segmentation erroné.

## **2.4 Revue bibliographique sur l'analyse des images mammographiques**

La segmentation appliquée aux images mammographiques permet de détecter, d'isoler et de délimiter avec précision des structures anatomiques de l'image mammographique. Deux situations différentes en découlent : ou bien la détection du contour du sein et du muscle pectoral pour limiter la recherche des anomalies dans la région du sein, minimisant ainsi le temps de traitement, ou bien un type d'anomalie bien spécifique comme les masses et les MCS, signes primaires d'un cancer du sein et qui devront être détectés dans un stade précoce pour maximiser les chances de survie.

Plusieurs travaux de recherche ont été réalisés sur la segmentation des images mammographiques qui se différencient par les diverses approches utilisées et de leur tendance à agir d'une manière automatique ou semi-automatique. Toutefois, il sera difficile de classer les méthodes proposées dans la littérature selon les approches utilisées, vue précédemment du fait que les auteurs proposent une segmentation en plusieurs étapes pour arriver à l'objectif souhaité.

Auteur	Approche utilisée				Nbre Image Mias	Précision	
	Seuillage	Contour	Estimation par ligne	Région			
Extraction de la région mammaire et pectorale	Ferrari et al, 2000			✓		322	-
	Kwok et al, 2001			✓		322	94%
	Ferrari et al, 2004				✓	84	-
	Kwok et al, 2004			✓		322	83.9%
	Raba et al, 2005	✓			✓	278	86%
	Chandra et al, 2012				✓	288	89.5%
	Czaplicka et al, 2012	✓	✓			300	-
	Eddaoudi, 2012	✓	✓	✓		322	98%
	Liu et al, 2012	✓				150	81%
	Maitra et al, 2012				✓	308	95.71%
	Mustra et al, 2012	✓				295	91.61%
	Akram et al, 2013		✓	✓		322	97.84%
	Vaidehi et al, 2013			✓		120	85%.
	Feudjio et al, 2014	✓				69	98.7%
	Chen et al, 2015				✓	322	97.2 %
Sreedevi et al, 2015	✓	✓		✓	161	90.06%	
Touil et Kalti, 2016				✓	200	0.93%	
Vidivelli et al, 2016				✓	322	91.6%	
Détection des masses mammaires	Mudigonda et al, 2001	✓				56	81%
	Kom et al, 2007	✓				61	95.91
	Dubey et al, 2010				✓	17	-
	Liu et al, 2010		✓		✓	-	-
	Kai et al, 2011	✓				170	91.3%
	Hsu, W. Y, 2012				✓	322	93%
	Berber et al, 2013				✓	-	-
	Görgel et al, 2013				✓	60	94%
	Liu et al, 2014		✓			-	78.2%
	Kurt et al, 2014	✓				96	93.2
	Anuradha et al, 2015				✓	50	83%
	Lu et al, 2015		✓		✓	120	85.0%
	Melouah et al, 2015				✓	28	-
	Rouhi, 2015		✓		✓	322	96.47%
	Anitha et al, 2017	✓				170	93.5%
Vikhe, et al, 2017	✓				45	90.9	
Elmoufidi,et al, 2017	✓				322	94.75 %	
Détection des Mcs mammaires	Bocchi et al, 2004				✓	-	87% - 90%
	Diyana et al, 2003				✓		74% -92%- 99%
	Ben Hamad et al, 2007				✓	60	85,2%.
	Padopoulos et al, 2008				✓	322	92.6
	A. Malek et al, 2010				✓	50	94%
	Boccignone et al, 2010				✓	-	-
	Marrocco et al, 2010		✓		✓	-	-
	Rizzi et al, 2010				✓	60	-
	Quintanilla. et al, 2011		✓		✓	-	-
	Mohanalini et al, 2014		✓		✓	50	93.75
	Hamidreza et al, 2015				✓	322	91.43%

Table 2.1– Tableau récaputatif des travaux de littérature sur l’analyse des images mammographiques

### 2.4.1 Exaction de la région du sein et le muscle pectoral

Les mammographies numérisées restent des images difficiles à interpréter, vu la non uniformité de leur fond et la présence d'artefacts qui peut engendrer un échec lors d'un algorithme de segmentation. Pour dégrader cette complexité, une phase de prétraitement est nécessaire pour améliorer la qualité de ces images. L'extraction de la région du sein par délimitation de contours et la détection de la région pectorale ont fait l'objet de plusieurs travaux.

Citons premièrement les travaux basés seuillage et les opérations de filtrage morphologique. Dans ce contexte les auteurs (Liu et al., 2012) ont proposé une approche basée sur le seuillage d'Otsu et les filtres morphologiques pour détecter respectivement le muscle pectoral et la région du sein. A noter que l'approche proposée reste moins fiable dans le cas des images à faible contraste.

En outre, (Czaplicka and Włodarczyk, 2012) ont proposé multi-seuillage d'Otsu et le détecteur de contour Sobel pour trouver les frontières du sein et du muscle pectoral.

(Sreedevi and Sherly, 2015) ont utilisé le seuillage globale pour localiser la région pectorale suivie d'une opération d'étiquetage de composantes connexes pour déterminer le muscle pectoral.

Les contours sont trouvés par l'opérateur de Canny. Les auteurs dans (Chandra and Thangavel., 2012) ont abordé le problème de détection du muscle pectoral par la même façon que celui présenté par (Sreedevi and Sherly, 2015): étiquetage des composants connexes.

Dans certains cas, le seuillage n'est pas appliqué directement à l'image mammographique. On fait appel d'abord à une étape de prétraitement pour améliorer la qualité de l'image. A titre d'exemple, Mustra et Grgic (Mustra and Grgic, 2012) ont employé une ouverture morphologique pour supprimer des étiquettes et des artefacts de film. Ensuite pour déterminer efficacement le contour du sein et rendre le seuillage plus précis, ils ont divisé la région près des tissus de la peau en petites régions.



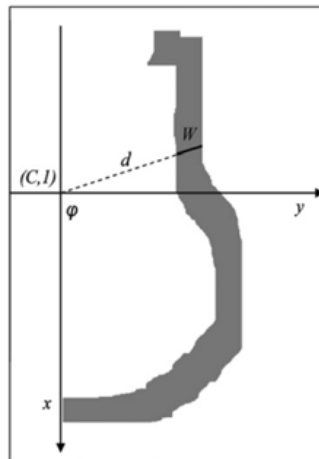


FIGURE 2.7 – Principe de conversion les points du contour du système de coordonnées cartésiennes au polaires proposé par ( Mustra and Grgic, 2012)

En raison de l'intensité inégale au niveau des pixels qui appartiennent à la région de la peau, le contour généré présente des concavités, donc une opération de lissage de contour est exigée. Mustra et Grgic ( Mustra and Grgic., 2012) ont converti les points du contour du système de coordonnées cartésiennes au système de coordonnées polaires (figure 2.7), qui est plus adapté pour repérer un point sur un cercle, ce qui est bien le cas de la forme du contour extérieur du sein. Par la suite, une estimation polynomiale du contour de muscle pectoral est effectuée (figure 2.8).

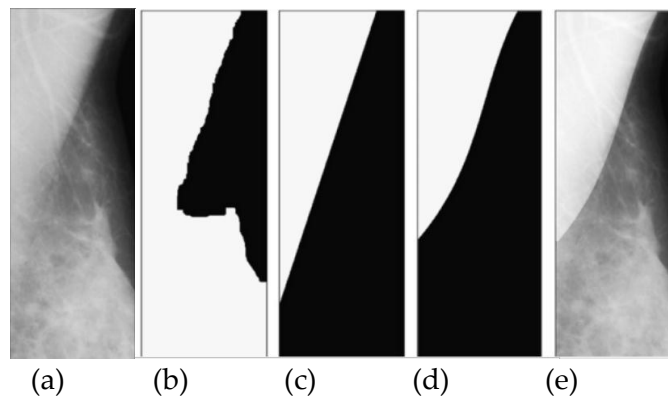


FIGURE 2 .8 – Etapes de l'approche proposée par( Mustra et et Grgic, 2012) : (a) ROI de l'image intiale, (b) image binaire, (c) estimation par ligne, (d) estimation polynomiale, (e) Superposition du muscle modélisé sur l'image ROI

Cependant les auteurs dans (Feudjio et al., 2014) ont employé les descripteurs de Fourier pour lisser le contour initialement détecté par un seuillage adaptatif.

Un autre travail dans le même contexte est celui de (Maitra et al., 2012) où les auteurs commencent par rehausser l'image en utilisant la méthode d'égalisation adaptative d'histogramme (CLAHE) et par la suite l'approche de croissance de région pour déterminer la région pectorale.

Toutefois, malgré la simplicité et la faible complexité des techniques basées sur le seuillage ils portent des résultats peu fiables. En fait, leurs principales inconvénient est le choix du seuil ou de l'intervalle de seuillage qui se base principalement sur les intensités des pixels sans tenir compte du non homogénéité des tissus adipeux du contour du sein.

Certains travaux (Ferrari et al., 2000 ; Vaidehi et al., 2013 ; Kwok et al., 2001) se sont penchés sur la segmentation directe du muscle pectoral, partant de l'hypothèse que le muscle pectoral peut être approximé par une ligne droite.

L'approche de (Ferrari et al., 2000) a fait appel à la transformé de Hough pour déterminer la ligne pectorale.

Cependant (Vaidehi and Subashini., 2013) ont divisé le quadrant supérieur de l'image mammographique en quatre parties égales et ils ont tracé manuellement la ligne qui délimite la région du muscle (figure 2.9). Cette droite a pour extrémité le pixel à l'emplacement (128, 512) et le pixel non nul dans la dernière rangée. Par la suite ils procèdent au seuillage de la région située au-dessus de la ligne AB pour obtenir l'image binaire du muscle.

Par conséquent, ces méthodes donnent de mauvais résultats lorsque le contour du muscle pectoral est une courbe.

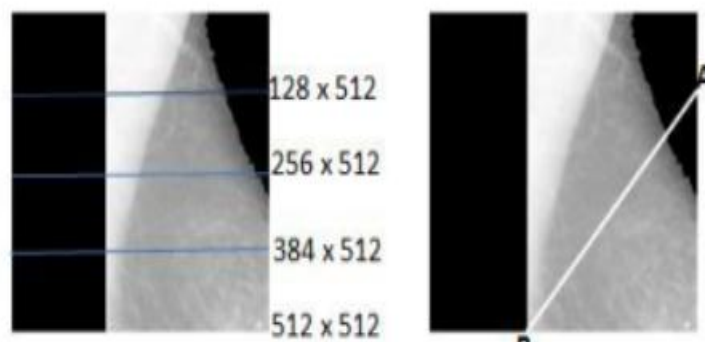


FIGURE 2.9 – Principe d'identification des points A et B proposée par (Vaidehi and Subashini, 2013)

Pour résoudre ce problème, les auteurs dans (Ferrari et al., 2004) ont présenté une version plus améliorée que celle présentée dans (Ferrari et al., 2000) en faisant appel aux ondelettes de Gabor.

Les auteurs (Vidivelli and Sathiya., 2016) sont intéressés à la technique de contrainte de pixel à valeurs constante. L'image qui représente la région du sein  $x(i,j)$  est redimensionnée  $r(i,j)$ , positionnée puis soustraite de l'image initiale qui représente la région du sein en utilisant l'équation 2.19.

Un zéro est produit à l'image résultante  $pr(i,j)$  lorsque  $x$  et  $r$  possède les mêmes valeurs de pixels. Par la suite l'image résultante est doublée, afin d'obtenir la masque binaire du muscle pectoral (figure 2.10).

$$Pr(i,j) = x(i,j) - r(i,j) \quad (2.19)$$

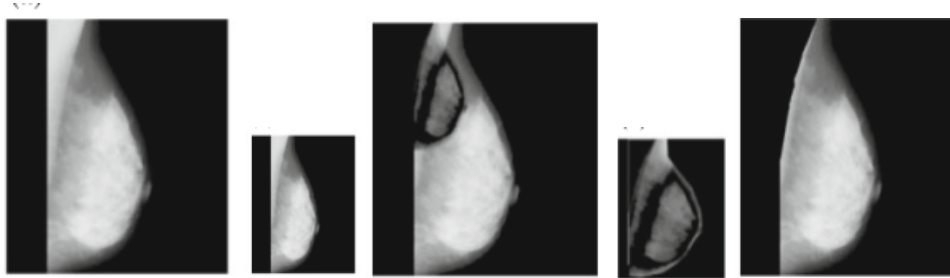


FIGURE 2.10 – Etapes de l'approche proposée par (Vidivelli and Sathiya, 2016) : de gauche à droite Image initiale, image redimensionnée, suppression du muscle de l'image redimensionnée, suppression du muscle de l'image initiale.

Les algorithmes de croissance de régions ont été largement employés pour la segmentation du muscle pectoral (Raba et al., 2005 ; Chen et al., 2015). Après l'extraction de la région du sein par seuillage adaptatif, Raba et son équipe (Raba et al., 2005) ont développé une approche de croissance de région semi-automatique, dont le point germe est fixé manuellement au premier pixel du côté non courbé du sein. Lorsque le résultat de la croissance dépasse la région du muscle, les critères de croissance sont corrigés. Cette correction est estimée à partir de l'histogramme de la région précédente. Ensuite, l'étape de croissance de région est recalculée comme le montre la figure 2.11. Les contours du muscle obtenu à la fin de processus de croissance sont affinés par les opérateurs morphologiques.

En conséquence, au cours de ces dernières années, les contours actifs sont devenus très répandus et restent parmi les approches les plus adaptées au problème de détection du muscle pectoral vu que ce dernier se présente sous forme d'une courbe bien définie. Pour initialiser le contour actif, les auteurs partent de l'hypothèse que la frontière entre le muscle pectoral et le sein peut être approché par une ligne droite.

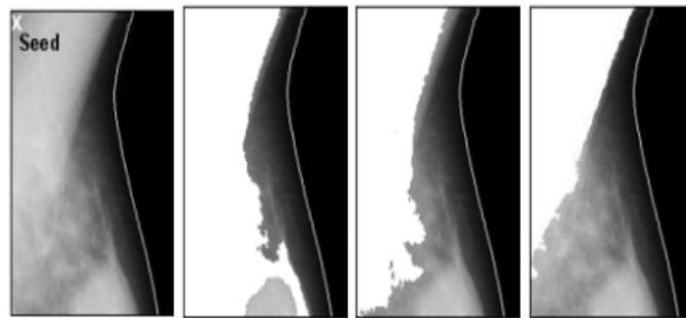


FIGURE 2.11 – Détection du muscle pectoral proposé par (Raba et al., 2005) :de gauche à droite, image originale avec le point seed, résultat de croissance de région, résultat de segmentation par critères de croissance corrigés

Boucher (Boucher, 2013) a tracé manuellement trois droites qui servent de courbe d'initialisation, formant ainsi un triangle dans la partie supérieure gauche ou supérieure droite de l'image et qui englobent les différentes tailles possibles du muscle pectoral. Le meilleur des 3 résultats obtenus après l'évolution du contour est conservé.

Eddaoudi (Eddaoudi ., 2012) est inspirée du travail présenté par Kwok et son équipe (Kwok et al., 2004) pour la détection du muscle pectoral, et qui estime initialement ce muscle par une ligne droite générée automatiquement. Ils ont appliqué le seuillage d'Otsu pour déterminer la région du muscle. Par la suite l'image binaire est scannée ligne par ligne de gauche à droite. Le premier pixel noir trouvé est sélectionné. Les positions des pixels trouvés définissent le contour  $M_1(y)$  qui représente le contour du muscle pectoral. Après élimination des concavités et discontinuités de  $M_1$  ; la ligne droite  $M_2$  est générée et qui sera le contour de départ pour la phase d'évolution du contour actif.

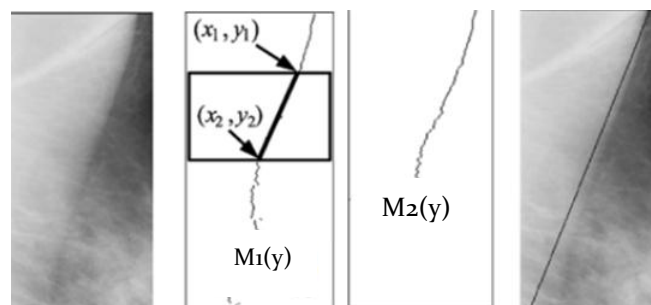


FIGURE 2.12 – Illustration de l'estimation de ligne droite proposée par (Kwok et al., 2004) :de gauche à droite, l'image original, le contour  $M_1(y)$ , le contour  $M_2(y)$ ,approximation du muscle par ligne droite

Akram (Akram, 2013) emploie le processus des contours actifs en multi phase. Il divise l'image en deux sous-régions puis prend l'intérieur de ces deux

régions et la divise en deux autres sous-régions et ainsi de suite, jusqu'à ce que la zone intérieure soit vide ou que la condition d'arrêt soit remplie. Si  $n$  est le nombre d'itérations pour obtenir le résultat final, alors  $n + 1$  serait le nombre total de régions. La figure 2.13 montre le fonctionnement de la segmentation multi phase.

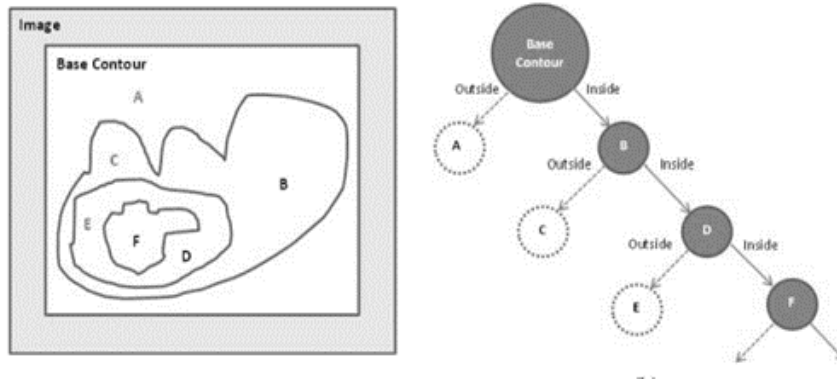


FIGURE 2.13 – Segmentation en multi phase proposée par (Akram et al., 2013)

Enfin et très récemment, (Touil and Kalti., 2016) sont partis de l'idée de regrouper des pixels ayant des propriétés communes. C'est un travail qui se démarque des autres méthodes basées régions citées précédemment. Ils ont combiné une approche de clustering non supervisée itérative FCM avec les propriétés anatomiques des images mammographiques afin d'extraire correctement le contour du sein.

## 2.4.2 Détection des lésions mammaires

Dans les systèmes d'aide au diagnostic (CAD), la segmentation des masses et des microcalcifications mammaires est une tâche importante et délicate vu que les traitements ultérieurs de description, de classification et de recalage sont strictement liés au résultat de segmentation.

En conséquence, une bonne détection du contour de la lésion produit une description fidèle à ses caractéristiques. De ce fait, on peut assurer une classification qui minimise le taux des faux positifs et maximise le taux des vrais négatifs.

Toutefois, il a été démontré que la détection des masses est plus ardue que la détection des MCS (Malagelada, 2007). En effet, il est difficile de distinguer les masses des régions normales en raison de leur faible contraste et les bords ambigus partiellement masqués par le tissu.

Les méthodes de seuillage ont considérablement servi la segmentation de masses mammaires (Kom et al., 2007 ; Kurt et al., 2014).

(Mudigonda et al., 2001) ont employé un seuillage multi niveaux pour détecter des contours fermés. L'inconvénient majeur de cette approche est le fait de considérer que les masses ont une densité uniforme par rapport au fond de l'image ce qui n'est pas toujours vérifié (Cheikhrouhou, 2012).

Un autre travail dans le même contexte est celui de (Kai et al., 2017) où les auteurs ont effectué un seuillage adaptatif à deux stades (DuSAT). Un seuillage global qui porte sur l'analyse des pics d'histogramme (HPA) de l'image entière, le seuil est obtenu en maximisant le critère de seuillage proposé. Par la suite un seuillage local est effectué pour chaque pixel dans une fenêtre de voisinage définie pour fournir des résultats de segmentation précis.

Très récemment, Anitha et son équipe (Anitha et al., 2017) ont procédé de la même façon que Kai (Kai et al., 2011). D'autres méthodes ont été proposées et se sont basées sur les transformations d'ondelettes pour améliorer le contraste des images mammographiques (Vikhe and Thoul, 2016) avant l'application d'une technique de seuillage adaptatif. Pour extraire la région tumorale les auteurs dans (Elmoufidi et al., 2017) ont utilisé les motifs locaux binaires (LBP) qui comparent le niveau de luminance d'un pixel avec les niveaux de ses voisins. Cela rend donc compte d'une information de texture.

La segmentation morphologique par ligne de partages des eaux a suscité un vif intérêt dans la communauté des traiteurs d'image et de nombreuses études ont prouvé l'efficacité de cette méthode dans la détection des masses mammaires (Hsu, 2012).

Comme nous l'avons évoqué auparavant, la LPE fait appel d'abord à une étape de prétraitement pour éviter la sur-segmentation. De ce fait, après une étape de filtrage morphologique (Anuradha et al., 2015) ont proposé la LPE classique appliquée sur le gradient de l'image filtrée pour obtenir les contours des masses (figure 2.14).

(Dubey et al., 2010) ont prouvé l'efficacité de la LPE dans la détection des masses en termes de rapidité et précision on la comparant avec une approche semi-automatique qui se base sur les ensembles des niveaux.

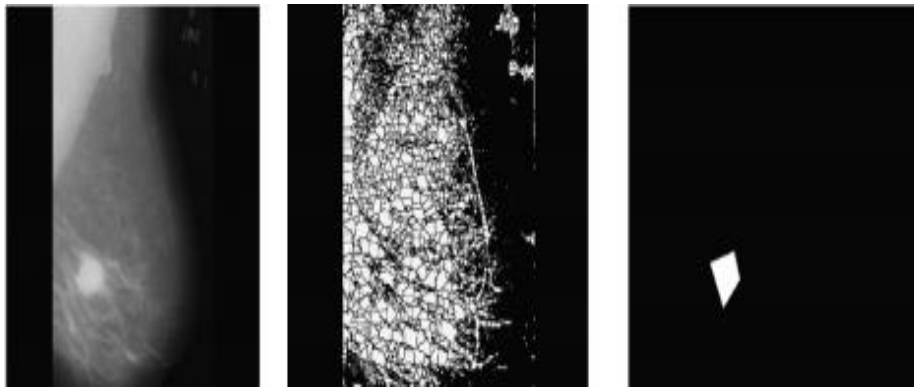


FIGURE 2.14 – Etapes de segmentation proposée par (Anuradha et al, 2015) : de gauche à droite, image initiale, le gradient et les marqueurs de la Watershed, détection de la masse mammaire

La technique de croissance de région a été utilisée par différents chercheurs (Berber et al., 2012; Melouah, 2015), tous notent qu'un prétraitement est nécessaire pour une bonne convergence de contour( figure 2.15).

Les auteurs dans (Görgel et al., 2013) ont procédé tout d'abord dans leur approche par un filtrage homomorphique pour améliorer le contraste de l'image puis la méthode de croissance de régions pour trouver les régions tumorales de type masses.

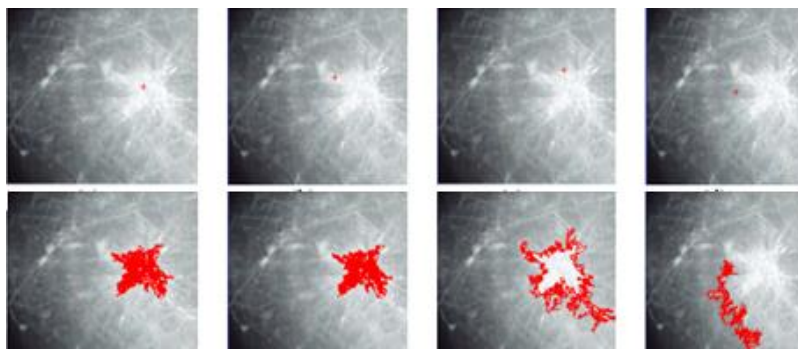


FIGURE 2.15 – Exemples de différentes positions du germe de l'approche proposée par (Melouah , 2015) et les résultat obtenus

Une alternative des méthodes de croissance de régions est la segmentation par division et fusion de régions (split and merge). Cette approche n'a pas été suffisamment exploitée dans le cadre de la segmentation des masses mammaires. Une nouvelle technique de segmentation des tissus fibro-glandulaires a été proposée par (Reyad et al., 2013), en se basant sur la technique "division et fusion" appliquée à l'histogramme de l'image mammographique. La principale difficulté de cette approche réside dans le parcours de l'ensemble de tous les

couples de régions voisines et la fixation du critère d'arrêt de la méthode (Cheikhrouhou, 2012).

Dans le cas des approches contours, les chercheurs dans (Lu et al., 2015) sont servis des contours actifs pour la détection des masses. D'abord, ils ont procédé par à une étape de prétraitement pour supprimer les artéfacts du film et améliorer le contraste de l'image. Par la suite en utilisant la transforme de Hough circulaire pour détecter le contour de la masse. Ce dernier sert de contour initial pour lancer le processus des contours actifs.

En ce qui concerne la segmentation coopérative, plusieurs chercheurs s'accordent pour affirmer que ce type d'approches offre une voie de recherche prometteuse. Elle contribue à une meilleure prise en compte des caractéristiques des entités de l'image mammographique, par conséquent, renforcer la qualité et la fiabilité de la segmentation.

Ce courant de pensée est adopté par (Liu et al., 2011) dont ils ont utilisés les résultats approximatives de LPE pour initialiser les ensembles de niveaux (figure. 2.16).

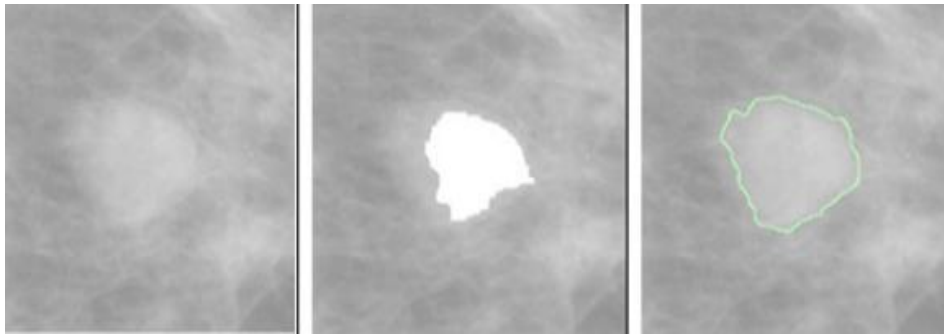


FIGURE 2.16 – Résultat de l'approche coopérative proposé par (Liu et al., 2011) : de gauche à droite, Image initiale, résultat de la région tumorale obtenu par Watershed, Résultat final de segmentation par Level set

Rouhi (Rouhi., 2015) a comparé la performance de trois approches de coopération dans le cas des images mammographiques contenant des masses. Les algorithmes concernés sont : FCM, croissance de régions, et réseau neuronal cellulaire (CNN). Le résultat de chaque approche est hybridé par la méthode d'ensemble de niveaux. Comme résultat, le deuxième algorithme proposé pour la coopération a fourni le meilleur résultat de détection des contours des masses mammaires.



Comme on l'avais évoqué précédemment, Les microcalcifications MCS restent les premiers signes d'alerte du cancer du sein sur les clichés mammographiques. Le développement des techniques de détection des MCS est au centre de tout système CAD du cancer du sein. Cependant, l'inconvénient majeur de ces outils est le nombre élevés de faux positifs obtenus.

(Ben Hamad et al., 2007) ont présenté une nouvelle méthode de réduction de faux positifs. Cette méthode est composée d'une étape de prétraitement en se basant sur l'utilisation des opérateurs morphologiques. L'objectif de la deuxième étape est la détection des MCS par le biais de l'analyse multi résolution en utilisant la transformée en ondelettes 2-D.

Après une étape de filtrage adapté pour améliorer le contraste des MCS (Bocchi et al., 2004) ont proposé un algorithme de croissance de région, associé à un classificateur neuronal ( figure 2.17).

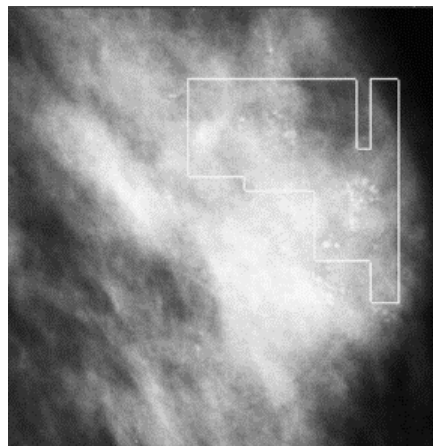


FIGURE 2. 17 – Résultat de l'approche proposée par (Bocchi et al., 2004)

Toutefois, dans l'approche par croissance de région, l'étape la plus critique est le choix des points

germes de départ, qui se fait le plus souvent d'une manière manuelle donc une interaction humaine est introduite (Abdul Malek et al., 2010).

D'autres méthodes ont été proposées et se sont basées sur les transformations d'ondelettes. Ces méthodes varient selon l'ondelette mère et les coefficients pour améliorer le contraste des MCS (Mohanalin et Beena., 2014) ou bien pour détecter les MCS (Hamidreza et al., 2015 ; Boccignone et al., 2010 ; Papadopoulos et al., 2008).

Les auteurs dans (Diyana et al., 2003) ont proposé trois concepts de segmentation de MCS : l'analyse fractale, la transformée en ondelettes, la détection des maxima locaux et les tests de statistiques d'ordre élevé (HOS), précédés par un traitement morphologique (ouvertures successives).

(Rizzi et al., 2010) proposent une approche coopérative entre la transformée en ondelettes et le réseau neuronal afin de localiser puis détecter les microcalcifications . La majorité des chercheurs en traitement d'images confirment que la morphologie mathématique fournit un arsenal d'outils particulièrement appréciables en segmentation. Du fait qu'elle permet de prendre en compte, efficacement, des notions de taille, de forme, de contraste et de connexité. Ces critères sont considérés comme proches de la notion de région et donc de segmentation (Ogor and kpalma, 1996). Cependant, elle est peu employée dans la détection des MCS. A titre d'exemple le travail de Marrocco et son équipe (Marrocco et al., 2010) qui s'est servi de la LPE pour la détection des MCS.

Les auteurs dans (Quintanilla et al., 2011) ont servi en premier lieu de de la morphologie mathématique comme outil de filtrage et d'amélioration de contraste (chapeau haute forme). Par la suite pour identifier les MCS, ils ont proposé trois algorithmes de regroupement à savoir : le C-moyennes (K-means), C-moyennes floue (FCM) et le C-moyennes floue probabiliste (PFCM), afin de faire une comparaison des avantages et des inconvénients offerts par chaque algorithme (figure 2.18).


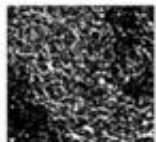
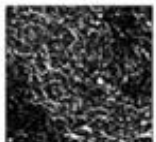
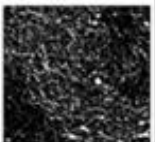
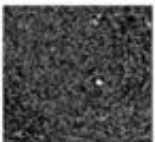


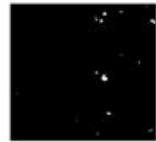
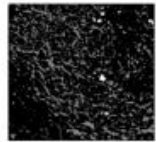
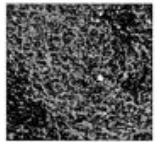


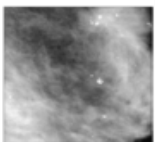
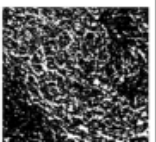




Image ROI	Classe =2	Classe =3	Classe =4	Classe =5	Résultat Final
					
					
					

FIGURE 2.18 – Résultat de l'approche proposée par (Dominguez,et al., 2011) :de haut en bas, le résultat obtenus par FCM, le résultat obtenus par K-means, le résultat obtenus par PFCM

(Stojic and Reljin., 2010) ont développé un système qui agit sur le rehaussement de contraste des images afin de détecter les MCS, en utilisant deux approches. La première méthode est basée sur la théorie multi fractale, et la seconde sur la morphologie mathématique. Dans leur approche morphologique, ils ont réfléchi d'une manière logique : si on va soustraire de l'image rehaussée par chapeau haute forme blanc , l'image rehaussée par un chapeau haute forme noir, les détails lumineux seront fortement accentués. En outre, si nous ajoutons une image originale (I) à cette différence un filtre passe-haut est réalisé. En conséquence, pour mieux renforcer des détails lumineux et égaliser le fond inégal, le procédé cité auparavant peut être itérativement répété: La segmentation finale des MCS est obtenue par le seuillage appliqué à l'image de sortie après plusieurs itérations .Les contours des objets lumineux segmentés peuvent être extraites et superposées sur l'original, indiquant les MCS (figure 2.19).



FIGURE 2.19 – Résultat de segmentation des MCS proposée par (Stojic and Reljin., 2010)

## 2.5 Conclusion

Le domaine de la segmentation d'image offre un grand nombre d'approches qui peuvent être regroupées en deux grandes catégories : la segmentation basée région et la segmentation basée contour. Aborder ces approches de segmentation permet de tirer les avantages et les inconvénients de chacune et par la suite sélectionner la méthode la plus convenable à notre application.

Cette sélection impose certains critères : robustesse aux différents types possible de muscle pectoral et lésions mammaires, précision du contour des régions détectées, rapidité/complexité. Selon les nécessités, il sera préférable de maximiser l'un de ces critères ou de trouver un compromis satisfaisant. Ce bref état de l'art nous a permis d'analyser de plus près des outils développés jusqu'à récemment pour l'analyse des mammographies.

Pour notre approche nous avons choisie d'utiliser essentiellement la morphologie mathématique et son formalisme pour la détection deux types de lésions mammaires, premières signes d'un cancer du sein à savoir les masses et les (Mcs). Nous allons étudiées par la suite comment les outils de morphologie mathématique peuvent être adaptés à notre problème et les limitations éventuelles qui se posent. En effet, il s'agit, avant de détecter ces deux types de lésions, de préparer l'image mammographique par :

- localisation du contour extérieur du sein.
- identification puis suppression du muscle pectoral de l'image afin de pouvoir limiter le taux de détection des faux positifs.

Ce qui fera l'objectif du prochain chapitre...

# Chapitre 3

## Prétraitement des Images Mammographiques

### 3.1 Introduction

Le cancer du sein est aujourd'hui l'une des maladies la plus courante dont beaucoup d'efforts ont été effectués sous forme de programmes de dépistages pour une prévention et une détection précoce. En raison de l'énorme quantité de données recueillie par ces programmes, la nécessité d'une interprétation automatique par ordinateur est devenue incontournable.

D'un autre côté l'imagerie du sein est diversifiée, elle a surtout gagné en amélioration de la qualité d'image, le fond est homogène, ce qui allège la tâche de localisation des zones pathologiques. Cependant, les mammographies numérisées, sont souvent altérées par des artefacts qui sont dû aux paramètres d'acquisition, tels que la durée d'exposition et la force de compression du sein, qui influencent la qualité de l'image enregistrée sur le film, ainsi aux paramètres de numérisation.

En plus, et particulièrement dans un système automatisé ; le muscle pectoral est considéré comme une région qui peut interférer le procédé d'interprétation en engendrant des erreurs lors de l'analyse des images et faire échouer tout algorithme de segmentation ultérieur.

Le travail présenté dans ce chapitre propose une approche automatique qui prépare les images mammographiques à un système d'aide au diagnostic ou à la détection en mammographie, améliorant la détection des tumeurs mammaires à savoir les masses et les MCS, tout en réduisant le taux de faux positifs.

Le présent chapitre est structuré comme suit : dans un premier temps, nous commencerons par la segmentation du profil extérieur du sein en se basant sur les opérations de seuillage, de morphologie mathématique et les transformations de translation et de rotation.

Dans un deuxième temps, nous détaillerons l'approche envisagée pour la détection du muscle pectoral. Pour cela, nous proposons d'intégrer deux méthodes de segmentation à savoir l'algorithme des C-moyennes floue (FCM) et la technique des ensembles de niveau (Level set) dans un schéma de segmentation coopératif pour aboutir à un résultat de segmentation optimal.

### **3.2 Objectif de l'extraction de la région du sein et le muscle pectoral**

Avant d'aborder la phase de détection des lésions mammaires sur une mammographie, nous devons passer par deux étapes essentielles, à savoir la détection précise de la région du sein et l'élimination du muscle pectoral.

L'extraction de la région du sein permet d'isoler la glande mammaire, essentiellement composée de tissus conjonctifs, tissus fibreux et les tissus graisseux et des autres éléments présentent sur l'image mammographique et qu'on peut les résumer sous le terme « bruit ».

Cette étape vise à éliminer le fond bruité dû aux étiquettes du film, les bandes de haute intensité et les raies de numérisation.

En outre, plusieurs travaux de recherches (Gupta and Undril, 1995 ; Raba et al., 2005) ont montré que le parenchyme mammaire, le muscle pectoral et les artefacts de films peuvent avoir des caractéristiques de texture similaires, provoquant ainsi un nombre élevé de faux positifs lors de la détection des lésions suspectes (Eddaoudi, 2012), d'où la nécessité de l'identification et la suppression de la région pectorale. De nombreux avantages en découlent de ces étapes :

- Réduire considérablement la fenêtre de travail lors des traitements ultérieurs ; avec une perte minimale des tissus de sein ; et donc diminuer la complexité calculatoire (en temps et en espace). Cette importante notion, « temps », n'est certainement pas négligeable pour le médecin radiologue.

- Restreindre également l'espace de recherche des anomalies telles que les MCS et les masses mammaires (Touil and Kalti, 2016).

- Enfin, cette tâche constitue une étape préparatoire pour un sujet central et fréquemment utilisé en imagerie médicale et particulièrement en mammographie, on parle de : Recalage.

En mammographie, les radiologues comparent les couples bilatéraux d'images du sein droit et gauche ou des images temporelles du sein d'une même patiente (l'évolution d'une pathologie), pour détecter ou suivre des éventuelles anomalies et déformation mécanique des tissus et découvrir les asymétries bilatéraux. Dans le cadre du recalage des mammographies et d'après (Wirth, 1999) les repères anatomiques visibles, tels que le contour du sein, le mamelon, ou encore le muscle pectoral, sont les éléments de repère les plus robustes pour un recalage robuste.

### 3.3 Extraction de la région du sein et le fond nettoyé

Comme nous l'avons exposé précédemment, le but de cette étape est d'extraire ou d'isoler du volume de données initial (l'image mammographique), la région d'intérêt « le sein ». Toutefois, la segmentation mammaire est encore une tâche difficile en raison de:

- Faible visibilité et la non uniformité du contraste de l'interface peau-air (Touil and Kalti, 2016) ; région périphérique de la mammographie ; dû principalement au procédé d'acquisition, autrement, un manque de compression uniforme des tissus mammaires.
- Persistance des artefacts (Zhang et al., 2010 ; Yapa and Harada, 2007), de haute intensité tels que les étiquettes d'information ou des régions non exposées sur le film.
- La non-uniformité de la région de fond (Hela et al., 2013).

La segmentation du profil extérieur du sein est parmi les objectifs du présent travail, pour cela, nous avons extrait la région représentant le sein par une technique qui précède par une application d'un filtre morphologique pour supprimer les éventuels bruit. Ensuite, à l'aide d'une opération de seuillage automatique, ces images filtrées sont transformées en format binaire. Un filtrage surfacique permet de créer le masque qui correspond à la glande mammaire.

À partir de ce masque et l'image filtrée, nous récupérons la région d'intérêt et le fond de la mammographie nettoyée. Enfin, pour finaliser le processus d'extraction du sein et simplifier la localisation et la détection du muscle pectoral, nous avons proposé une approche qui permet d'aligner l'image mammo-

graphique, on faisant appel aux opérateurs de détecteurs de contour et de la transformée de Hough (figure 3.1).

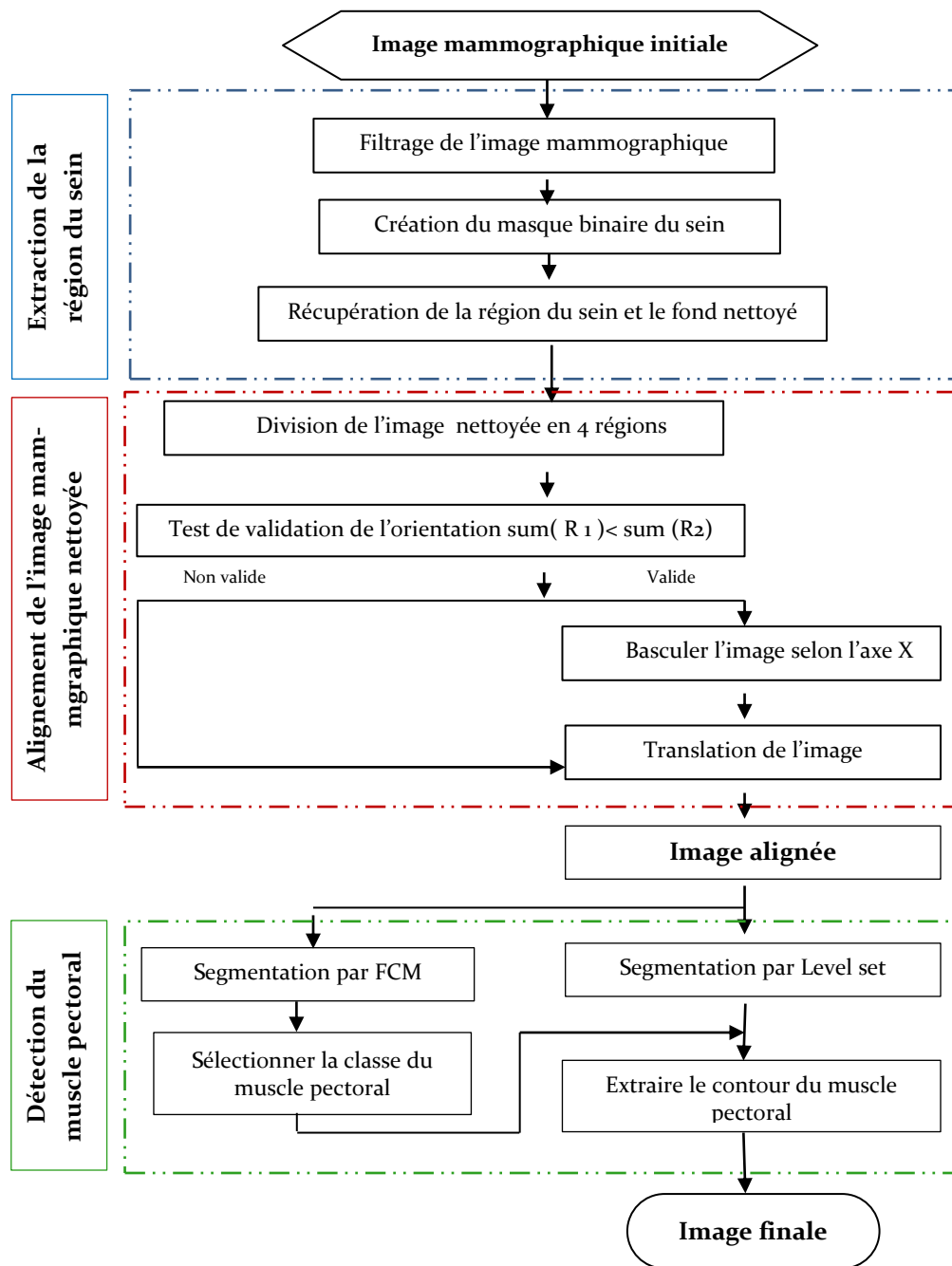


FIGURE 3.1 – Synopsis de l'algorithme générale de prétraitement des images mammographiques



### 3.3.1 Filtrage des images mammographiques

Généralement, une mammographie englobe deux régions différentes: la région qui présente le sein radiographié, la région non exposée : fond, et les artefacts radio-opaques. De tels objets peuvent être facilement ignorés par un système d'interprétation visuel humain. Cependant, un système automatisé doit au préalable les identifier et les classifiés afin d'éliminer des erreurs d'interprétation lors de l'analyse des images.

**Définition 1** Le terme *artefact* du latin « artis facta », ou « effets de l'art », désigne une altération du résultat d'un examen radiologique selon certains procédés techniques utilisés. Ce mot est tout particulièrement employé en imagerie médicale pour signaler certains types de dégradation de l'image, généralement en relation directe avec le type de technique utilisée.

Le spécialiste en imagerie médicale (radiologue) doit reconnaître l'artefact afin de ne pas interpréter à tort une image susceptible de traduire une véritable lésion<sup>1</sup>.

La figure 3.2 montre un exemple de mammographies contenant des artefacts sous forme d'étiquettes de film, marqueurs radio-opaques et des raies de numérisation.

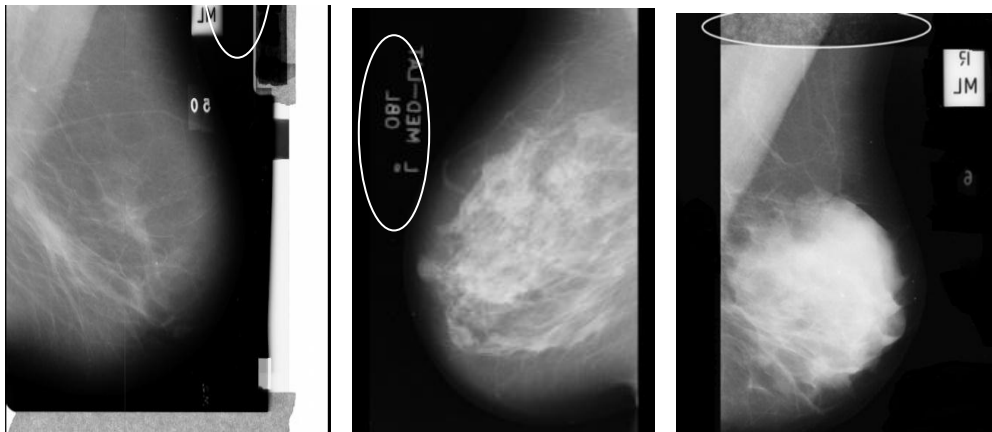


FIGURE 3.2– Exemple d'une mammographie bruitée

- **Etiquettes du film mammographique** : le marquage du film mammographique se fait sur une étiquette qui doit comprendre des informations de divers ordres. Ces labels sont des indicateurs radiopaques présentant : la latéralité de la mammographie (R/L, Right/Left), l'incidence de l'exploration mammaire (mediolatérale oblique / craniocaudale, MLO /L CC), (figure 3.3.a).

<sup>1</sup> <http://www.vulgaris-medical.com>

- **Les raies de numérisation** : une raie est un extremum local de haute intensité (claire ou sombre) parallèle aux axes des abscisses de l'image mammographique. Ces bruits (figure 3.3.b), résultent du procédé de numérisation.

- **Les marqueurs radio-opaques** : on différencie, les bandes de haute intensité qui se situent le long du bord de la mammographie (figure 3.3.d), des marqueurs opaques qui sont des labels où le texte est en haute intensité (pas d'étiquettes) (figure 3.3.c).

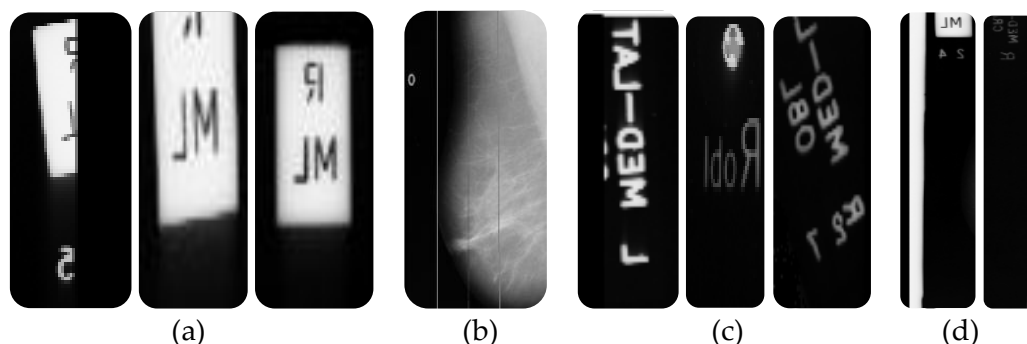


FIGURE 3.3 – Modèles de bruit dans les images mammographiques : (a) Etiquettes du film mammographique, (b) Raies de numérisation, (c) Les marqueurs radio-opaques, (d) des bandes de haute intensité.

Certaines de ces imperfections sont plus faciles à éliminer que d'autres. Le plus grand problème survient lorsque l'artefact est présent sur le tissu mammaire (figure 3.3.a) et (figure 3.3. b), citons par exemple, la présence d'un ruban adhésif ou des raies de numérisation qui réduit de manière significative l'intensité du tissu mammaire et qui demandent lors de leurs suppression beaucoup d'attention. Pour chacun de ces artefacts, il est nécessaire d'utiliser une procédure autonome pour les supprimer sans perdre des parties du tissu mammaire.

La détection et la suppression des raies de numérisation est compliquée par le fait qu'elles couvrent souvent la région du sein (figure 3.4). Nous proposons dans ce travail l'application des filtres alternés séquentiels. Ce type de filtrage offre une bonne réduction du bruit grâce à une élimination progressive des pics et des creux de faible surface sans dégrader les contrastes les plus importants.

**Définition 2** *Filtre Alterné séquentiel Noir* de taille  $n$  est défini comme une itération de succession d'ouvertures et de fermetures de tailles croissantes. Un tel filtre s'exprime comme :

$$\Phi_N(x_i) = \phi_n \gamma_n \phi_{n-1} \gamma_{n-1} \dots \phi_1 \gamma_1 \quad (3.1)$$

Où  $\gamma_n$  famille d'ouvertures et  $\phi_n$  famille de fermetures associées à des éléments structurants de même forme et de taille croissante.

Ce type de filtrage est bien adapté, puisqu'on connaît la forme et le contraste des structures à supprimer (les lignes sombres et claires). Cet opérateur, produit une image nettoyée (Im2) de ce type d'artefacts, ainsi le bruit qui pourrait entraver les étapes de traitement ultérieur (figure 3.4).

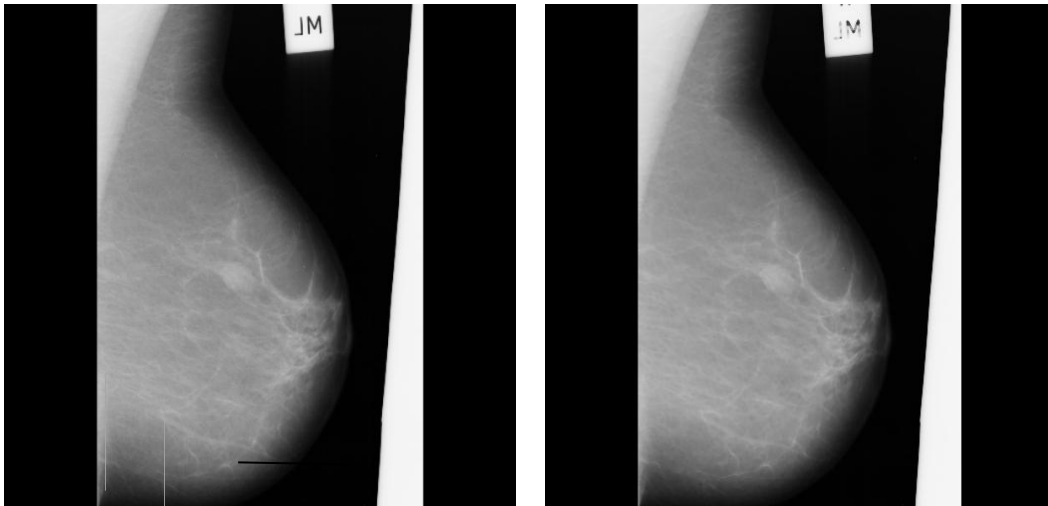


FIGURE 3.4 – Résultat de suppression des raies de numérisation

### 3.3.2 Obtention du masque de la glande mammaire

Après un nettoyage primaire de l'image mammographique, vient l'étape d'extraction de la glande mammaire parmi les autres structures (les artéfacts radio-opaques, et les étiquettes). La démarche que nous adoptons est constituée de trois autres étapes :

#### Seuillage de l'image filtrée

Nous proposons une approche approximative pour segmenter le sein : seulement les pixels visuellement perceptibles sont segmentés ; en ignorant les pixels de la frontière de la peau. L'histogramme de l'image filtrée (Im2) est construit de trois classes (figure 3.5) :

- Classe1 : (Sur la gauche) elle regroupe tous les pixels ayant des valeurs de faible d'intensité, le grand pic correspondant aux Pixels du fond.

- Classe2 : (au milieu) elle regroupe tous des pixels ayant des valeurs grises correspondant à la glande mammaire.
- Classe3 : (sur la droite) elle regroupe tous les pixels de haute intensité, le grand pic correspondant au muscle pectoral, aux annotations et peut être à des lésions mammaires.

Une telle répartition, rend la détermination du seuil par la méthode d'Otsu citée précédemment (Chap. 2) plus aisée et plus correcte. Néanmoins, nous constatons que dans certains cas, une perte minime des tissus de sein ou plutôt tissu de la peau. Mais ces pixels non significatifs, de niveaux de gris foncés ne sont pas pris en considération pour la segmentation ou l'évaluation de masses ou de calcifications ou autre lésion mammaire.

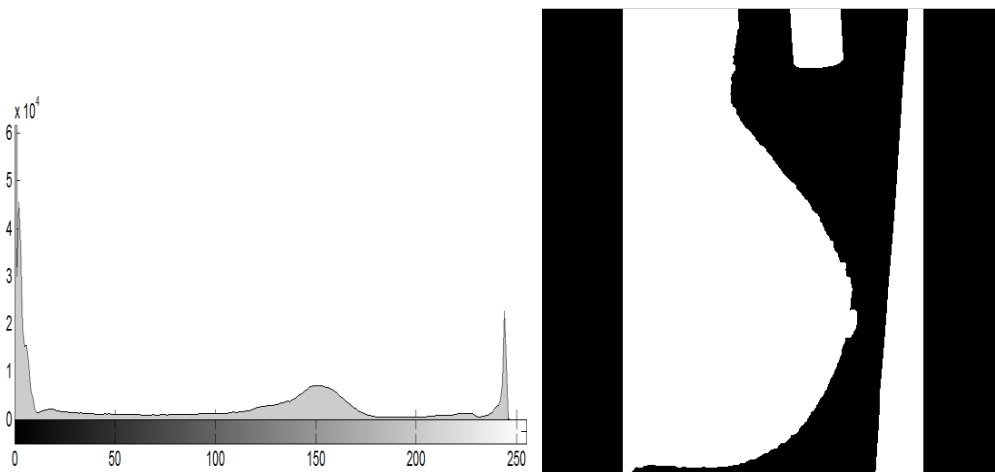


FIGURE 3.5 – L’histogramme typique d’une image mammographique et le résultat de seuillage de l’image filtrée

### Analyse des composantes connexes (ECC)

A l’issue du seuillage nous disposons plusieurs composantes connexes qui correspondent à la structure recherchée et aux artefacts dont il faut les éliminer (Im3). Selon le cas, pour garder que la grande composante connexe présentant la région du sein, nous allons appliquer une ouverture d’aire binaire.

**Définition 3** *Ouverture surfacique binaire de taille  $\lambda$  est donnée par :*

$$\gamma_{\lambda}(x) = \{x \in X, Surf(\gamma_x(X)) \geq \lambda\}, \quad X \in P(E) \quad (3.2)$$

L’ouverture surfacique ou aréolaire binaire est un opérateur connexe introduit par Vincent (Angulo, 2003). Elle consiste à extraire ou de conserver de l’image les composantes connexes dont l’aire est supérieure à un certain seuil  $\lambda$ . Dans notre cas, ce seuil est déterminé d’une façon automatique, on faisant appel

à un algorithme d'analyse en composantes connexes (ECC) proposé par (Haralick et al., 1995).

L'idée repose sur un balayage purement séquentiel avec correspondance entre points. Cet algorithme nécessite un double parcours et une table de correspondance  $T$  créée et initialisée par  $T(i) = i$ . Cette table est actualisée de manière à ce qu'à tout indice corresponde l'étiquette définitive de l'objet (figure 3.6.a).

La figure 3.6.b illustre l'effet d'ouverture d'aire sur ces composantes, et permet d'obtenir le masque (Im4) qui présente réellement la glande mammaire. Afin de récupérer la région probablement ratée par le processus de seuillage, nous réalisons une fine dilation morphologique du masque binaire par un élément structurant de forme disc de taille 3.

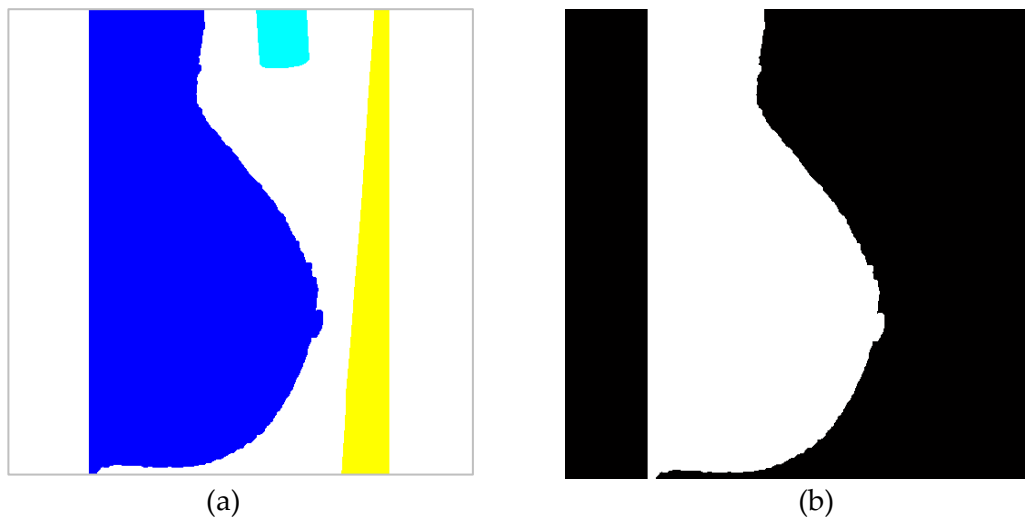


FIGURE 3.6– (a) Image étiquetée (b) Masque final du sein après application d'une ouverture d'aire

### 3.3.3 Récupération de la région du sein et le fond nettoyé

Afin de récupérer la région d'intérêt (Im5), une simple multiplication arithmétique est calculée entre les valeurs des pixels de masque précédent (Im4) et le résultat de l'étape de filtrage (Im2), (figure 3.7).

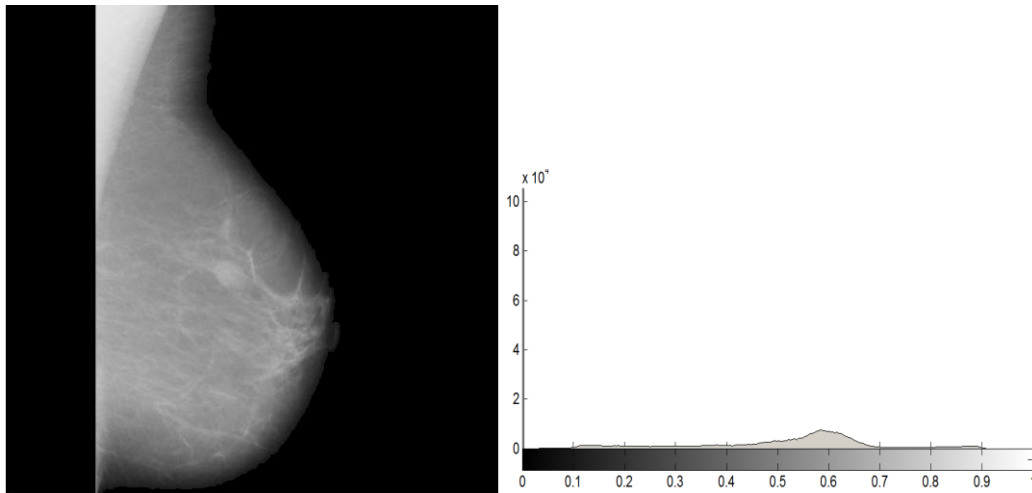


FIGURE 3.7 – Résultat de segmentation de la glande mammaire et l'histogramme correspondant

### 3.4 Alignement de l'image mammographique

#### 3.4.1 Orientation de l'image nettoyée

Choisir une orientation unique pour les images mammographiques est nécessaire pour unifier le processus d'extraction de la région du sein et simplifier la localisation et la détection du muscle pectoral. A noter que les images de la base Mini-Mias<sup>2</sup> sur la quelle nos algorithmes sont appliqués, sont des images MLO dont le tissu mammaire n'est pas positionné de la même manière pour toutes les images : image MLO pour sein gauche et image MLO pour sein droit. Les images CC ne sont pas prises en considération dans la base.

Donc une transformation horizontale de l'image mammographique est utile afin d'avoir un tissu mammaire à la même position. L'image doit être orientée de telle sorte que le muscle pectoral soit situé dans la partie droite de l'image mammographique (MLO). Nous adoptons les notations suivantes (figure 3.8):

$n_x$ : largeur de l'image (Im5)

$n_y$ : longueur de l'image (Im5)

R1 : région supérieure droite de l'image =  $\frac{1}{4}$  de l'image (Im5)

R2 : région supérieure gauche de l'image =  $\frac{1}{4}$  de l'image (Im5)

R3 : région inférieure droite de l'image =  $\frac{1}{4}$  de l'image (Im5)

R4 : région inférieure gauche de l'image =  $\frac{1}{4}$  de l'image (Im5)

<sup>2</sup> <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html>

Selon l'équation suivante :

$$R1 = [ (x,y) : 0 < x < n_x/2 \text{ et } : 0 < y < n_y /2 ] \quad (3.3)$$

L'orientation est déterminée en utilisant un simple « if...else » logique, qui calcule tout d'abord la somme de NG de chacune des régions supérieure, (R1) et (R2), puis faire une basculation horizontale si nécessaire, l'image résultante (Im6) suit le test de validation suivant :

**Si**  $\text{sum}(R1) < \text{sum}(R2)$  **alors**  
 Orientation = gauche → Basculer l'image selon l'axe X ;  
 → Translater

**Sinon**  
 Orientation= droit → Translater;

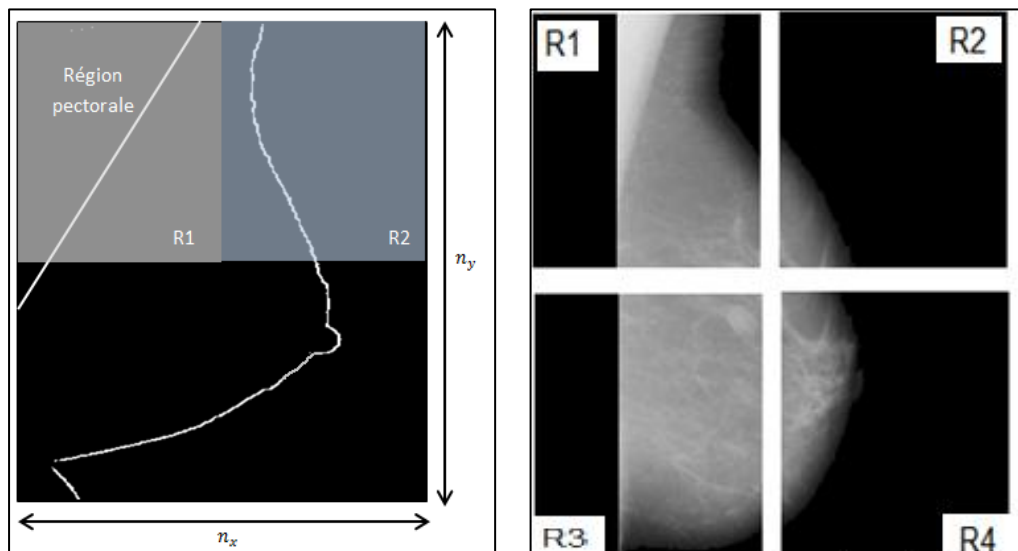


FIGURE 3.8 – Représentation d'une image mammographique (MLO) : Notation utilisée et régions obtenues

### 3.4.2 Translation de l'image orientée

En plus des positions non similaires des images de la base mini-MIAS, une large bordure noire apparaisse sur le côté du muscle pectoral. Une translation de la région mammaire par un nombre de pixels est effectuée de façon que le tissu mammaire visible commence à la première colonne droite de l'image. La détermination de la distance de translation se fait automatiquement on faisant appel à la transformé de Hough standard, qui nous donne des informations sur

la position de la plus longue ligne verticale, détectée préalablement par un filtre de Sobel.

La transformé de Hough a connu un intérêt grandissant grâce à ces capacités de recherche des paramètres de divers formes : des droites, les cercles, puis des objets plus complexes comme des coniques et enfin des objets quelconques comme un visage, une voiture,... Puisque l'objet que l'on souhaite mettre en évidence est une ligne verticale, nous nous restreindrons l'étude de la transformé de Hough dans son but premier qui est la reconnaissance de droites. En effet, dans cet espace paramétrique, la détection est locale et donc plus simple. Pour décrire les droites verticales, une paramétrisation basée sur une représentation polaire est envisagé (Diou et al., 1996).

Une droite située à une distance  $\rho$  de l'origine et incliné d'un angle  $\theta$  sera représentée par le point  $(\rho, \theta)$  dans l'espace Hough, selon l'équation suivante :

$$\rho = x \cos \theta - y \sin \theta \quad (3.4)$$

L'image est limitée au domaine  $((0, X_{\max}), (0, Y_{\max}))$  et sa transformée est limitée au domaine  $((0, \rho_{\max}), (0, \pi))$  (Diou et al., 1996).

Chaque point de l'image  $(x, y)$  est converti en une sinusoïde dans le plan  $(\rho, \theta)$ . Donc l'ensemble des points de l'image constituent une accumulation des sinusoïdes dont chaque maxima correspond à une droite principale dans l'image.

Ainsi, la transformation de Hough permet non seulement de détecter la présence d'une ou plusieurs droites dans une image mais aussi de les localiser.

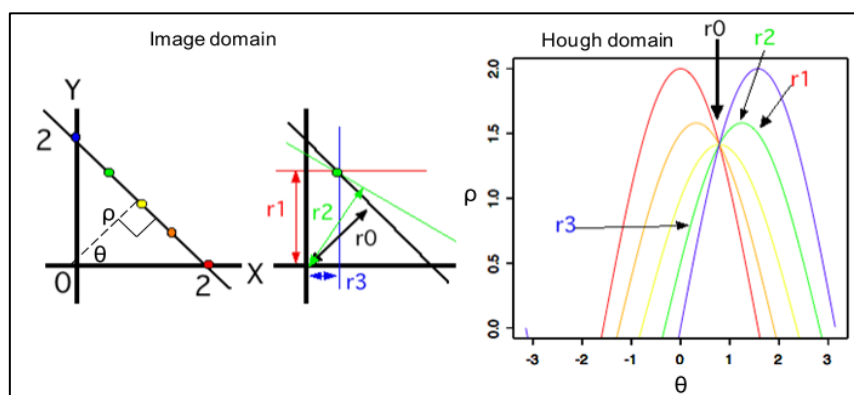


FIGURE 3.9 – Correspondances géométriques entre l'espace image et l'espace paramétrique de Hough



Dans notre cas, et pour déterminer la distance de translation  $\rho$ , nous avons exploité un filtre de Sobel pour déterminer les lignes présentes dans l'image (Im5). La valeur de  $g(\text{Im5})$  est définie par l'équation suivante :

$$g(\text{Im5}) = \sqrt{(g_c^2 + g_l^2)} \quad (3.5)$$

Où  $g_c$  et  $g_l$  représentent le produit de convolution de l'image (Im5) par les kernels respectifs suivants (filtre gradient selon l'axe des colonnes, à gauche, et des lignes, à droite):

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$$

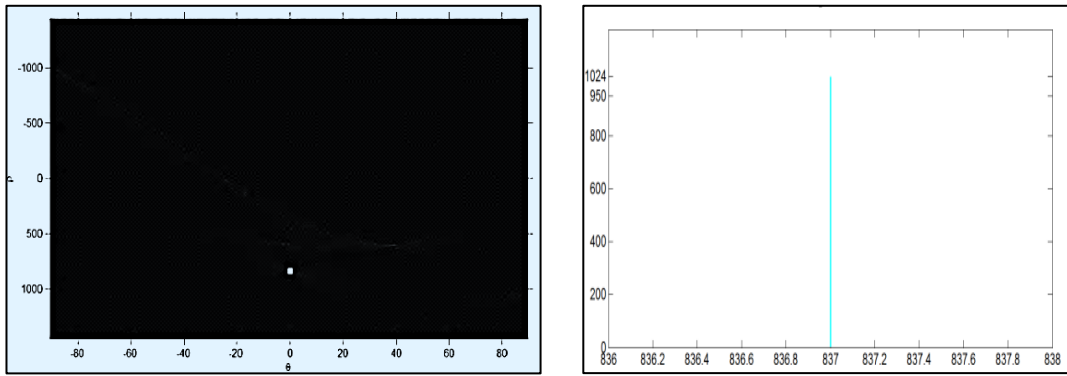
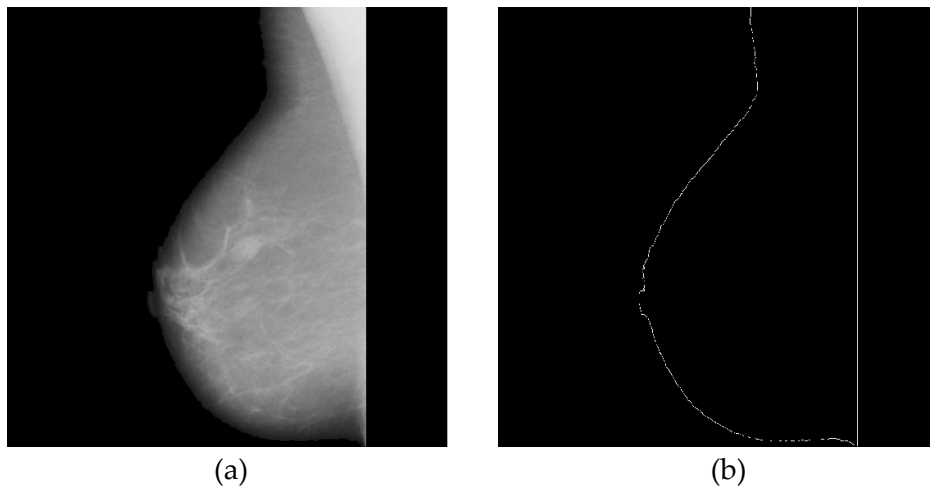


FIGURE 3.10 – Représentation de l'image (Im5) à l'espace paramétrique de Hough, longueur et position de la plus longue ligne droite

En convertissant les pixels de  $g(\text{Im5})$  à Hough space nous pouvons obtenir des informations sur l'orientation de la ligne verticale et de la distance  $\rho$  ainsi que la longueur de la ligne. La figure 3.11 montre le résultat d'alignement de l'image mammographique, notée (Im6).



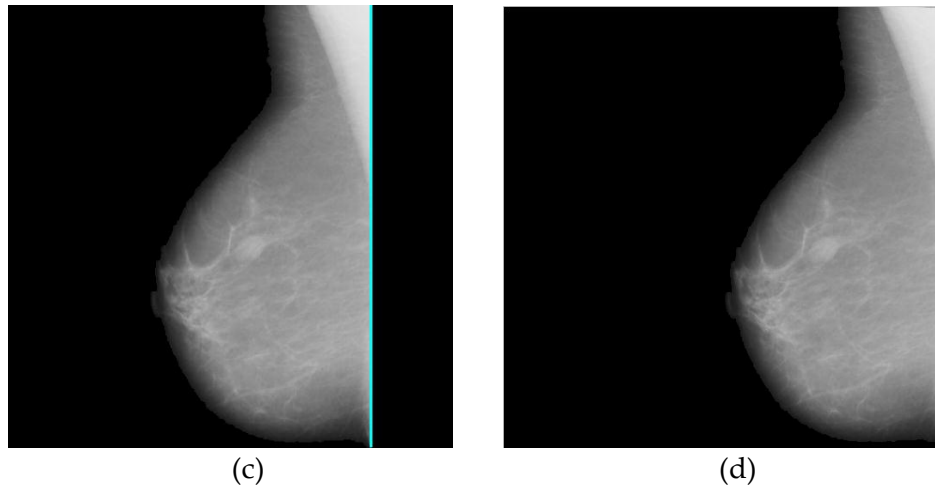


FIGURE 3.11 – Résultat de l'alignement de l'image mammographique, (a) image après orientation, (b) détection de contour par le filtre de Sobel, (c) détection de la plus longue ligne droite (d) Résultat de l'image après alignement

### 3.5 Détection du muscle pectoral

Pour la détection du muscle pectoral, nous proposons d'intégrer deux méthodes dans un schéma de segmentation coopératif pour aboutir à un résultat optimal. En effet, le processus de coopération régions/contours tel que nous le percevons propose d'exploiter l'avantage de deux méthodes de segmentation à savoir la segmentation par l'approche de C-moyenne floue (FCM) et l'approche des ensembles de niveaux (Level set). A l'instar des méthodes coopératives précédemment mentionnées (Chap. 2), nous proposons une forme de coopération la plus courante est la coopération séquentielle. La figure 3.12 illustre le synopsis complet de l'approche de coopération séquentielle régions/ contours proposé dans le cadre de détection du muscle pectoral à partir des images mammographiques traitées précédemment.

- La première étape consiste à effectuer une classification de type flou non supervisée afin de créer une partition plus appropriée de l'image mammographique ( $Im_6$ ) en un certain nombre de régions candidates, selon un critère déterminé. La mise en œuvre de cette approche floue sert à lancer le processus de Level Set.
- La deuxième phase concerne l'algorithme d'ensemble des niveaux qui intégrera les résultats de classification floue, afin d'extraire les contours de régions préalablement sélectionnés.

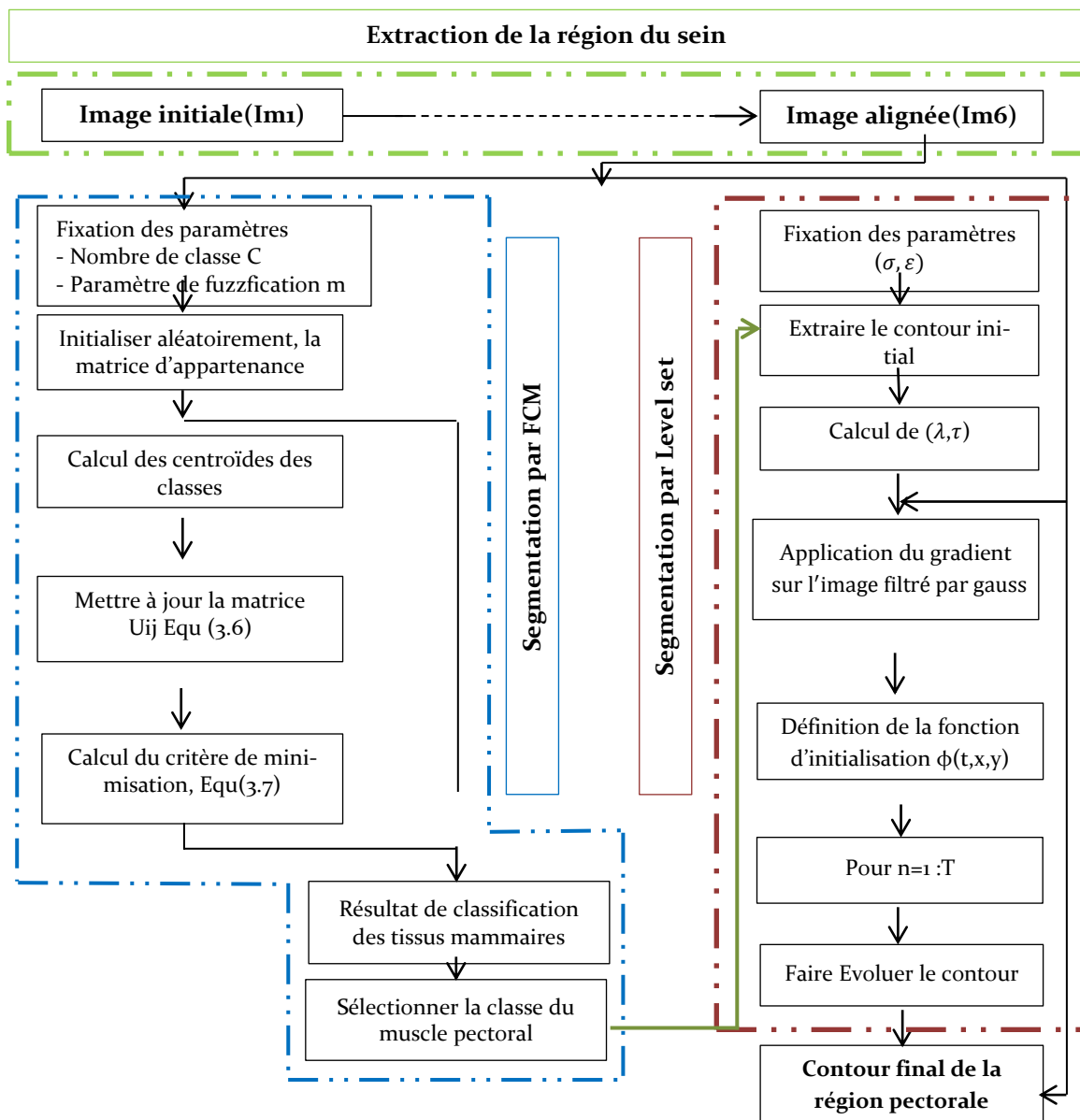


FIGURE 3.12 – Synopsis de l’approche coopérative séquentielle proposée

### 3.5.1 Etape préliminaire de classification floue FCM des tissus mammaires

Le clustering, ou la classification, en traitement d’image s’attache à organiser les différentes régions homogènes d’une image en groupes (clusters) selon des propriétés communes (intensité, couleur, texture, etc).

Selon Bezdek (Bezdek, 1993) ce regroupement se décline en deux variantes la classification dite supervisée qui s’opère à partir de la connaissance de

chacune des classes définies par une approche probabiliste (D'Hondt and El Khayati, 2004) et la classification dite non supervisée qui vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels, sans aucune connaissance préalable des classes et sans aucune base d'apprentissage ( Gadeyne and Nassar, 2009).

Dans le cadre de ce travail, nous nous limiterons à l'étude d'une méthode de segmentation non-supervisée : **C-moyennes floue FCM**. Nous présenterons tout d'abord une brève description du fonctionnement de cet algorithme.

### Algorithme des C-moyennes floue (FCM)

C-moyenne floue (FCM) est un algorithme typique de classification floue introduit par Bezdek en 1981 (Bezdek, 1981). Cet algorithme de groupement, a été largement employé en traitement d'images médicales en raison de sa capacité à représenter des connaissances imprécises (Hadjidj et al., 2012).

La classification FCM assigne à chaque pixel  $x_j$ ; une valeur qui représente son degré d'appartenance à chaque classe  $C_i$ . Ce degré varie entre 0 et 1, et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes.

L'algorithme nécessite la connaissance du nombre de classes au préalable (choisi par l'opérateur).

Si  $P_{C_i}(x_j)$  est le degré d'appartenance du pixel ( $x_j$ ) à la classe  $C_i$ ,  $U_{ij}$  est appelée matrice de C-partitions floues si et seulement si elle satisfait aux conditions:

$$\begin{cases} 0 \leq P_{C_i}(x_j) \leq 1 \\ \sum_{i=1}^n P_{C_i}(x_j) = 1 \end{cases} \quad (3.6)$$

Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé (D'Hondt and El Khayati, 2004).

Pour partitionner l'image, il faut minimiser le critère de la somme des distances intra-classes généralisée au cas flou donné par la formule suivante:

$$J = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N d^2 (U_{ij})^m d^2(x_j, C_i) \quad (3.7)$$

Sous la contrainte suivante :

$$\sum_{i=1}^C U_{ij} = 1 \quad \forall j \in [0, N] \quad (3.8)$$

Où :

- $m \in ]1, +\infty]$  est un paramètre de fuzzification qui caractérise le degré de flou.
- $C$  : représente le nombre de classes, connu à priori.
- $N$  : représente le nombre de pixels à classer.
- $d^2(x_j, C_i)$  : caractérise la distance entre pixel  $x_j$  et le centre de gravité de la classe  $C_i$ .

L'algorithme de FCM a pour résultat une représentation qui donne pour chaque pixel, son degré d'appartenance à chaque classe. Nous fixons le nombre de classes à 4, le facteur de flou  $m$  à 2 et le nombre d'itérations de l'algorithme à 100, pour un bon compromis précision-temps. L'algorithme s'arrête lorsqu'il ne peut plus faire baisser la valeur du critère à minimiser donnée par l'équation (3.7). La figure 3.13 montre le résultat de la segmentation d'une image mammographique en 4 classes : le muscle pectoral, les tissus glandulaires normaux et suspects, le fond et les tissus externes de la peau.

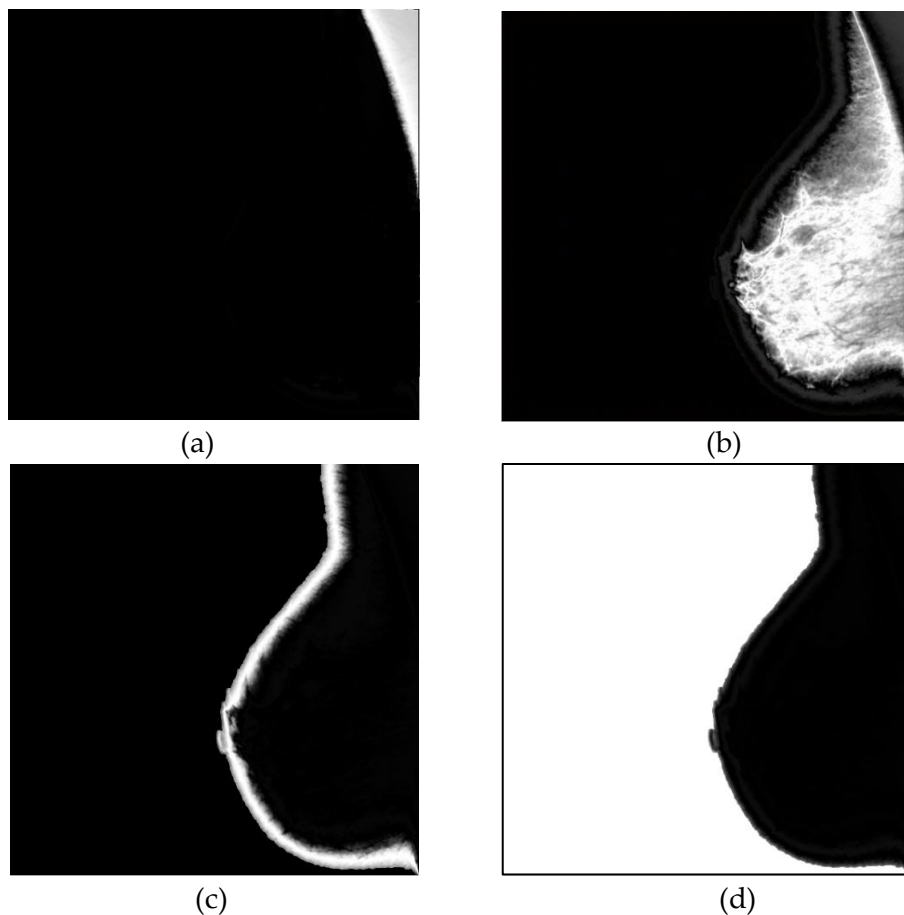


FIGURE 3.13 – Résultat de segmentation par FCM. (a) Le muscle pectoral, (b) Les tissus glandulaires normaux et suspects, (c) Les tissus de la peau, (d) Le fond

### 3.5.2 Extraction de la région pectorale par les Ensembles de niveaux

Une fois l'étape de classification est terminée, un modèle déformable, modélisé par un ensemble de niveau, évolue depuis le contour initial généré par l'étape précédente en direction de la cible de segmentation (le muscle pectoral).

Dans un premier temps nous introduirons brièvement le formalisme de la segmentation par ensembles de niveaux, puis nous finirons par l'extension de la méthode pour l'extraction de muscle pectoral.

#### Algorithme des Ensembles de niveaux (Level set)

Une approche implicite pour la mise en œuvre des contours actifs se résume dans les ensembles de niveaux qui définit le contour comme étant le niveau zéro d'une fonction de dimension supérieure. La méthode des ensembles de niveaux, plus connu sous son nom anglophone de Level Set, est introduite par (Osher and Sethian, 1988).

Ce genre d'approche repose sur la représentation d'un contour  $\Gamma(t)$  par une fonction continue  $\phi(t,x,y)$  appelée fonction Level Set  $\phi : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ , qui s'interprète de la manière suivante :

$$\forall p \in \Omega \quad \begin{cases} \phi(p) > 0 \text{ si } p \text{ est à l'intérieur du } \Gamma(t) \\ \phi(p) = 0 \text{ si } p \text{ est sur } \Gamma(t) \\ \phi(p) < 0 \text{ si } p \text{ est à l'extérieur du } \Gamma(t) \end{cases}$$

Avec  $p$  un point appartenant au domaine de l'image  $\Omega$ . Comme l'illustre la figure 3.14, ou un contour  $\Gamma$  circulaire est considéré.

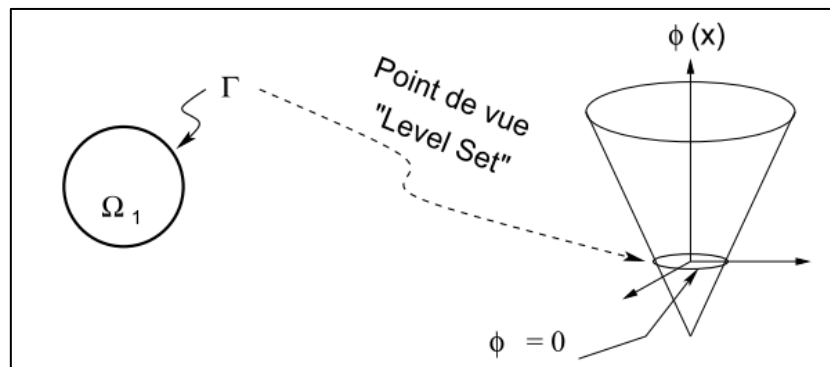


FIGURE 3.14 – Une fonction Level Set  $\phi$  définissant implicitement un contour  $\Gamma$  circulaire

L'évolution de  $\phi$  est totalement déterminée par l'équation numérique d'ensembles de niveaux :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F|\nabla \phi| = 0 \quad (3.9)$$

Où :

- $|\nabla \phi|$  représente la normale unitaire à la courbe.
- $F$  : représente les forces internes et externes avec lesquelles le contour se déforme (Cha. 2).

Cette force doit être régularisée par une fonction de détecteur de contour  $g$  pour arrêter l'évolution près de la solution optimal :

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * I(s))|^2} \quad (3.10)$$

Où :

- $g$  est une fonction d'arrêt destinée à ralentir le contour en proximité des zones de fort gradient.
- L'opérateur de gradient  $\nabla$  montre les régions du contraste le plus élevé et le plus bas dans l'image.
- $G * I$  est une version filtrée passe bas de  $I$  qui est le résultat de la convolution de  $I$  avec un noyau Gaussien.
- La fonction  $g$  vaut zéro dans les régions homogènes et devient grande dans les zones de fort gradient.

En pratique, il existe d'autres paramètres de contrôle des ensembles de niveaux qui devront être correctement fixés pour une bonne évolution de la courbe (tableau 3.1).

Malheureusement ces paramètres varient d'un cas à un autre et il n'existe que quelques règles d'ordre générales qui permet d'orienter la configuration de ces paramètres. Par exemple, il est connu qu'une grande valeur de  $\sigma$  conduit à une image plus lisse, mais on perd les détails de l'image et le flou sera marqué.

Un pas temporel  $\tau$  plus large conduit à une évolution rapide de la courbe mais une mauvaise détection du contour.

Également, on a constaté par la pratique qu'une grande valeur de  $\lambda$  conduit souvent à des contours plus lisses. Cependant, il existe un risque de fuite dans les contours.

Enfin, les orientations citées ci-dessus, bien qu'utiles, sont insuffisantes pour déterminer une configuration optimale pour une image médicale bien spécifique.

Paramètres	Significations
$\sigma$	Fonction Gaussienne de lissage
$\varepsilon$	Régulateur de la fonction de Dirac
$\lambda$	Coefficient de la longueur de contour pour régulariser la souplesse
$\tau$	Pas temporel
T	le nombre d'itération maximum

Table 3.1—Paramètres de contrôle de l'évolution de Level set

En appliquant ce formalisme sur l'image issue de la classification floue qui fait apparaître le muscle pectoral comme une opacité triangulaire sur la partie supérieure droite de la mammographie (figure 3.13.a). Le procédé automatique est constitué des étapes suivantes :

- Parmi les 4 classes segmentées précédemment, la région pectorale est sélectionnée automatiquement (figure 3.13.a), on faisant un test sur le NG du premier pixel de la première colonne droite de l'image du coin supérieur droite, de chaque classe, le test finira par sélectionner la valeur la plus brillante qui déterminera la classe qui contient la région pectorale.
- A partir de l'image qui présente le masque binaire du muscle pectoral, on trace le contour initial qui automatise de level Set et qui se déforme progressivement à chaque itération, pour épouser le contour de la forme recherchée.
- Evolution du modèle déformable jusqu'à atteindre le nombre d'itérations préalablement fixé.
- Afficher le résultat de segmentation (figure 3.15.a).

La figure 3.15.b montre le résultat de détection du profil extérieur du sein avec localisation du mamelon et le contour du muscle pectoral qui constituent les repères anatomiques les plus robustes pour un recalage temporelle performant du sein d'une même patiente pour suivre l'évolution d'une pathologie ou pour découvrir les asymétries bilatéraux.

Finalement après avoir isoler la région de la glande mammaire de l'arrière-plan bruité et éliminer le muscle pectoral de l'image mammographique traitée



(Im6),(figure 3.15.c) nous avons limité la région à analyser aux zones représentant les tissus fibroglandulaires afin d'aboutir à une détection robuste des lésions mammaires à savoir les MCS et les masses mammaires tout en réduisant le taux de détection des faux positifs.

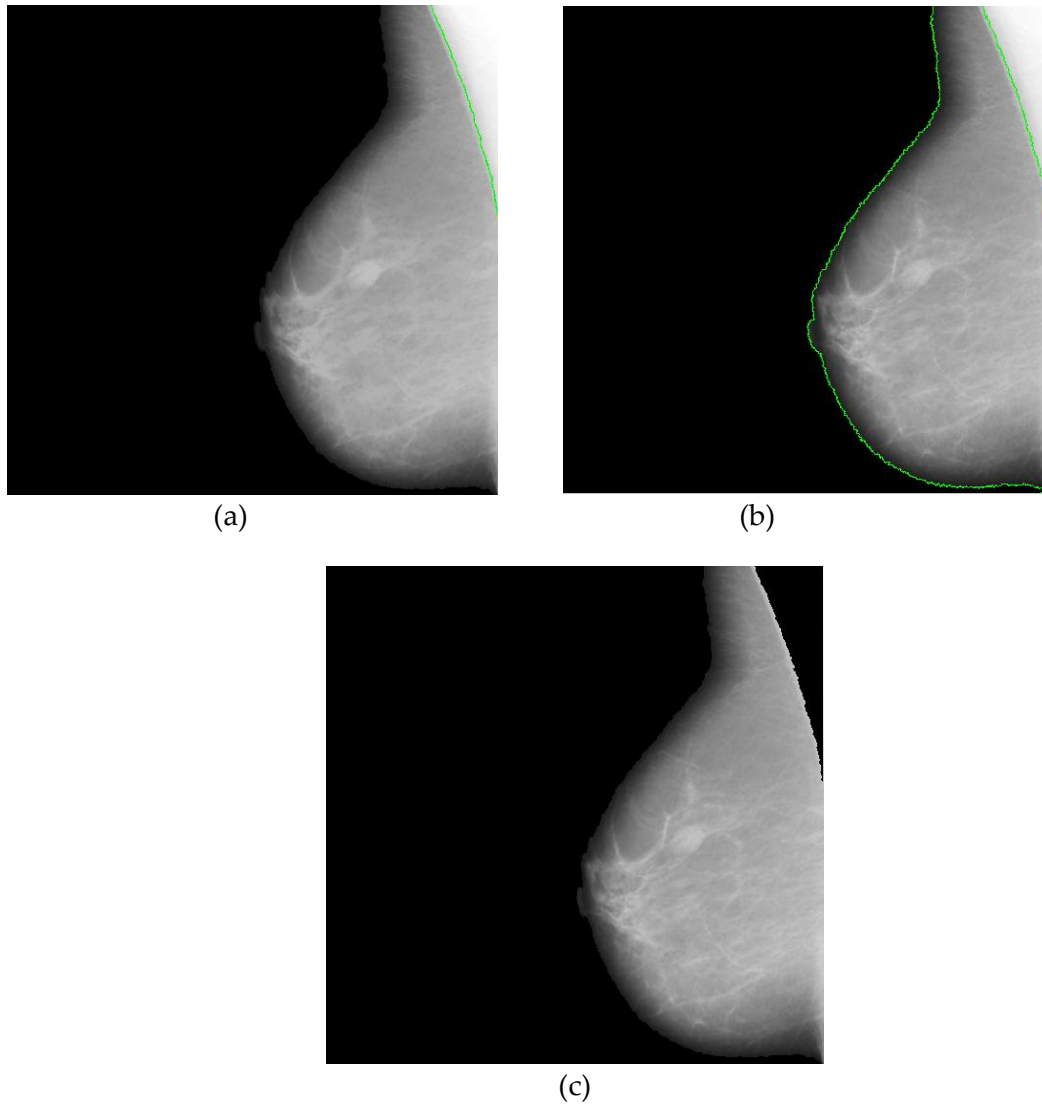


FIGURE 3.15 – Résultat de l'approche proposée pour le prétraitement des images mammographiques : (a) Détection du muscle pectoral par l'approche coopérative , (b) Superposition de contour extérieur du sein et du muscle pectoral, (c) Suppression du muscle pectoral

## 3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évoqué un ensemble de méthodes pour préparer les images mammographiques à un système d'aide au diagnostic en mammographie tout en améliorant la détection des tumeurs mammaires à savoir les masses et les MCS, et cela avec un taux réduit de faux positifs.

L'extraction de la zone d'intérêt « la glande mammaire » et l'élimination du muscle pectoral a permis d'éliminer l'ensemble des structures qui ne constituant pas une région d'intérêt par la suite de notre travail. Cette opération fondée sur un large ensemble d'outils de traitement d'images cités dans la littérature, à savoir les approches de seuillage, de morphologie mathématique et l'approche coopérative de segmentation.

Cette phase « préparatoire » de l'image mammographique contribue en particulier à l'amélioration des résultats ultérieurs de segmentation des lésions mammaires et une réduction non négligeable de la complexité calculatoire.

Visuellement très corrects, les premiers résultats expérimentaux mettent en évidence le potentiel des approches proposées, qui permet d'aboutir à des segmentations de meilleure qualité et d'aborder la deuxième partie de ce travail : la segmentation des MCS et des masses mammaires pour un système d'aide à la détection du cancer du sein.

# Chapitre 4

## Détection des Lésions Mammaires sur les Images Mammographiques

### 4.1 Introduction

Chaque année, des millions de mammographies sont produites dans le monde pour un dépistage précoce d'un cancer du sein ou pour établir un diagnostic afin de contrôler une action thérapeutique qui peuvent de manière significative augmenter la possibilité de la survie des patients. Ces images mammographiques fournissent des informations radiologiques sur la glande mammaire qui sont, malheureusement, extrêmement difficiles à exploiter de manière quantitative et objective.

La création des logiciels dédiés à l'analyse des images médicales doit permettre d'optimiser leur exploitation, pour le plus grand bénéfice du patient et du médecin. Cependant, les travaux de détection des masses et des MCS cités dans la littérature comportent cependant des limites liés soit à la spécificité des lésions détectées (la forme, la taille, le nombre,...) soit au procédé employé pour la détection.

Tenant compte de quelques-unes de ces insuffisances, nous allons utiliser la morphologie mathématique pour résoudre notre problème qui est la détection de deux lésions du sein à savoir les masses et les MCS mammaires.

Dans un premier temps, nous allons tester la faisabilité de l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux après des opérations de filtrage et de rehaussement.

Par la suite nous étudions les solutions possibles de surmonter la sursegmentation, Il s'agit de la ligne de partage des eaux mosaïque et la ligne de partage des eaux contrôlées par marqueurs. Nous nous sommes limités juste à leurs détections sans les classer en types malins ou bénins.

## **4.2 Nécessité de la détection automatique des masses et des microcalcifications mammaires**

Le cancer du sein continue à garder l'intérêt des scientifiques dû aux taux élevés d'incidence et de l'évolution rapide, particulièrement aux étapes finales de la maladie. Des chercheurs de partout dans le monde focalisent leurs efforts dans cette direction. En Algérie, et dans le monde la situation est tout à fait dramatique. Cependant, plus la maladie est détectée à un stade précoce, plus les chances de guérison sont grandes.

Sur une image mammographique, le radiologue recherche tous signes radiologiques traduisant des lésions de la glande mammaire. Les masses et les foyers de MCS sont parmi les signes les plus évocatrices d'un cancer du sein (Il a été empiriquement montré que les MCS et les masses sont associées à une probabilité élevée du cancer). Leur détection précoce, augmente les chances de guérison.

Lors d'un examen mammographique, le radiologue ne fait que résoudre un problème de vision :

- Il est obligé d'examiner très finement l'image avec une loupe pour faire un meilleur diagnostic, plus complet lors de la suspicion d'une anomalie anatomique sur l'image. Donc une recherche fastidieuse, qui demande une variabilité d'interprétation d'un médecin à un autre, donc un facteur de fatigue et de subjectivité qui entre en jeu.
- Effectuer plusieurs clichés du même sein sous différentes incidences : chaque incidence privilégie une zone particulière de la glande mammaire, plusieurs clichés réalisés sous différentes incidences est indispen-

sable pour localiser une lésion avec précision (Vachier, 1996). Donc un facteur de temps qui entre en jeu.

- S'aider de son expérience, autrement la connaissance qu'il dispose ou qu'il a reçue. Donc la notion d'apprentissage qui entre en jeu.
- Dans certains cas et ce qui est souvent, les MCS sont de faible contraste. La différence d'intensité entre les zones cancéreuses et leurs tissus environnants est faible particulièrement dans des seins plus denses, ce qui rend les MCS presque invisible. Donc leur détection manuelle est absolument difficile.
- La détection précoce des signes subtiles d'un cancer du sein exige des images de haute qualité et l'interprétation professionnelle de mammographie, ce qui n'est pas toujours le cas.
- La méthode la plus précise de détection dans l'environnement médical pratique est la biopsie, c'est un procédé agressif et envahissant qui entraîne quelques risques, un malaise du patient et coût élevé.

De ce constat et des derniers développements des méthodes d'analyse d'image, que l'idée de développer un système de détection des MCS et des masses mammaires est née afin :

1. D'offrir une aide complémentaire pour le radiologue « sans pour autant le remplacer ».
2. Réduire l'erreur commise par le radiologue.
3. Constitue un second lecteur potentiel après le médecin radiologue.
4. Extraire des paramètres quantitatifs objectifs pour préciser la nature des lésions, donc réduire le nombre des biopsies inutiles.

Cependant, il est à noter que la détection des masses et de MCS du sein sur les mammographies n'est pas une opération mathématique qui permet d'aboutir à un résultat absolument certain (Vachier, 1995). La preuve en est que, dans les cas litigieux, le radiologue a généralement recours à d'autres techniques plus précises (l'histologie notamment) pour valider son diagnostic (Vachier, 1995). Possible, qu'un système attribue de fausses alertes au médecin mais, cependant il ne doit pas omettre d'indiquer la présence d'une lésion. Pour qu'un tel système soit fiable, ce nombre de fausses alertes doit être moins élevé.

## 4.3 Détection des masses mammaires dans les images mammographiques

### 4.3.1 Propriétés des masses dans les images mammographiques

Rappelons qu'une opacité ou une masse est une anomalie focale de densité, traduisant une lésion des tissus conjonctifs ou épithéliaux. Sur une image mammographique, elle apparaît comme une région de surdensité légèrement plus lumineuse qu'un tissu normal. Au niveau d'une zone grasseuse elle apparaît sous le meilleur contraste, donc aisément visible (figure 4.1 a, b, c, d), tandis qu'au niveau d'une zone dense de tissu conjonctif, elle sera plus difficilement perceptible (figure 4.1 f, g, e). Leur nature (bénigne ou maligne) est définie par une combinaison de différentes caractéristiques : taille, densité, contour, forme...

Une masse circonscrite, habituellement ronde, lobulaire ou ovale avec des bords nets est souvent bénigne. Tandis qu'une masse de forme irrégulière ayant des frontières mal définies /floues ou spiculées (lignes radiaires prenant naissance sur le contour de la masse) est suspecte et représente un risque élevé de malignité. Les exemples de la figure 4.1 illustrent les différents cas possible d'une masse mammaire.

Un œil non expert différencie très difficilement les surdensités anormales présentes sur les clichés, d'ailleurs c'est l'expérience qui permet au radiologue de distinguer une masse d'une surdensité normale. Leur détection qu'elle soit faite d'une manière manuelle ou automatique est d'autant plus difficile que la matrice conjonctivo-fibreuse est très développée (cas des seins denses ou fibroglandulaire-gras (mixtes)).

### 4.3.2 Processus proposé pour la détection des masses du sein

Dans les systèmes d'aide au diagnostic (CAD) en mammographie, la détection de masse est une tâche importante et délicate pour le diagnostic précoce du cancer du sein. Cette difficulté se résume, pour une large part, dans la complexité des images mammographiques (densité mammaire) et la diversité des masses à segmenter (contours et formes). Les exemples de la figure 4.1 illustrent ce point important.

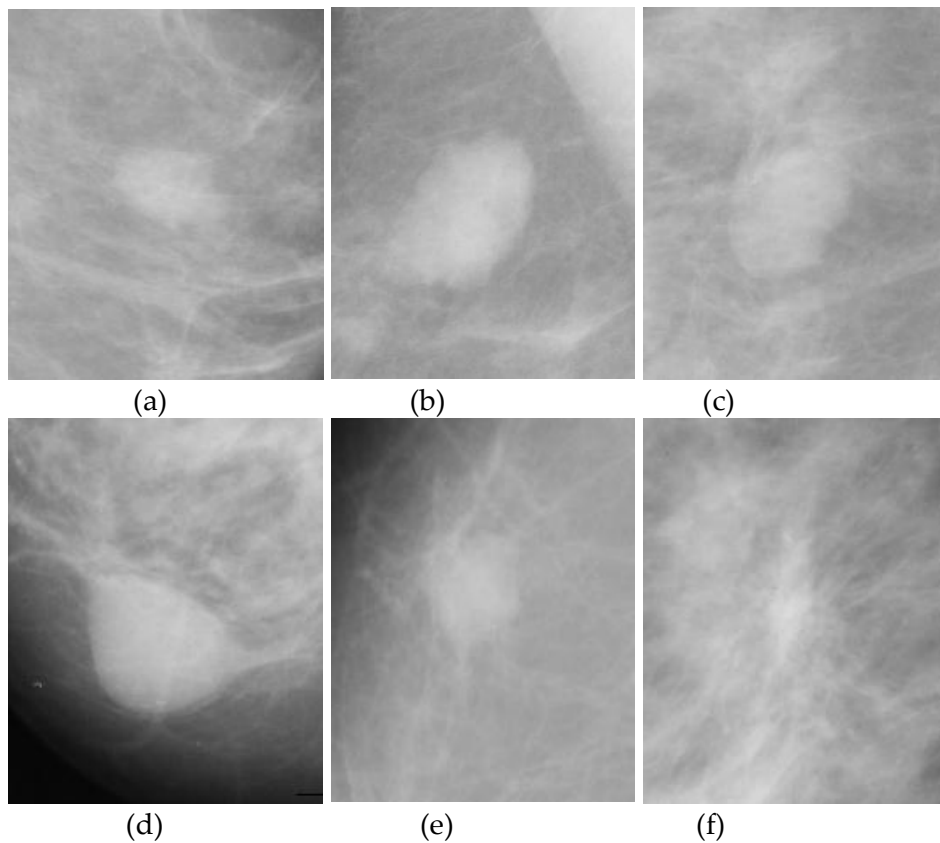
Tenant compte de ces difficultés, nous avons développé un système de détection des masses mammaires basée totalement sur la Morphologie Mathématique.

### 4.3.2.1 Rehaussement des images mammographiques

Le rehaussement d'images fait partie des traitements "bas-niveau" permettant de préparer une image à l'étape de segmentation. Il consiste généralement soit à rehausser le contraste objet/fond, soit à réduire le bruit du fond de manière à mieux faire ressortir l'objet contenu dans l'image (Mouloud, 2008).

#### Filtrage des images mammographiques

Les radiations émises par l'appareillage, lors de l'acquisition des mammographies affectent généralement la qualité du cliché radiographique. D'autres sources de bruits contribuent aussi à la dégradation du film comme les systèmes de développement, les grilles anti-diffusantes (Mouloud, 2008) et le processus de numérisation des films radiographiques. De ce fait, tous les travaux cités dans la littérature (Chap. 2) notent qu'une étape de filtrage est primordiale dans toute méthode de segmentation, particulièrement la LPE qui nécessite l'utilisation d'une image gradient.



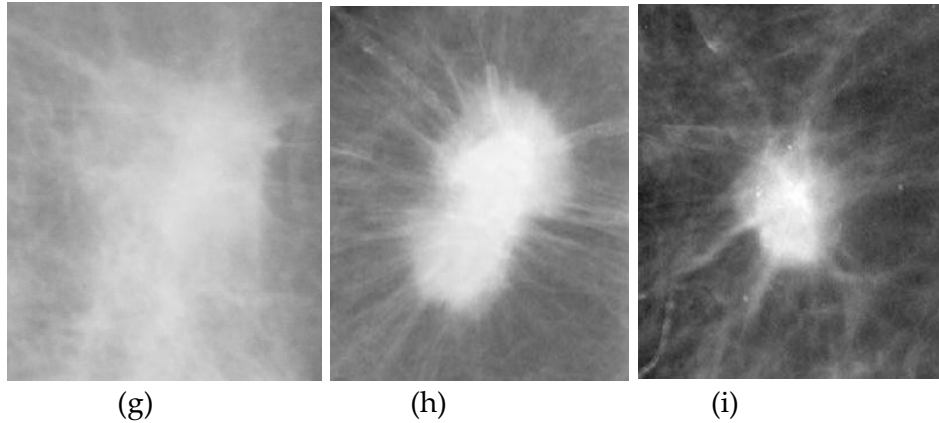


FIGURE 4.1 – Exemples de différents types masses tirées de la base mini-Mias : (a) (mdb010), masses de marge bien définie (Bénigne), (b)(mdb015) masses de forme lobulaire ,marge bien définie (Bénigne), (c ) (mdb019) masses de contour net(Bénigne), (d ) (mdb021) masses circulaire de contour net(Bénigne), (e) (mdb023) masse de contour anguleux(Maligne), (f)(mdb145) masse spicule(Bénigne), (g) (mdb178) masse spicule(Maligne), (h) et (i) masse spicule de marge mal définie avec une probabilité plus élevée de malignité.

Afin de diminuer l'effet du bruit et des textures des tissus de la glande mammaire, il nous paraît cohérent de filtrer préalablement l'image source que de compenser après coup le gradient. Cependant le filtrage de l'image originale doit être choisi avec soin : il faut privilégier la conservation des contours de la masse par rapport à la réduction du bruit (Naegel, 2004).

Rappelons, que dans tous ce qui suit l'image de départ sera l'image déjà prétraitée ( $Im_6$ ) par l'algorithme proposé dans le chapitre précédent (Chap. 3).

**Filtres de diffusion linéaire.** Un filtre est dit linéaire, si la nouvelle valeur du pixel de l'image résultante est une combinaison linéaire des valeurs des pixels situés dans une fenêtre de l'image initiale.

**Définition 1** *Filtre linéaire* Soit  $A [i, j]$  une image numérique et  $B[i, j]$  l'image filtrée, tel que :

$$B [i, j] = A [i, j] * h (m, n) = \sum_m \sum_n h[m, n]. A[i - m, j - n] \quad (4.1)$$

Où  $m, n$  : représentent les dimensions de l'image  $A$ .

$h$  : noyau ou masque de convolution de taille  $m \times n$ .

Bien évidemment, les résultats obtenus après cette opération de convolution spatiale est grandement dépendant des valeurs des  $h (m, n)$  (masque de convolution). Bien que ce type de filtrage soit intéressant pour réduire le bruit dans une image, il rend floue l'image, atténue les contours du fait qu'il effectue un



lissage uniforme sur toute l'image, y compris les contours, donc, on perd la localisation précise de la lésion, ce qui n'est pas souhaitable, puisque les masses mammaires présentent une faible intensité sur des régions proches du contour, ce qui rend les bords ambigus (figure 4.4.b).

Pour éviter cette altération des contours, l'idée est d'adapter la diffusivité à une "mesure" de contours (par exemple le gradient spatial). Dans ce cas on rentre dans le cadre du filtrage de diffusion non-linéaire (Barra and Tilman, 2008).

**Filtre de diffusion non-linéaire par la méthode de Perona & Malik.** L'apparition des équations de diffusion non-linéaires en traitement d'images revient à un article de Malik et Perona de 1990 (Perona and Malik, 1990).

L'idée de Malik et Perona est de lisser l'image dans les zones homogènes, et de ne pas faire évoluer l'image le long des contours, voire de rehausser ces derniers, comme nous allons le voir (Barra and Tilman, 2008), autrement, un fort lissage est effectué à la faible valeur du gradient de l'image, et inversement. Le modèle ainsi proposé est le suivant (Yesli, 2004) :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t)\nabla u(x, y, t)) \quad (4.2)$$

$$u(x, y, 0) = u_0(x, y) \quad (4.3)$$

Après avoir développé l'opérateur de divergence dans (4.2), l'expression (4.4) est obtenu (Yesli, 2004) :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = c(x, y, t)\nabla u(x, y, t) + \nabla c(x, y, t) \cdot \nabla u(x, y, t) \quad (4.4)$$

$$c(x, y, t) = g(|\nabla u(x, y, t)|) \quad (4.5)$$

La fonction g a été proposée par Perona et Malik sous les deux formes suivantes:

$$1. g_1(|\nabla u|) = e^{-\left(\frac{|\nabla u|}{k}\right)^2} \quad (4.6)$$

$$2. g_2(|\nabla u|) = \frac{1}{1+\left(\frac{|\nabla u|}{k}\right)^2} \quad (4.7)$$

La figure 4.2 illustre l'effet d'un seuil de diffusion  $K=15$  sur l'allure de la fonction de diffusions  $g_1$  afin de définir la limite entre les transitions de forts gradients (à maintenir) et le bruit (faibles gradients). Les lecteurs désireux plus de détails pourront se reporter aux ouvrages de référence en ce domaine (Perona and Malik, 1990 ; Yesli, 2004).

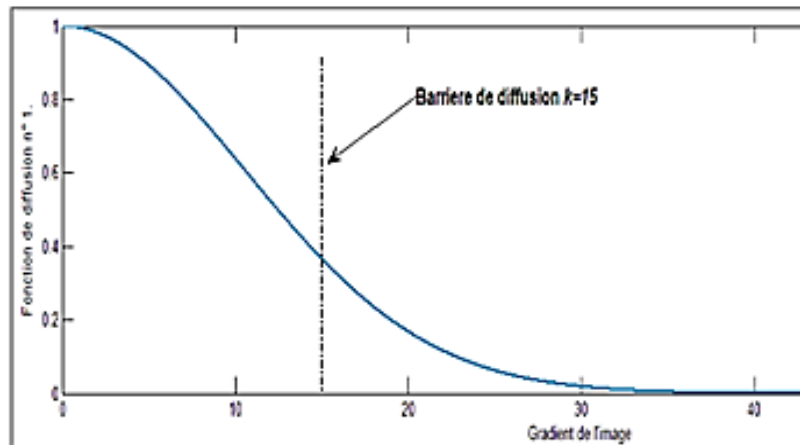


FIGURE 4.2 – L'influence de la barrière de diffusion sur le gradient

**Choix des paramètres.** Le comportement de ce type de filtrage est conditionné par le choix précis de deux paramètres à savoir la barrière de diffusion  $K$  et le nombre d'itération.

La difficulté réside dans le choix de la barrière de diffusion  $K$ , du fait qu'elle détermine les contours qui seront rehaussés et donc maintenus. Du coup, un  $K$  très élevé force tous les contours à un lissage. Donc le résultat est de celui d'une diffusion isotrope et inversement une valeur plus faible conduira à un rehaussement de contraste de tous les contours, y compris ceux représentant le bruit. Donc le choix de cette barrière repose sur une connaissance de l'utilisateur, a priori de la donnée en question. Sur la figure 4. 5. e, on peut observer le résultat d'un tel filtrage pour un  $k=12$ .

**Filtre médian.** Dans le cas des images mammographiques, le filtre médian révèle très efficace, car il réduit le bruit sans déformer les contours. Comme son nom l'indique, il sélectionne le pixel de la fenêtre d'analyse ayant la valeur médiane. L'exemple ci-dessous (figure 4.3) illustre mieux ce principe :

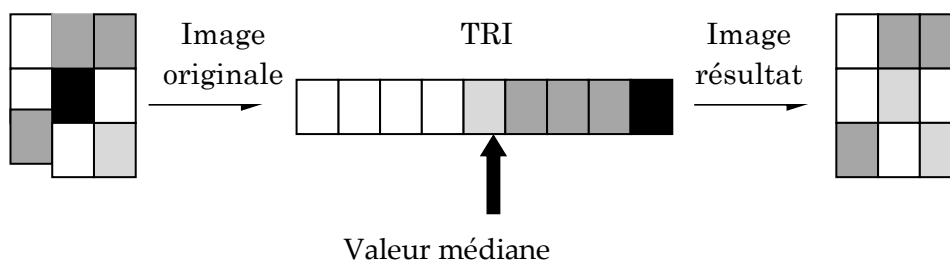


FIGURE 4.3 – Principe d'un filtrage médian

Néanmoins, et si en grande partie, les contours seront inchangés, il peut entraîner certains déplacements comme la dégradation de l'information contenant dans les structures fines de l'image (figure 4.4.c).

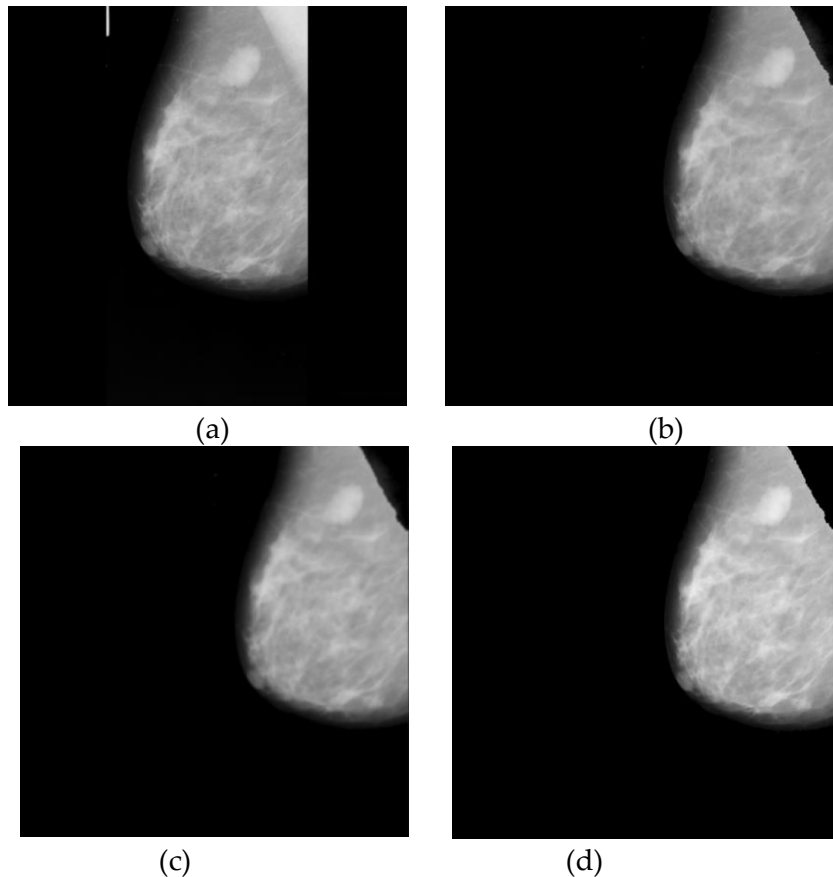
**Filtre Gommette.** Le filtre Gommette a été introduit par F. Meyer. L'idée consiste à construire un filtre « intermédiaire » entre l'ouverture et l'ouverture par reconstruction (équation A.29) en étudiant les résidus de ces deux transformations, c'est-à-dire les chapeaux haut de forme qui leur sont associés (Vachier, 1996), pour distinguer ce qui est une extension d'un objet (à ne pas filtrer), de ce qui est un détail superposé, sans modifier les contours des grandes structures (Marcotegui, 1996).

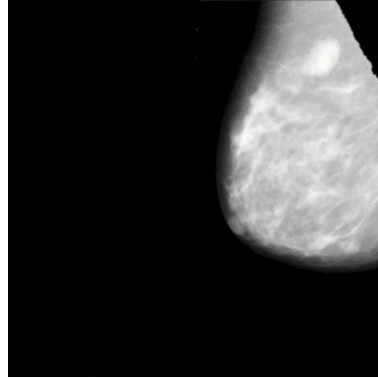
**Définition 2** *filtre Gommette* de taille  $n$  et de seuil  $s$ , d'une image  $f$ , est défini par :

$$Gom_{n,s}(f) = f - \delta^{Rec}(TH_n \times S_s(TH_n^{rec}), TH_n) \quad (4.8)$$

Où :  $TH_n$  et  $(TH_n^{rec})$  représente respectivement le chapeau haute forme (Blanc /noir) et chapeau haute forme (Blanc /noir) par reconstruction.

La figure 4.4.d illustre le comportement de ce filtre. L'application de cette procédure fait appel à deux paramètres, à savoir un paramètre de contraste et un paramètre de taille.





(e)

FIGURE 4.4 – Performance de différentes approches de filtrage proposées sur image mammographique pathologique. (a) image originale, (b) Filtre gaussien ( $\sigma = 3$ ), (c) Filtre médian, (d) Filtre gommelette ( $n=2, s=0.03$ ), (e) Filtre anisotrope ( $K=12, \text{num\_iter}=15$ )

### Evaluation objective de la qualité des filtres développés

En un mot, la mesure de la qualité objective (par opposition à l'évaluation subjective de qualité par les observateurs humains) cherche à déterminer la qualité des images algorithmiquement (Zianou, 2012).

Parmi le panel de mesures exploitées dans la littérature, les mesures quantitatives couramment utilisées sont l'erreur quadratique moyenne (EQM), le rapport crête signal sur bruit (Peak Signal to Noise Ratio), connu sous l'étiquette PSNR. Ces deux critères sont employés pour quantifier la qualité du débruitage et tester l'efficacité de chaque filtre sur les images mammographiques pour aboutir à un choix correct du filtre le plus convenable à nos images.

**Erreur quadratique moyenne (EQM)** est calculée entre les pixels de l'image originale  $I$  et les pixels de l'image dégradée  $\hat{I}$  de taille  $m \times n$ , afin de déterminer le rapport de ressemblance :

$$EQM = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (I(m, n) - \hat{I}(m, n))^2 \quad (4.9)$$

A partir de cette valeur que le rapport crête signal sur bruit (PSNR) est déterminé :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{I_{max}^2}{EQM} \right) \quad (4.10)$$

Ou :  $I_{max}$  désigne la luminance maximale possible.

Toutefois, il est connu dans la littérature de traitement d'images, qu'une image traitée est de bonne qualité (par rapport à l'image originale) présente des valeurs de PSNR typiques variant entre 30 dB and 40 dB (Gomes, 2008).

À noter, qu'une valeur de PSNR infini correspond à une image non dégradée et cette valeur décroît en fonction de la dégradation (Zianou, 2012). Dans notre cas, ces deux critères ont été évalués pour les quatre approches proposées pour le filtrage et les résultats obtenus sont présentés sur les figures 4.5, 6, 7,8.

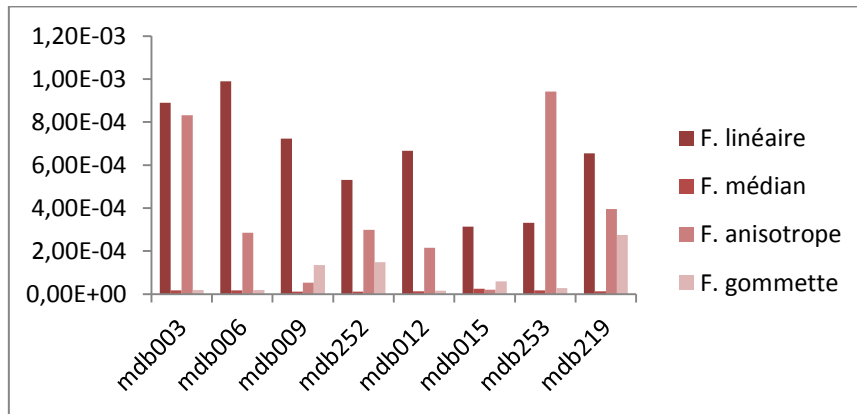


FIGURE 4.5 – Paramètre EQM évalué sur des images mammographiques de la mini-Mias pour les différentes approches de filtrage

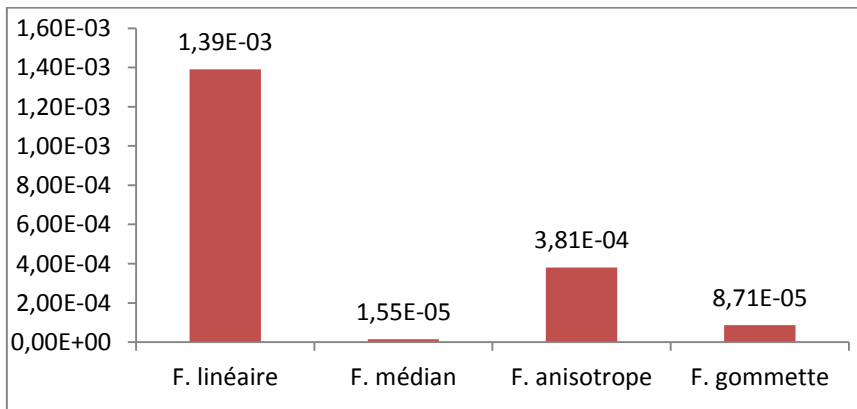


FIGURE 4.6 – Valeurs de EQM pour les différents filtres

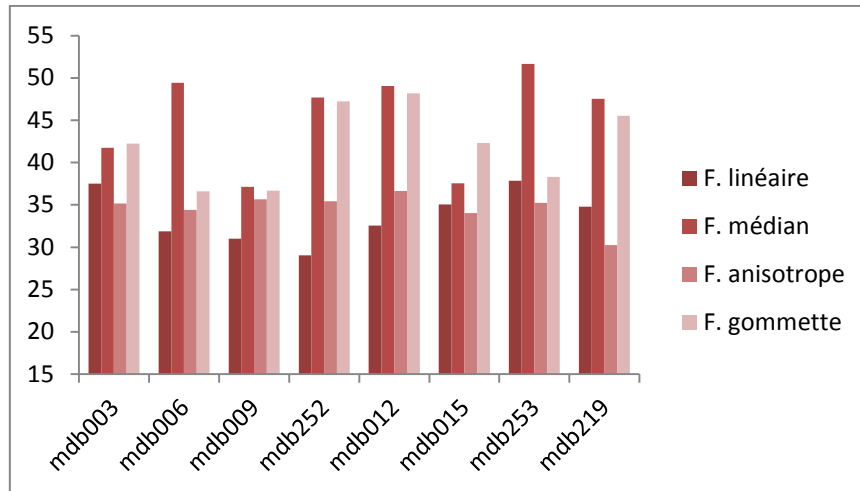


FIGURE 4.7 – Paramètre PSNR (db) évalués sur des images mammographiques de la mini-Mias pour les différentes approches de filtrage

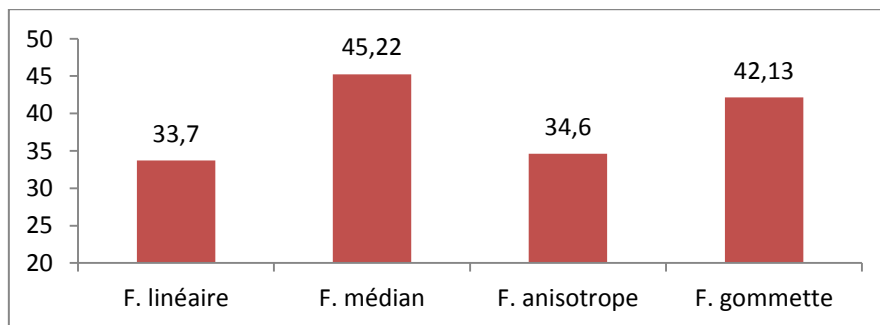


FIGURE 4.8 – Valeurs de PSNR pour les différents filtres

Au vu de ces résultats, le filtre médian et le filtre gomme permet d'obtenir un bon compromis entre la réduction du bruit (PSNR) et la préservation des contours (EQM). Dans une image mammographique dense, le filtre médian est le mieux adaptée, il offre un excellent ratio PSNR=51.66 (db) (très peu de perte) et la plus petite valeur pour le paramètre (EQM=1.7658e-05).

En revanche, le filtre gomme au paramètres ( $n=2, s=0.03$ ), donne de meilleurs résultats de PSNR=42.32 (db) pour une image qui contient une masse mammaire à bord flous. Le filtre linéaire gaussien offre des valeurs PSNR relativement faible par rapport au filtre anisotrope. Il en résulte que le type du filtrage le mieux adaptée à nos images pour le débruitage est le filtre médian. C'est celui qui assure un bon compromis entre la réduction du bruit et la préservation des contours des objets.

## **b. Rehaussement de contraste des mammographies**

Rappelons que sur une image mammographique, une masse apparaît comme une région de surdensité légèrement plus lumineuse qu'un tissu normal. Au niveau d'une zone grasseuse elle apparaît sous le meilleur contraste, tandis qu'au niveau d'une zone dense de tissu conjonctif, le contraste entre les deux régions est en dessous du seuil de la perception humaine.

D'autre part, la non uniformité des tissus de la glande mammaire, la faible intensité des régions proches du contour rend les bords ambigus. Donc, il sera difficile de distinguer les masses des régions normales. En plus, dans le cas de masses suspectes, elles s'enchevêtrent le plus souvent avec les tissus du sein. Cette difficulté augmente avec le type de la densité du tissu du sein. Il est alors nécessaire d'homogénéiser l'arrière-plan de l'image tout en préservant les caractéristiques liées aux masses quelques soit leurs types.

De ce fait, nous inspirons des travaux de (Akila, 2015) pour proposer quelques techniques indirectes de rehaussement de contraste de l'image mammographique sans avoir à calculer leur contraste, on parle des méthodes d'égalisations d'histogrammes.

La comparaison de ces techniques par le biais de deux critères d'évaluation à savoir le (PSNR) et le (AMBE) sont essentielles pour sélectionner le type d'algorithme approprié pour l'amélioration et le traitement ultérieur de ces images.

Rappelons, que dans tous ce qui suit l'image de départ sera l'image (Im7) filtrée par un filtre médian, l'image résultante de cette étape de rehaussement sera notée (Im8).

### **b.1 Égalisation classique d'histogramme(CHE)**

Le but de cette transformation globale est de distribuer uniformément les NG sur la plage dynamique de l'image, afin d'accroître son contraste (Debayle, 2005). Cette transformation permet souvent de rehausser le contraste sur des détails de faible variation de NG, qui sont parfois masqués par des variations d'intensité. Il en résulte de ce type de modification, une augmentation excessive du contraste(figure 4.12.a), ce qui provoque l'aspect artificiel de l'image traitée (Akila, 2015).

De plus, cette technique qui augmente le contraste des détails de l'image peut également introduire du bruit. Ce qui n'est pas souhaitable, une autre va-

riante basée sur l'égalisation adaptative d'histogramme (CLAHE) a été développée pour résoudre le problème du bruit (Bessaid et al. 2009).

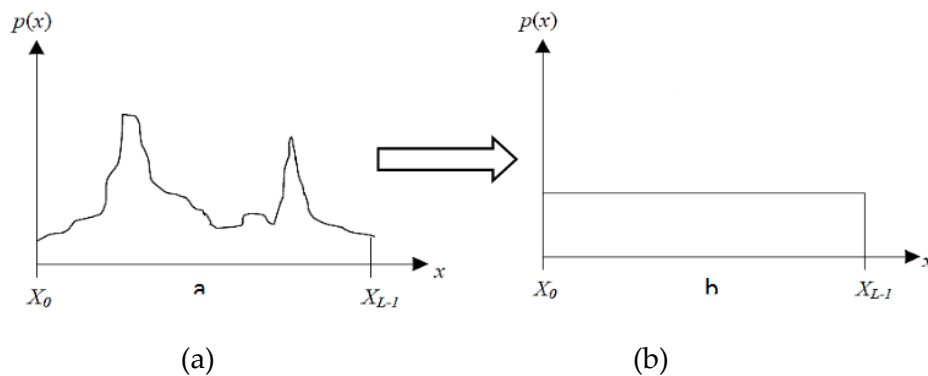


FIGURE 4.9 – Égalisation classique d'histogramme. (a) Histogramme initial (b) histogramme égalisé

## b.2 Égalisation adaptative d'histogramme à Contraste Limité (CLAHE)

CLAHE est une variante parmi les plusieurs approches d'égalisation adaptative d'histogramme proposée pour améliorer localement le contraste des images. Elle consiste à découper l'image en bloc qui ne se chevauchent pas puis appliquer des égalisations d'histogramme localement.

Sur l'image mammographique (figure 4.12.b) on distingue parfaitement les contours de la masse sur un fond mammaire homogène, en même temps, l'arrière-plan de l'image est renforcé de la même manière que le fond de l'image ce qui conduit à une image de sortie à un contraste élevé.

En contraste, cette technique peut encore introduire de grand changements dans la luminance, et émettre un temps de calcul relativement long par rapport aux autres méthodes rapportées (Garud et al., 2011 ).

Afin d'éviter tout changement dans la luminance, Divers raffinements ont été proposés sur le traitement de l'histogramme tel que l'égalisation bi-histogramme et égalisation multi-histogramme.

## b.3 Égalisation Bi-histogramme (BRIGHTNESS bi-histogram equalization)(BBHE)

Afin de pallier l'inconvénient introduit par la méthode CHE décrite précédemment, une méthode de préservation de luminance basée sur une égalisation bi-histogramme (BBHE) a été proposée dans (Kim, 1997).



Kim a décomposé l'image originale  $I$  en deux sous-images  $I_L$  et  $I_U$ , en utilisant la valeur moyenne  $l_m(I)$ , de NG de l'image de départ, par la suite appliquer la méthode CHE sur chacune des sous-images.

$$f_L(x) = x_0 + (x_m - x_0)C_L(x) \quad (4.11)$$

$$f_U(x) = x_{m+1} + (x_{L-1} - x_{m+1})C_U(x) \quad (4.12)$$

Où:  $x_m \in \{x_0, \dots, x_{L-1}\}$

$C_L(x)$  et  $C_U(x)$  sont respectivement les fonctions de densité cumulative (CDF) de  $x_L$  et  $x_U$ . Cette décomposition donne lieu à une image de sortie  $Y$  définie par l'équation suivante :

$$Y = f_L(X_L) \cup f_U(X_U) \quad (4.13)$$

Toutefois (Kim, 1997) a prouvé mathématiquement que cette technique produit une image de sortie avec une valeur de luminance de  $NG_{moy}$  située au milieu de la valeur moyenne et médiane de NG de l'image d'entrée médian, autrement :

$$Y = \frac{1}{2}(l_m(I) + L/2) \quad (4.14)$$

Cette équation indique clairement que le BBHE conserve la luminance de l'image par rapport à la technique d'égalisation classique de l'histogramme. La luminance de sortie tend toujours au NG médian, c'est-à-dire  $L / 2$ .

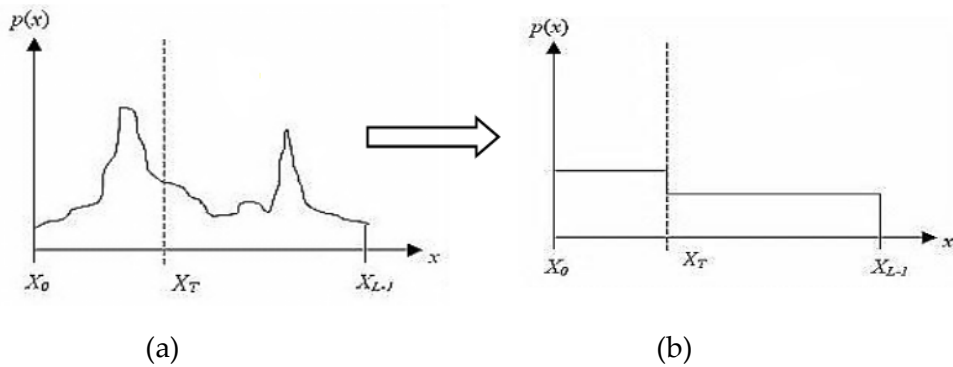


FIGURE 4.10 – Méthode d'égalisation Bi-histogramme. (a) histogramme de l'image originale divisée en deux histogramme, (b) égalisation des deux sous histogramme

#### b.4 Séparation récursive moyenne de l'histogramme (Recursive Mean-Separate Histogram Equalization) (RMSHE)

Une version étendue de la méthode BBHE introduite précédemment est nommée l'équation de Séparation récursive moyenne de l'histogramme récursif (RMSHE). La séparation de l'histogramme selon la moyenne avant d'effectuer l'égalisation de l'histogramme offre une meilleure amélioration du contraste avec préservation de la luminance (Chen and Ramli, 2003 ; Eunsung et al., 2013).

(Chen and Ramli, 2003) propose une décomposition récursive, jusqu'à une échelle  $r$ , générant  $2^r$  sous-images. Autrement, la moyenne est calculée récursivement, après chaque égalisation des deux sous images. Plus le nombre de  $r$  augmente, plus la luminance de l'image ne sera préservée et le contraste sera amélioré.

A noter que lorsque  $r = 0$  (aucune sous-image n'est générée) et  $r = 1$ , la méthode RMSHE est équivalent aux méthodes CHE et BBHE, respectivement. En ce qui concerne la complexité temporelle, ce procédé est gourmand en temps de calcul vu le nombre de sous-histogrammes décomposés.

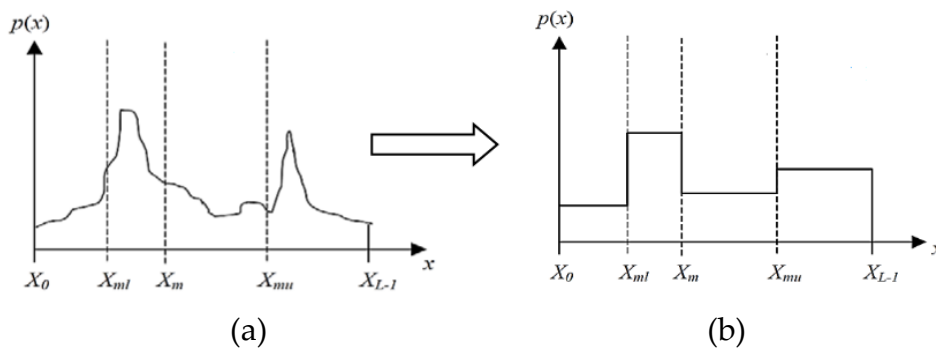


FIGURE 4.11 – Séparation récursive moyenne de l'histogramme (RMSHE) (a) l'histogramme original divisé, (b) histogramme égalisé( $r=2$ )

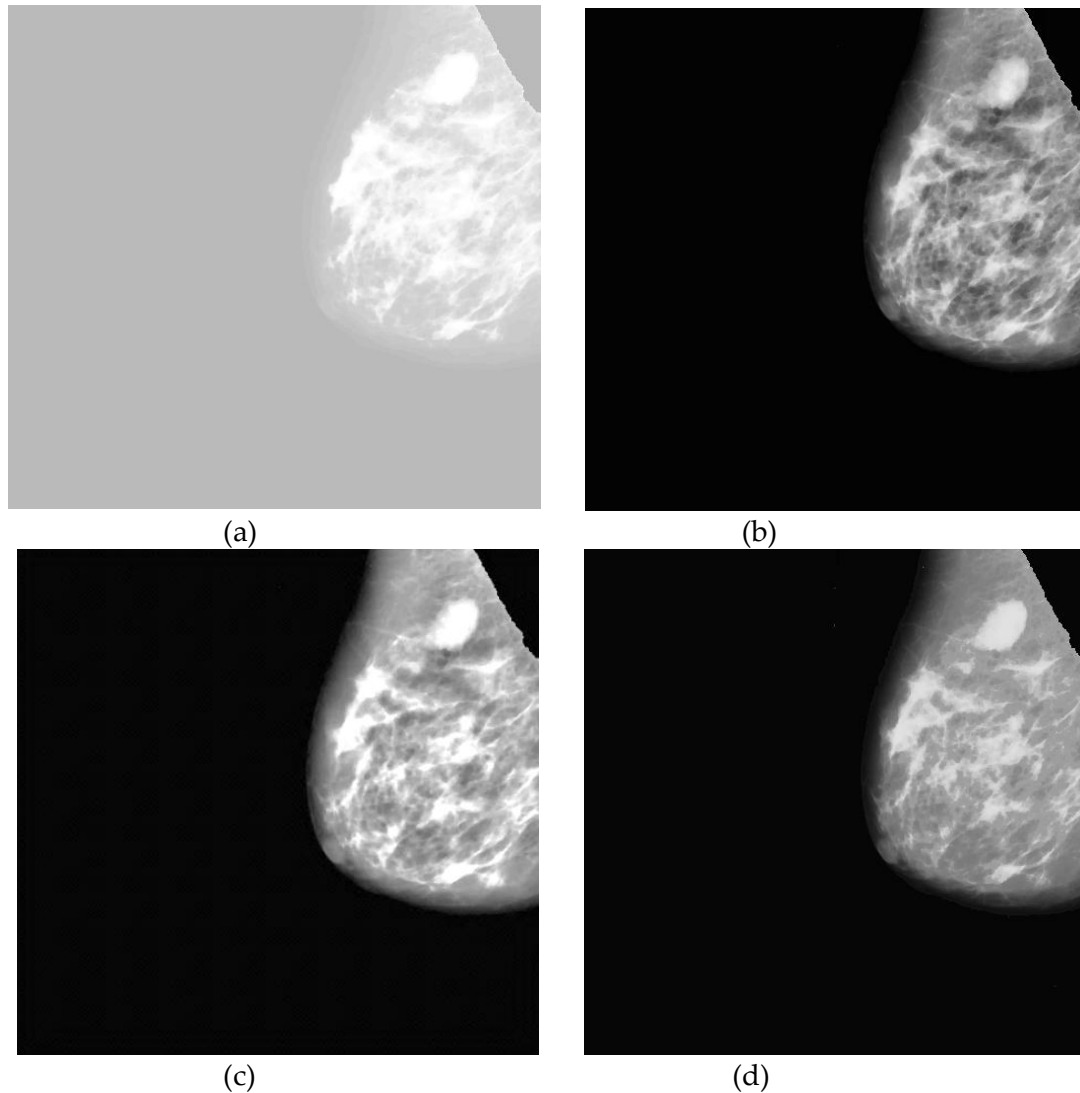


FIGURE 4.12 – Résultat de différentes technique d'égalisation d'histogramme. (a) Egalisation classique d'histogramme(CHE), (b) Égalisation adaptative d'histogramme à Contraste Limité (CLAHE), (c) Égalisation Bi-histogramme (BBHE), (d) Séparation récursive moyenne de l'histogramme (RMSHE)

### Evaluation objective de la qualité des méthodes d'égalisation d'histogramme

Dans les sections précédentes, nous avons décrit des méthodes qui utilisent l'égalisation d'histogramme avec des degrés de préservation de luminance variable. La figure 4.12 montre, les différents résultats obtenus sur des images mammographiques par ces méthodes. À de même, les figures 4.13, 4.14, 4.15 illustrent le résultat des critères calculés (PSNR, AMBE) pour évaluer quantitativement l'efficacité de chaque technique sur les images mammographiques pour aboutir à l'algorithme le plus approprié à nos images.

L'Erreur Absolue Moyenne de la Luminance (Absolute Mean Brightness Error)(AMBE) mesure la performance d'une technique dans la préservation de la luminance. Elle donne une idée sur l'amélioration quantitative de l'image. Elle est obtenue par la différence absolue entre la moyenne d'intensité de NG de l'image d'entrée et la moyenne d'intensité de NG de l'image de sortie, selon l'équation :

$$EMBE=|E(X)-E(Y)| \quad (4.15)$$

Une faible valeur d'AMBE indique une meilleure préservation de luminance de l'image. L'équation montre clairement que l'AMBE est conçue pour détecter les changements excessifs de luminance.

Dans cette section, nous présentons les résultats obtenus de la comparaison de différentes méthodes d'égalisation de l'histogramme (HE) décrite dans la section précédente. Pour une analyse comparative, ces méthodes sont évaluées sur des images mammographiques qui représentent différentes densités de la glande mammaire.

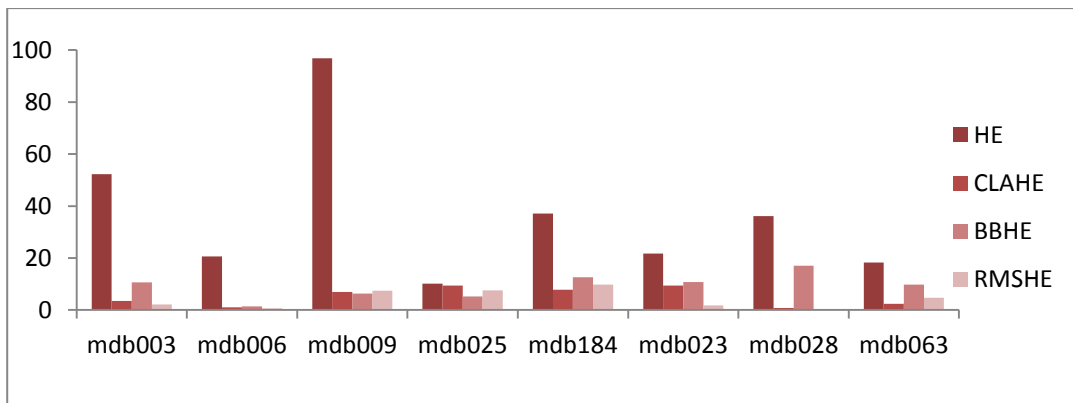


FIGURE 4.13 – AMBE pour évaluer les performances des méthodes d'égalisation d'histogramme

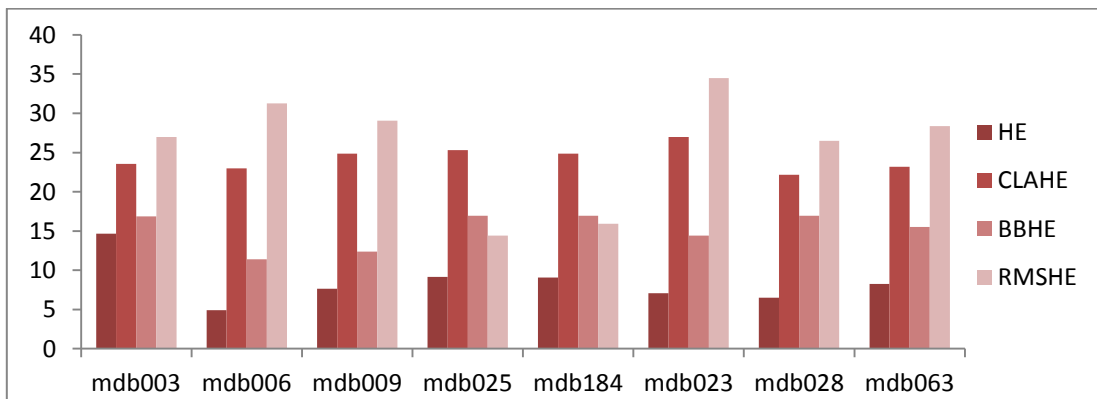


FIGURE 4.14 – PSNR pour évaluer les performances des méthodes d'égalisation d'histogramme

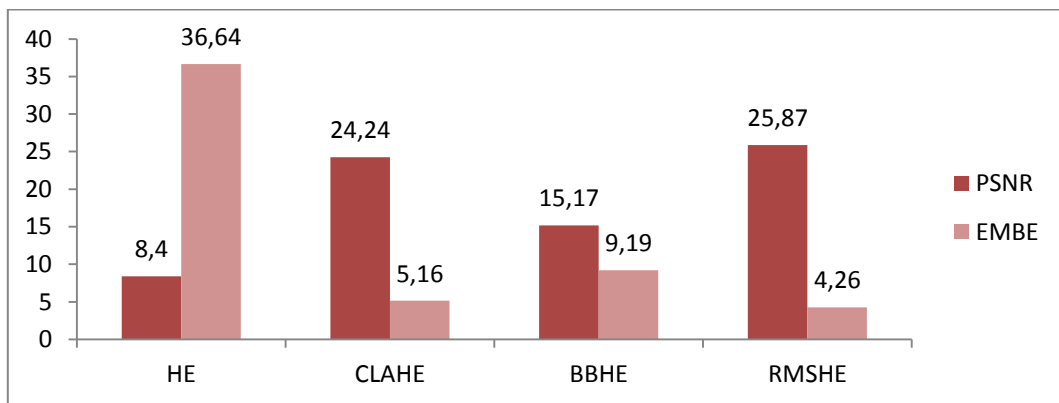


FIGURE 4.15 – Valeurs PSNR/AMBE pour les différents d'égalisation d'histogramme

Donc, Il est évident que la technique RMSHE réalise le meilleur contraste et préserve la luminance de l'image (AMBE=4.26), avec moins de bruit(PSNR=25.87).

Ce type d'égalisation permet de ressortir la région masse des autres tissus de l'arrière-plan. CLAHE aussi offre aussi une excellente conservation de la luminance que d'autres méthodes surtout sur des images de densité mixte avec des masses représentant des bords légèrement flous. La technique d'égalisation BBH présente aussi une préservation acceptable de bonne luminance (AMBE=9.19) pour tout type d'images.

Dans l'égalisation d'histogramme classique HE certains détails sont accentués mais se noient dans des zones rehaussées plus grossières si bien qu'ils ne sont plus distinguables (Debayle, 2005).

Au vu de cette discussion, Il en résulte que la technique la mieux adaptée à nos images pour le rehaussement de contraste est la technique de RMSHE. C'est celle qui assure un bon compromis entre la réduction du bruit et le rehaussement de contraste. Donc, l'image résultante, notée(Im8) est l'image déjà filtrée par un filtre médian et rehaussé par la technique de RMSHE.

Après ces étapes de prétraitement, nous allons aborder dans la section suivante la phase de segmentation par ligne de partage des eaux pour détecter des éventuelles masses du sein.

Tout d'abord, la ligne de partage des eaux sera expérimentée en deux phases : une segmentation sans connaissance a priori, applicable sur tout type d'images sans connaître a priori le contexte de l'image. En revanche la deu-

xième segmentation dépend du domaine d'application et vient en partie de pallier les lacunes de la segmentation précédente à savoir la sur-segmentation.

Nous décrivons par la suite les choix qui s'offrent à nous en agissant soit sur les marqueurs de départ soit sur l'image mosaïque provenant de l'étape de fusion de régions plates.

### 4.3.3 Segmentation par LPE sans connaissances a priori

Ce type de segmentation est très général dans le sens où on peut l'appliquer dans n'importe quel domaine (Neagel, 2004). Dans ce cas, l'algorithme de LPE utilise tous les minima locaux de l'image originale comme marqueurs pour effectuer la segmentation. Une utilisation écue de tous ces minima engendre non seulement une sur-segmentation mais aussi une segmentation aléatoire, dû en général à la nature bruitée de l'image en question aussi à la faible intensité de la texture des objets.

Un moyen d'orienter la LPE et de réduire la sur-segmentation est de l'appliquer sur l'image gradient, dont les valeurs crêtes correspondent à des zones de forte transition et coïncident généralement avec les contours des objets. Cette image gradient conditionne la qualité de la segmentation obtenue (El Merabet, 2013). La façon la plus simple d'approximer le gradient a été décrite par BEUCHER, on parle de gradient morphologique (équation A.19).

En premier temps, on va effectuer une segmentation par LPE sur l'image gradient morphologique et ses minima locaux  $g(\text{Im}6)$ . Par la suite nous prenons comme données de la segmentation, l'image gradient avec le prétraitement  $g(\text{Im}8)$ . Examinons le résultat de la figure 4.16.

La figure 4.16 montre que la LPE appliquée sur l'image (IM6) n'a pas pu segmenter correctement la masse : son contour est mal défini, ce qui produit un phénomène de fuite, les eaux laissent leurs bassins par de petites ouvertures, les lacs se rencontrent en dehors des lignes de crêtes du relief et donc la masse sera mal segmentée. En plus une sur-segmentation est systématiquement générée dû au grand nombre de minima encore présents dans l'image et qui correspondent aux variations d'intensités de parenchyme mammaire. On remarque que le nombre des minima régionaux de l'image gradient sans filtrage  $g(\text{Im}6)$  contient 5621 minima régionaux. Ce nombre, même il reste trop élevé, il est considérablement réduit à 5157 minima dans l'image gradient avec filtrage  $g(\text{Im}8)$ . Par suite le même nombre de bassin versant est engendré. Ce nombre peut être réduit, si on effectue encore une fois une autre opération de filtrage de l'image

(Im8), mais au risque que l'information sur les contours de la lésion sera détériorée voir perdu.

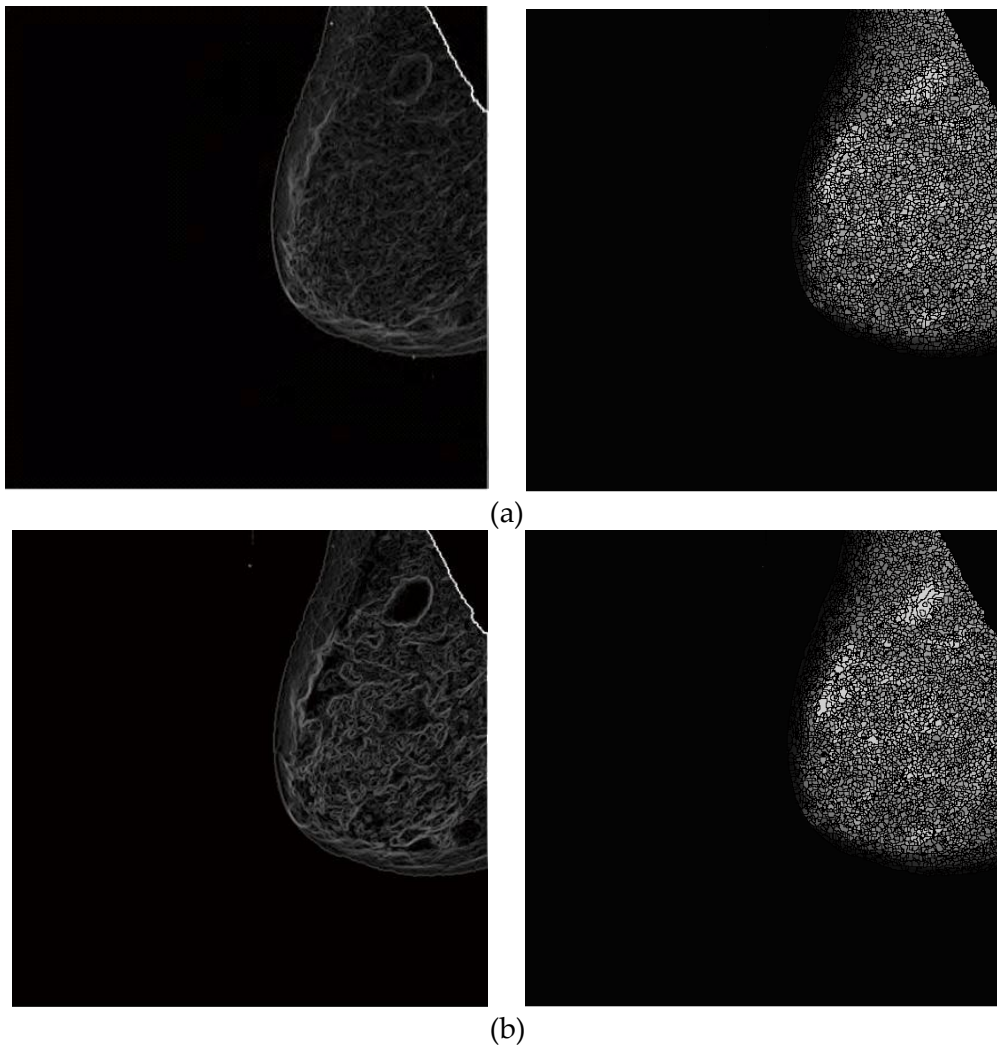


FIGURE 4.16 – Résultat de segmentation par LPE sur l'image, (a)  $g(\text{Im}6)$ . (b) l'image  $g(\text{Im}8)$

On parlera plus d'un phénomène de sur segmentation, si on arrive totalement à avoir autant de régions que des objets dans l'image. Deux types de solutions peuvent être proposés : soit on filtre les minima de sorte qu'on obtient pour chaque structure à segmenter un marqueur interne et externe qui lui est propre, on parle dans ce cas de la ligne de partage des eaux associée à des marqueurs, soit on simplifie l'image initiale en zones plates sous la forme d'une mosaïque : on parle de la ligne de partage des eaux mosaïque.

### 4.3.4 Segmentation par LPE mosaïque

Nous nous plaçons ici dans un tout autre cadre : la segmentation est utilisée ici pour simplifier l'image, tout en réduisant le nombre de zones plates (Vachier, 1996).

Le recours à une image mosaïque s'avère être souvent une bonne solution lorsque la LPE est calculée sur une image gradient et que l'on cherche à extraire des régions aux contours localement mal définis (Vachier, 1996), ce qui est le cas de certaines masses mammaires.

**Définition 4** Une *image mosaïque* est l'ensemble des zones plates des bassins versants correspondant, dont on attribue à chacune un NG qui est égal à la valeur moyenne de l'image initiale sur chacune de ces régions ; selon l'équation suivante (Neagel, 2004) :

$$I(B_i) = \frac{\sum_{x \in (B_i)} f(x)}{\text{card}(B_i)} \quad (4.16)$$

où  $B_i$  est un ensemble de points composant le bassin versant  $i$  et  $f$  est la fonction de l'image originale, et  $I(B_i)$  est l'intensité du bassin versant  $i$ .

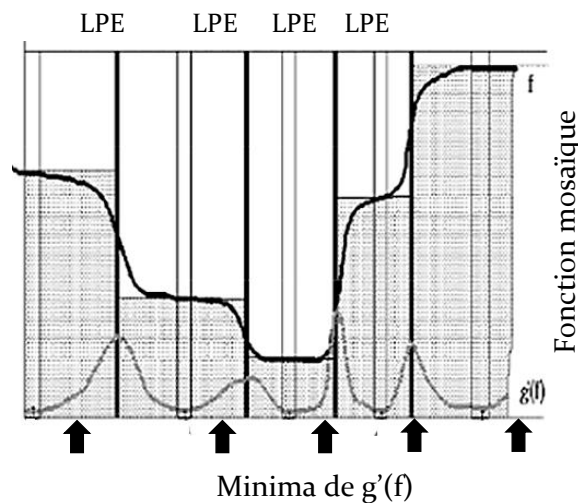


FIGURE 4.17 – Attribution des niveaux de gris de l'image mosaïque

Une telle démarche appliquée sur une image mammographique de densité claire qui contient une masse de contour légèrement effacé, donne le résultat présenté sur la figure 4.18. La LPE elle-même, autrement les lignes de crêtes qui séparent les différents bassins versant sont totalement illisible, à cause du grand nombre de minima régionaux de l'image gradient. Cependant ce nombre est réduit à 4012.



Tout de fois cette sur-segmentation peut être diminuée à des niveaux de hiérarchie croissants, si on applique à nouveau le même processus (Image mosaïque + LPE) à l'image résultante. La segmentation devient de plus en plus simple au fil des itérations, au risque de la disparation de certains détails essentiels de l'image.

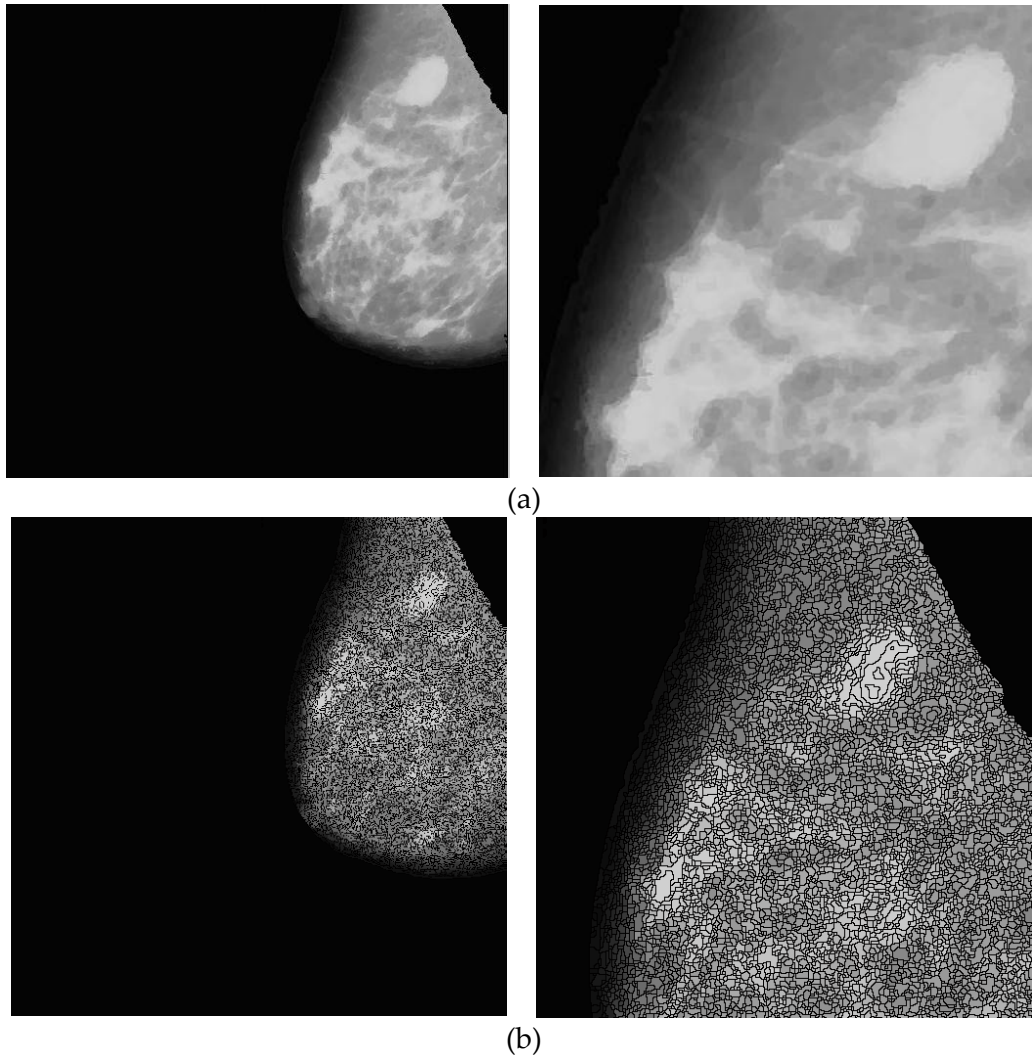


FIGURE 4.18 – Résultat de LPE mosaïque. (a)image mosaïque, (b) la LPE mosaïque

Tout de fois, le gradient de l'image mosaïque obtenu, est formé de minces parois verticales (figure 4.19), dont la hauteur est la valeur du gradient-mosaïque (Serra, 2000). Si on veut conserver que les minima significatifs, on doit diminuer la profondeur de ces parois à une valeur  $h$ . Donc on a recours à une opération de filtrage des minima par un filtre de contraste.

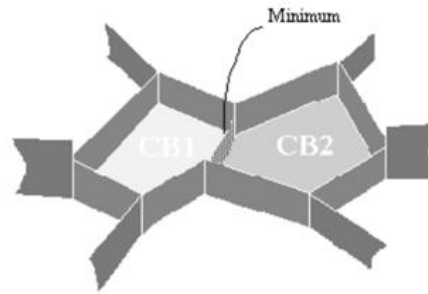


FIGURE 4.19 – Graphe associé au gradient de l’image mosaïque

### Filtrage des minima par un filtre de contraste (h-min)

Le principe de cet opérateur est d’éliminer les structures de contraste inférieur ou égal à un paramètre  $h$ . les autres structures sont partiellement préservées : elles sont arasées sur une hauteur  $h$  (Neagel, 2004).

**Définition 5** un *filtre de contraste h-min* d’une image  $f$  sont obtenus en effectuant une reconstruction géodésique (voir Annexe) du marqueur  $(f + h)$  sur le masque  $f$  :

$$h\text{-min}(f) = \delta^{\text{rec}}(f+h, f) \quad (4.17)$$

L’opération duale  $h\text{-max}$  est obtenue, en effectuant une reconstruction de  $(f - h)$  dans  $f$  (voir figure 4.20)

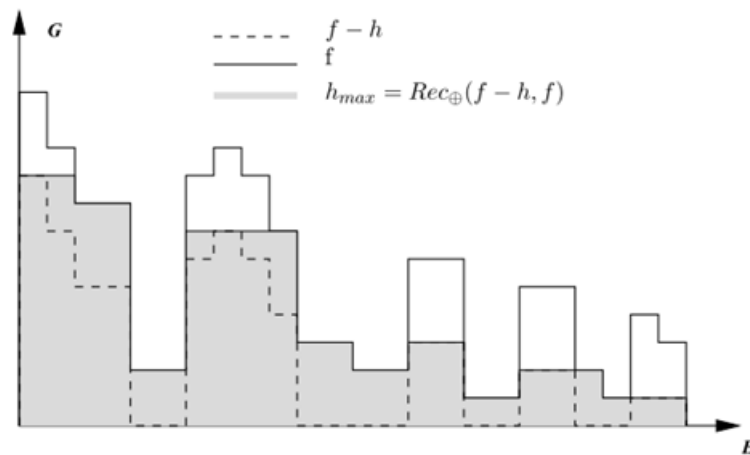


FIGURE 4.20 – Opérateur  $h\text{-max}$

La figure 4.21 montre le résultat de la LPE sur l’image gradient  $g(\text{Im}8)$  de la figure (4.16.b), filtrée par l’opérateur  $h\text{-min}$  pour  $h=0.07$ . La réduction de nombre de minima est flagrante : il passe de 5157 sur l’image gradient de l’image initiale filtrée à 2365 sur l’image gradient filtrée par un  $h=0.07$ .

De plus, la figure 4.21 montre visuellement, que la région représentant la masse est bien segmentée, mais aussi un nombre élevé de zones non pathologiques (des structures correspondant aux tissus fibreux du parenchyme mammaire et qui ont le même contraste que la masse) .

Ce nombre est d'autant plus considérable que le sein est dense. Cela est dû au fait que nous n'employons que le critère de contraste pour sélectionner les régions qui devront être segmentées.

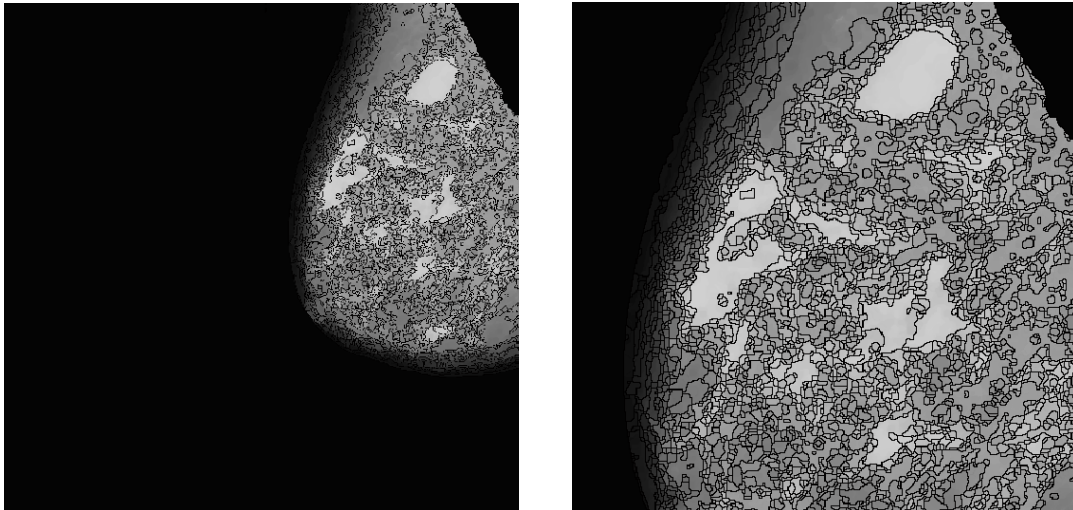


FIGURE 4.21 – L'effet de Filtrage des minima par un filtre de contraste ( $h_{\min}=0.07$ ) sur le résultat de segmentation par LPE

Donc une valeur importante de  $h$  réduit la sur-segmentation (on aura moins de surdensités segmentées). L'information localement manquante au niveau des contours des masses segmentées se traduit au niveau du gradient par une discontinuité locale d'intensité dû à un contraste inférieur à la valeur de  $h$ . Donc la LPE peut alors ne plus suivre du tous les lignes de crêtes aux environs de cette discontinuité.

En conclusion, les résultats de segmentation par LPE mosaïque ne sont pas concluant. Donc, cette méthode reste très primaire et nécessite d'être perfectionnée.

Pour se faire, soit une interaction minimale de l'utilisateur est nécessaire pour sélectionner parmi les surdensités, les zones qui correspond à la région tumorale, soit on se place d'un autre cadre de segmentation : segmentation par LPE associée à des marqueurs, et qui fera l'objet de la section suivante.

### 4.3.5 Segmentation par LPE contrôlée par marqueurs :

#### Protocole de segmentation

Dans cette section, nous poursuivons notre exploration de la segmentation morphologique. Dans la section précédente, la ligne de partage des eaux mosaïque nous n'a pas servis à segmenter les masses mammaires. Dans ce qui suit nous allons changer de protocole de recherche des marqueurs. Dans la section précédente, les minima de l'image gradient obtenus nous ont été servis comme marqueurs pour masses.

A présent, pour chaque masse mammaire on lui associe un marqueur interne et un marqueur externe correspondant. Ces marqueurs sont sélectionnés en introduisant des connaissances supplémentaires de type anatomique, tel que la forme des régions, par exemple, qui nous permet d'éliminer les marqueurs des autres structures de tissus mammaires fibreux.

Ces marqueurs sont les seules sources d'inondation, de l'image gradient par changement d'homotopie, pour lancer le processus de la LPE et qui devrait permettre par théorie d'obtenir les contours souhaités.

#### 4.3.5.1 Qualité de la fonction de segmentation par LPE

Généralement la fonction de segmentation est obtenue à partir du gradient qui nous donne une information sur les variations de luminance dans l'image. Les minima locaux de ce gradient marquent les régions de la faible variation de luminance par rapport aux environs. Si cette information est localement manquante, alors cela se traduit au niveau du gradient par une discontinuité locale d'intensité. La LPE peut alors ne plus suivre du tous les lignes de crêtes aux environs de cette discontinuité (Vachier, 1996).

Beucher propose plusieurs algorithmes de régularisation de gradient qui reposent sur l'idée d'appliquer le gradient sur une image lissée. Cependant ces améliorations dépendent des contours recherchés. Comme il est nettement visible sur la figure 4.16.a, le gradient de l'image avant application de filtre médian présente des brèches au niveau du contour de la masse qui peut être facilement reliée par une fermeture morphologique (Hadjidj et al., 2015).

Toutefois une ouverture s'est avérée nécessaire dans le cas d'une masse présentant un tunnel étroit en son bord ou dans le cas où il y a une chute de

luminance à l'intérieur de la masse, ce qui peut produire un très fort gradient à l'intérieur et qui sera détecté au lieu des contours extérieurs.

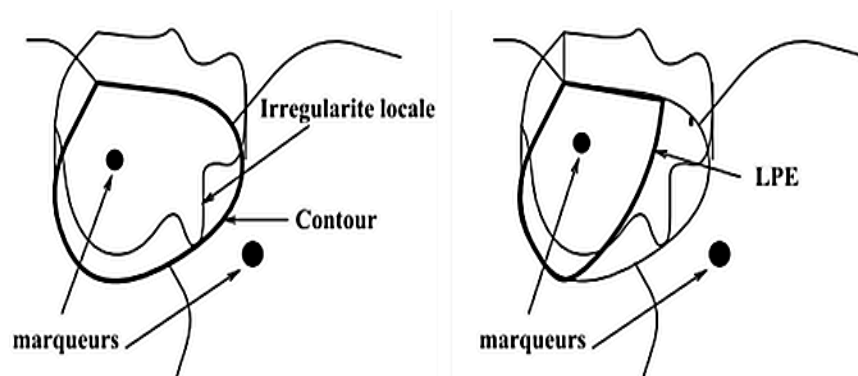


FIGURE 4.22 – L'influence du gradient sur le résultat de segmentation par LPE : la LPE a été modifiée par une irrégularité locale au niveau du gradient

#### 4.3.5.2 Extraction des marqueurs

Une fois calculé l'image qui sera utilisé comme fonction de segmentation  $g(\text{Im8})$ , il nous faut déterminer la deuxième donnée de la segmentation morphologique : les marqueurs internes et externes. Leur détermination est cruciale dans l'algorithme de Ligne de partage des eaux contrôlée par marqueurs (figure 4.23).

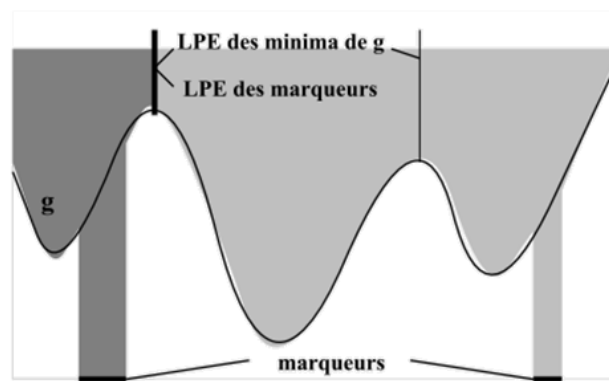


FIGURE 4.23 – Résultat de la LPE sur des marqueurs insignifiants : l'eau ne passe pas par les minima mais plutôt par ces marqueurs

Sur les images mammographiques les contours des masses sont souvent ambigus et mal définis, cette donnée localement absente devrait être prise en considération lors de la détermination des marqueurs (une grande précision est demandée) pour assurer une bonne segmentation.

La figure 4.26 montre l'influence du choix du marqueur dans ces différents cas.

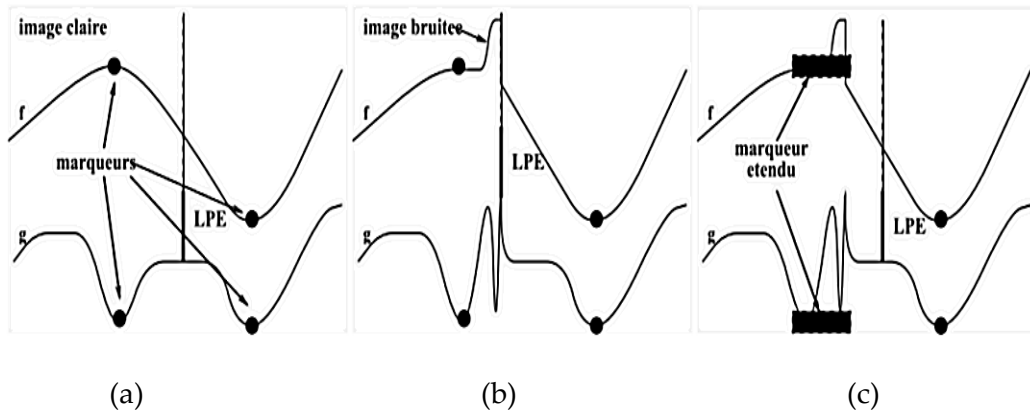


FIGURE 4.24 – L'influence du bruit sur des marqueurs et la segmentation. (a) image clair, (b) un fort bruit change l'allure de la segmentation, d'où la nécessité du choix précis des marqueurs(c)

#### a. Recherche du marqueur interne(Im10)

Sur les mammogrammes numérisés, une surdensité correspond à une région à fort contraste. Ce terme est assez peu précis mais tout à fait caractéristique de la réalité (Vachier, 1996). Donc, le contraste reste la caractéristique la plus pertinente pour extraire une masse mammaire.

Les extrema d'une image numérique sont très bien adaptés pour marquer les structures sombres et claires d'une image (López, 2003) et puisque les surdensités sont des structures claires de l'image mammographique, donc elles sont considérées comme les maxima régionaux qui représentent les sommets de la surface topographique.

Un algorithme très efficace pour le calcul des h-maxima régionaux est fondé sur la reconstruction géodésique (voir Annexe). Pour extraire les maxima régionaux d'une image il suffit d'effectuer une reconstruction géodésique par dilatation de  $(Im8-h)$  sous  $Im8$ , de soustraire le résultat de  $Im8$ , selon l'équation suivante :

$$Max(Im8) = \delta^{rec}(Im8 - \delta^{rec}(Im8, Im8 - h)) \quad (4.18)$$

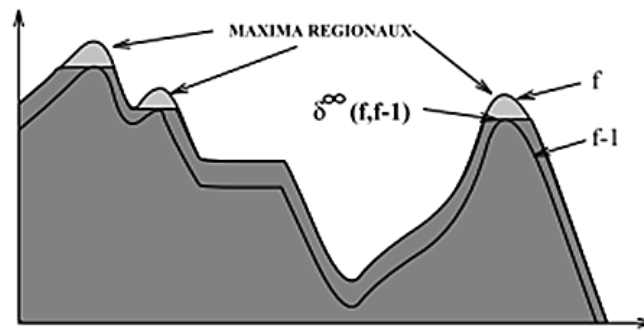


FIGURE 4.25 – principe du calcul des maxima régionaux d'une image ( $h=1$ )

Cet algorithme est donc très peu paramétrique : un seul seuil en contraste est nécessaire (Vachier, 1996). Plus  $h$  augmente plus les extrema sont étendus et seuls les extrema à fort contraste persistent (Vachier, 1996).

Dans notre cas un seuil de contraste ( $h=0.7$ ) permet de ressortir les surdensités que le système doit les détecter. Néanmoins, on le voit clairement sur la figure 4.27.a qu'un grand nombre de fines structures sont aussi segmentées qui correspondent particulièrement aux tissus fibreux.

Ce nombre augmente relativement avec la densité mammaire. Ceci est dû au fait que nous n'utilisons que l'information de contraste pour sélectionner les régions devant être segmentée.

Pour sélectionner nettement et sévèrement ces marqueurs des structures fibreuses, en va insérer des connaissances supplémentaires (de taille et de forme). Ce tri est effectué grâce à une étape de filtrage surfacique binaire de l'image  $\text{Max}(\text{Im}8)$  avec un seuil relativement faible, pour avoir que la structure qui correspond à une masse mammaire. La figure 4.27.b montre le résultat de cette sélection. L'image résultante est notée ( $\text{Im}9$ ).

Cette image nous sert comme marqueur interne mais avant, il faut systématiquement l'éroder pour qu'il ne soit pas trop près de la frontière voulue. L'érosion utilisée doit assurer la même topologie : elle ne doit pas se scinder en plusieurs composantes connexes (Neagel, 2004). Pour cela nous utilisons une érosion ultime (équation A.33) qui garde la topologie de la structure inchangée et permet de créer de nouveaux maxima régionaux. Donc l'érodé ultime ( $\text{Im}10$ ) de l'image binaire ( $\text{Im}9$ ) représente la portion finale à l'érosion d'ordre  $i-1$  de celui-ci dans une séquence d'érosions, disparu à l'érosion d'ordre  $i$ . Pour les obtenir, il faut :

- Calculer la fonction distance (voir Annexe) à l'intérieur du masque connexe binaire de la masse (figure 4.26).
- Repérer les maxima régionaux dans cette carte des distances.

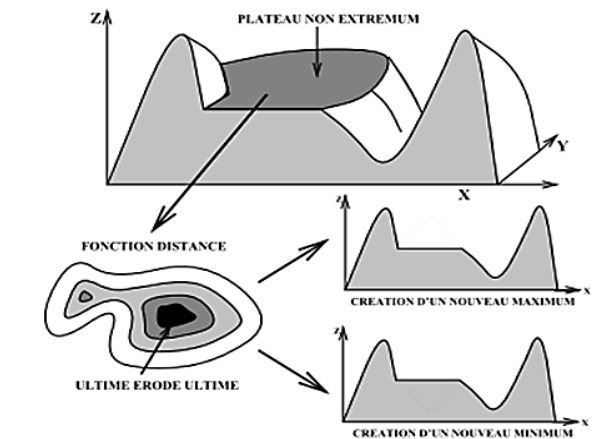


FIGURE 4.26 – Fonction distance qui complète le relief

La figure 4.27 montre les nouveaux maxima régionaux qui nous servent comme marqueurs internes pour la segmentation par ligne de partage des eaux.

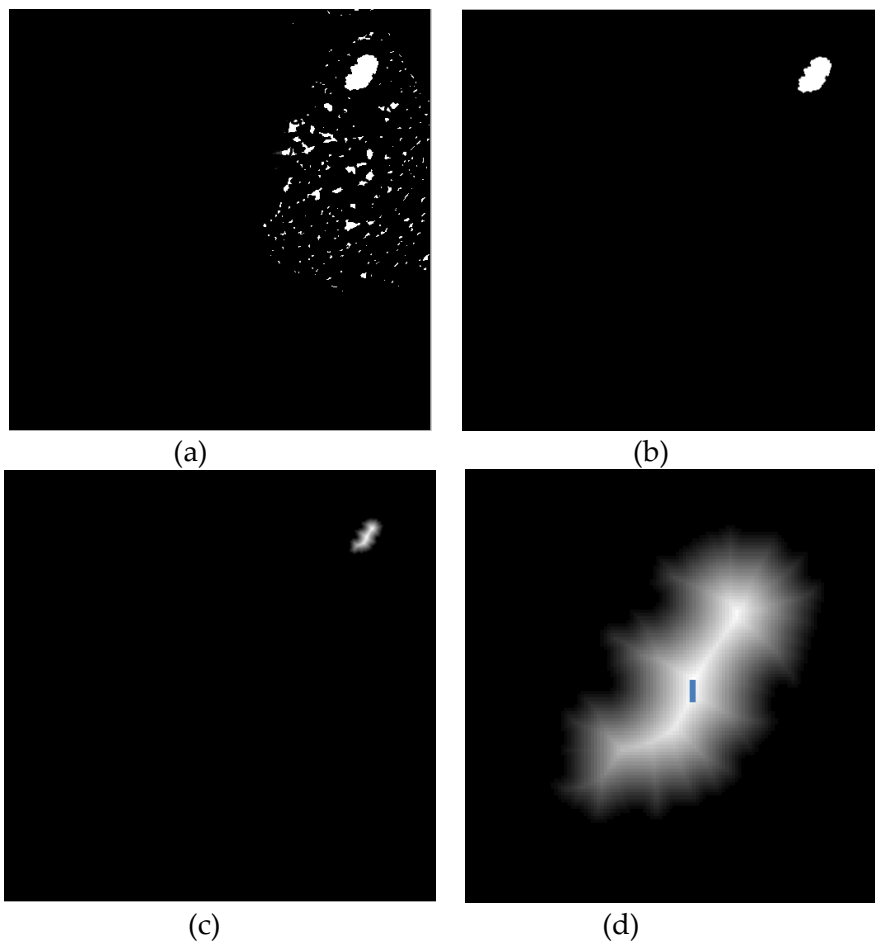


FIGURE 4.27 – (a) Maxima régionaux de l'image mammographique avec un  $h=0.7$ , (b) résultat de filtrage surfacique (c) et (d) fonction distance et l'érodé ultime



#### d. Recherche du marqueur externe(Im11)

Pour déterminer automatiquement le marqueur externe, nous utilisons la composante connexe qui correspond à la masse détectée à l'étape précédente (im10). Nous dilatons l'image (Im10) de manière à ce que les bords de la composante dilatée soient absolument en dehors de la structure recherché : pour cela nous utilisons un élément structurant suffisamment grand (un disque de rayon 23 pixels). Nous inversons l'image dilatée pour obtenir le fond qui nous sert comme marqueur externe (Im11) de la LPE.

#### 4.3.5.3 Ligne de partage des eaux

A cette étape, nous possédons deux marqueurs interne et externe pour la masse : nous calculons donc la LPE sur l'image gradient de la région recherchée.

Pour transformer ces marqueurs en sources d'inondations, on doit modifier l'homotopie du gradient.

Le principe de la modification d'homotopie du gradient est d'imposer ces marqueurs (Im10) et (Im11) comme deux seuls minima régionaux de l'image gradient et de ne conserver entre les marqueurs que les lignes de crêtes les plus élevées du gradient (figure 4.29.b).

Notons  $f_M$  l'image (binaire) des marqueurs internes et externes définie comme suit :

$$f_M(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \in \text{Marqueurs} \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} f_M \quad (4.19)$$

Une reconstruction géodésique de  $(g(\text{Im}8) \wedge f_M(x))$  par  $f_M$  permet d'obtenir la nouvelle fonction du gradient  $\acute{g}$  :

$$\acute{g} = \delta^{rec} ((g(\text{Im}8) \wedge f_M) , f_M) \quad (4.20)$$

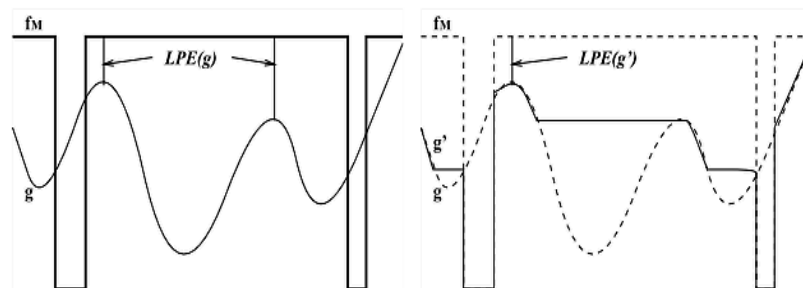


FIGURE 4.28– Changement de l'homotopie d'image gradient g

La figure 4.28 explique notre propos. L'application de la LPE sur le gradient modifié  $g'$  permet d'obtenir deux bassins versants :

- un bassin versant correspondant à la masse.
- un autre bassin versant correspondant au fond.

Effectivement, l'imposition des marqueurs fait disparaître la sur-segmentation (figure 4.29.c), du fait que les bassins versants non marqués sont inondés par l'eau provenant d'un bassin versant marqués construisant les digues entre les deux.

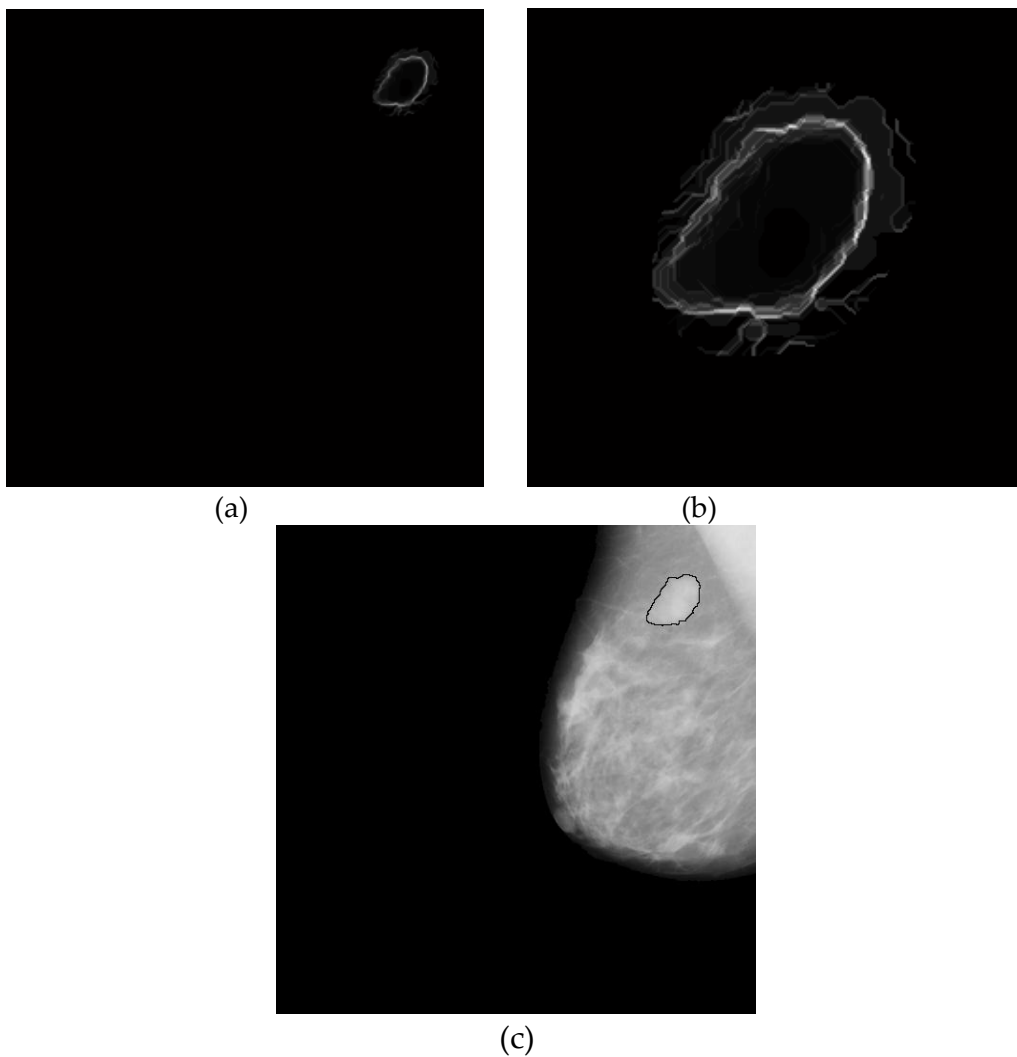


FIGURE 4.29 – Résultat de segmentation par LPE contrôlée par marqueurs. (a) nouvelle fonction de segmentation, (b) Contours de la masse

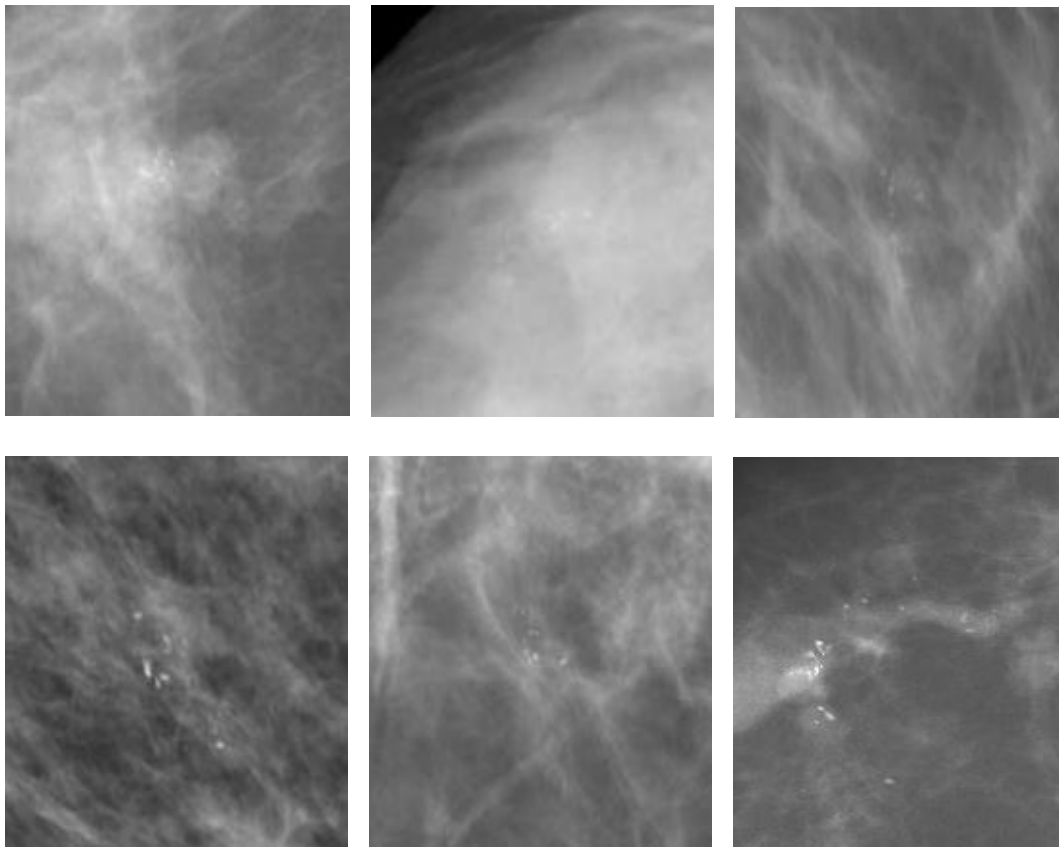
## 4.4 Détection des microcalcifications mammaires

### 4.4.1 Propriétés des MCS

Sur les images mammographiques les MCS apparaissent comme des minuscules taches légèrement lumineuses que les tissus avoisinants, parfois à la limite de visibilité. Elles peuvent être bénignes ou malignes : leur nature est précisée par des micro ou macro biopsies.

Les MCS arrondies ou ovales, uniformes dans leurs tailles et leurs formes, sont probablement bénignes. A l'inverse, l'existence d'un certain nombre de formes et de tailles irrégulières groupées en une zone sous forme d'un foyer serré est en soi un signe qui mérite d'être pris en considération. La figure 4.30 montre les différents cas possible des foyers de MCS sur des images mammographiques.

Sur les tissus denses, les foyers de MCS sont presque invisibles pour être détecter par un radiologue. Les défauts de numérisation ou les structures anatomiques telles que les lobules hypertrophiés sont presque semblable à des MCS, le faible contraste et d'autres facteurs contribuent à la difficulté de la détection de MCS.



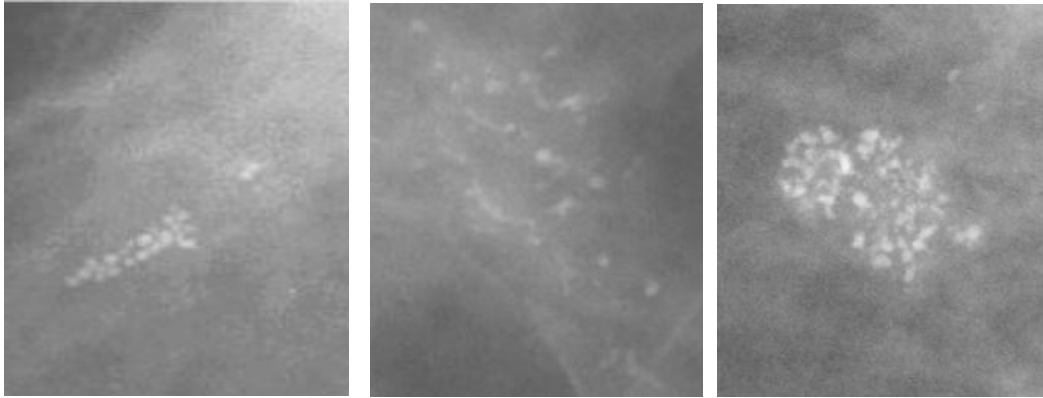


FIGURE 4.30 – Exemples de foyers de MCS dans des images mammographiques

#### 4.4.2 Processus proposé pour la détection des MCS mammaires

Récemment, de grands efforts ont été élaborés pour développer un système d'aide au diagnostic en mammographie en vue de détecter les MCS mammaires. Cependant, les différents travaux cités dans le (Chap. 2), tous notent que la détection des MCS est très complexe dû, d'une part, à la diversité de leur formes et, d'autre part, à leurs petites tailles. Tenant compte de ces difficultés, nous avons développé un algorithme de détection des MCS qui s'inspire d'un processus de morphologique de segmentation : la LPE Contrôlée par Marqueurs. La mammographie de départ est l'image prétraitée (Im6).

#### 4.4.3 Rehaussement des images mammographiques

Comme les MCS sont des taches de petites tailles et souvent de faible intensité, (les pics qu'elles constituent sur l'image numérisée sont difficiles à mettre en évidence), concevoir un filtre qui soit capable de les distinguer de bruit est très difficile. Il devrait être choisi avec soin pour privilégier la conservation de l'information au niveau de ces micro-structures.

Au vue de l'analyse des résultats effectuée précédemment sur les images mammographiques, Il en résulte que le type du filtrage le mieux adaptée à nos images mammographiques quelques soit la lésion en question est le filtre médian.

Donc après la simplification de l'image par le filtre médian, un rehaussement de contraste est effectué pour mettre en évidence toute les taches de hautes fréquences, autrement toutes les régions susceptibles d'être des MCS.

Cependant la technique de rehaussement de contraste RMSHE vu précédemment n'est pas bien adaptée à ce type de lésions ,vu que ces dernières présentent des fines tailles avec un contraste presque homogène avec le tissu environnant. Une alternative proposée est l'amélioration du contraste basée sur le résidu de l'ouverture par reconstruction. Donc, dans tout ce qui suit l'image de départ sera l'image (Im7) filtrée par un filtre médian.

#### 4.4.4 Détection des régions claires candidates

Après le filtrage des images mammographies prétraitées, nous avons pensé de faire ressortir tous les détails clairs, autrement les régions candidates susceptibles de contenir des MCS ; du reste de l'arrière-plan .

Il nous a parait logique de penser à un filtre passe haut pour mettre en évidence les MCS. Comme son nom l'indique, Le filtre passe-haut a tendance à retenir l'information à haute fréquence dans une image tout en réduisant l'information de basse fréquence. C'est à dire que toutes les zones de l'image qui ne correspondent pas à une zone de haute fréquence sont tout simplement ignorées.

Cependant, ce type de filtrage n'est pas un « outil magique », il a des effets négatifs, dont le principal est d'amplifier le bruit de l'image. En effet, le bruit est particulièrement présent dans les hautes fréquences, et traiter une image par un filtre passe-haut augmentera indifféremment les MCS et le bruit, ce qui n'est pas souhaitable. Dans ce cas plusieurs détails inexistant réellement peuvent s'ajouter à ces lésions (Cheikhrouhou, 2012), en causant un taux de faux positifs (FP) très élevé.

Heureusement que la morphologie mathématique nous offre l'alternative et nous offre un outil par excellence pour mettre en évidence les régions claires d'une image, on parle de chapeau haute forme blanc (équation A.17) selon l'équation suivante :

$$\rho_B^+(Im7) = (Im7) - \gamma^B (Im7) \quad (4.21)$$

La figure 4.31.c et la figure 4.31.d illustre l'effet d'un résidu chapeau haute forme obtenu à partir de deux transformations : une ouverture classique (équation A.24) et une ouverture par reconstruction (équation A.29).

À partir de la figure 4.31.d on constate que le Top-hat par reconstruction est beaucoup moins bruité que le simple Top-hat. Cela est dû au fait que l'image entière est altérée par l'ouverture classique qui génère plusieurs zones

plates circulaires dues à la forme de l'élément structurant circulaire. En revanche dans l'ouverture par reconstruction, la texture de tissu mammaire reste inchangée. L'image résultante de Top-hat par reconstruction sera notée (MC1).

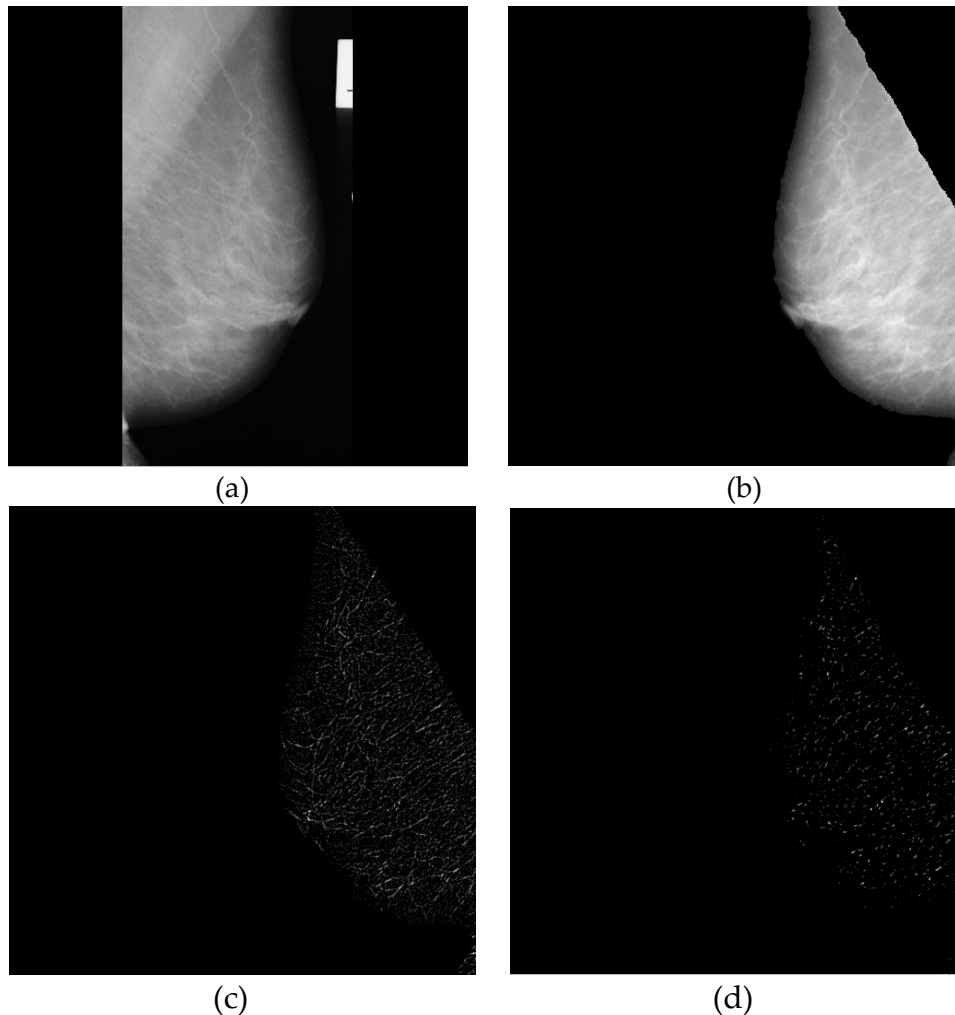


FIGURE 4.31 – La détection des régions candidates (a)l'image originale (mdb219), (b) image après suppression du muscle pectoral, (c) image après application chapeau haute forme simple, et (d) chapeau haute forme par reconstruction.

Dans la majorité des cas cette transformation est complétée par une opération de seuillage et la difficulté de tout seuillage réside dans le choix correct du seuil.

Un seuil élevé  $T_{High}$  génère peu de faux positifs mais un taux élevé de faux négatifs. Dans ce cas, certaines lésions peuvent ne pas être détectées et par la suite non diagnostiquées. Ce qui ne répond pas à l'objectif principal de la détection précoce d'un cancer du sein (Cheikhrouhou, 2012). Tandis qu'une valeur basse du seuil  $T_{Low}$  engendre peu de FN mais un taux élevé de FP.

López (López, 2003) propose un seuillage par hystérésis dont le principe est de reconstruire l'image binaire ( $MC1_{High}$ ) obtenue par un  $T_{High}$  (figure 4.32.a) avec celle ( $MC1_{Low}$ ) obtenue par  $T_{Low}$  (figure 4.32.b) comme marqueur pour obtenir l'image seuillée finale (MC2) selon l'équation suivante (figure 4.32.c) :

$$(MC2) = T^{hyst} = \delta_{(MC1_{High})}^{rec} (MC1_{Low}) \quad (4.22)$$

Le résultat d'un double seuillage est généralement meilleur que celui d'un simple seuillage, de plus le choix des seuils est aussi moins critique. La figure 4.32.c montre le résultat de seuillage par hystérésis pour extraire les régions potentielles d'être des MCS. A signaler que les **faux positifs** peuvent être acceptés à cette étape de l'algorithme.

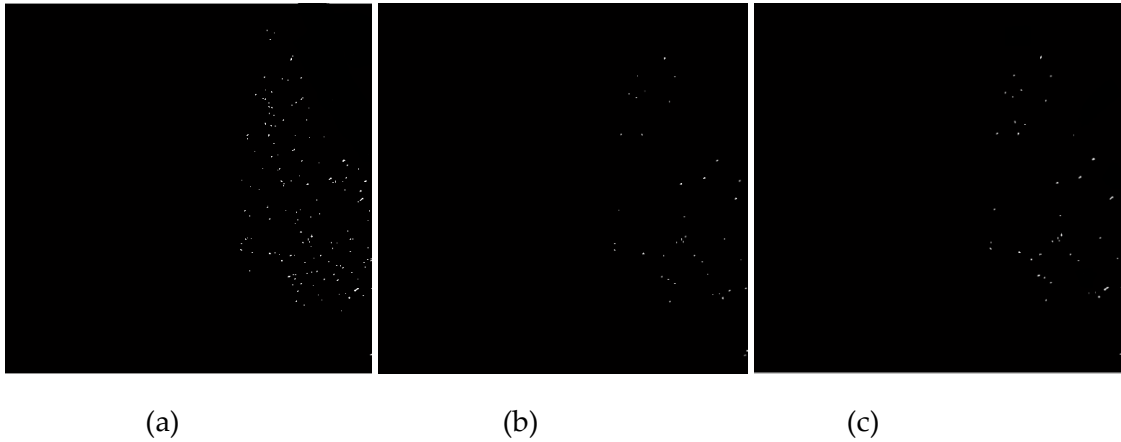


FIGURE 4.32 – Seuillage de l'image par hystérésis. (a) l'image binaire ( $MC1_{High=0.038}$ ), (b) l'image binaire ( $MC1_{Low=0.016}$ ), (c) l'image reconstruite.

#### 4.4.5 Détection des MCS par reconstruction numérique

Pour repérer les MCS à partir des régions claires ( $Im7$ ) et pour éliminer les faux positifs encore présents dans l'image binaire (MC2), tous les pixels faisant partie des régions candidates (MC2) sont mises à 0 dans l'image filtrée ( $Im7$ ) (figure 4.33.a) :

$$(MC3)(x) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \in Im7 \\ MC2, & \text{si } x \notin Im7 \end{cases} \quad (4.23)$$

Ultérieurement, la reconstruction par dilatation de cette image (MC3) sous l'image ( $Im7$ ) élimine les MCS :

$$(MC4) = \delta_{(Im7)}^{rec} (MC3) \quad (4.24)$$

L'image reconstruite de la figure 4.33.b montre que les MCS sont éliminées. Toutefois, les tissus de la glande mammaire (les régions claires) sont totalement reconstruits. Cela prouve que les MCS sont absolument comprises dans les régions candidates (Hadjidj et al.).

Par conséquent une soustraction entre l'image (Im7) et l'image reconstruite (MC4) prends des valeurs élevées pour les MCS, et non pas pour les régions claires (figure 4.33.c), Il suffit d'appliquer un autre seuillage pour détecter effectivement les MCS, l'image obtenue montrée dans la figure 4.33.d, est notée (MC5) :

$$(MC5) = T_{0.34}((Im7) - (MC4)) \quad (4.25)$$

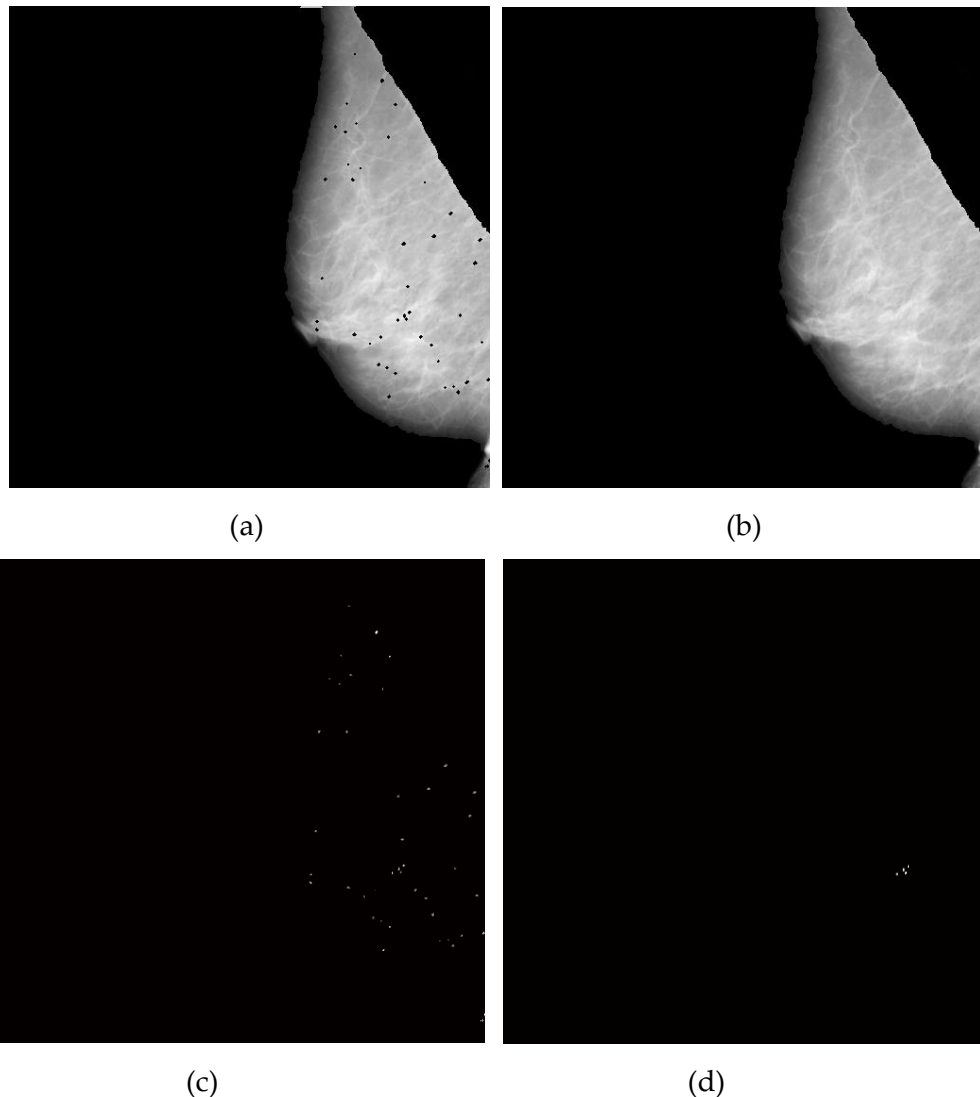


FIGURE 4.33 – La détection des MCS. (a) image marqueur de la reconstruction, (b) Image reconstruite, (c) Image résultante de la soustraction,(d) image masque des MCS



#### 4.4.6 Extraction des MCS par LPE

Après avoir localisé exactement les MCS, une extraction des contours des régions marquées est réalisée par le calcul de la LPE Contrôlée par Marqueurs. A noter que la LPE mosaïque évoquée précédemment, ne peut pas être appliquée pour détecter les éventuelles MCS, vu la taille de ces derniers, les régions de tissus environnant seront fusionner avec celle qui représente les MCS sous une zone plate commune.

##### 4.4.6.1 Sélection des marqueurs

###### a. Marqueur interne

Pour déterminer automatiquement les régions qui vont nous servir comme marqueurs internes pour la segmentation, nous calculons les maxima régionaux de la fonction distance de l'image binaire (MC5) qui représente le masque des MCS.

###### b. Marqueur externe

D'un autre côté, pour marquer idéalement le fond, le marqueur externe ne devrait pas être trop proche des bords des MCS que nous essayons de segmenter. Pratiquement, pour que cette condition soit vérifiée, une première LPE est construite sur le complément de la fonction distance de l'image binaire (MC5), c'est-à-dire que les sources d'inondation sont les centres des MCS.

A ce stade si tout s'est convenablement déroulé, nous disposons d'un marqueur interne et un marqueur externe correspondant aux MCS ( $\hat{f}_M$ ). Nous modifions l'homotopie du gradient  $g$  (figure 4.34.a) comme c'est décrit précédemment, afin d'imposer les nouveaux minima régionaux  $g''$  (figure 4.34.b).

Une reconstruction géodésique de  $(g(Im8) \wedge \hat{f}_M(x))$  par  $\hat{f}_M$  permet d'obtenir la nouvelle fonction du gradient :

$$g'' = \delta^{rec} ((g(Im7) \wedge \hat{f}_M) , \hat{f}_M) \quad (4.26)$$

L'application de la LPE va nous permettre de détecter les contours des MCS comme le montre la figure 4.34.c et 4.34.d.

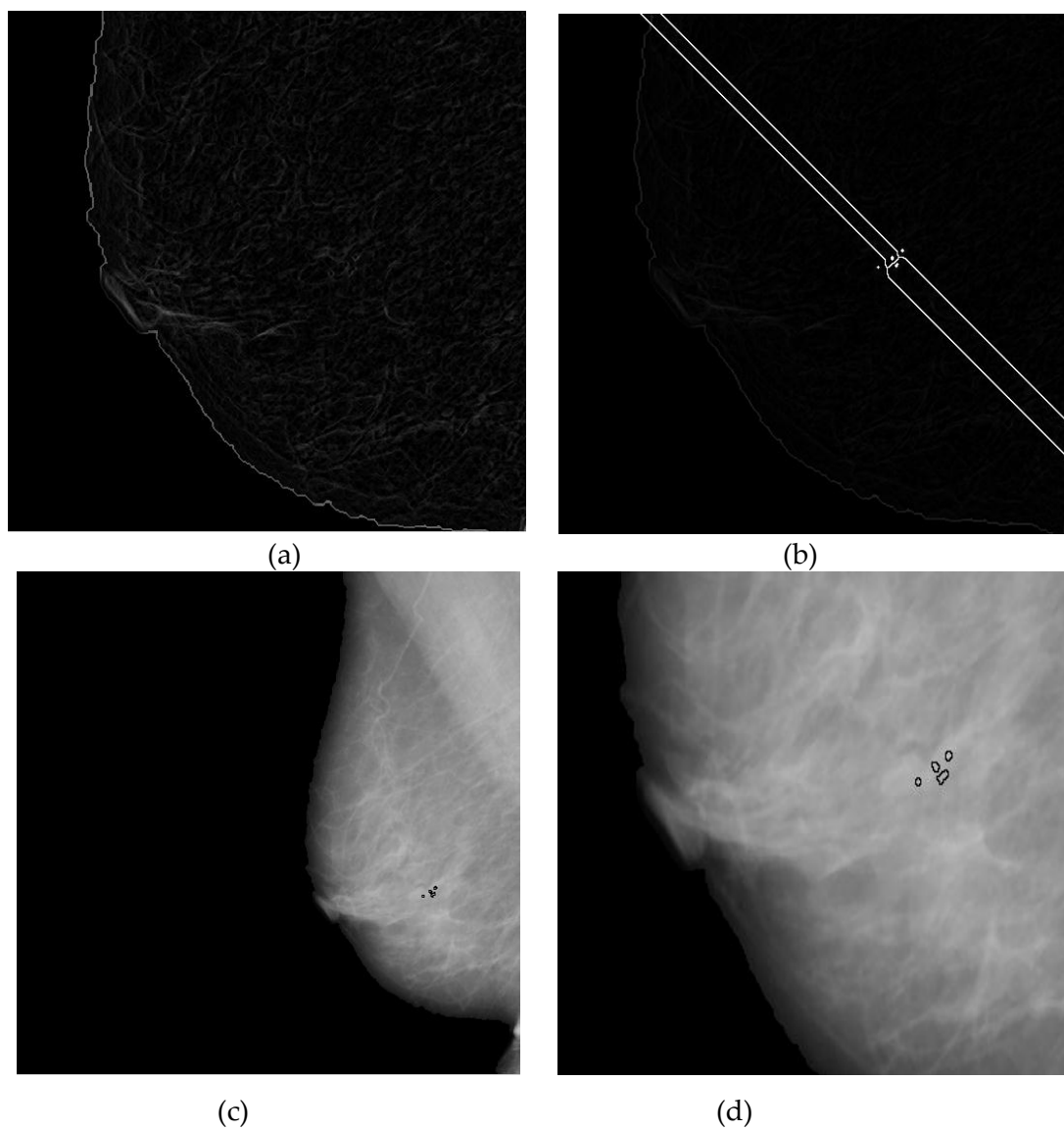


FIGURE 4.34 – le résultat de détection des MCS par LPE. (a) l'image gradient, (b) imposition des marqueurs sur l'image gradient, (c, d) détection de contours des MCS

## 4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons mis au point un algorithme de segmentation très performant issue de la Morphologie Mathématique : la ligne de partages des eaux, en vue de la détection des foyers des MCS et les masses mammaires, les premiers signes d'un cancer du sein, et qui font le centre d'intérêt de ce manuscrit.

Chaque étape des algorithmes proposés est effectuée en partant de l'hypothèse que l'étape précédente doit dérouler avec succès : si une étape échoue, toute la segmentation échoue. la Morphologie Mathématique nous a largement servi, on nous offre un bagage très puissant afin de maximiser la robustesse de chaque étape.

L'application de la ligne de partage des eaux sous la contrainte des marqueurs nous a permis d'obtenir des contours raffinés qui se rapprochent des contours idéals des lésions détectées. Dans le prochain chapitre nous mettons en œuvre un protocole de validation de nos résultats, pour juger quantitativement leur qualité.

# Chapitre 5

## Validation et Évaluation des Résultats

### 5.1 Introduction

Le but de ce dernier chapitre est de mettre en œuvre une méthode de validation de nos résultats afin de juger de leur qualité. En revue, divers protocoles de validation sont proposés pour évaluer les différents types d'images médicales. Nous choisissons la validation quantitative par un expert, puisqu'on dispose d'une segmentation de référence. Nous appuyant sur une analyse des principaux critères existants, pour juger quantitativement les résultats obtenus. Les critères sélectionnées sont appliqués sur chaque résultat de segmentation proposé le long de ce travail, à savoir la détection du muscle pectoral/la région du sein, et la détection des MCS et des masses mammaires. Tout cela après avoir fourni une description complète sur la base d'image standard.

### 5.2 Base d'images mammographiques mini-Mias

Mammography image analysis society(Mias) est le fruit du travail d'une équipe de recherche britannique. Les images mammographiques ont été obtenues après une numérisation des films radiologiques et sélectionnés par le programme national de dépistage fait à l'échelle du Royaume-Uni : « UK National Breast Screening Programme ».

Le processus de numérisation est réalisé avec un scanner Joyce-Lobel microdensitomètre qui est un dispositif linéaire dans la gamme de densité optique est de 0 à 3.2 avec une résolution de 50x50 micromètre. Chaque pixel est codé sur 8 bits. La taille de chaque image est (1024 x 1024) Pixels, de NG qui varie entre le 0-255. La base d'images contient un ensemble de 322 images mammographiques numérisées de type de type MLO (incidence latérale oblique) qui explore le sein gauche et droite de 161 femmes. Les mammographies au format (.pgm) sont nommées : « mdb xxx », dont xxx représente le numéro de l'image qui varie de 001 au 322. Pour chaque mammographie, la base de données MIAS fournit des informations sur :

1. *Le type de la densité mamamire*

- F Fatty
- G Fatty-glandular
- D Dense-glandular

2. *Le type de la lésion si elle existe*

- CALC Calcification
- CIRC Well-defined/circumscribed masses
- SPIC Spiculated masses
- MISC ill-defined masses
- ARCH Architectural distortion
- ASYM Asymmetry
- NORM Normal

3. *La nature de la lésion si elle existe.*

- B Benigne
- M Maligne
- N Normale

4. *La localisation de lésion*

- Les coordonnées du centre de la lésion(x, y), l'origine de l'image est le coin supérieur-gauche.
- Rayon approximatif (en pixel) d'un cercle enfermant l'anomalie.

Sur les figures 5.1 et 5.2 on peut trouver le nombre des mammographies contenant des calcifications, des masses, d'autres types d'anomalies, ainsi que le nombre de mammographies normaux, tous répartis selon le type du tissu mammaire (gras, glandulaire, ou dense).

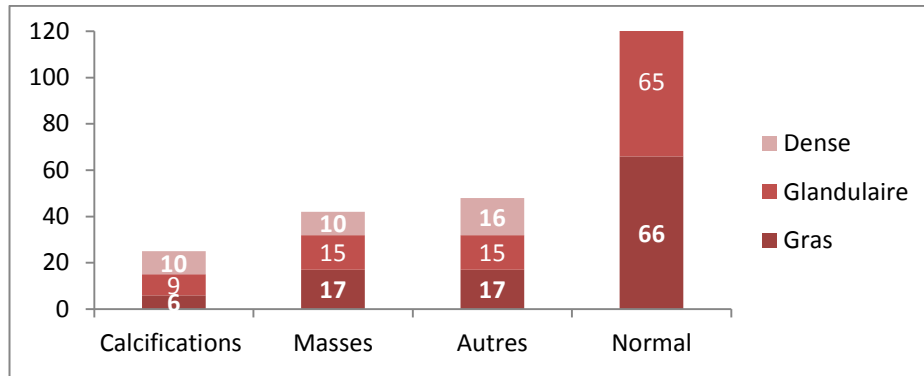


FIGURE 5.1 – Répartition de la base de données mini-Mias

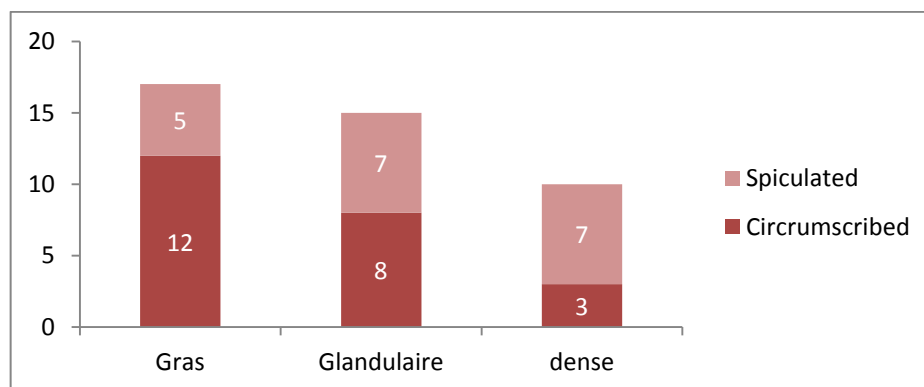


FIGURE 5.2 – Nombre de mammographies contenant des masses dans la base mini-Mias

### 5.3 Méthodes d'évaluation quantitative

Devant le foisonnement de méthodes développées depuis plusieurs décennies pour la segmentation des images, le problème de l'évaluation est devenu crucial. Disposer de méthodes d'évaluation de résultats est nécessaire (Foliguet and Guigues, 2006) :

- Aux chercheurs pour comparer un nouvel algorithme à ceux préexistants.
- Aux utilisateurs pour choisir un algorithme et régler ses paramètres en fonction du problème à résoudre (Foliguet and Guigues, 2006).

Les méthodes d'évaluation quantitative peuvent être regroupées en quatre classes :

1. **La validation visuelle par un expert** qui se caractérise principalement par les divers remarques, ou informations de nature qualitatives. Cependant, elle

n'offre que peu de renseignements quantitatives, non seulement ça mais ces informations peuvent changer d'un expert à un autre, selon son expérience, autrement la connaissance qu'il dispose ou qu'il a reçue, donc la notion d'apprentissage qui entre en jeu.

- 2. La validation quantitative par un expert** ce qui constitue une segmentation de référence. Elle est tracée à la main par un expert à l'aide d'outils informatiques de dessin. Ce type d'évaluation est largement employé du fait qu'on obtient des informations quantitatives très précises sur la qualité de la segmentation automatique en matière de précision et d'efficacité.

Cependant, le problème majeur de cette validation revient au processus avec le quelle, on obtient la segmentation manuelle. C'est un travail fastidieux et long surtout dans le cas où l'image contient plusieurs objets à segmenter.

Il arrive que deux segmentations manuelles d'une même image tendent à ne peut être cohérentes : dans (Wells et al., 1995), les auteurs ont montré dans leur étude que la variabilité du résultat obtenu entre deux expert dépasse 15% de différence entre deux segmentations d'un même cerveau (Naegel, 2004). En plus, un expert peut donner deux résultats de segmentation différents à des moments différents. De ce fait, on ne peut pas dire sur cette segmentation qu'elle est parfaite et idéale.

- 3. Validation par des images de synthèse** : si l'on veut comparer de manière objective les méthodes, il est plus simple d'utiliser des images de synthèse, pour lesquelles une "vérité" est parfaitement connue, à savoir la segmentation qui a servi à synthétiser l'image. L'inconvénient de cette méthode est que les images synthétique sont une imitation de la réalité, voir approximative qui ne représentent pas toutes la réalité.
- 4. Validation par des images de références de sujets vivants ou décédés** : cette validation est rarement utilisée, voir sa difficulté dans la réalisation. Elle repose sur le calcul des données issu d'un sujet vivant ou décédé afin de les comparées avec celles obtenues théoriquement par une segmentation automatique.

## 5.4 Méthode d'évaluation exploitée

Afin d'obtenir une évaluation quantitative de nos résultats, nous nous sommes servis des segmentations effectuées par des experts sur les images de la

base mini-Mias. Même que la segmentation d'un expert est susceptible d'être erronée, cependant elle offre une approximation par excellence. Nous employons les rapports qui sont souvent utilisés dans la littérature pour évaluer la segmentation des lésions ou des régions du sein sur les images mammographiques.

Le choix de ces rapports va grandement faciliter la comparaison de notre travail avec ceux de la littérature qui ont employé les mêmes critères d'évaluation. Ces rapports sont : la sensibilité, la spécificité et la précision.

### 5.4.1 Définition des critères d'évaluation

Les critères évoqués précédemment sont issus d'une comparaison pixel à pixel sur l'ensemble des pixels des masques binaires de structures à segmenter manuellement ( $E_{EXPT}$ ) et automatiquement ( $E_{AUTO}$ ).

L'arrière-plan du cliché mammographique n'est pas pris en considération lors du calcul de ces critères (les pixels noirs).

La sensibilité est la capacité d'un algorithme de donner un résultat positif quand la maladie est présente. Tandis que la spécificité est la capacité d'un algorithme de donner un résultat négatif quand la maladie est absente. On note :

$$\text{Sensibilité} = VP / (VP + FN) \quad (5.1)$$

$$\text{Spécificité} = FP / (VN + FP) \quad (5.2)$$

$$\text{Précision} = (VP + VN) / (VP + FP + FN + VN) \quad (5.3)$$

On peut noter aussi que :

$$\begin{cases} 1 - \text{Spécificité} = TFP \\ 1 - \text{sensibilité} = TFN \end{cases} \quad (5.4)$$

Avec :

**VP** (vrai positif) est le nombre de pixels classés comme MCS, dont réellement sont des MCS.

**FP** (faux positif) est le nombre de pixels classés comme MCS dont réellement ne sont pas des MCS.

**TN** (vrai négatif) est le nombre de pixels qui ne sont pas classés comme MCS dont réellement ne sont pas des MCS.

**FN** (faux négatif) est le nombre de pixels qui ne sont pas classés comme MCS dont réellement sont des MCS.



Donc après avoir proposé un protocole de validation, on l'applique sur chaque résultat de segmentation proposé dans ce travail à savoir:

- segmentation du muscle pectoral et la région du sein.
- segmentation des masses mammaires.
- segmentation des MCS du sein.

## 5.5 Évaluation du résultat de l'extraction de la région du sein

Comme nous l'avons exposé précédemment, le but de cette étape est d'extraire ou d'isoler du volume de données initial (l'image mammographique), la région d'intérêt « le sein ». La segmentation du profil extérieur du sein était parmi les objectifs du présent travail. Nous rappelons que nous avons extrait la région représentant le sein par les opérations de filtrage morphologique et le seuillage automatique d'Otsu. Pour évaluer la performance de l'approche proposée, nous avons demandé à un radiologue expérimenté de marquer manuellement le contour du sein (figure 5.3).

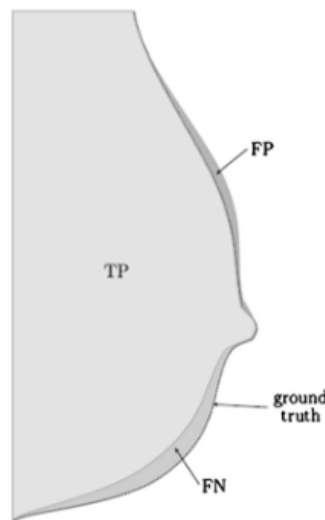


FIGURE 5.3 – TP, FP, FN et le la segmentation manuelle sur la région du sein

Nous calculons, par la suite le rapport décrit dans l'équation 5.5, pour trouver la précision du contour détecté.

$$M = \frac{E_{EXPT} \cap E_{AUTO}}{E_{EXPT} \cup E_{AUTO}} \times 100\% \quad (5.5)$$

La mesure de la précision (M) de segmentation de la région du sein pour les 322 images mammographique est illustrée dans le graphe à la figure 5.4.

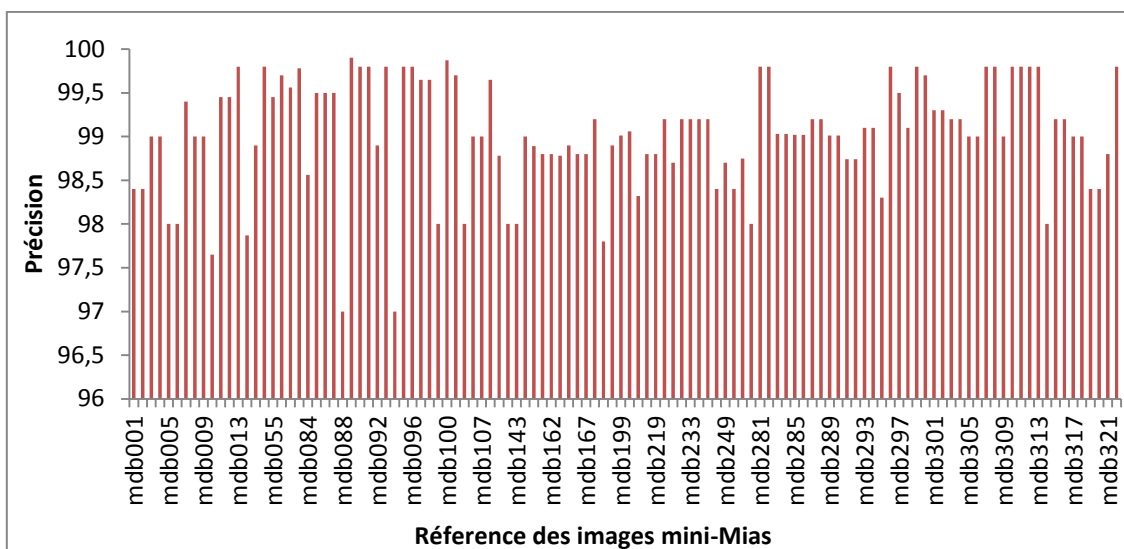
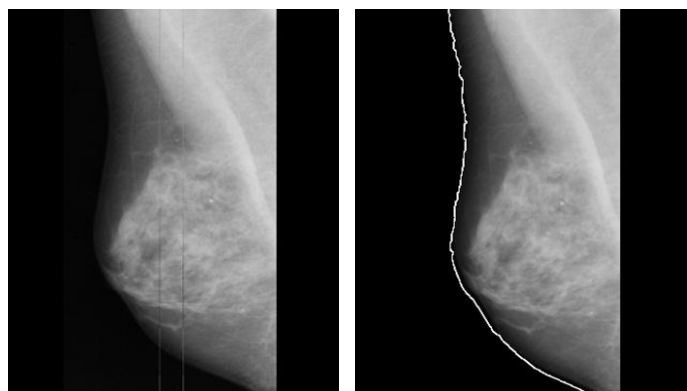


FIGURE 5.4 – Mesure de la performance de segmentation de la région du sein

Sur 110 images mammographique tirées de la mini-Mias, notre algorithme a réussi à obtenir un taux de précision moyen de 99,25 %. Ces images ne contiennent pas les artéfacts radio-opaques, mais souffrent d'un fond bruité (figure 5.5). Cependant sur 212 images mammographiques le taux moyen atteint est de 98,87%, ces images contiennent les artéfacts radio-opaques cités précédemment sous forme d'étiquettes d'identification, de marqueurs opaques, et les raies de numérisation (figure 5.5.b, c, d).



(a)

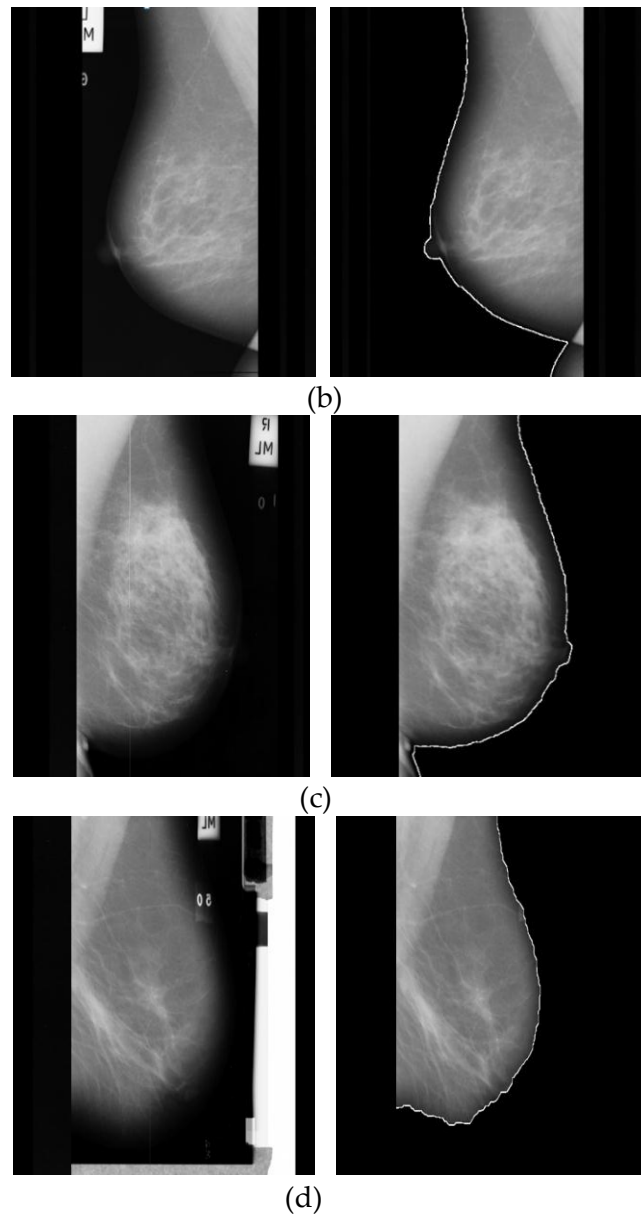


FIGURE 5.5 – Segmentation de la glande mammaire sur des différentes images de la bas min-Mias

Dans certain cas le taux de précision obtenu est de 97.52%, cela est dû en fait aux étiquettes qui sont collées ou couvrent une partie de la région intérieur du sein comme le montre la figure 5.5.d et la figure 5.6. Cela s'explique au niveau de la phase d'analyse des composantes connexes (ECC), l'algorithme a considéré que l'étiquette collée sur la partie supérieur de la glande mammaire, comme une seule composante connexe avec celle de la glande (étiquetées avec la même couleur bleu), donc l'opération de filtrage surfacique qui vient par la suite, va pas supprimer ces artéfacts (figure 5.6).

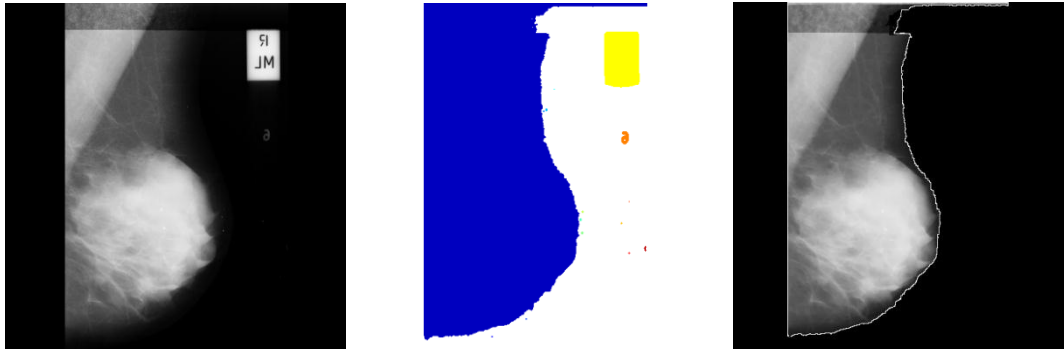


FIGURE 5.6 – Résultat d’une fausse détection du contour du sein

Donc d’une façon générale, et à peu d’exception notre algorithme est assez flexible et fait face au niveau élevé de la variabilité en mammographies, il n’est sensible ni à la taille de ces artéfacts, ni à leur positions et orientations. De plus un grand atout de cet algorithme est d’être peu paramétrique. En effet, les connaissances nécessaires pour initialiser le système sont : la taille de la glande mammaire. De plus, les résultats obtenus sont comparés avec les travaux cités dans la littérature et récapitulé dans le tableau 5.1. Les résultats de comparaison sont très satisfaisants et encourageants.

Auteur	Nombre d’images	Précision
Raba et al, 2005	320	98%
Feudjio et al, 2014	69	98.7%
Nanayakkara et al, 2015	320	99.00%
Touil et Kalti, 2016	200	95%
<b>Approche proposée</b>	<b>322</b>	<b>99,25</b>

Table 5.1 – Comparaison des résultats obtenus par notre approche avec celles de la littérature

## 5.6 Évaluation du résultat de segmentation du muscle pectoral

Rappelons tout d’abord que pour détecter le muscle pectoral, nous avons proposé d’intégrer deux méthodes dans un schéma de segmentation coopératif pour aboutir à un résultat optimal. Le processus de coopération régions/contours que nous l’avons proposé repose sur l’approche de C-moyenne floue (FCM) et l’approche des ensembles de niveaux (Level set) sous une forme séquentielle.

Pour évaluer la performance de l’approche proposée, une comparaison a été faite par une inspection visuelle effectuée en consultation avec un expert sur

les différentes mammographies. Donc, après l'application de l'approche coopérative pour détecter la région pectorale, nous avons calculé par la suite le rapport décrit précédemment dans l'équation.5.5, pour trouver la précision du contour détecté.

Tout d'abord, il est à signaler que le nombre total pris pour l'évaluation est de 200 images, en excluant les images qui présentent les mêmes caractéristiques (même taille du muscle sur le même type de densité mammaire), ou dans le cas où le muscle pectoral n'est pas visible sur la projection MLO, c'est le cas de (mdb284) et (mdb236) par exemples.

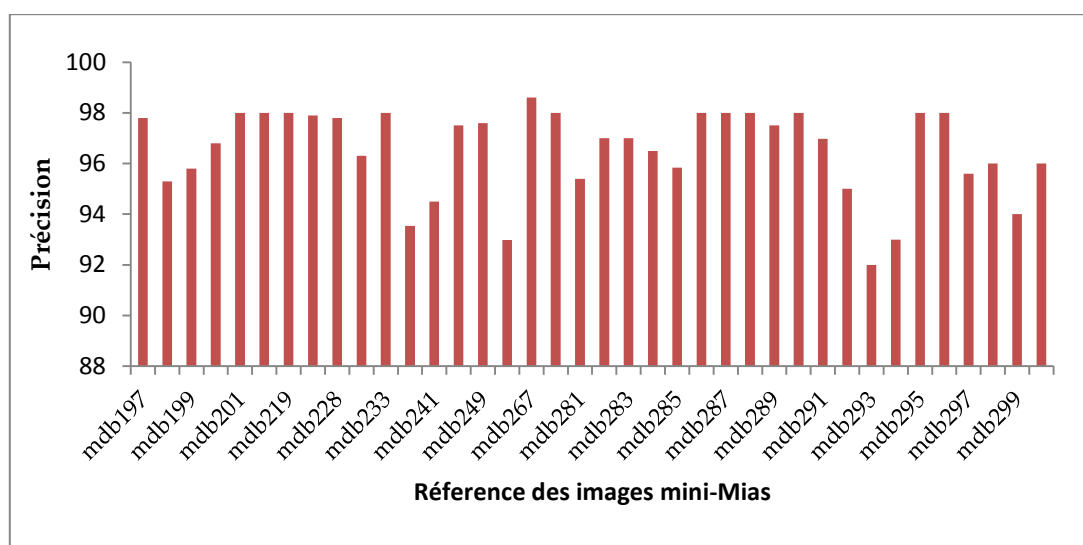
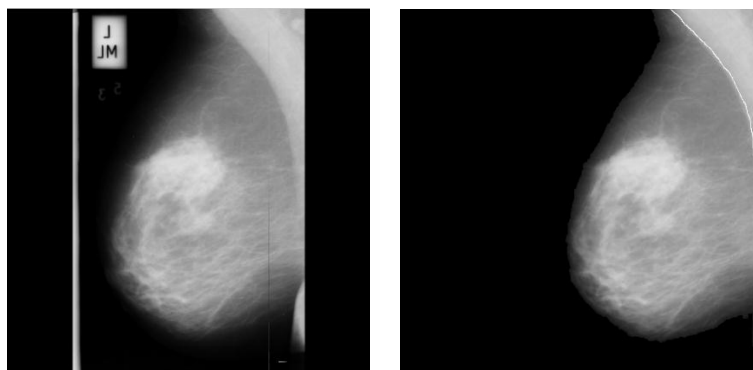


FIGURE 5.7 – Mesure de la performance de segmentation du muscle pectoral

D'après la figure 5.7, il est clair que la méthode proposée présente un bon fonctionnement pour la majorité des mammographies. On obtient un taux de précision qui varie entre le 92.65% et 98.02% dans les images qui présentent un fort gradient entre la région du sein et le muscle pectoral (cas des mammographies claires), (figure 5.8).



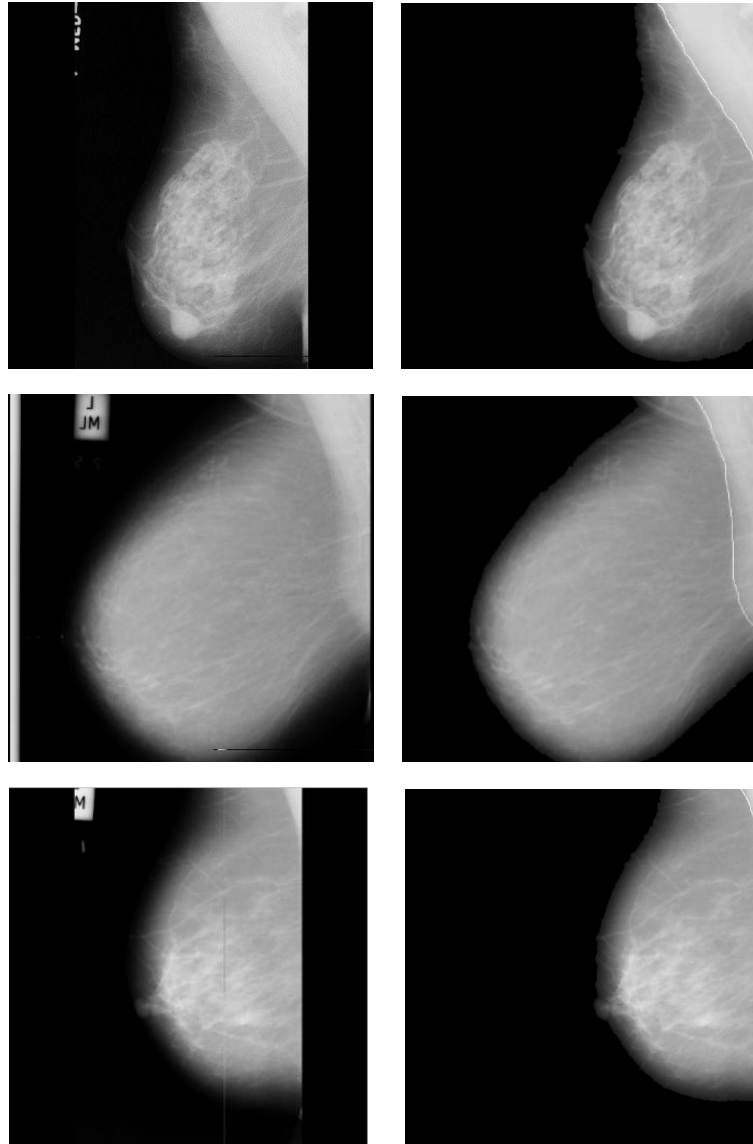


FIGURE 5.7 – Résultat de segmentatuion du muscle pectoral : de haut en bas . mdb011 , mdb013, mdb021, mdb 135

Cependant, un faible taux de précision de 92.65% est obtenu sur quelques images de type (mdb002) (figure 5.9). La raison principale de cette chute de précision est que la région pectorale n'est pas une région homogène, elle contient une sous-région, qui agit comme une nouvelle zone en raison de la différence d'intensité dans cette sous-région et dans la région restante, et puisque la classification par FCM base sur sa partition sur le critère d'intensité donc il a classé la région pectorale en deux sous régions comme le montre la figure 5.9.b et la figure 5.9. c.

Notre algorithme a échoué dans la détection du muscle pectoral dans les mammographies où la glande mammaire présente la même forte intensité que le muscle, on montre un cas d'un sein dense (figure 5.9.e, f, g).

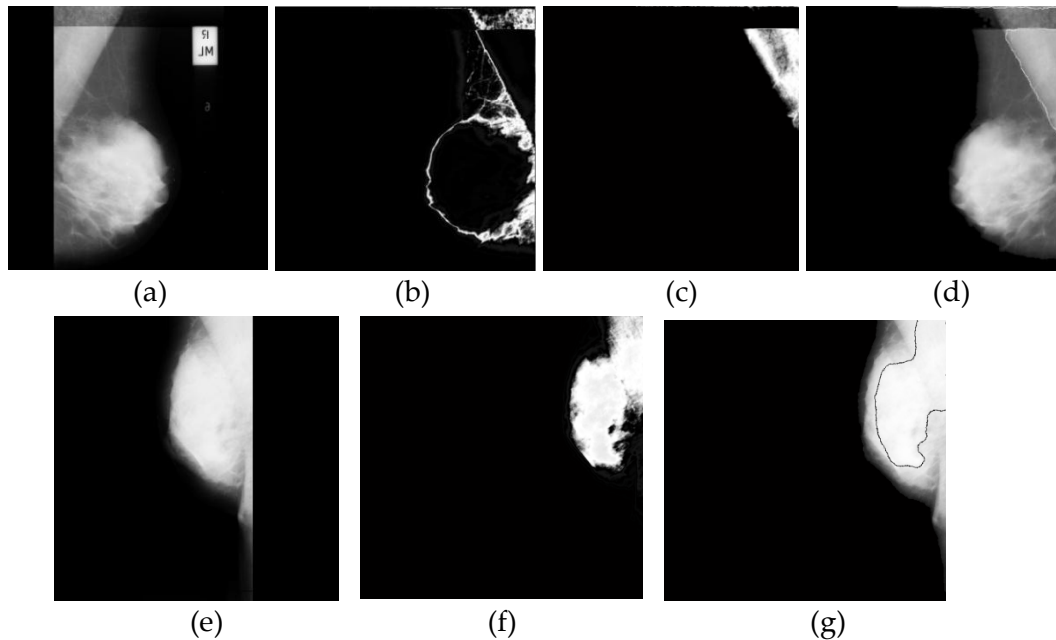


FIGURE 5.9 – Résultat d'une fausse détection du muscle pectoral. (a) Image originale mdb002, (b) et (c) Résultat de classification par FCM (Classe 3 et 5), (d) Résultat de segmentation, (e) Image originale mdb179, (f) Résultat de classification par FCM (Classe 2), (g) Résultat de segmentation

Comparativement à d'autres approches citées dans la littérature (Table 5.2), notre méthode s'avère d'être un peu plus réussie. En conclusion, on peut dire que la qualité de segmentation est fortement liée non seulement à la nature de l'image elle-même (question de densité) mais aussi à la nature bruitée ou filtrée de l'image, cela implique que l'étape d'extraction de la région du sein et le fond nettoyé a parfaitement participé à la détection correcte du muscle pectoral. Ces résultats montrent encore une fois que notre approche peut être utilisée efficacement comme une étape de prétraitement pour un algorithme ultérieur de recalage.

Auteur	Nombre d'images	Précision
Kwok et al, 2004	322	83.9%
Raba et al, 2005	320	86%
Chandra et al, 2012	288	89.5%
Eddaoudi, 2012	322	98%
Maitra et al, 2012	308	95.71%

Mustra et al, 2012	295	91.61%
Akram et al, 2013	322	97.84%
Vaidehi et al, 2013	120	85%.
Chen et al, 2015	322	97.2 %
Sreedevi et al, 2015	161	90.06%
<b>Approche proposée</b>	<b>200</b>	<b>97,92%</b>

Table 5.2 – Comparaison des résultats obtenus par notre approche avec celles de la littérature

## 5.7 Évaluation du résultat de segmentation des masses mammaires

L'évaluation du résultat de segmentation des masses mammaires par l'application de ligne de partage des eaux contrôlée par marqueur est effectué par le calcul des critères cités précédemment (Eq. 5.1, 5.2, 5.3) sur un ensemble de 42 images qui contient des masses dont 23 sont bien définis et 19 images sont spiculées, sur des mammographies de différentes densité.

A signaler que la base mini-Mias ne fournit pas dans sa segmentation expertisée, le contour précis de la masse, mais plutôt elle offre juste sa localisation, on donnant les coordonnées du centre de la lésion  $(x, y)$ , aussi le rayon approximatif (en pixel) d'un cercle enfermant la masse.

En premier temps, on a proposé d'évaluer nos résultats à travers les informations fournies par la base. Pour cela, il nous faut tout d'abord :

- Déterminer le centre de gravité  $c (c_x, c_y)$  de la lésion, calculé comme étant la moyenne des coordonnées en  $x$ , et moyenne des coordonnées en  $y$  :

$$\begin{cases} x_c = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i \\ y_c = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y_i \end{cases} \quad (5.6)$$

Avec  $K$  le nombre de points dans la région de la forme et  $(x_i, y_i)$  sont les points contenus dans cette région.

- Déterminer les coordonnées du point appartenant au contour de la masse détectée, le plus éloigné du centre de gravité de la masse. À partir de ces coordonnées on calcul la distance qui va nous servir comme rayon pour tracer le cercle qui entoure la lésion. Ce protocole d'évaluation est illustré par la figure 5.10.



Cependant ce protocole d'évaluation n'est pas pertinent et reste non significatif, du fait que le nombre de pixels du cercle qui englobe la lésion est très grand par rapport aux nombre de pixels de la lésion elle-même (dépasse les 50%), de plus le rayon du cercle qui entoure la région tumorale est approximatif et il ne représente en aucun cas ses vrais contours.

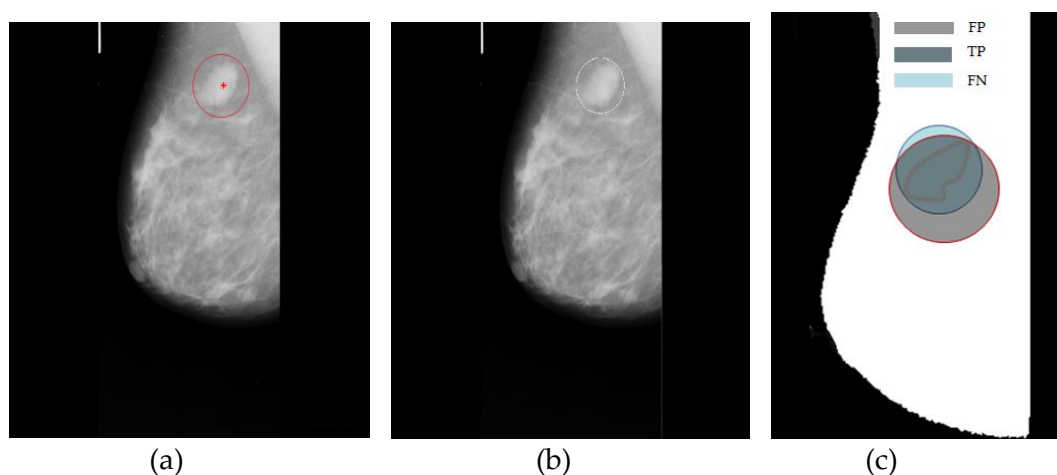


FIGURE 5.10 – Protocole de validation selon la base mini-Mias. (a) Résultat de segmentation automatique, (b) segmentation expertisée fournie par la base mini-Mias, (c) critères d'évaluation

L'exclusion de cette approche d'évaluation nous mène à demandé d'un médecin expérimenté de nous expertiser l'ensemble de 42 images sélectionnées en fournissant une détection manuelle sur les contours des masses.

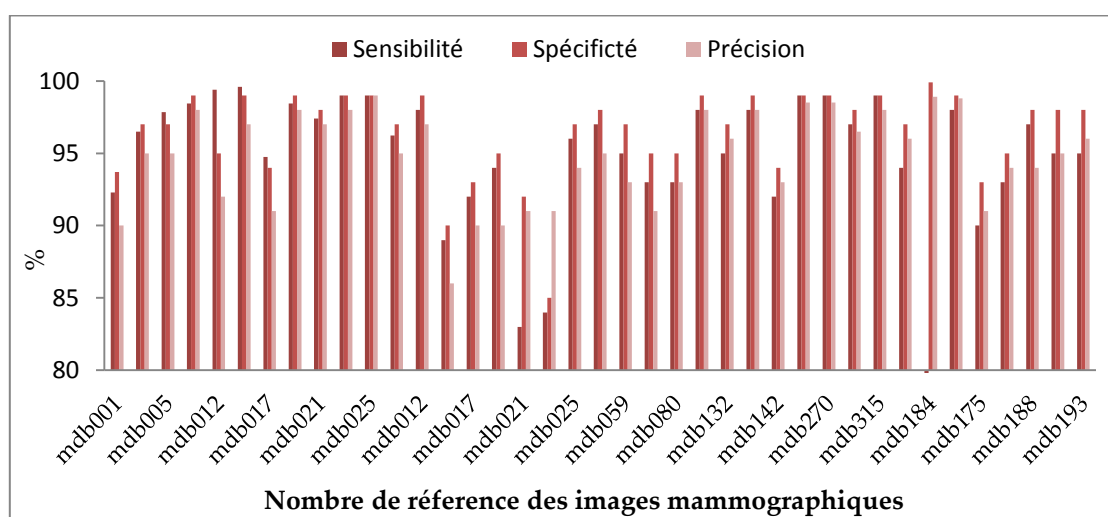
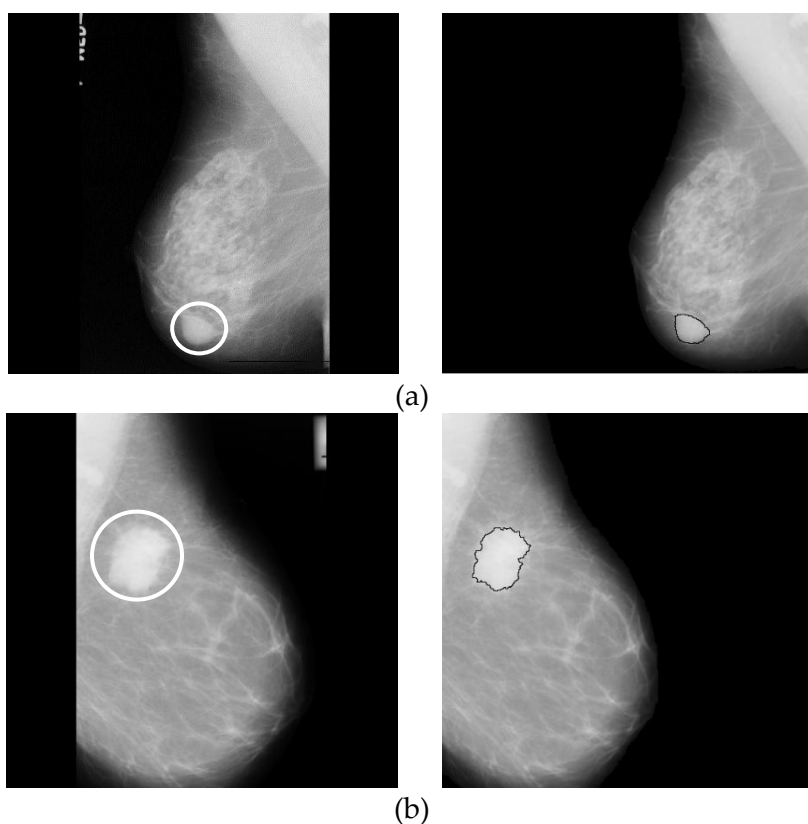


FIGURE 5.11 – Mesure de la performance de segmentation des masses mammaires

La figure 5.11 montre les résultats obtenus après le calcul de la sensibilité, la spécificité et la précision. Nous considérons que ce coefficient montre une segmentation précise s'il est au-dessus de 90 %.

Une grande précision est obtenue dans le cas des masses à contours bien définis sur un tissu clair ou mixte, elle atteint les 99% (figure 5.12.a, b, c). Cependant, l'algorithme reste moins performant dans le cas où les masses présentent un contour mal défini (spicule), la sensibilité est réduite de 10% dans les seins denses (figure 5.12.f) et de 7% dans les seins glandulaires, cela est dû à la différence de contraste entre les tissus normaux et le tissu pathologiques. Les exemples de la figure 5.12.e et la figure 5.12.f illustrent le comportement de l'algorithme de segmentation dans des cas particulièrement difficiles où les masses s'enfouies dans la masse fibreuse environnante ; une portion de leur contour manque, les contours des masses sont médiocres.

Dans certaines régions de la masse, le contour va situer au-delà du vrai contour et donc prendre des pixels qui n'appartiennent pas à la masse, ce qui explique la diminution de taux de spécificité, autrement l'augmentation de nombre de FP. La LPE sera très irrégulière dans ces endroits, dû à la présence des seconds gradients entre le marqueur externe et interne, pas de forts gradients, ce qui empêche la LPE d'être moins précise, malgré les étapes de filtrage.



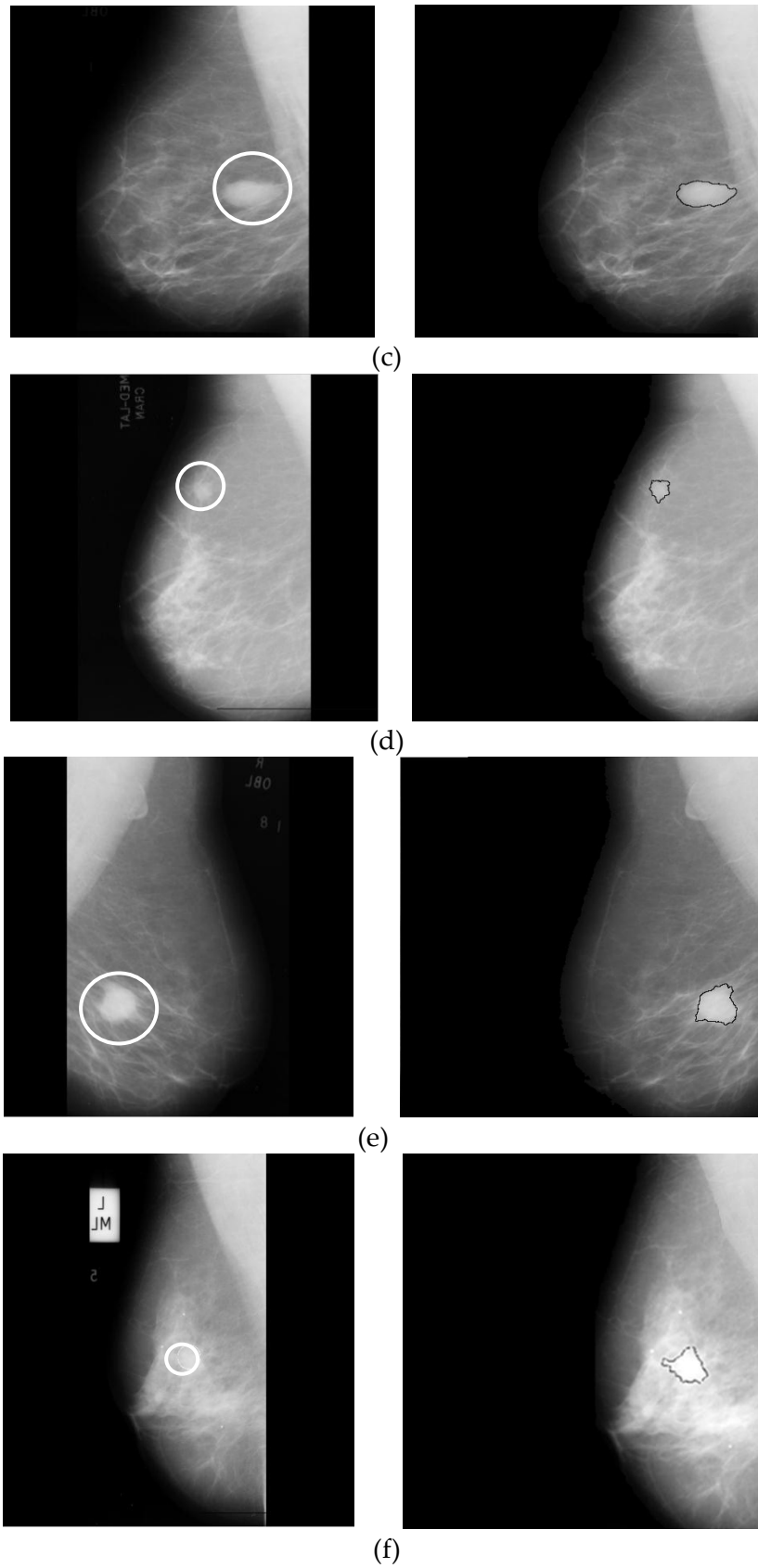


FIGURE 5.12 – Résultat de segmentation des masses mammaires .(a)mdb021, (b)mdb184, (c)mdb025 ,(d)mdb 023, (e)mdb028, (f)mdb063

D'un autre côté, l'étape de préparation des images mammographiques (Chap.3) a contribué, formellement à l'amélioration des résultats de segmentation des masses mammaires, tout en réduisant le nombre de faux positifs.

Pour résumer, et à peu d'exceptions l'algorithme de LPE a prouvé son efficacité dans la détection des masses: qu'elles soient de petites ou de grandes tailles, de forme rondes, ou spicules de faible ou fort contraste, homogène ou non, aux contours bien définis ou mal définis, il conserve la forme, autrement l'information sur le contour, notion importante dans le diagnostic des masses.

De plus pour évaluer l'apport de la méthode proposée, nous l'avons comparée avec d'autres algorithmes cités dans la littérature (Tableau 5.3) et qui ont déjà été validés par les radiologues. Le tableau récapitule les résultats de ces travaux en termes de précision et montre la grande performance de notre approche.

Auteur	Nombre d'images	Précision
Mudigonda et al, 2001	56	81%
Kom et al, 2007	61	95.91
Kai et al, 2011	170	91.3%
Hsu, W. Y, 2012	322	93%
Görgel et al, 2013	60	94%
Kurt et al, 2014	96	93.2
Anuradha et al, 2015	50	83%
Lu et al, 2015	120	85.0%
Rouhi, 2015	322	96.47%
Anitha et al, 2017	170	93.5%
Vikhe, et al, 2017	45	90.9
Elmoufidi,et al, 2017	322	94.75 %
<b>Notre approche</b>	<b>42</b>	<b>98.86%</b>

Table 5.3 – Comparaison des résultats obtenus par notre approche avec celles de la littérature

## 5.8 Évaluation du résultat de la segmentation des Microcalcifications mammaires

La figure 5.13 montre l'évaluation de la segmentation des MCS par la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueurs. Selon le résultat obtenu,

l'algorithme réussit à identifier exactement les foyers des MCS pour un sein gras (densité clair) : c'est un cas radiologique facile, puisque le tissu mammaire est radiologiquement clair et les MCS sont évidentes même pour les radiologues (figure 5.14.a).

Dans ce cas la sensibilité, et la spécificité obtenues sont supérieures à 99, 65%, 99, 84%, respectivement. On constate que le nombre de FN est faible, tandis que le nombre de FP est élevé, donc la segmentation par LPE à surestimer le nombre des pixels qui appartient aux MCS mais aussi d'autres fines structures qui appartiennent au parenchyme mammaire. Dans certains cas, la sensibilité est réduite de 10% pour les seins denses et glandulaires. Ceci est dû au fait que les tissus denses provoquent un faible contraste entre les anomalies et les tissus environnants par rapport aux seins gras. Dans ce cas, la sensibilité et la spécificité prennent respectivement des valeurs plus faibles 89, 97% et 98, 02%.

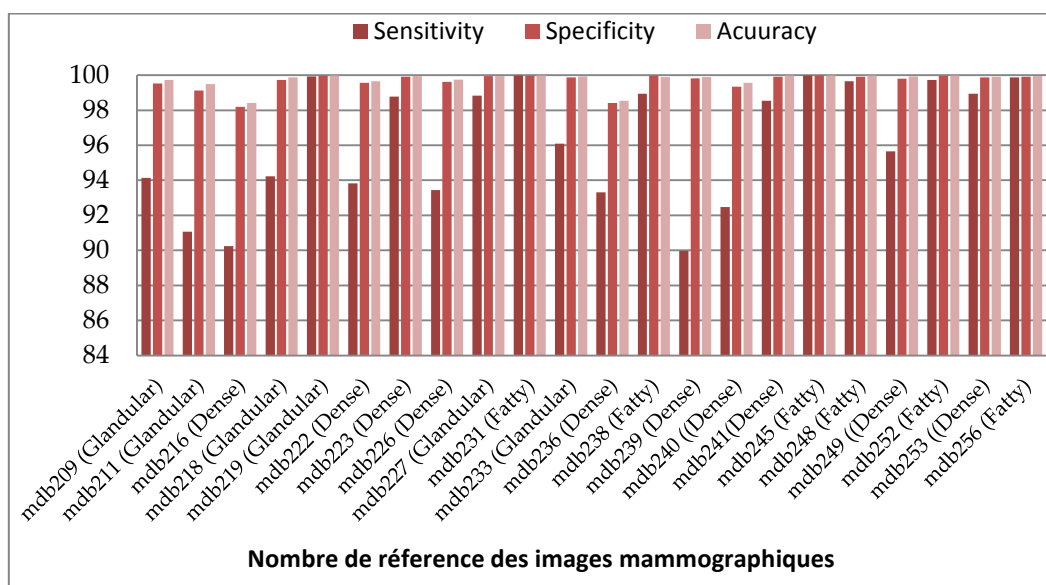
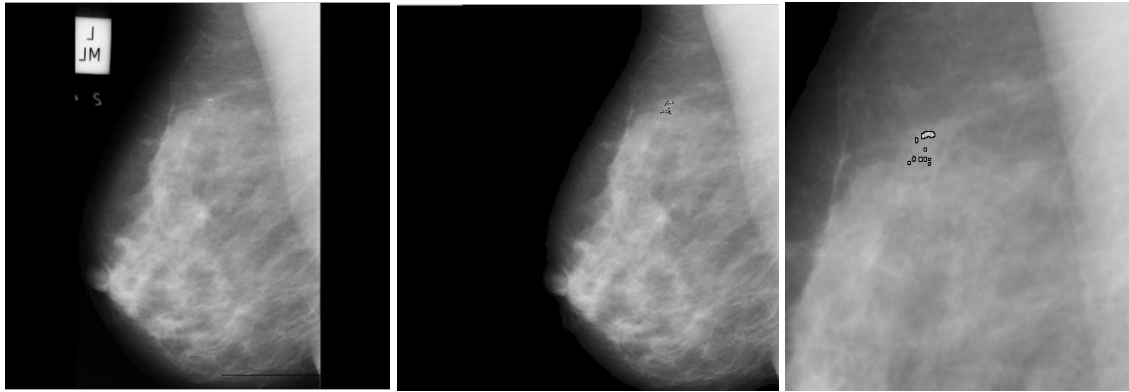


FIGURE 5.13 – Résultat de l'algorithme de détection des microcalcifications

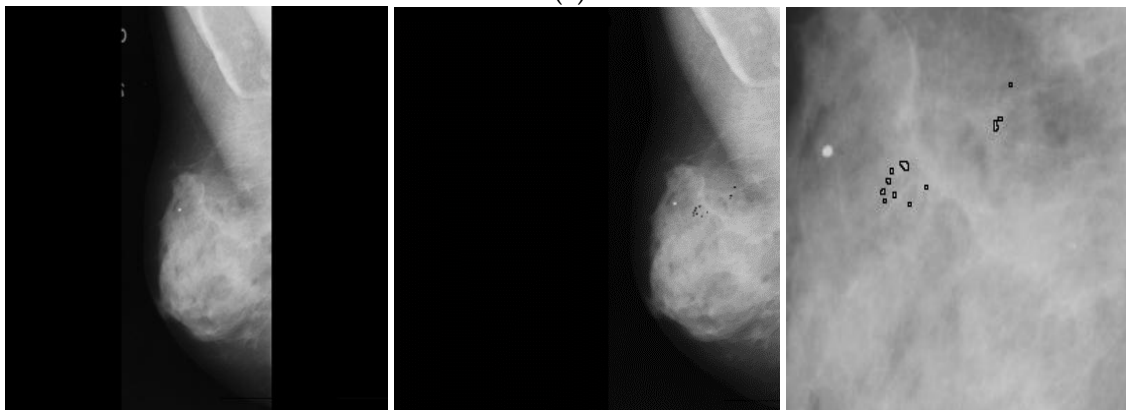
La figure 5.14.d et la figure 5.14.e montre deux mammographies qui appartient à ce cas: le tissu du sein est dense, ou les MCS apparaissent sous un faible contraste (contraste entre les  $\mu$ cas et le tissu environnant). Ainsi, la détection visuelle des MCS est extrêmement difficile même pour les radiologues experts. Malgré ces difficultés, notre approche à correctement détecter le foyer de MCS.

Cependant, dans certaines images, beaucoup de MCS ne sont pas détectées; Ceci est dû à leur faible contraste et à la densité très élevée des textures du parenchyme mammaire.

Donc, notre approche proposée dépend essentiellement de la densité du tissu mammaire. Cependant, la forme et la taille de la lésion n'ont pas une forte influence sur la performance de l'algorithme de segmentation proposé.



(a)



(b)



(c)

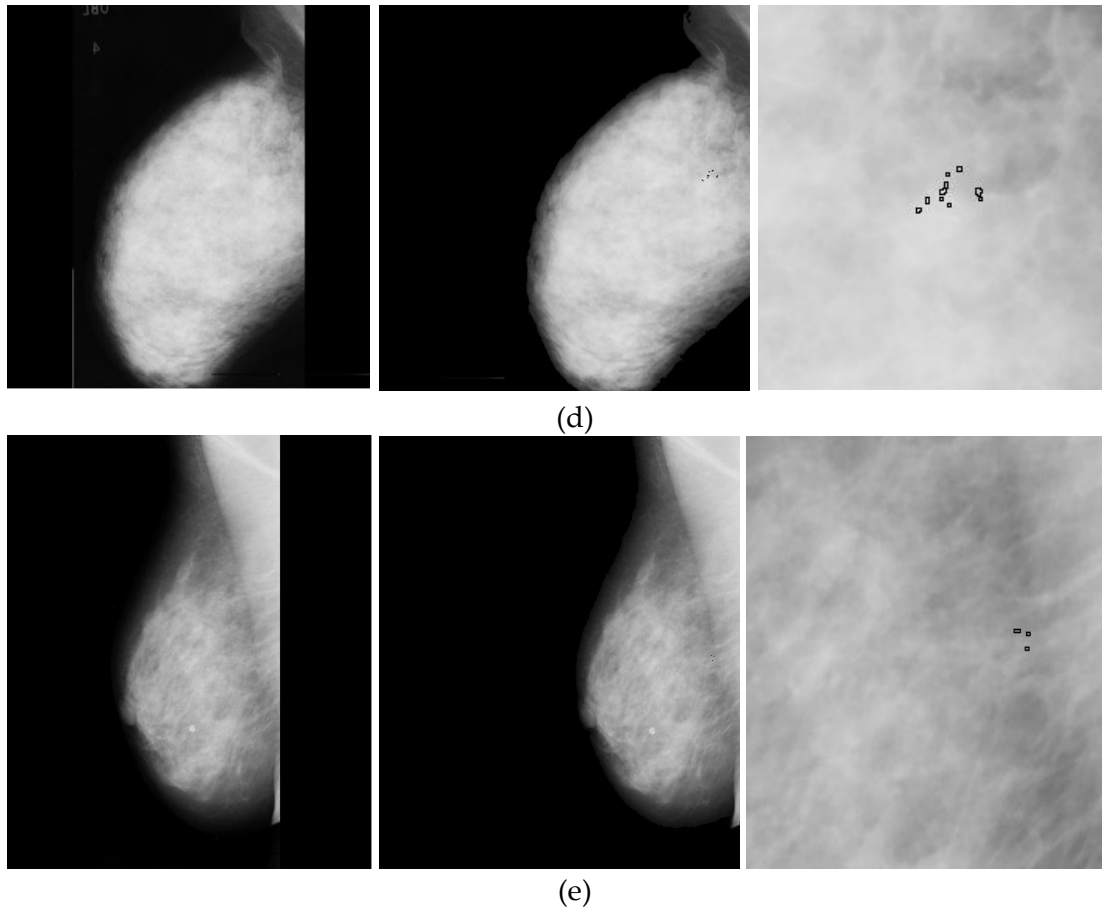


FIGURE 5.14 – Des exemples pour la détection des MCS mammaires pour les images : (a) mdb219, (b) mdb252, (c) mdb223,(d) mdb253, (e) mdb227

Après avoir évalué notre approche de segmentation par rapport à la segmentation manuelle, nous voulons l'évaluer encore une fois mais par rapport aux travaux de littérature cités dans le (Chap.2) et récapitulé dans le tableau (Tableau 5.4).

Auteur	Nombre d'images	Précision
Ben Hamad et al, 2007	60	85,2%.
Padopoulos et al, 2008	322	92.6
Abdul Malek et al, 2010	50	94%
Mohanalain et al, 2014	50	93.75
Hamidreza et al, 2015	322	91.43%
<b>Notre approche</b>	<b>22</b>	<b>98.35</b>

Table 5.4 – Comparaison des résultats obtenus par notre approche avec celles de la littérature

Le tableau résume tous les travaux récents de segmentation des MCS validé sur les images mammographiques de la base mini-Mias mais qu'ils n'utilisent

pas le même nombre d'images et la même taille originale de l'image (1024x1024). Souvent ils travaillent sur des sous-images qui correspondent juste aux MCS candidates. A partir de cette comparaison, nous pouvons constater une fois de plus que notre méthode fonctionne correctement dans la détection de MCS avec un taux de 98,35 % de précision.



## 5.8 Conclusion

Dans ce chapitre, une étude comparative quantitative a été réalisé entre le résultat obtenus par nos approches de segmentation et la segmentation effectuée par un expert, afin d'évaluer leur robustesse.

En premier temps nous avons évalué les résultats de segmentation du muscle pectoral et la région du sein avec l'approche coopérative séquentielle : FCM/Level set, décrite dans le chapitre 3. Nous avons également évalué l'approche de segmentation par ligne de parte des eaux contrôlée par marqueurs dédié à la détection des MCS et les masses du sein.

L'évaluation a été réalisée par l'utilisation d'une base de données mammographiques connue la mini-Mias. Le résultat obtenu est performant et précis, prouve son efficacité et sa supériorité par rapport aux travaux cité dans la littérature.

Malgré cette comparaison, elle reste une évaluation non parfaite et non équitable, du faite que nous ne possédons pas des informations complète sur le type de densité mammaire des images mammographies utilisées, la taille de l'image utilisée et parfois le nombre d'images évaluées. Pour cela, on a pensé de travailler sur la totalité de la zone du sein de la mammographie pour détecter les lésions mammaires ou pour extrairez le muscle pectoral : cette manière de penser est plus réaliste.

## Conclusion Générale et Perspectives

Dans ce travail de thèse, nous avons tenté d'apporter un nouvel éclairage à l'analyse des images mammographiques pour une aide au diagnostic pertinente pour le médecin radiologue. Toutefois et au regard de la technologie avancée dans le secteur médical, l'analyse du cancer du sein reste un réel problème de santé publique et un sujet de recherche d'actualité très mais difficile. Dans ce travail de recherche nous avons conçu un système performant de segmentation d'images mammographiques ayant pour objectif d'aider les radiologues à dépister le cancer du sein à un stade précoce. Ceci s'effectue à l'aide d'un processus de détection de deux lésions mammaires à savoir les masses et les microcalcifications, les signes primaires d'un cancer du sein.

Mener à bien ce travail, a nécessité tout d'abord une connaissance a priori sur : le type et la qualité d'images à traiter, et la structure à segmenter. En analyse d'images mammographiques, et quel que soit l'approche de segmentation employée, elle reste sans aucun doute la tâche qui mobilise le plus d'efforts. Le choix de la technique qui s'adapte le mieux à une telle problématique nécessite une synthèse sur les diverses approches développées dans la littérature afin d'améliorer le résultat de segmentation.

Dans ce contexte, nous avons exposé une revue bibliographique sur les travaux de recherches en termes de segmentation des lésions mammaires à savoir les microcalcifications et les masses du sein. Nous avons vu que la segmentation morphologique par la ligne de partage des eaux est un processus par excellence qui répond à nos besoins.

La partie du prétraitement des images mammographiques proposé dans ce travail et qui se résume dans les étapes d'extraction de la région du sein et la suppression du muscle pectoral, a grandement contribué à améliorer la détection des lésions mammaires, tout en réduisant le taux de faux positifs. Les travaux récents nous ont conduits à intégrer deux méthodes dans un schéma de segmentation coopérative pour aboutir à un résultat optimal. Une fois que nos images sont prêtes pour les algorithmes ultérieurs de segmentation, nous avons appliqué l'algorithme de la ligne de partage des eaux afin de détecter les masses et les microcalcifications du sein. Cette approche de segmentation par

régions, nous a permis d'obtenir des contours raffinés qui se rapprochent des contours idéals des lésions détectées.

Finalement, nous avons mis en œuvre un protocole de validation de nos résultats, pour juger quantitativement leur qualité puis une étude comparative avec les travaux cités dans la littérature a été menée afin d'évaluer encore une fois leur robustesse.

L'évaluation a été réalisée sur une base de données d'images mammographiques connue la mini-Mias. Le résultat obtenu était performant, et il a prouvé son efficacité et sa supériorité par rapport aux travaux cités dans la littérature. Ce résultat peut être considéré comme une seconde lecture potentielle après le médecin radiologue « sans pour autant le remplacer ».

## Perspectives

Les recherches effectuées pendant cette thèse nous a permis de dégager de nombreuses pistes de recherche qui n'ont pas encore été explorées. Nous les résumons dans ces quelques lignes :

### **Enrichissement de la description**

Notre travail de recherche a été consacré à la détection des masses et des microcalcifications mammaires. Il serait, donc, intéressant de tester son efficacité sur la caractérisation afin de déterminer leur nature en termes de malignité ou bénignité. Une étude bibliographique montre l'importance de la description de forme par rapport à la description de texture particulièrement dans le cas des masses mammaires. Ces descripteurs sont fortement liés à la régularité (ou non) et à la spiculation du contour de la forme à étudier. Cependant, des travaux antérieurs ont proposé d'enrichir la phase de description, en combinant des attributs de différente nature, à titre d'exemple les descripteurs de forme et les descripteurs de texture. Particulièrement dans l'étude des masses, cette association permet de différencier entre les classes ACR4 (contour lobulé ou masqué) et ACR5 (contour flou et irrégulier). Ce point représente un vrai obstacle pour les radiologues. Après l'étape d'extraction des paramètres pertinents une classification peut être envisagée pour classer une anomalie en type bénigne ou maligne.

### **Comparaison automatisée d'images mammographiques**

En mammographie, les radiologues comparent les couples bilatéraux d'images du sein droit et gauche ou des images temporelles du sein d'une

même patiente, pour détecter ou suivre des éventuelles évolutions tissulaires ou déformation mécanique des tissus et découvrir les asymétries bilatéraux. Cependant, cette comparaison nécessite un alignement parfait des zones similaires présentes sur les clichés. Ces zones tels que le contour du sein, le mamelon, ou encore le muscle pectoral, sont les éléments de repère les plus robustes pour un recalage robuste.

## **Résolution du problème de détection dans les images de fortes densités mammaires**

Une des raisons de l'échec de notre algorithme de segmentation des masses ou des microcalcifications est la forte densité de tissu mammaire. à notre connaissance, il n'existe pas de travaux qui traitent ce cas. Donc le problème reste ouvert... et nous pensons que toute amélioration bénéfique apportée à la détection doit se faire sur la résolution qui permet une distinction efficace entre les tissus normaux et les lésions.

*Bien entendu cette liste est non exhaustive et d'autres extensions supplémentaires peuvent certainement être imaginées...*

# Annexe

## Introduction à la Morphologie Mathématique

### 1 Introduction

La Morphologie Mathématique a été créée en 1964 par Georges Matheron (Matheron, 1967) et Jean Serra (Serra, 1982) dont la plus grande partie de cette théorie a été développée dans les laboratoires de l'Ecole des Mines de Paris. Son développement a été motivé par des applications industrielles : c'était le problème de quantification des structures géologiques qui a conduit Matheron et son étudiant Serra à construire les opérateurs mathématiques essentiels à cette étude.

La Morphologie Mathématique est la première théorie non-linéaire du traitement d'images capables de réaliser des tâches très sophistiquées sur des images binaires, en niveaux de gris et couleur, aussi bien 2D que 3D, en biologie et cytologie quantitative, en imagerie médicale, en imagerie aérienne et satellitaire, en robotique et vision par ordinateur, en contrôle industriel non destructif, dans les études sur les documents et les œuvres d'art.

Bien qu'elle ne soit pas limitée au traitement des images, la Morphologie Mathématique y trouve un immense champ d'applications par exemple en analyse de données, dans le domaine de la sécurité ou encore en théorie des jeux.

## 2 Principe et problématiques

Le principe de base de la morphologie mathématique consiste à comparer une forme inconnue à une forme de référence connue, appelée élément structurant. Cette sonde balaye toute l'ensemble et permet en chaque point d'effectuer une comparaison au travers des relations booléennes tel que l'union ; l'intersection, l'inclusion et la complémentation. L'approche de morphologie mathématique vise à déterminer les caractéristiques d'un objet, simplifier l'image en supprimant certaines structures géométriques, la séparation des objets collés, la comparaison entre deux formes en utilisant l'élément structurant, enfin la segmentation qui s'appuie sur l'opérateur de ligne de partage des eaux.

Dans cette section, nous faisons un bref récapitulatif des principaux opérateurs morphologique, qu'ils nous paraient utiles pour la compréhension de ce manuscrit. Donc, on verra par la suite qu'à partir de deux opérateurs de base, appelées dilatation et érosion on peut construire des outils plus avancées (figure 1) tel l'ouverture et la fermeture. L'application successive de tels filtre donne naissance à des opérateurs plus complexe : top-hat, le squelette, les filtres alternés séquentiels, la reconstruction,...

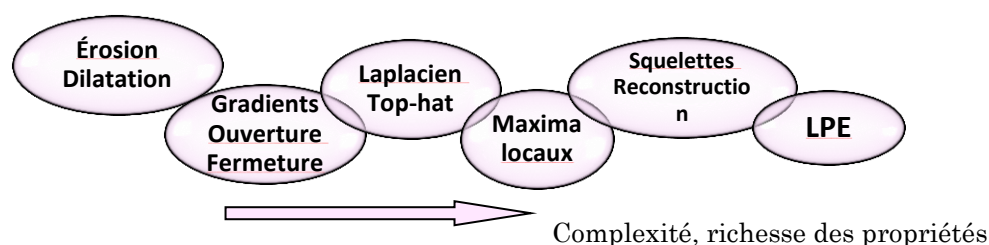


FIGURE 1 – Construction des opérateurs de la morphologie mathématique

## 3 Propriétés de base des transformations morphologiques

Les transformations morphologiques sont dotées de propriétés importantes dont nous rappelons dès à présent les définitions. Ces propriétés de base, relatives aux opérations sur les ensembles, servent à caractériser les transformations morphologiques.

**Définition 1 Idempotence** Une opération  $f$  est idempotente si elle donne le même résultat qu'elle soit appliquée une fois ou bien deux fois de suite :

$$f \text{ idempotent} \Leftrightarrow \forall I \text{ image}, f(f(I)) = f(I) \quad (\text{A.1})$$

**Définition 2 Extensivité** Une transformation  $f$  est extensive si son résultat est plus grand que l'image de départ, pour toute image :

$$f \text{ extensive} \Leftrightarrow \forall I \text{ image}, f(I) \geq I \quad (\text{A.2})$$

**Définition 3 Anti-extensivité** Une opération est anti-extensive si son résultat est plus petit que l'image de départ :

$$f \text{ extensive} \Leftrightarrow \forall I \text{ image}, f(I) < I \quad (\text{A.3})$$

**Définition 4 Croissance** Une transformation  $f$  est croissante si elle préserve l'ordre :

$$f \text{ croissante} \Leftrightarrow \forall I, J \text{ image}, I \leq J \Rightarrow f(I) \leq f(J) \quad (\text{A.4})$$

## 4 Transformations morphologiques sur les ensembles

### 4.1 L'élément structurant

Les transformations morphologiques reposent sur le concept de transformation géométrique d'une image par un élément structurant. L'élément structurant (ES) est un masque de forme quelconque dont ses éléments forment un motif.

**Définition 5 L'élément structurant** Soit  $B$  un sous-ensemble de  $E$ , nommé élément structurant. Si  $x$  est un élément de  $E$ , alors on définit l'ensemble  $B_x$ , le déplacement de  $B$  en chaque point  $x$  de l'espace  $E$  :

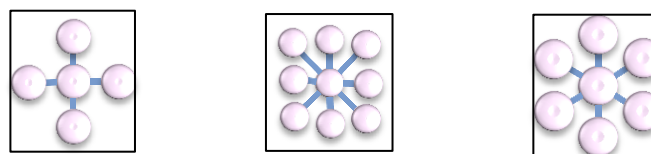
$$B_x = \{b+x \mid b \in B\} \quad (\text{A.5})$$

On introduit aussi le symétrique de  $B$ , noté  $B_s$  :

$$B_s = \{-b, \forall b \in B\} \quad (\text{A.6})$$

Si L'élément structurant est symétrique, on a :  $B_s = B$

Chaque (ES) possède une origine qui permet de le positionner par rapport à l'image. Les éléments structurants plans les plus classiquement utilisés sont la croix, constituée de l'origine et des quatre points les plus proches, le carré, constitué de l'origine et des huit points les plus proches, droites,... (figure 2). La forme et la taille de l'élément structurant constituent les deux principaux paramètres à choisir pour une transformation morphologique, selon les besoins de l'analyse.



4-connexités

8-connexités

hexagonale

FIGURE 2 – Éléments structurants plans sur une trame carrée

## 4.2 L'érosion et la dilatation

L'érosion et la dilatation sont les opérateurs de base de la morphologie mathématique. Elles sont à l'origine d'un très grand nombre de transformations plus complexe (les filtres morphologiques, gradient morphologique,...).

En premiers temps, ces opérateurs seront appliquées sur des images binaires, nous verrons plus tard comment ce formalisme mathématique peut s'étendre aux images en niveau de gris.

**Définition 6** *La dilatation morphologique* Soit  $X$  un sous-ensemble de  $E$ . La dilatation morphologique de  $X$  par un élément structurant  $B$ , noté  $\delta^B(X)$ , est définie par l'ensemble des points  $x$  de l'espace pour lesquelles  $B_x$  présente une intersection non vide avec  $X$  :

$$\delta_B(X) = \{x : X \cap B_x \neq \emptyset\} \quad (\text{A.7})$$

**Définition 7** *L'érosion morphologique* L'érosion d'un ensemble  $X$  par un élément structurant  $B$ , noté  $\varepsilon^B(X)$ , est l'ensemble des points  $x$  de l'espace pour lesquels  $B_x$  est contenu dans  $X$  :

$$\varepsilon_B(X) = \{x : B_x \subseteq X\} \quad (\text{A.8})$$

Selon Risson (Risson, 2001), l'érosion d'une image par un élément structurant équivaut à se demander en chaque point de l'ensemble, si l'élément structurant centré en ce point est contenu dans la structure ou pas.

La figure 3 donne un exemple d'application de ces deux opérateurs sur des images mammographiques après binarisation. Les objets blancs présentent le cas des microcalcifications translucides et les pixels de bruit.



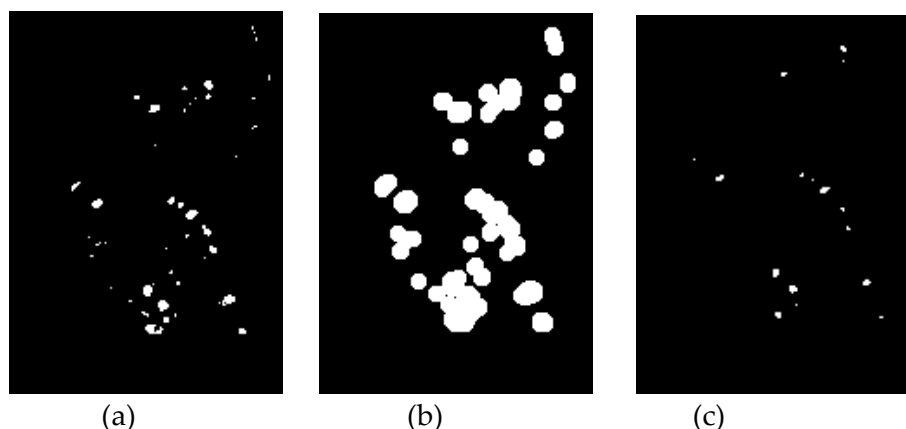


FIGURE 3— Effet de la dilatation binaire. (a) masque binaire de MCS, (b) Dilatation des microcalcifications par élément structurant disque de taille 5 et (c) l'érosion du même ensemble par le même élément structurant

L'érosion et la dilatation possèdent de nombreuses propriétés intéressantes du point de vue de l'analyse d'images, on peut les résumer par :

- La dualité entre l'opération d'érosion et de dilatation par rapport au complémentaire :

$$X \oplus B_x = (X^c \ominus B_x)^c \text{ et } X \ominus B_x = (X^c \oplus B_x)^c \quad (\text{A.9})$$

- L'érosion et la dilatation sont des transformations croissantes :

$$\begin{aligned} X \subset Y &\Rightarrow \delta_B(X) \subset \delta_B(Y) \\ X \subset Y &\Rightarrow \varepsilon_B(X) \subset \varepsilon_B(Y) \end{aligned} \quad (\text{A.10})$$

- La dilatation est extensive, tandis que l'érosion est anti-extensive :

$$(X) \subset \delta_B(Y) \quad \varepsilon_B(X) \subset X \quad (\text{A.11})$$

- L'érosion et la dilatation suivent tous les deux la loi de Distribution :

$$\begin{aligned} \delta_{B \cup B'}(X) &= \delta_B(X) \cup \delta_{B'}(X) \\ \varepsilon_{B \cup B'}(X) &= \varepsilon_B(X) \cap \varepsilon_{B'}(X) \end{aligned} \quad (\text{A.12})$$

Cette propriété a une grande importance pratique puisque cela permet de décomposer un élément structurant en éléments plus simples dont l'union redonne cet élément.

- Les opérations morphologiques répétées reviennent à les appliquer avec un élément structurant plus grand dilaté par lui-même :

$$\begin{aligned} \varepsilon_{\hat{B}}(\varepsilon_B(A)) &= \varepsilon_C(A) & \text{avec } C &= \varepsilon_{\hat{B}}(B) \\ \delta_{\hat{B}}(X) (\delta_{\hat{B}}(A)) &= \delta_C(A) & \text{avec } C &= \delta_{\hat{B}}' \end{aligned} \quad (\text{A.13})$$

- Les opérations d'érosion et de dilatation ne sont pas réversibles. La succession de dilatation et de l'érosion ne permet pas toujours de retrouver l'ensemble d'origine.

## 5 Filtres morphologiques

L'objectif de la phase de filtrage est de simplifier l'image, on éliminant les détails inutiles. Si à titre d'exemple, dans certains cas la notion de texture est inutile, elle peut donc aisément éliminer, tandis que dans d'autres cas la texture reste primordiale. Le principe du filtrage morphologique est de supprimer uniquement certains structures et de laisser les autres inchangées, les contours doivent être préserver ; c'est ce qui permet de distinguer les objets.

**Définition 9** *Les filtres morphologiques* Pour qu'un opérateur soit un filtre morphologique, il doit vérifier deux conditions nécessaire est suffisante : l'idempotence et la croissance :

$$f \text{ est un filtre morphologique} \implies f \text{ est croissant et idempotent} \quad (\text{A.14})$$

### 5.1 Ouverture et fermeture

Bien que les opérations de dilatation et d'érosion ne soient pas réversibles, leurs successions permettent d'élaborer deux nouvelles opérations morphologiques telles l'ouverture et la fermeture. En termes d'opération sur les ensembles binaires on définit :

**Définition 10** *L'ouverture morphologique* d'un ensemble  $X$ , notée  $\gamma_B$ , est l'opération de l'érosion suivie d'une dilatation avec  $B$  :

$$\gamma_B = \delta_B(\varepsilon_B(X)) \quad (\text{A.15})$$

En inversant l'ordre des opérations utilisées pour définir l'ouverture, nous obtenons une nouvelle opération appelée fermeture.

**Définition 11** La fermeture morphologique d'un ensemble  $X$ , notée  $\varphi_B$ , est l'enchaînement d'une dilatation suivie d'une érosion par le même élément structurant  $B$  :

$$\varphi_B(X) = \varepsilon_B(\delta_B(X)) \quad (\text{A.16})$$

On reprend l'exemple précédant mais on applique cette fois une ouverture puis une fermeture avec un élément structurant disque de taille 7 (figure 4).

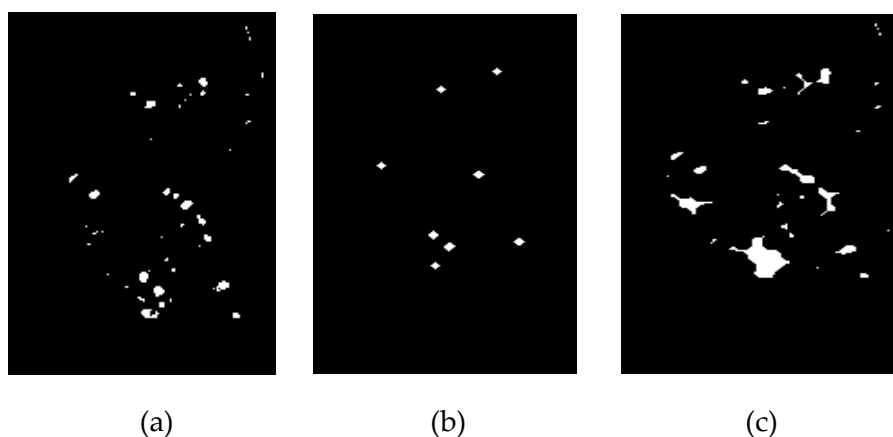


FIGURE 4 – Ouverture morphologique par élément structurant disque de taille 7 (b) et la fermeture morphologique par le même élément structurant(c)

## 5.2 Transformation "chapeau haut de forme"

Dans certains situation, il se pourra que nous voulions savoir ou détecter ce qu'a éliminé une ouverture ou ce qu'a rajouté une fermeture par rapport à l'image original. Pour mettre en évidence ces détails, F. Meyer a inventé une transformation intéressante et particulière appelée « chapeau haut de forme ». Pour détecter les pics clairs de luminosité, on définit :

**Définition 12** *Chapeau haut de forme blanc* (white top-hat, en anglais), est définit comme la différence entre l'identité  $(f)$  et son ouverture  $\gamma^B(f)$  tel que :

$$\rho_B^+(f) = (f) - \gamma^B(f) \quad (\text{A.17})$$

Par symétrie, pour extraire les vallées ou ressortir les structures sombres de l'image on définit le chapeau haute forme noir:

**Définition 13** *Chapeau haut de forme noir* (black top hat, en anglais) est définit comme la différence entre la fermeture  $\varphi_B(f)$  et l'identité  $(f)$  tel que :

$$\rho_B^-(f) = \varphi_B(f) - (f) \quad (\text{A.18})$$

La figure 5 montre que l'application de chapeau haut de forme blanc permet de détecter toutes les structures claires de l'image (cas des microcalcifications) :

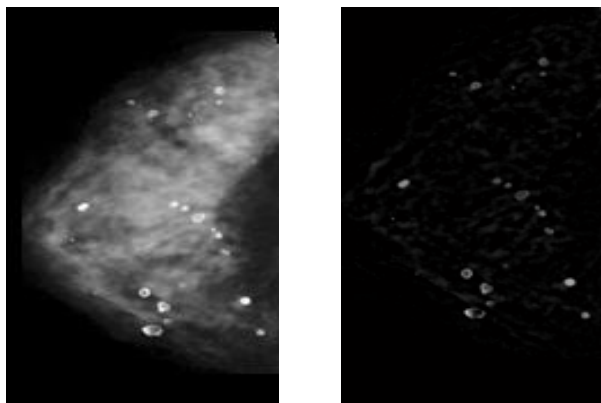


FIGURE 5 – Application de la transformation « chapeau haut de forme blanc » sur des images mammographiques en NG pour la détection MCS

### 5.3 Gradient morphologique

La plus part des algorithmes de segmentations d'images nécessitent la mise en évidence des contours d'objets à segmenter, on parle souvent de « gradient ». Cette tâche utilise les variations de contraste de l'image, dont les valeurs crêtes correspondent à des zones de forte transition et coïncident généralement avec les contours des objets.

**Définition 14** *Gradient morphologique ou gradient de Beucher a été défini comme la différence symétrique entre la dilatation  $\delta_B(f)$  et l'érosion  $\varepsilon_B(f)$  d'une image en NG (dont nous rappellerons les principes dans l'annexe A), obtenues par le même élément structurant B.*

$$g(f) = \delta_B(f) - \varepsilon_B(f) \quad (\text{A.19})$$

Son épaisseur dépend de la taille de l'élément structurant utilisé: plus l'élément structurant est grand, plus le contour sera épais, mais il pourra être réduit par un amincissement. Cependant le gradient est entaché de certain défaut, dont le plus important sa grande sensibilité au bruit.

Si l'image est bruitée, les opérations de dilatation et d'érosion peuvent accentuer le bruit. Une solution pour évacuer ce problème consiste à régulariser le gradient.

Beucher (Beucher, 1990) propose plusieurs algorithmes de régularisation de gradient qui reposent sur l'idée d'appliquer le gradient sur une image lissée. A partir de définition de gradient épais vu précédemment, on peut définir également deux versions réduites du gradient morphologique: gradient externe et gradient interne qui correspondent respectivement à la soustraction entre la dilatation et l'érosion :

$$\begin{aligned} g^+(f) &= \delta_B(f) - f \\ g^-(f) &= f - \varepsilon_B(f) \end{aligned} \quad (\text{A.20})$$

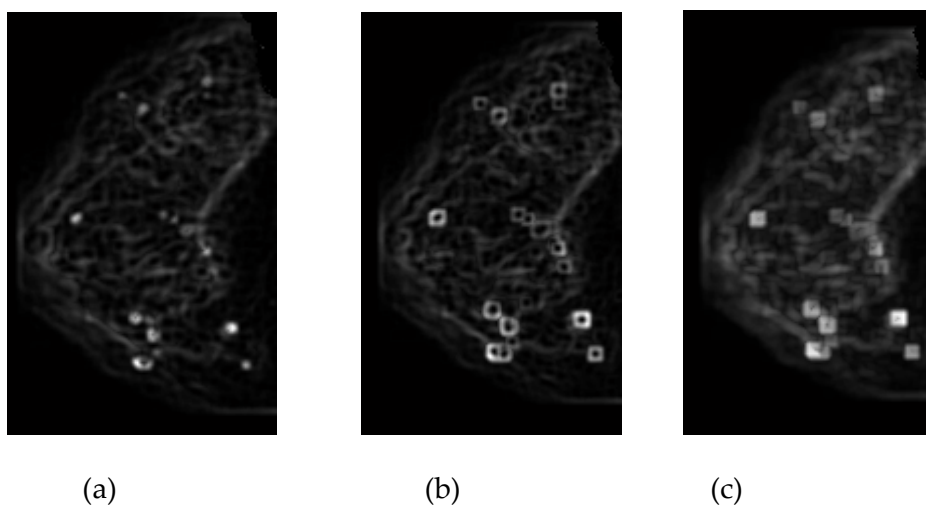


FIGURE 6 – Application des trois formes de gradient morphologiques sur les images mammographiques : (a)gradient interne, (b) gradient externe et (c)gradient épais

## 5.4 Filtres Alternés Séquentiels

Dans certaines situations, l'ouverture et la fermeture sont souvent remplacées par des filtres morphologiques plus évolués et sans doute les plus populaires: les filtres alternés séquentiels. Ils permettent de réduire la complexité d'une image sans dégrader le contraste.

**Définition 15** *Filtre Alterné séquentiel Noir* de taille  $n$  est défini comme une itération de succession d'ouvertures et de fermetures de tailles croissantes. Un tel filtre s'exprime comme :

$$\Phi_N(x_i) = \phi_n \gamma_n \phi_{n-1} \gamma_{n-1} \dots \phi_1 \gamma_1 \quad (\text{A.21})$$

Où  $\gamma_n$  famille d'ouvertures et  $\phi_n$  famille de fermetures associées à des éléments structurants de même forme et de taille croissante.

On peut changer également l'ordre des ouvertures et des fermetures, pour obtenir des *Filtres Alternés Séquentiels Blanc*  $\Phi_B(x_i)$ :

$$\Phi_B(x_i) = \gamma_n \phi_n \gamma_{n-1} \dots \phi_{n-1} \gamma_1 \phi_1 \quad (\text{A.22})$$

Ces filtres (FAS) qui sont gourmands en temps de calcul conduisent à une bonne réduction du bruit grâce à une élimination progressive des pics et des creux de faible surface.

En pratique, le dernier élément structurant utilisé (de taille  $n$ ), n'est pas choisie librement, il est déterminée en fonction de la taille minimale des objets de l'image que l'on veut conserver après filtrage. La figure 7 illustre l'effet du choix de l'élément structurant de  $(\Phi_B)$  sur la région tumorale.

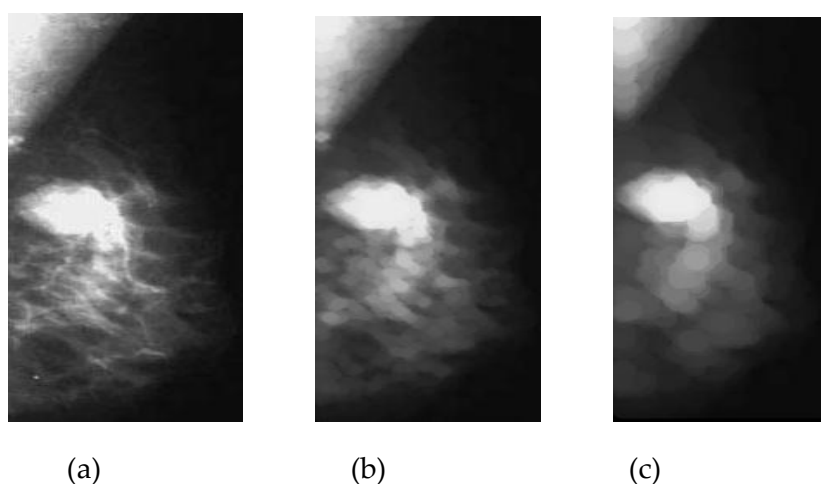


FIGURE 7 – Application des filtres alternés séquentiels  $(\Phi_B)$  sur l'image mammographique (a) par élément structurant de taille 2 (b) et 7 (c)

## 6 Extensions à la morphologie numérique

Les transformations de la morphologie mathématique agissent sur des ensembles binaires et sur des fonctions numériques. Les images couleurs ou à niveau de gris ne décrivent pas des ensembles à proprement dit mais plutôt des fonctions  $f$  qui représente l'amplitude en niveau de gris au point  $x$ .

Les opérations vues précédemment (érosion, dilatation, ouverture, fermeture) sont étendues en NG, en remplaçant dans les définitions tous les concepts ensemblistes par leurs équivalents fonctionnels :

1. Les inclusions sur les ensembles  $\supseteq \subseteq$  seront remplacées respectivement par les inégalités larges  $\geq \leq$ .
2. L'union et l'intersection sur les ensembles  $\cup \cap$  seront remplacées respectivement par le supremum ( $\sup/\vee$ ) et l'infimum ( $\inf/\wedge$ ).

**Définition 16** *L'érosion et la dilatation en NG* On définit respectivement l'érosion et la dilatation d'une fonction  $f$  par un élément structurant «plat»  $B$  en un point  $x$  par :

$$\begin{aligned}\varepsilon_B(f)(x) &= \inf \{ f(y), y \in B_x \} \\ \delta_B(f)(x) &= \sup \{ f(y), y \in B_x \}\end{aligned}\tag{A.23}$$

**Définition 17** *L'ouverture et la fermeture en NG* On définit respectivement l'ouverture et la fermeture d'une fonction  $f$  par un élément structurant  $B$  par :

$$\begin{aligned}\gamma_B(f) &= \varepsilon(\delta(f, B), B_s) \\ \varphi_B(f) &= \delta(\varepsilon(f, B), B_s)\end{aligned}\tag{A.24}$$

L'ouverture sur une image à NG a pour effet d'écrêter ou d'éroder les pics (figure 8.d) qui sont plus étroits que l'élément structurant. La fermeture a l'effet dual de l'ouverture (figure 8.e) : elle comble les vallées ou remplit les creux qui sont plus étroites que l'élément structurant.

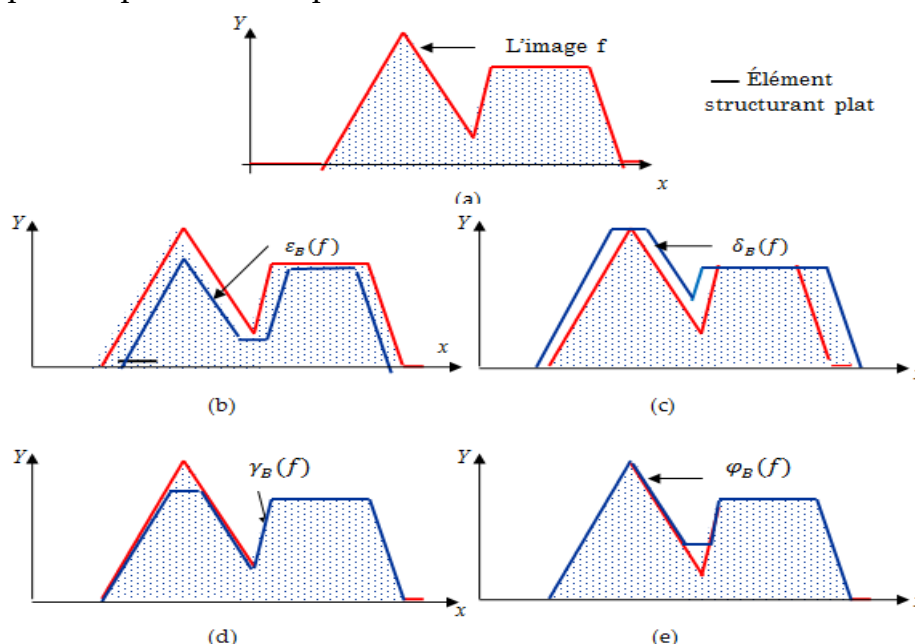


FIGURE 8— L'extension des opérateurs morphologiques de base sur les images numériques

## 7 Géodésie et transformations par reconstruction

La géodésie s'intéresse à la mesure des formes et vient compléter la géométrie traditionnelle en définissant une distance particulière relative aux formes.

**Définition 18 distance géodésique** On définit la distance géodésique, notée ( $d_x$ ), entre deux point  $P$  et  $Q$  de la forme  $X$  par la longueur du plus court chemin entre ces deux points totalement inclus dans  $X$  :

$$d_x(P, Q) = \inf \{ \ell (C_{PQ}) \} \quad (\text{A.25})$$

Avec  $C_{PQ}$ ; chemin reliant  $P$  à  $Q$  dans  $X$

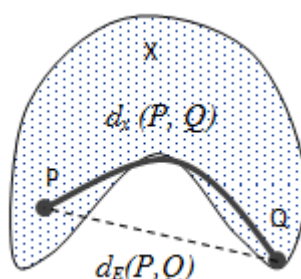


FIGURE 9 – La distance géodésique ( $d_x$ ) et la distance Euclidienne  $d_E$  entre deux points d'un ensemble

Les transformations géodésiques travaillent sur deux images : une image *marqueur* et une image *masque*. L'image marqueur est tout simplement un ensemble de pixels marquent l'objet d'intérêt. Dans la plupart du temps, le marqueur ne présente qu'une fraction de l'objet d'où l'intérêt de reconstruction géodésique. Le lecteur intéressé par une connaissance approfondie de cette discipline pourra se référer aux ouvrages de (Serra, 1982).

### 7.1 La dilatation géodésique

Comme cité plus haut, la dilatation géodésique nécessite deux images en entrée : une image *masque* et une image *marqueur*. L'image marqueur est dilatée premièrement, à l'aide d'un élément structurant. L'image résultante est contrainte de rester inférieure ou égale à l'image masque. L'image masque a pour rôle de limiter la propagation de la dilatation des marqueurs.



**Définition 19 dilatation géodésique** Soit  $f$  l'image des marqueurs et  $g$  l'image du masque, on définit la dilatation géodésique de taille  $n$  comme suit :

$$\delta_g^n(f) = \delta_g^1[\delta_g^{n-1}(f)] \quad (\text{A.26})$$

## 7.2 L'érosion géodésique

Cette fois le résultat de l'érosion est contraint à rester supérieur ou égal au masque.

**Définition 20 Erosion géodésique** L'érosion géodésique est la transformation duale de la dilatation géodésique. Soit  $f$  l'image marqueur et  $g$  l'image masque, on définit l'érosion géodésique de taille  $n$  comme :

$$\varepsilon_g^n(f) = E_g^1[E_g^{n-1}(f)] \quad (\text{A.27})$$

En pratique ces transformations sont peu utilisées ; on préfère les transformations de reconstruction. A partir des marqueurs désignant les parties que l'on souhaite en quelque sorte les garder, une dilatation géodésique de taille infinie (en pratique jusqu'à idempotence) permettra de retrouver les formes originelles de ces parties, on parle de la reconstruction.

## 7.3 Application élémentaire de la géodésie : la reconstruction

La notion de reconstruction est un outil morphologique tellement puissant que l'on retrouve dans la plupart des transformations utilisées en segmentation.

L'idée de reconstruction géodésique a fait son apparition en morphologie mathématique en 1976 par J.C. Klein comme l'opération qui consiste à reconstituer les composantes connexes d'une fonction  $f$  lorsque leur intersection avec les composantes connexes d'un second ensemble  $g$  est non vide.

**Définition 21 La reconstruction numérique** de la fonction  $g$  à partir de la fonction  $f$  est obtenue par itération de la dilatation géodésique de  $f$  dans  $g$  jusqu'à l'idempotence telle que :

$$\delta_g^{rec}(f) = \delta_g^\infty(f) , \delta_g^n(f) = \delta_g^{n+1}(f) \quad (\text{A.28})$$

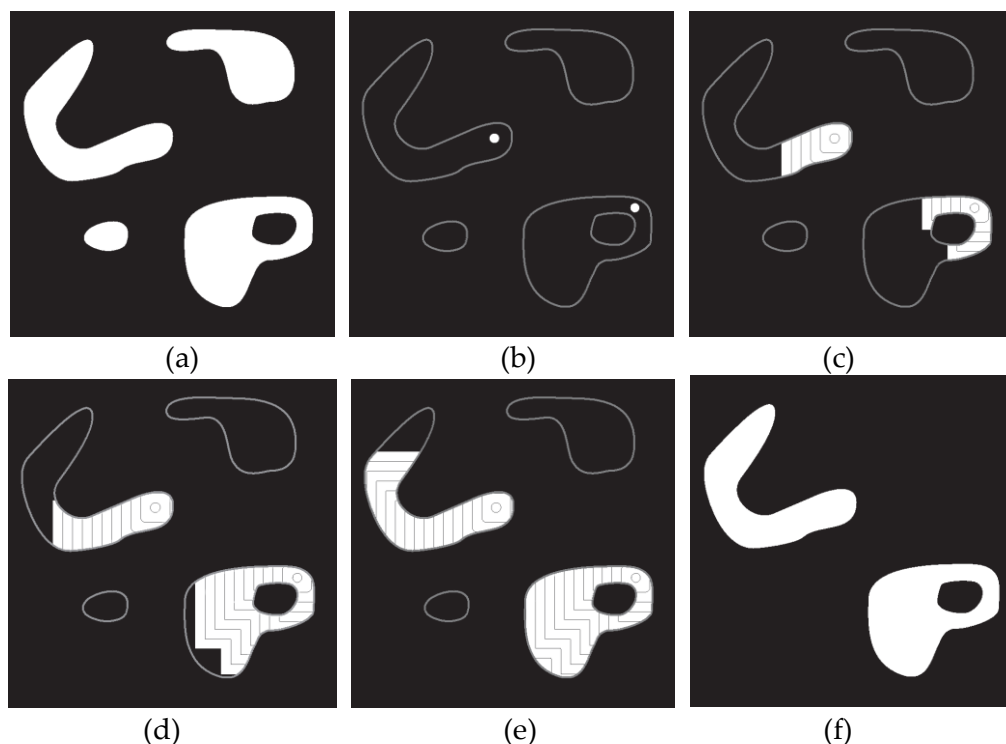


FIGURE 10 – la reconstruction numérique : (a) Image masque (original) (b) Image marqueur (c,d,e) Résultat intermédiaire après 100, 200, et 300 itérations, respectivement (f) Résultat final

### 7.3.1 Ouverture et fermeture par reconstruction

Les transformations par reconstruction sont définies par composition d'une transformation morphologique et de la reconstruction géodésique, soit par dilatation soit par érosion. Le grand avantage de ces transformations est leurs comportements vis-à-vis les zones de l'image (traitement des extrema et préservation des contours), (Angulo, 2003). Ici nous allons donner une brève définition de l'ouverture par reconstruction.

**Définition 22** *Ouverture par reconstruction associée à une ouverture quelconque  $\gamma_n$  de taille  $n$  est défini par :*

$$\gamma_n^{rec}(f) = \delta_f^{rec}(\gamma_n(f)) \quad (\text{A.29})$$

**Définition 23** *Fermeture par reconstruction associée à une fermeture quelconque  $\varphi_n$  de taille  $n$  est défini par :*

$$\varphi_n^{rec}(f) = \delta \varepsilon_f^{rec}(\varphi_n(f)) \quad (\text{A.30})$$

## 8 Notions de topologie et de distance

**Définition 24** Un *plateau* ou *zone plate* d'une image est un ensemble de pixel ayant une intensité (NG) identique (d'altitude constante) (figure 11).

**Définition 25** *Maximum régional* d'une image est une zone qui n'est adjacente à aucune zone plate d'intensité supérieure (figure 11).

**Définition 26** *Minimum régional* d'une image est une zone qui n'est adjacente à aucune zone plate d'intensité inférieure (figure 11).

**Définition 27** *Bassin versant d'un minimum régional ou d'un plateau minimum.* Soit  $M$  un minimum régional d'une image numérique  $f$ . Le bassin versant associé à  $M$ , noté  $B(M)$ , est l'ensemble des pixels  $x$  tels qu'une goutte d'eau tombant en  $x$  rejoint finalement  $M$ .

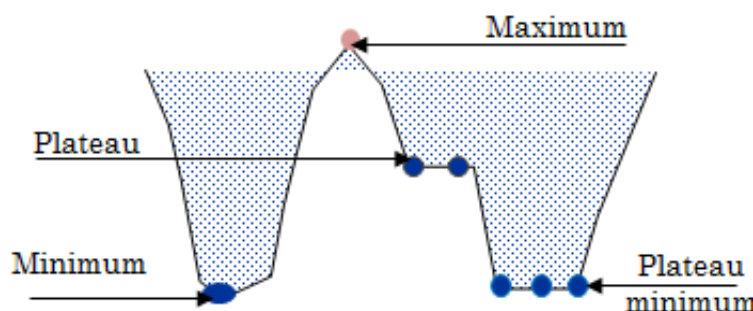


FIGURE 11 – Zones plates et extrema régionaux

**Définition 28** *Marqueur.* On entend par marqueur une ou plusieurs composante(s) connexe(s) permettant de localiser les régions devant être segmentées dans l'image. Notons  $f(M)$  l'image (binaire) des marqueurs définie comme suit :

$$f(M)(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \in \text{Marqueur} \\ 1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{A.31})$$

**Définition 29** *Transformée de distance* d'un ensemble  $X$  est la fonction qui associe à chaque point  $p \in X$  la plus courte distance<sup>1</sup> entre ce point et le complémentaire de l'ensemble  $X^c$ . Formellement :

$$D(X)(p) = \min \{d(p,q) \mid p \in X^c\} \quad (\text{A.32})$$

La transformée de distance est un moyen de transformer un ensemble en une fonction (un exemple est donné sur la figure 12. Les maxima régionaux de

<sup>1</sup> De nombreux types de distances peuvent être utilisés...

la transformée de distance marquent les points les plus éloignés du bord d'un objet. Ces zones obtenues par érosion ultime peuvent donc servir de marqueurs d'objets dans des algorithmes de segmentation (figure 2.12.d).

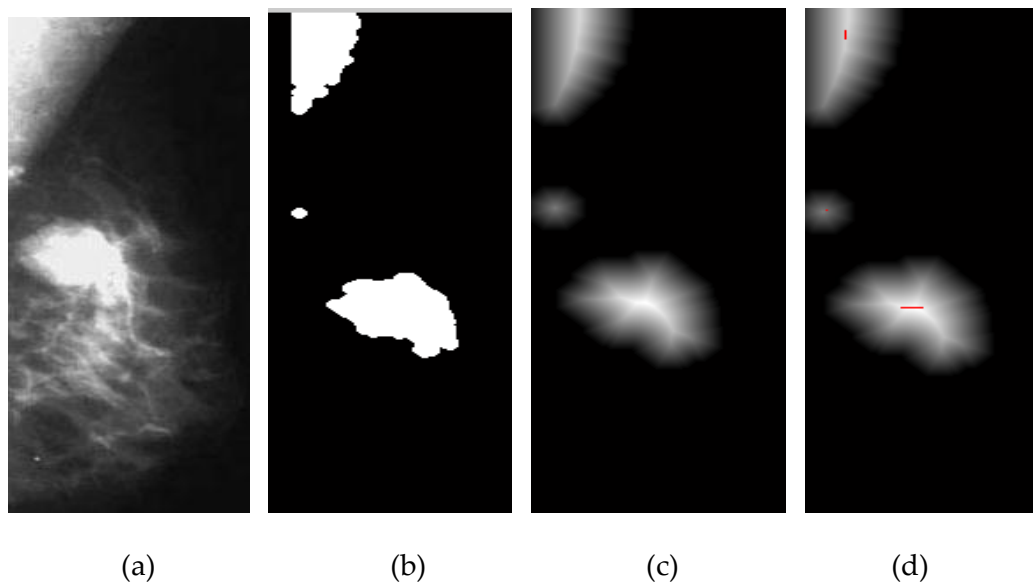


FIGURE 12 – Transformée de distance d'un ensemble  $X$  (a), image binaire associé (b), Transformée de distance (c) image marqueur (points rouges correspond maxima régionaux (d)

**Définition 30** *L'érodée ultime d'un ensemble  $X$  est définit par :*

$$EU(X) = \bigcup_i \varepsilon_{iB}(X) - \gamma^{rec} \varepsilon_{(i+1)B}(X) : \varepsilon_{(i)B}(X) \quad (\text{A.33})$$

Où :  $\varepsilon_{iB}$  désigne l'érosion de  $X$  à d'ordre  $i$  avec un structurant  $B$ .

# Liste des publications

## Articles dans des revues internationales avec comités de lecture

1. **Hadjidj,I**, Feroui, A., Belgherbi, A and Bessaid, A. (In press). "Microcalcifications Segmentation from Mammograms for Breast Cancer Detection". International Journal of Biomedical Engineering and Technology.
2. **Hadjidj,I**, Feroui.A and Bessaid.A, Mass segmentation in mammograms for computer-aided diagnosis of breast cancer.(2015) 2015 3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology (CEIT), IEEE Conference Publications 2015 , Pages: 1 - 5, DOI: 10.1109/CEIT.2015.7233131.
3. Belgherbi, **I. Hadjidj and** A. Bessaid .(2014) Morphological Segmentation Of The Kidneys From Abdominal Ct Images, Journal of Mechanics in Medicine and Biology Vol. 14, No. 5 (2014) 1450073 (16 pages), DOI: 10.1142/S0219519414500730.
4. Belgherbi, A., **Hadjidj, I and** Bessaid, A. (2013) A Semi-automated Method for the Liver Lesion Extraction From a CT Images Based on Mathematical Morphology. Journal of Biomedical Sciences, Vol. 2 No. 2:4 (2013), doi: 10.3823/1019.
5. A. Feroui, M. Messadi, **I. Hadjidj** and A. Bessaid. (2013) New Segmentation Methodology For Exudate Detection In Color Fundus Images, Journal of Mechanics in Medicine and Biology, Vol. 13, No. 1 (2013) 1350014 (14 pages). DOI: 10.1142/S0219519413500140.

## Communications Internationales avec Actes

1. **I. Hadjidj**, A.Feroui and A. Bessaid.(2013) Detection of (Mcs)clusters in digitized mammograms for early breast cancer diagnosis, *2nd International Conference On signal,Image,Vision and their applications(SIVA'13)*, November 18 – 20, 2013, Annaba, Algeria.
2. **I. Hadjidj**, M. Messadi, A.Feroui and A. Bessaid. (2012) Aide au diagnostic du cancer du sein: approche coopérative pour la segmentation des opacités mammaires dans les images mammographiques, *3rd International conference on Image et signal processing and their applications (ISPA'12)*, Mostaganem, Algérie.

3. **I. Hadjidj**, M. Messadi, A. Belgherbi and A. Bessaid. (2012) Détection des opacités sur les images mammographiques pour le Dépistage de la Rétinopathie Diabétique », (*BIOMEIC'12*), Tlemcen-Algeria.
4. A. Belgherbi, **I. Hadjidj** and A. Bessaid. (2015) Computer-Aided Detection of Liver and Liver Lesion From CT Images Based on Watershed Transform, *PHC-TASSILI SCCIBOV workshop (SCCIBOV'2015)*, Sidi Bel Abbès, Algérie.
5. A. Feroui, M. Messadi, **I. Hadjidj** and A. Bessaid. (2014) Détection des Micro-anévrismes pour le Dépistage de la Rétinopathie Diabétique, (*BIOMEIC'14*), Tlemcen-Algeria.
6. N. Hamdan, M. M. Himmi, **I. Hadjidj**, and A. Chikh. (2014) Classification neuronale des masses mammaires, (*BIOMEIC'14*), Tlemcen-Algeria.
7. A. Feroui, M. Messadi, **I. Hadjidj** and A. Bessaid. (2013) Computer algorithm for detection hemorrhages (Hes) in color retinal images', *2nd International Conference On signal, Image, Vision and their applications (SIVA'13)* November 18 – 20, 2013, Annaba, Algeria.
8. A. Belgherbi, **I. Hadjidj**, A. Kazi Tani and A. Bessaid. (2012) Utilisation de la Morphologie Mathématique pour la segmentation des lésions hépatiques, (*BIOMEIC'12*), Tlemcen-Algeria.

# Bibliographie

- Abdul Malek, A., Zarina, W. E., Abdul Rahman, W., Ibrahim, A., Mahmud, R., Yasiran, S. S and Jumaat, A.K. (2010) Region and Boundary Segmentation of Microcalcifications using Seed-Based Region Growing and Mathematical Morphology. *International Conference on Mathematics Education Research (ICMER 2010)*, pp. 634–639.
- Akram, F., Kim, J.H and Choi, K. N. (2013) A Preprocessing Algorithm for the CAD System of Mammograms Using the Active Contour Method. *Applied Medical Informatics* 32(2), pp. 1-13.
- Angulo L. J. (2003) Morphologie mathématique et indexation d'images couleur. Application à la microscopie en biomédecine. *Thèse de Doctorat en Morphologie Mathématique*, ENSMP. 341 p.
- Anitha, A., Dinesh Peter, J and Immanuel Alex Pandian, S. (2017) A dual stage adaptive thresholding (DuSAT) for automatic mass detection in mammograms, *Computers methods and programs in biomedicine* (138), pp. 93-104.
- Anuradha, P.V., Babita Roslind, J and Jimson, M. (2015) Improved Segmentation of Suspicious Regions of Masses in Mammograms by Watershed Transform, *International Conference on Information and Communication Technologies (ICICT 2014)*, *Procedia Computer Science*, (46), pp. 1483 – 1490.
- Astley, S. M. and Gilbert, F. J. (2004) *Computer-aided detection in mammography*. *Clinical Radiology*, 59(5) pp. 390–399.
- Ayadi, H and Bouaoun, B. (2010) Système d'aide à la détection de maladies sur image médicale basé sur les réseaux de neurones. *Mémoire de fin d'études Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en informatique*, Ecole Nationale Supérieure d'Informatique, Algérie.
- Barra, V, Tilmant, C. 2008 *Filtrage de diffusion*, support de TP.
- Belgherbi, A., Hadjidj, I and Bessaid, A. 2014 Morphological segmentation of the kidneys from abdominal Ct images, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology* Vol. 14, No. 5 (2014) 1450073 (16 pages).
- Ben Hamad, N., Ben Romdhane, N., taouil, K and bouhlel, M.S. (2007) Réduction des faux positifs dans les systèmes d'aide au diagnostic du cancer du sein, *The 4 International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications*.
- Berber, T., Alpkocak, A., Balci, P and Dicle, O. (2013) Breast mass contour segmentation algorithm in digital mammograms. *Computers methods and programs in biomedicine* (110), pp. 150 – 159.
- Berliner, J. L and Fay, A.M. (2007) Risk assessment and genetic counseling for hereditary breast and ovarian cancer: recommendations of the National Society of Genetic Counselors, *J Genet Couns*, 16(3) pp. 241-60.

- Bessaid, A., Feroui, A and Messadi, M. (2009) Detection of blood vessels from retinal images using watershed transformation, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol. 9, No.(4) (2009)633-642.
- Beucher, S. and Lantuejoul, C. (1979) Use of Watersheds in Contour Detection. *International Workshop on Image Processing: Real-time Edge and Motion Detection/Estimation*, Rennes, France.
- Beucher, S. (1990) Segmentation d'images et morphologie mathématique, *Thèse de Doctorat*, Ecole des Mines, Paris.
- Bezdek, J. C. (1981) Puttem Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum.
- Bocchi, L., Coppini, G., Nori, J and Valli, G. (2004) Detection of single and clustered microcalcifications in mammograms using fractals models and neural networks. *Medical Engineering & Physics* (26), pp. 303–312.
- Boccignone, G., Chianese, A and Picariello, A. (2000) Computer aided detection of microcalcifications in digital Mammograms. *Computers in Biology and Medicine*(30),pp 267–286.
- Bokobsa, J., Levy, L., Suissa, M., Tristant, H and Benmussa, M. (2005) Construction et adaptation française de la classification BI-RADS. *27<sup>es</sup> journées de la SFSPM*, Deauville, pp. 226-234.
- Brice, C.R and Fennema, C.L (1970)p *Scene analysis using regions. Artificial Intelligence*, vol. 1, pp. 205–226.
- Chandra. B .R, S., Thangavel, K and Arul Pon, D. (2012) Automatic Mammogram image Breast Region Extraction and Removal of Pectoral Muscle, *International Journal of Scientific & Engineering Research*.
- Cheikhrouhou, I. (2012) Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein. *Thèse de Doctorat*, Université d'Evry Val d'Essonne, France.
- Chen. C., Liu. G., Wang, J and Sudlow, G. (2015) Shape-based Automatic Detection of Pectoral Muscle Boundary in Mammograms. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 35(3), pp. 315–322.
- Ciatto, S., Turco. M. R. D., Risso, G., Catarzi, S., Bonaldi, R., Viterbo, V., Gnutti, P., Guglielmoni, B., Pinelli, L., Pandiscia, A., Navarra, F., Lauria, A., Palmiero, R and Indovina, P. L. (2003) Comparison of standard reading and computer aided detection (CAD) on a national proficiency test of screening mammography. *European journal of radiology*, 45(2):pp. 135–138.
- Czaplicka, K. and Włodarczyk, J. (2012) Automatic breast-line and pectoral muscle segmentation. *Schedae Inform* 20, pp. 195–209.
- D'Hondt, F and El Khayati, B. (2004) Etude des méthodes de clustering pour la segmentation d'images couleur", DEA MVA report.
- De Grave, A and Vandenbroucke, A. (2005) Garantir la qualité du dépistage du cancer du sein. *La revue de la médecine générale*. (N° 129).
- Debayle. J. (2005) traitement d'image à voisinages adaptatifs généraux. *Thèse doctorat*. École nationale supérieure des mines de Saint-Etienne université Jean Monnet .
- DIOU, A., Y. Voisin and C. Santo . (1996) La transformée de Hough, nouvelle approche , *Proceedings of Vision Interface'96*, Toronto, Canada, pp. 101-108.



- Diyana, W. M and Besar, R. (2003) Automated methods in clustered Microcalcifications detection module of a CAD system. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology* (3), pp. 247–260.
- Dubey, R.B., Hanmandlu .M and Gupta, S.K. (2010) A comparison of two methods for the segmentation of masses in the digital mammograms. *Computerized Medical Imaging and Graphics* (34), pp.185–191.
- Eddaoudi, F. (2012) Aide à la détection des pathologies du sein par les techniques de segmentation et de codage de textures des images mammographiques, *Thèse de Doctorat*, Université Mohammed V, Rabat, Maroc.
- El merabet. Y. (2014) Segmentation d'images couleur par combinaison LPE-régions/LPE-contours et fusion de régions - Application à la segmentation de toitures à partir d'orthophotoplans. *Thèse de Doctorat*, l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard.
- Elmoufidi,A., El Fahssi,K., Jai-Andaloussi., Sekkaki,A., Quelled,G., Lamard,M and Cazuguel,G.(2017) Automatic Detection of Suspicious Lesions in Digital X-ray Mammograms. *Advances in Ubiquitous Networking 2, Lecture Notes in Electrical Engineering* (397).
- Eunsung. L, Kim. S, Kang.W, Seo. d, and Paik. J. (2013) Contrast enhancement using dominant brightness level analysis and adaptive intensity transformation for remote sensing images. *Geoscience and Remote Sensing Letters, IEEE* 10, No. 1, 2013: pp. 62-66.
- Ferrari, R. J., Rangayyan, R. M., Desautels, J. E., Borges, R. A and Frère, A. F. (2004) Automatic identification of the pectoral muscle in mammograms. *IEEE Transactions on Medical Imaging*; 23(2), pp. 232-245.
- Ferrari, R. J., Rangayyan, R. M., Desautels, J.E and Borges, R. A., Frère, A. F. (2000) Segmentation of mammograms: identification of the skin-air boundary, pectoral muscle, and fibro-glandular disc. *Proc. 5th Int. Workshop Digital Mammography* , pp. 573-579.
- Feudjio, K., Tiedeu, a., Noubeg, M. L., Gordan, M., Vlaicu, M and S. Domngang, S. (2014) Extracting and smoothing contours in mammograms using Fourier descriptors. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, 7(3), pp. 119–129.
- Ford,D., Easton,D.F and Stratton,M.(1998) Genetic heterogeneity and penetrance analysis of the BRCA1 and BRCA2 genes in breast cancer families. *The Breast Cancer Linkage Consortium, Am J Hum Genet* 62(3), pp.676-89.
- Gadeyne,J and Nassa, A.(2009) Segmentation d'image naturelle texture localement par fusion bayésienne de segmentation locale en deux classes. *Rapport de thèse*, Université de Montréal.
- Gomes. D. M. (2008) Contrast Enhancement in Digital Imaging using Histogram Equalization. *Thèse de doctorat*. Université Paris-Est.
- Görgel,P., Sertbas,A and Ucan, O.N. (2013) Mammographical mass detection and classification using Local Seed Region Growing–Spherical Wavelet Transform (LSRG–SWT) hybrid scheme .*Computers in Biology and Medicine* (43),pp. 765–774.
- Gupta.R and P.E.Undril. (1995) the use of texture analysis to delineate suspicious masses in 16 mammography, *Phys.Med.biol*, V.40, pp. 835-855.

- H. Garud, D. Sheet, A. Suveer, P. K. Karri, A. K. Ray, M. Mahadevappa and J. Chatterjee,(2011) Brightness Preserving Contrast Enhancement in Digital Pathology. *International Conference on Image Information Processing*.
- Hadjidj. I, Feroui. A and Bessaid. A. (2015) Mass segmentation in mammograms for computer-aided diagnosis of breast cancer, *2015 3rd International Conference on Control, Engineering & Information Technology (CEIT), IEEE Conference Publications 2015* , pp. 1 - 5, Doi: 10.1109/CEIT.2015.7233131.
- Hadjidj. I, M. Messadi, A.Belgherbi and A. Bessaid. (2012) Détection des opacités sur les images mammographiques pour le Dépistage de la Rétinopathie Diabétique », *BIOMEIC'12*, Tlemcen-Algeria.
- Hadjidj.I, Feroui, A., Belgherbi, A and Bessaid, A. (in press). "Microcalcifications Segmentation from Mammograms for Breast Cancer Detection". *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*.
- Hamidreza, P. F., Afsaneh, K. R and khassi, A.(2015) Breast Cancer Detection and Classification in digital mammography based on Non-Subsampled Contourlet Transform (NSCT) and Super Resolution. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*.
- Haralick, Robert M and Linda G. Shapiro.(1992) *Computer and Robot Vision, Volume I*, Addison-Wesley, pp. 28-48.
- Hela,B., Hela, M., Kamel, H., Sana, B and Najla, M.(2013) Breast Cancer Detection: A Review on Mammograms Analysis Techniques. *In Systems, Signals and Devices (SSD), 10th International Multi-Conference on IEEE*, pp. 1–6, Hammamet, Tunisia.
- Horowitz, S. L and Pavlidis, S. (1974) Picture segmentation by a directed split and merge procedure. *In Second International Joint Conference on Pattern Recognition*, pp. 424–433.
- Hsu.W.Y.(2012). Improved watershed transform for tumor segmentation: Application to mammogram image compression. *Expert Systems with Applications* (39), pp. 3950–3955.
- K.Akila, L.S.Jayashree and A.Vasuki. 2015. Mammographic image enhancement using indirect contrast enhancement techniques, A comparative study. *Procedia Computer Science* 47 (2015) 255.
- Kai, H., Xieping, G and Fei, L.(2011) Detection of suspicious lesions by adaptive thresholding based on multiresolution analysis in mamograms, *IEEE Trans. Instrum. Meas.* (60), pp. 2462–472.
- Kass, M., Witkin, A and Terzopoulos., D. (1988) Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision* 1.4, pp. 321–331. doi : 10.1007/BF00133570.
- Kermad, C. D. and Kacem, C. (2002) *Automatic Image Segmentation System through Iterative Edge Region Co-Operation*, *Image and Vision Computing*, vol. 20, No.8.
- Kom, G., Tiedeu, A and Kom, M. (2007) Automated detection of masses in mammograms by local adaptive thresholding, *Computers in Biology and Medicine* ( 37).
- Krähenbühl, A. (2014) *Segmentation et analyse géométrique : application aux images tomodensitométriques de bois*. Thèse de Doctorat, École doctorale IAEM Lorraine, Université de Lorraine.

- Krupinski, E. A. and Nishikawa, R. M. (1997). Comparison of eye position versus computer identified microcalcification clusters on mammograms. *Medical Physics*, 24(1), pp. 17–23.
- Kurt, B., NabiyeV, V.V and Turhan K. (2014) A novel automatic suspicious mass regions identification using Havrda & Charvat entropy and Otsu's N thresholding, *Computers Methods Programs Biomedicine*. 114 (3), pp. 349–360.
- Kwok, S.M., Chandrasekhar,R., Attikiouzel,Y and Rickard, M.T. (2004) Automatic pectoral muscle segmentation on mediolateral oblique view mammograms. *IEEE transaction on Meical Imaging*, 23(9), pp.1129-1140.
- Liu, C. C., Tsai, C. Y., Liu, J and Yu, C. Y. (2012) A pectoral muscle segmentation algorithm for digital mammograms using Otsu thresholding and multiple regression analysis. *Computer Mathematic Applications*. 64(5), pp. 1100 – 1107.
- Liu, D. and Yu, J. (2009). Otsu Method and K-means . *Proceedings of the 2009 Ninth International Conference on Hybrid Intelligent Systems.*, Volume 01, pp. 344–349, doi : 10.1109/HIS.2009.74.
- Liu,J., Chen,J., Liu,X., Chun, L., Tang,J and Deng, Y. (2011) Mass segmentation using a combined method for cancer detection. *BMC Systems Biology* (5).
- Lu, X., Dong,M., Ma,Y and Wang,K. (2015) Automatic mass segmentation method in mammograms based on improved VFC snake model. *Emerging Trends in Image Processing, Computer Vision and Pattern Recognition*.
- Maitra, I.K., Nag,S and Bandyopadhyay, S.K. (2012) Technique for preprocessing of digital mammogram. *Computer Methods Programs Biomedical*, 107(2),pp. 175–188.
- Maître, H. (2005). *La segmentation par régions*. Telecom, Paris Tech.
- Malagelada, A. O. (2010) Automatic mass segmentation in mammographic images Université de Gerona mammograms: identification of the skin-air boundary, pectoral muscle, and fibro-glandular disc. Proc. 5th Int. Workshop Digital Mammography , pp. 573-579.
- Marcotegui. B. (1996) Segmentation de sequences d'images en vue du codage. Thèse de Doctorat. Ecole Nationale supérieur des Mines de Paris.
- Marrocco,C., Molinara,M., D'Elia,C and Tortorella, F. (2010) A computer-aided Detection of cluster of microcalcifications based on watershed segmentation algorithm. *Artificial Intelligence in Medicine* (50), pp. 23–32.
- Melouah, A. (2015) Comparison of Automatic Seed Generation Methods for Breast Tumor Detection Using Region Growing Technique . *International Federation for Information Processing ,CIIA 2015, IFIP AICT* (456), pp. 119–128.
- Meyer, F . (2012) *The watershed concept and its use in segmentation: a brief history*. Centre de Morphologie Mathématique, Département Maths et Systèmes, Mines-ParisTech.
- Mohanalin, J., Beena mol, M. (2014) A new wavelet algorithm to enhance and detect microcalcifications, *Signal Processing* (105), pp. 438–448.
- Mouloud. A. (2008) *De l'image industrielle à l'image médicale : analyse de texture, débruitage & segmentation*. Habilitation à Diriger des Recherches. Institut Fresnel. Université de droit d'économie et des sciences de Paul Cezanne (aix-marseille III).

- Mudigonda, N. R., Rangayyan, R. M and Desautels, J. E. L. (2001) Detection of breast masses in mammograms by density slicing and texture flow-field analysis. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(12), pp. 1215–1227.
- Mustra, M and Grgic, M. (2012) Robust automatic breast and pectoral muscle segmentation from scanned mammograms. *Signal Processing* 93(10), pp. 2817–2827.
- Naegel. B. (2004) *Segmentation des organes de l'abdomen par des critères topologiques et morphologique*, Thèse de Doctorat, Université de Louis Pasteur de Strasbourg.
- Ogor,B and Kpalma,K. (1996) *Le traitement morphologique des images satellites: une approche hiérarchique par region*.CARI'96, Paris, pp. 497-510.
- Osher, S and Sethian, J. A. (1988) Fronts Propagating with Curvature-Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations, *Journal of Computational Physics*, 79, pp. 12-49.
- Otsu, N. (1979) A Threshold Selection Method from Gray Level Histograms . *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* ., pp. 62–66. doi : 10.1109/tsmc.1979.4310076.
- P. Perona and J. Malik. (1990) Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol 12(7), pp. 629-639.
- Palma, G.(2010) *Détection automatique des opacités en tomosynthèse numérique du sein*. Thèse de doctorat: Signal et Images, Telecom PrisTech, Paris.
- Papadopoulos, A., Fotiadis, D.I and Costaridou, L. (2008) Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques. *Computers in Biology and Medicine* (38).
- Passat, M.N (2005) *Contribution à la segmentation des réseaux Vasculaires cérébraux obtenus en IRM. Intégration de connaissance anatomique pour le guidage d'outils de morphologie mathématique*. Thèse de Doctorat, l'Université Louis Pasteur de Strasbourg - École Doctorale MSII.
- Prewitt, J. M. S. (1970) Object enhancement and extraction. *Picture Processing and Psychopictorics*. Academic Press, New York.
- Quintanilla, D, J., Ojeda, M, B., Cortina, J, M.G., Ruelas, R., Vega, C, A and Andina, D. (2011) Image segmentation by fuzzy and possibilistic clustering algorithms for the identification of microcalcifications. *Scientia Iranica D* 18 (3), pp. 580–589.
- Raba,D., Oliver, A., Mart, J., Peracaula, M and Espunya,J.(2005) Breast Segmentation with Pectoral Muscle Suppression on Digital Mammograms, *Springer-Verlag, Berlin Heidelberg*, pp. 471–478.
- Reyad, Y. A., El-Zaart, A., Mathkour, H., Al-Zuair, M and Al-Salman, H.(2013) Segmentation of Fibro-Glandular Discs in Digital Mammograms Using Log-Normal Distribution. *Chapter Recent Progress in Data Engineering and Internet Technology* (156) of the series Lecture Notes in Electrical Engineering, pp. 475-480.
- Rizzi,M., D'Aloia,M and Castagnolo, B.(2010) A Fully Automatic System for Detection of Breast Microcalcification Clusters . *Journal of Medical and Biological Engineering*, 30(3), pp. 181-188.

- Roberts, L. G. (1963). Machine perception of three-dimensional solids. *Optical and Electrooptical Information processing*, pp. 159–197.
- Roberts, L. G. (1963). Machine perception of three-dimensional solids. *Optical and Electrooptical Information processing*, pp. 159–197.
- Rouhi, R. (2015) Benign and malignant breast tumors classification based on region growing and CNN segmentation. *Expert Systems with Applications*.
- S. Philipp-Foliguet and L. Guigues. (2006). Évaluation de la segmentation d'images : état de l'art, nouveaux indices et comparaison. *TS - (2)*, pp. 109-124.
- Sebari, I and HE, D.C.(2007) *Les approches de segmentation d'image par coopération régions-contours*. *Revue Télédétection*, vol. 7, pp. 499–506.
- Serra, J. 2000. Course on Math. Morphology X. Ecole des Mines de Paris .
- Sobel, I. E. (1970) *Camera models and machine perception*. Thèse de Doctorat, Université de Stanford.
- Soong-Der. C and Ramli. A. R (2003) Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation. *Consumer Electronics, IEEE Transactions on* 49, No. 4,2003: pp. 1301-1316.
- Sreedevi, S and Sherly, E . A. (2015) Novel Approach for Removal of pectoral muscles in Digital Mammogram , *International Conference on Information and Communication Technologies (ICICT 2015)*, *Procedia Computer Science* ,pages 46 .
- Stojic, T and Reljin, B. (2010) Enhancement of Microcalcifications in Digitized Mammograms: Multifractal and Mathematical Morphology Approach, *FME Transactions* (38)1, pp. 1-9.
- Touil, A and Kalti, K . (2016) Iterative Fuzzy Segmentation for an Accurate Delimitation of the Breast region, *Computer Methods Programs Biomedicine* (132), pp. 137-47.
- Travade, A., Isnard, A and Gimbergues, H.(2000) *Pathologie mammaire* ,2<sup>e</sup> édition, Paris, Masson, Imagerie Médicale, pages 223.
- Vachier, C. (1995) *Extraction de caractéristiques, segmentation d'images et morphologie mathématique*, Thèse de Doctorat ,Ecole des Mines, Paris.
- Vaidehi, K and Subashini, T.S. (2013) Automatic identification and elimination of pectoral muscle in digital mammograms. *International. Journal. Computer. Applications*. 75(14), pp. 0975-8887.
- Vidivelli, S, and Sathiya Devi, S. (2014) Breast Region Extraction and Pectoral Removal by Pixel Constancy Constraint Approach in Mammograms. *Advances in Intelligent Systems and Computing* (412), pp. 195-206.
- Vikhe, P.S and Thool, V.R.(2016) Mass detection in mammographic images using wavelet processing and adaptive threshold technique, *J. Med. Syst.* 40 (4).
- Wael, E. (2012) *Segmentation itérative d'images par propagation de connaissances dans le domaine possibiliste : application à la détection de tumeurs en imagerie mammographique*. Thèse de Doctorat, Ecole Doctorale – Sicma, Télécom Bretagne.
- Wells. W,Grimson. W, Kikinis. W and Jolesz. F.(1995) Adaptive segmentation of MRI data, *IEEE Trans.on medical Imaging*, 15(4),pp. 429-442.
- Wirth M.A.(1999) *A non rigid approach to medical image registration : Matching image of the breast*,Thèse de Doctorat. RMIT University Melbourne.

- Y.-T. Kim. (1997) Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 43(1):pp. 1–8.
- Yapa, R. D and Harada, K. (2007) Breast Skin-Line Estimation and Breast Segmentation in Mammograms using Fast marching Method. *International Journal of Biological and Life Sciences*, 3(1),pp. 54–62.
- Yesli. S. (2004) Filtrage par Diffusion Anisotropique Appliquée aux Images IRM. MEMOIRE DE MAGISTER. UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI OUZou.
- Zhang, Z., Lu, J and Yip, Y. J. (2010) Automatic Segmentation for Breast Skin-line. *IEEE International Conference on Computer and Information Technology (CIT 2010)*, proceedings, Bradford, UK, pp. 1599–1604.
- Zianou. A. S. (2012) *Evaluation de la qualité d'image*. Thèse de Doctorat. Université de Mentouri – Constantine.
- Matheron, G. (1967) *Éléments pour une théorie des milieux poreux*, Masson, Paris.
- Serra, J. (1982) *Analysis and Mathematical Morphology*, Vol. 1. Academic Press, London.
- Risson, V. (2001) *Application de la Morphologie Mathématique à l'Analyse des conditions d'éclairage des images couleurs*, Thèse de Doctorat. École des Mines de Paris.

## Résumé

Le cancer du sein continue à être parmi les premières causes de mortalité chez la femme et beaucoup d'efforts ont été déployés sous forme de programmes de dépistages pour la prévention. Vu la croissance exponentielle du nombre de mammographies recueillies par ces programmes, le diagnostic assisté par ordinateur est devenu une nécessité. Particulièrement, le diagnostic des masses et des microcalcifications mammaires, signes primaires d'un cancer du sein, suscitent actuellement un grand intérêt des chercheurs. En effet, la complexité des images mammographiques et la diversité des formes de lésions à détecter nécessitent des approches de segmentation appropriées. Ce travail de thèse propose une approche fondée sur la morphologie mathématique qui contribue à la détection des microcalcifications des masses mammaires. Afin d'aboutir à une détection robuste tout en réduisant le taux de faux positifs et le temps de calcul, une étape de préparation des images mammographiques est réalisée. Une synthèse de diverses approches de segmentation développées dans la littérature, nous a permis de nous orienter vers le modèle de segmentation coopératif pour aboutir à un résultat optimal. Le processus de coopération proposé combine l'approche de C-moyenne floue (FCM) et l'approche des ensembles de niveaux (Level set) sous une forme séquentielle. Après avoir isolé la région de la glande mammaire de l'arrière-plan bruité et éliminé le muscle pectoral de l'image mammographique, nous avons appliqué l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour la détection des lésions du sein. Pour surmonter le problème de la sur-segmentation, nous avons calculé l'image mosaïque et la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueurs. Les approches proposées sont évaluées sur la base d'images mammographiques mini-Mias à travers un protocole de validation quantitative par un expert afin de juger de leur qualité. Les résultats obtenus sont performants et prometteurs comparés ceux présentés dans la littérature.

**Mots clefs :** Cancer du sein, Image mammographique, Segmentation, Morphologie mathématique, C-moyenne floue, Level set.

## Abstract

Breast cancer continues to be as the leading cause of women death all over the world and a lot of effort has been put in prevention through the screening processes. Because of the huge amount of data collected by various screening programs, usage of computer-assisted diagnosis became unavoidable. In particular, the breast abnormalities diagnosis such as microcalcifications and masses, primary significant signs of breast cancer continues to get the great researchers interest. Indeed, the complexity of mammographic images and the diversity in the forms of lesions to be detected, require appropriate segmentation approaches. This work proposes an approach based on the mathematical morphology which contributes to the microcalcifications and masses detection. In order to achieve robust detection while reducing the false positive rate and computational time, a step of mammographic images preparing is carried out. This study of various segmentation approaches developed in the literature allows adopting the hybrid segmentation model in order to obtain an optimal result. The proposed cooperation process is based on the Fuzzy C-Mean (FCM) and the Level Set approach in a sequential form. Once the breast region has been extracted from the noisy background and removing the pectoral muscle from the mammographic image, a segmentation phase through morphological watersheds is performed to detect breast lesions. Subsequently we study the possible solutions to overcome the over-segmentation, we noted the mosaic watershed transformation and watershed controlled by markers. Finally, the performance of our approaches is evaluated using mammograms extracted from the MIAS mammographic database. The obtained results were compared with manual detection, marked by an expert mammographic radiologist. This results show that the system is preferment and promising, and prove their superiority compared with others results cited in the literature.

**Keywords:** Breast cancer, Mammographic image, Segmentation, Mathematical morphology, Fuzzy C-Mean, Level set.

## ملخص

لا يزال سرطان الثدي يعد من بين الأسباب الرئيسية للوفاة بين النساء في قائمة السرطانات الانثوية، حيث تسعى منظمات الصحة إلى تعزيز مكافحته في إطار البرامج الوطنية الشاملة للتشخيص المبكر. ونظرا لضخامة كمية الصور الممغرافية الناتجة عن هذه البرامج، فقد أصبح التشخيص الآلي عن طريق الحاسوب أكثر من ضروري. حاليا، يعد تشخيص الكتل الثديية والتكلسات، العلامات الأولية لسرطان الثدي، الشغل الشاغل لفئة كبيرة من الباحثين. من جهة أخرى، فإن مدى تعقيد صور التصوير الشعاعي للثدي، وتنوع أشكال الأورام الذي نود الكشف عنها، يتطلب نموذج تجزئة جد مناسبة. وعليه فإن هذه الأطروحة تقترح منهجية تعتمد على المورفولوجيا الرياضية التي تساهم في الكشف عن الكتل الثديية والتكلسات. من أجل تحقيق نموذج كشف فعال مع الحد من نسبة الإيجابية الكاذبة وتقليص المدة الحسابية، قمنا أولا بتحضير الصور الممغرافية. لقد سمح لنا عرض لمختلف مناهج التجزئة المذكورة في المراجع الأدبية باختيار نموذج تجزئة مزدوج لتحقيق أفضل النتائج. إن نموذج التجزئة المزدوج المقترح يقوم على أساس نموذج غامض (FCM) و نموذج مجموعة المستويات (Level set) في نمط تسلسلي. بعد استخراج المنطقة الثديية و تنظيف خلفية الصور الممغرافية وإزالة العضلات الصدرية، قمنا باختبار كفاءة تطبيق تقنية (LPE) من أجل الكشف عن هذه الأورام الثديية. بعد ذلك قمنا بدراسة الحلول الممكنة للصد من ظاهرة التجزئة المفرطة، وأخيرا قمنا بتقييم النموذج المقترح على عدد من الصور الممغرافية المستخرجة من قاعدة البيانات الصورية (mini-Mias)، من خلال بروتوكول تقييم كمي من قبل خبير للحكم على جودتها. أخيرا يمكننا القول ان النتائج المتحصل عليها هي نتائج فعالة واعدة، مثبتتا كفاءتها وتفوقها على الاعمال التي ورد ذكرها في المراجع الأدبية.

**الكلمات المفتاحية :** سرطان الثدي، الصور الممغرافية، التجزئة، المورفولوجيا الرياضية، نموذج التجزئة الغامض، نموذج مجموعة المستويات.