



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

Pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Imagerie Médicale

Présenté par : Ben Ali Tenfir Bouchra

**Segmentation des images mammographiques
en vue de la détection et la caractérisation
Des masses mammaires**

Soutenu le 27/06/2019 devant le Jury

Mr. MESSADIMOHAMED **MCB** Université de Tlemcen *Président*
Mme FEROU I AMEL **MCA** Université de Tlemcen *Encadreur*
Mr. LAZOUNI MOHAMED **MCB** Université de Tlemcen *Examineur*
AMINE

Année universitaire 2018-2019

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier **ALLAH** le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

Je tiens ici à exprimer mes très sincères gratitude et reconnaissance à mon encadreur **Mme Feroui Amel** pour ses orientations fructueuses, sa sympathie, ses encouragements, son dévouement pour le travail et surtout pour sa présence totale

Mes vifs remerciements vont également à **docteur MESSADI Mohamed** d'avoir accepté la présidence du jury de ce mémoire : je suis très honorée.

J'exprime ma gratitude à **Docteur Lazouni Mohamed Amine** pour avoir bien voulu juger ce travail en acceptant d'être examinateur : un grand honneur pour moi docteur.

Mes remerciement et mes reconnaissance à mes très chère parents, à ma famille ; à mes proches ; pour l'amour et le soutien constant qu'ils m'ont témoigné tout au long de ce travail.

ET grand remerciement destiné à l'ensemble de nos enseignants et enseignantes Qui ont contribué à notre formation, depuis le cycle primaire jusqu'au cursus universitaire.

Nous n'oublie bien évidemment pas mes camarades de promotion d'imagerie Médicale et les remercie pour tous ces agréables moments passés ensemble.

Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Sommaire

Remerciement

Table des matières

Liste des tableaux

Liste des figures

Liste d'abréviations

Résumé

Introduction Générale 1

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

1	Introduction	3
2	Anatomie du sein	3
3	Cancer de sein	4
4	Pathologies mammaire	5
4.1	Les maladies bénignes	5
4.2	Les maladies malignes	6
4.3	Les symptômes	6
4.4	Les autres symptômes.....	7
4.5	Dépistage, Diagnostic et Traitement.....	8
5	L'imagerie médicale dédiée au dépistage du cancer du sein	9
5.1	Radiographie :	9
5.2	La biopsie :	9
5.3	Echographie :	10
5.4	L'IRM mammaire :	10
5.5	La scintigraphie mammaire :	10
5.6	PET SCAN ou TEP SCAN :	10
5.7	La mammographie	10
5.7.1	Définition	10
5.7.2	Les types de mammographie	11
5.7.3	L'appareil de mammographie	11
5.7.4	L'analyse des clichés mammographies	12
5.7.5	Les artéfacts dans une mammographie	12

5.7.5.1	Etiquettes du film mammographies :	13
5.7.5.2	Les incidences en mammographie	14
5.7.5.3	Artefacts radio-opaque	14
5.7.6	Les anomalies mammaires radiologiques	15
6	Système CAD (Computer Aided Detection/Diagnosis) en mammographie	16
7	Conclusion	16

Chapitre 2 Les Outils de Traitement d'Images mammographies

1	Introduction	18
2	Traitement d'images	18
2.1	Prétraitement des images	19
2.2	Modification d'histogramme des mammographies	19
2.3	Filtrage des mammographies	20
2.3.1	Le filtrage spatial linéaire	20
2.3.2	Le filtrage spatial non linéaire	21
2.3.3	Le filtrage morphologique	21
3	Segmentation des mammographies	23
4	Objectif de la segmentation	23
5	Les différentes approches de segmentation	24
5.1	Segmentation par approche régions	24
5.1.1	Méthodes de croissance de régions	25
5.1.2	Approche fonctionnant par fusion et division de région	26
5.1.3	Méthodes de segmentation basées sur le seuillage d'histogramme	27
5.2	Segmentation par contour :	27
5.2.1	Les Modèles déformables	28
5.2.1.1	Modèles déformables paramétriques	28
5.2.1.2	Modèles déformables géométriques	29
5.3	Segmentation par la ligne de partage des eaux(LPE)	30
5.3.1	La LPE Sous la contrainte des marqueurs	31
5.4	Segmentation par classification :	32
6	Aperçu superficiel de quelques travaux pour la Détection des lésions mammaires	32
7	Discussion	34

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

1	<i>Introduction</i>	36
2	<i>Base de Données</i>	36
3	<i>Prétraitement</i>	37
3.1	Les artéfacts dans une mammographie	37
3.2	Etiquettes du film mammographique.....	37
3.3	Artefacts radiopaques	38
3.4	Les rais de numérisation	38
4	<i>Approche proposé pour l'extraction de la glande mammaire</i>	39
4.1	Suppression des raies	40
4.2	Récupération de la zone de sein avec un fond nettoyé	40
4.2.1	Seuillage de l'image filtré.....	40
4.2.2	Créer le masque du sein.....	41
4.2.3	L'extraction de la région d'intérêt (la glande mammaire)	42
4.2.4	Résultats et discussion.....	42
5	<i>Stratégies de la segmentation des masses mammaires</i>	43
5.1	Filtrage :.....	45
5.1.1	Les différents types de filtres.....	45
5.1.2	Evaluation objective de la qualité des filtres développés.....	47
5.2	Le rehaussement de contraste	48
5.3	Segmentation des images.....	49
5.3.1	Les différentes approches de segmentation de mammographie	49
5.3.2	Segmentations morphologiques (La Ligne des Partage des Eaux)	49
5.3.3	Segmentation par région (Croissance de régions).....	52
5.3.4	Les méthodes de classifications non supervisées	53
6	<i>Résultats et discussion</i>	56
7	<i>Comparaison entre les trois approches</i> :	Erreur ! Signet non défini.
7.1	Comparaison qualitative :	56
7.2	Comparaison quantitative :	56
7.3	Discussion sur le Temps d'exécution	56
8	<i>Extraction des caractéristiques de la mammographie</i>	57
8.1	Démarche proposée.....	57
8.2	Les descripteurs de forme en mammographie (géométriques).....	58
8.2.1	La surface	58
8.2.2	Le périmètre.....	58

8.2.3	La circularité.....	59
8.2.4	La compacité.....	59
8.2.5	Centre de gravité.....	59
8.2.6	L'excentricité.....	59
8.3	Les descripteurs de texture en mammographie.....	60
8.3.1	Le Contraste.....	60
8.3.2	La corrélation.....	60
8.3.3	L'énergie.....	61
8.3.4	Homogénéité.....	61
9	Classification	61
10	Environnement de développement.....	62
10.1	Le langage de programmation MATLAB mammographie :	62
10.2	L'Interfaces principales de l'application.....	62
10.3	Interface d'accueil.....	63
10.4	Interface de prétraitement :	64
10.5	Interface de segmentation	65
11	Conclusion	67
12	Conclusion Générale	69
12	Référence Bibliographie.....	70

Liste des figures

Figure1. 1 détaille la structure du sein et ses différentes composantes.	4
Figure1. 2 Cancer de sein.	5
Figure1. 3 les symptômes.	6
Figure 1.4 Biopsie guidée par échographie et une confirmation radiologique de calcification d'un échantillon	10
Figure 1.5 Le mammographie.	12
Figure1. 6 radio anatomie d'un sein normal sur une incidence face/oblique	13
Figure1. 7 les artéfacts dans la mammographie.....	13
Figure1. 8 des étiquettes du film mammographies.....	14
Figure1. 9 incidence en mammographies.	14
Figure1. 10 les artéfacts radio-opaque.....	14
Figure1. 11 les Bandes haute intensité	15
Figure 2.1 Etapes du traitement d'images.....	19
Figure 2.2 Techniques d'amélioration de contraste : (a) l'expansion de la dynamique. (b) l'égalisation d'histogramme, (c) l'inversion de l'histogramme.	20
Figure 2.3 Application de la transformation « chapeau haut de forme blanc » sur des images mammographie en NG pour la détection des lésions mammaires.....	22
Figure 2.4 Application de filtre alternés séquentiels sur images mammographies (a) par élément structurant de taille2 (b) et taille 7 (c).....	23
Figure 2.5 Classification des différentes méthodes de segmentation.....	24
Figure 2.6 les différentes méthodes de segmentation par approche région.....	25
Figure2. 7 Le processus d'un algorithme de croissance de région. (a)Germe. (b) Processus (b) d'agrégation après quelques itérations. (c) le résultat de la segmentation.	25
Figure2.8 Représentation schématique des contours de masses.....	27
Figure 2.9 principe de contour actif.....	28
Figure 2.10 principe de Level Sets	29
Figure 2.11 Caractères tomographiques d'une image numérique	30
Figure 2.12 Processus de construction de la LPE.....	31
Figure 2.13 Processus de LPE par inondation avec contrainte (b) et sans contrainte (a).....	31
Figure 2.14 Etapes de segmentation proposée par : de gauche à droite, image initiale, le gradient et les marqueurs de la Watershed, détection de la masse mammaire.....	32
Figure2. 15 Exemples de différentes positions du germe de l'approche proposée par (Melouah, 2015) et le résultat obtenu.....	33

Figure3. 1 les artéfacts d'une image mammographies	37
Figure 3.2 Etiquettes du film mammographieque	38
Figure 3.3 Les marqueurs opaques	38
Figure3. 4 les raies de numérisation	39
Figure 3.5 les étapes de prétraitement	40
Figure3. 6 résultats de suppression de raies de numérisation de l'image mdb147.....	40
Figure 3.7 résultat de seuillage.....	41
Figure 3.8 résultat de filtrage surfacique	42
Figure3. 9 résultat finale de Extraction la glande mammaire.....	42
Figure 3.10 Extraction de la glande mammaire sur les différentes images de la base MIAS .	43
Figure 3.11 Les principales étapes des algorithmes de détection des masses mammaires.....	44
Figure 3. 12 de différentes approches de filtrage proposées sur image.....	47
Figure 3.13 résultat d'égalisation d'histogramme	49
Figure 3.14 Les principales étapes de l'algorithme de segmentation par LPE.....	51
Figure 3.15 les différentes étapes de lignes de partages d'eaux.....	52
Figure 3.16 Les principales étapes de l'algorithme de croissance des régions pour la détection des masses dans le sein.....	53
Figure 3.17 les différentes étapes de croissance de région.....	53
Figure 3.18 les principales étapes de l'algorithme K-means.....	55
Figure 3.19 les différentes étapes de l'approche K-means.....	56
Figure 3.20 Méthodologie de notre travaille	58
Figure 3.21 interface d'accueil	63
Figure 3.22 interface d'accueil 2	64
Figure 3.23 Interface de prétraitement.....	65
Figure 3.24 Interface (a)	66
Figure 3.25 Interface (b).....	67
Figure 3.26 Interface (c)	68

Liste des tableaux

Tableau 1 Comparaison des Valeurs de EQM et PSNR pour les différents filtres	47
Tableau 2 comparaison de rapport entre les approches de segmentation.....	56
Tableau 3 comparaison de temps d'exécution entre les approches de segmentation.....	57
Tableau 4 Calcul les descripteurs géométriques	60

Liste d'abréviations

BIRADS	Breast Imaging Reporting and Data System
CAD	Computer Asisted Detection (system d'aide à la détection)
DAOx	Diagnostic Assisté par Ordinateur
IRM :	Imagerie par Résonance Magnétique.
LPE	Ligne de Partage des Eaux
TEP :	tomographe par émission de positrons
Mcs	Microcalcifications
MIAS :	Mammographie Image Analysis Society
NG	Niveau de Gris
WTH :	white Top Hat (chapeau haut de forme blanc)
BTH :	black Top Hat (chapeau haut de forme noir)
TOP_HAT :	white Top Hat (chapeau haut de forme).
FAS :	Filtre Alternés Séquentiels
P :	Périmètre
C :	compacité
Rmoy :	Rayon moyen

Résumé :

Dans ce travail nous avons mis en œuvre un système pour la détection précoce du cancer du sein, fondé sur les méthodes de traitement d'image Dans un contexte d'aide au diagnostic médical par analyse d'imagerie médical précisément la mammographie. Nous avons débuté avec un prétraitement afin de Récupérer la région d'intérêt avec un fond nettoyé, ensuite une phase de segmentation en vue de détecter les tumeurs par les approches de Ligne de Partage d'Eaux, croissance de région et K-means. Enfin une étape de caractérisation des lésions segmentés qui s'appuie sur les attributs de forme et de texture tels que : la surface, le périmètre, compacité. Nos approches ont été testées sur la base d'images «Mias » avec l'implémentation d'une interface qui peut être à la portée des utilisateurs avec toute la liberté possible, en tirant profit de la capacité du langage de programmation Matlab.

Mot clés : cancer du sein, Imagerie médicale, mammographie, segmentation, LPE, croissance de région, K-means, MIAS, Matlab.

Abstract :

In This work we have implemented a system for early detection of breast cancer, based on image processing methods in the context of medical diagnostic by medical imaging analysis specifically mammography. We started with a pretreatment to Recover the region of interest with a clean background, then a segmentation phase to detect tumors by approaches Line Sharing Waters, region growing and Kmeans. Finally a lesion characterization step that builds on segmented shape attributes and texture such as the area, perimeter, compactness. Our approaches were tested on the basis of images "Mias" with the implementation of an interface that can be accessible to users with all possible freedom, taking advantage of the ability of the programming language Matlab.

Key words : breast cancer, medical imaging, mammography, segmentation, LPE, region growing, K-means, MIAS, Matlab.

ملخص

في هذا العمل قمنا بتنفيذ نظام للكشف المبكر عن سرطان الثدي، على أساس أساليب معالجة الصور في سياق التشخيص الطبي عن طريق تحليل التصوير الطبي على وجه التحديد التصوير الشعاعي للثدي. بدأنا مع المعالجة لاسترداد المنطقة المهمة مع خلفية نظيفة ثم مرحلة التجزئة للكشف عن الأورام بتقنية *LPE K-means* و *croissance de région*. وأخيرا استخراج السمات محددة لتصنيف الأورام مثل المساحة والمحيط والتراص. تم اختبار تقنيتنا على قاعدة الصور "MIAS" مع تنفيذ واجهة التي يمكن أن تكون في متناول المستخدمين مع كل الحرية ممكنة.

الكلمات المفتاحية : سرطان الثدي، التصوير الطبية، تقنية LPE، منطقة النمو، K-means، MIAS.

INTRODUCTION GENERALE

1 Introduction Générale

Le cancer du sein représente l'un des enjeux prépondérants dans le domaine de la santé publique. En effet, il s'agit d'un fameux cancer menaçant la vie de la plupart des femmes. Environ une femme sur dix est touchée par cette maladie durant son existence. Cependant, la réduction du taux de mortalité causée par ce type de cancer ainsi que la favorisation des chances de guérison ne sont possibles que si la tumeur a été prise en charge dès les premiers stades de son apparition. Dans l'objectif d'assurer le dépistage précoce d'une telle tumeur, les radiologues ont été amenés à augmenter la fréquence des mammographies notamment pour la tranche d'âge 40-50 ans. Car la mammographie est la technique de référence incontournable pour l'exploration du sein, la plus performante en matière de surveillance, elle permet de mettre les anomalies en évidence telle que les opacités et les microcalcifications cependant tous les radiologues reconnaissent la difficulté de l'interprétation des mammographies parce que elle représente une modalité d'image complexe à interpréter à cause de la variété de densité des tissus, Des structures compliquées du sein, et de la diversité des tumeurs en termes de type, de forme, de contours, etc.

Ainsi, face à la complexité de l'interprétation des mammographies, les systèmes d'aide au diagnostic sont devenus essentiels. Ces systèmes ont le rôle d'un «second lecteur» de l'image afin d'aider le radiologue dans sa décision de diagnostic, et de lui signaler les anomalies possibles.

L'objectif principal de ce mémoire est de présenter une partie des systèmes d'interprétation des images médicales. Et pour l'amélioration automatique et la segmentation des masses dans les images mammographies, c.-à-d. il s'agit de concevoir un système de reconnaissance des images mammographie, la reconnaissance est basée sur une segmentation de ces images par des ensemble des approche de segmentation pour l'extraction des informations pertinentes nécessaires, par la suite, dans la procédure de décision et de classification d'anomalies; tout en nous concentrant sur la qualité de la segmentation car un traitement ultérieur dépend étroitement du résultat de cette dernière.

Plan de ce mémoire :

Le présent projet s'articule autour de trois chapitres qui sont présentés comme suit :

Chapitre1 : contexte médical

Ce mémoire porte une approche d'aide au diagnostic, pour justifier la démarche Algorithmique, il est donc nécessaire de décrire en premier lieu le contexte médical de ce projet ce qui fait l'objectif du premier Chapitre.

Nous décrivons l'anatomie du sein, les diverses pathologies bénignes et malignes qui l'affecte et nous complétons par le dépistage, le diagnostic et le traitement des cancers. Nous décrivons ensuite des généralités sur l'imagerie mammaire d'une manière générale et la mammographie d'une manière plus détaillée.

Chapitre2 : les outils de traitement d'image

Ce chapitre décrit les différents outils de prétraitement tels que les filtre linéaire, non linéaire et Les filtre morphologique, suivi des méthodes de segmentation : par région, contour et segmentation par la ligne de partage des eaux(LPE), nous terminons ce chapitre par une introduction sur la phase caractérisation et classification.

Chapitre 3 : segmentation

Ce chapitre contient trois étapes principales :

Etape (1) :L'étape de prétraitement

C'est une étape destinée à les mettre en évidence peut faciliter la détection et améliorer la qualité de l'image. Et pour résoudre les problèmes des artefacts d'une mammographie.

Etape (2) : L'étape de segmentation

C'est la description de la phase de segmentation après avec les approches suivantes :

- la LPE (la ligne des partages des eaux)
- croissance des régions
- K-means.

Etape (3) : L'étape de caractérisation et réalisation

Dans cet étape on a extrait les caractéristique de chaque image afin de simplifie la phase De classification et on décrit les outils de développement ainsi que les différentes parties de notre application (réalisation).

Chapitre 1

Contexte médical

1 Introduction

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a connu une véritable révolution pendant ces vingt dernières années. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies (comme le cancer du sein).

Le cancer du sein est le premier néoplasie chez la femme dans le monde et dans notre pays chaque année, environ 10.000 cas de cancer du sein sont enregistrés, tout en sachant que ce type de néoplasie en Algérie vient en tête des tumeurs malignes chez la femme et constitue la première cause de mortalité chez la gent féminine, avec environ 3500 décès enregistrés chaque année. Le cancer du sein concerne une femme sur 11 dont l'âge se situe le plus souvent entre 50 et 60 ans. Uniquement 5 % des femmes présentant un cancer du sein ont moins de 35 ans. Il s'agit du cancer le plus fréquent de la femme et le nombre de cancer du sein croît régulièrement. Ces chiffres montrent l'importance d'une détection précoce de cette maladie. La mammographie par rayon X reste la technique la plus fiable pour le diagnostic précoce du cancer du sein.

Les masses et les micros calcifications sont les premiers signes d'alerte de cette maladie. Le taux de mortalité a diminué pendant ces dernières années, due en partie à l'utilisation de la mammographie, des campagnes de dépistage en masse ont été lancées dans la plupart des pays européens. Du fait de ce dépistage, le nombre de mammographies à analyser est en constante augmentation, ce qui pose le problème de la charge de travail des spécialistes, qui varient dans leur interprétation des mammographies.

Par ailleurs, la détection d'anormalités malignes doit se faire à un haut niveau de spécificité, du fait du nombre de cas normaux par rapport à celui de cas bénins. Dans cette optique des outils d'aide aux diagnostics ont été développés pour la détection des lésions.

Dans ce chapitre, nous appréhendons l'approche médicale de l'imagerie du sein pour situer le contexte de notre application.

1 Anatomie du sein

Le sein est un organe glandulaire qui occupe la partie antéro-supérieure du thorax. La fonction biologique de cet organe est la production du lait. D'un point de vue anatomique, il s'agit d'une masse essentiellement constituée d'un tissu glandulaire grasseux entouré par une couche de tissu conjonctif essentielle à son maintien. A l'extrémité du sein, on trouve l'aréole qui est une surface pigmentée contenant des petits grains disséminés, centrée par le mamelon qui est une saillie dans laquelle s'ouvrent les canaux lactifères. Le sein est formé aussi d'une vingtaine de lobules qui sont des glandes ayant pour rôle la production du lait. Celui-ci est acheminé vers le mamelon par des canaux galactophores reliés à ces lobules. [1]

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

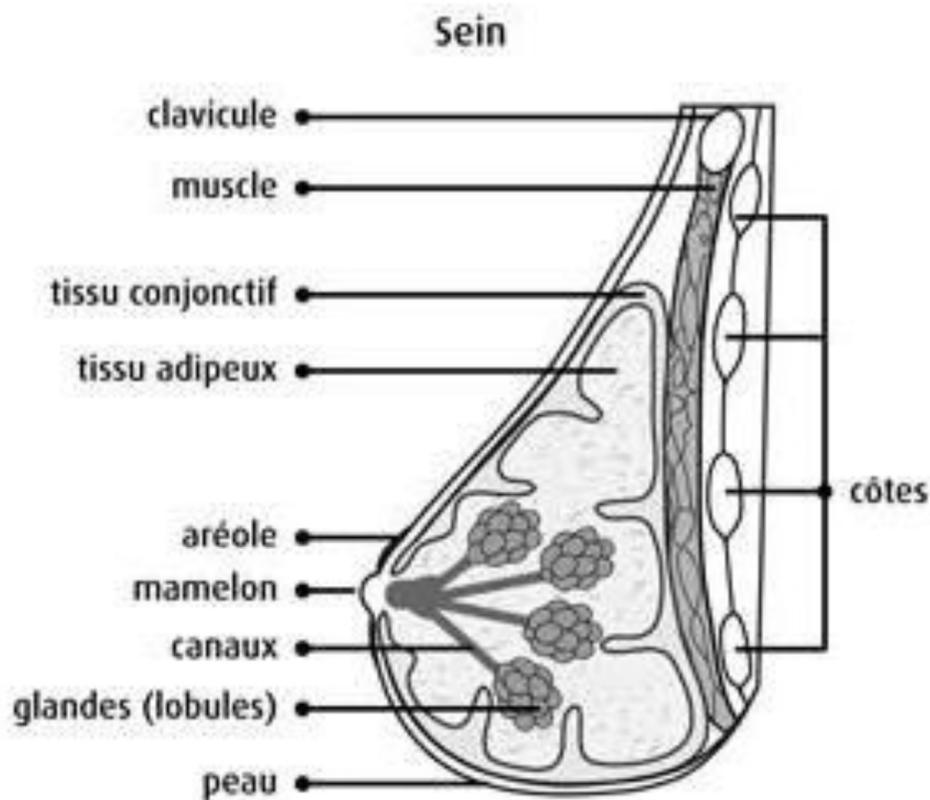


Figure 1.1 : détaille la structure du sein et ses différentes composantes.

2 Cancer de sein

Le cancer du sein est le cancer dont le diagnostic est le plus fréquent chez les femmes dans le monde. Sa présence augmente avec l'âge, mais il peut aussi toucher des femmes jeunes puisqu'un quart des cas sont diagnostiqués avant l'âge de 50 ans. Le cancer du sein prend naissance dans les cellules du sein. La tumeur cancéreuse (maligne) est un groupe de cellules cancéreuses qui peuvent envahir et détruire le tissu voisin. Elle peut aussi se propager (métastases) à d'autres parties du corps. Le premier symptôme du cancer du sein est la présence d'une boule au niveau du sein, correspondant à la tumeur. Elle peut également s'accompagner de ganglions durs au niveau de l'aisselle (ganglions axillaires) correspondant à une propagation du cancer, ainsi qu'à des modifications cutanées au niveau du sein et du mamelon (peau d'aspect capitonné et un mamelon qui entre au lieu de sortir). Le sein peut progressivement se déformer et s'ulcérer, ce qui se traduit parfois par un écoulement du mamelon, d'un seul côté. Si le cancer est diagnostiqué tardivement, la tumeur peut se propager et déclencher d'autres symptômes tels que des nausées, des vomissements, une perte de poids, une jaunisse, des douleurs osseuses ou encore des céphalées, un essoufflement ou une toux

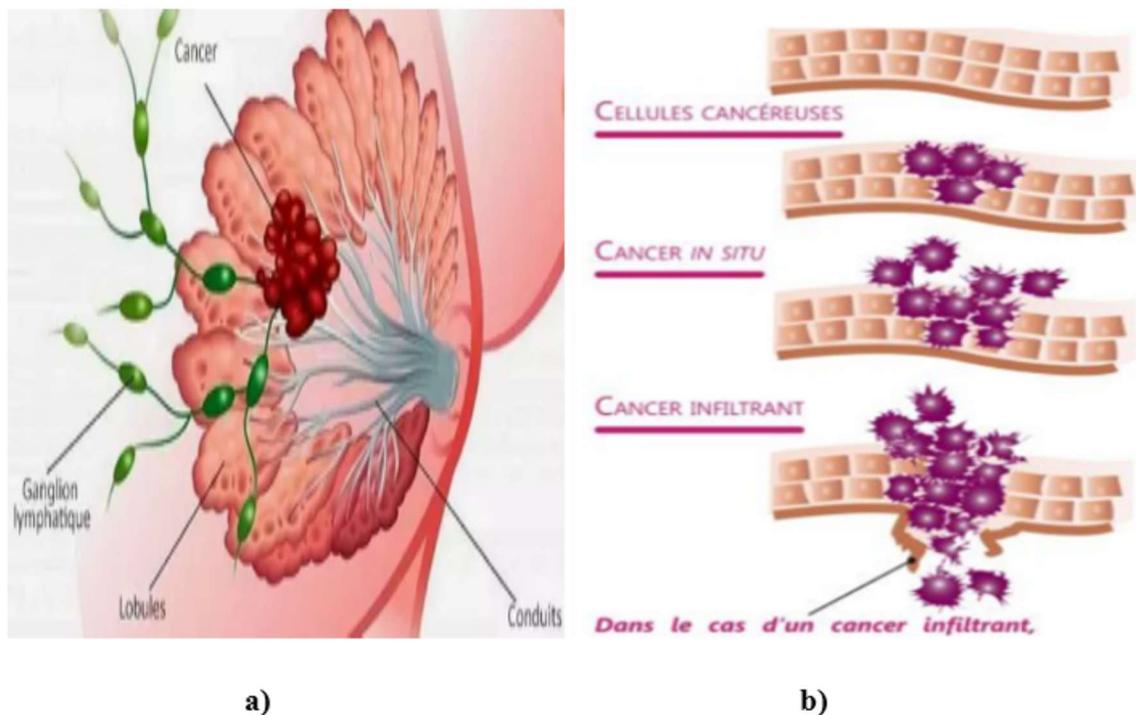


Figure 1.2 : a) Cancer de sein. b) Types de cancer de sein.

En bref, le cancer du sein est une tumeur maligne se développant à partir des cellules constituant la glande mammaire. Les cellules malignes se multiplient de manière anarchique et forment la tumeur. Lorsqu'un cancer du sein n'est pas traité, les cellules tumorales se propagent localement et envahissent les organes de voisinage. Elles peuvent également se propager par voie sanguine ou lymphatique pour atteindre les organes situés à distance (métastases). Les organes les plus fréquemment atteints par les métastases sont les os, les poumons, le foie et le cerveau. [2]

3 Pathologies mammaire

3.1 Les maladies bénignes

Les tumeurs bénignes ont des contours bien délimités. Elles ont une croissance lente et restent localisées dans le tissu ou l'organe dans lequel elles sont apparues. Elles n'entraînent pas de métastases dans d'autres endroits du corps. Les tumeurs bénignes sont composées de cellules qui ressemblent aux cellules normales du tissu concerné. La tumeur bénigne qui se développe le plus souvent dans le sein est le fibroadénome. Les autres affections bénignes du sein sont :

Les kystes, les changements fibro-kystiques, les l'hyperplasie, les l'écoulement du mamelon, Et les la gynécomastie. La plupart des masses du sein ne sont pas des tumeurs bénignes, mais seul l'examen anatomopathologique réalisé après une biopsie permet de vérifier qu'il ne s'agit pas d'un cancer. [3]

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

3.2 *Les maladies malignes*

Les tumeurs malignes ont des contours le plus souvent mal délimités. Certaines sont toutefois bien limitées et peuvent alors être considérées un temps comme bénignes ; ceci pouvant retarder le diagnostic de cancer. Les cellules cancéreuses qui composent les tumeurs malignes présentent diverses anomalies par rapport à des cellules normales : forme et taille différentes, contours irréguliers... On parle de cellules indifférenciées car elles ont perdu leurs caractéristiques d'origine. Les tumeurs malignes ont tendance à envahir les tissus voisins. Elles peuvent entraîner des métastases : des cellules cancéreuses s'échappent de la tumeur primitive et vont coloniser une autre région du corps, pour y former une nouvelle tumeur qu'on appelle tumeur secondaire ou métastase. [3]

3.3 *Les symptômes*

Les symptômes listés ci-dessous ne signifient pas nécessairement qu'il s'agit d'un cancer du sein. Mais si c'est le cas, il est important de le détecter le plus tôt possible. [4]



Figure 1.3 les symptômes du cancer de sein.

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

a) Une boule dans un sein :

Une boule ou une masse dans un sein est le signe d'un cancer du sein le plus couramment observé. Cette masse, en général non douloureuse, est le plus souvent de consistance dure et présente des contours irréguliers. Elle apparaît par ailleurs comme « fixée » dans le sein.

b) Des ganglions durs au niveau de l'aisselle :

Une ou plusieurs masse(s) dures à l'aisselle signifient parfois qu'un cancer du sein s'est propagé aux ganglions axillaires. Les ganglions restent toutefois indolores.

c) Des modifications de la peau du sein et du mamelon :

La peau du sein peut devenir capitonnée (et prendre l'aspect d'une peau d'orange) ou plissée.

d) Le mamelon peut pointer vers l'intérieur, alors qu'habituellement, il est dirigé vers l'extérieur.

e) Le sein peut se déformer et perdre de son galbe, des rides peuvent apparaître.

f) La peau du sein peut être rouge, écorchée (ulcérée), recouverte de croûtes et celle du mamelon peut se mettre à peler.

g) Un écoulement d'un seul mamelon : peut être le signe de cancer du sein, en particulier s'il se manifeste sans qu'il n'y ait de compression du mamelon et s'il contient du sang ou s'il est verdâtre.

h) Un changement de la taille ou de la forme du sein :

Une rougeur, un œdème et une chaleur importante au niveau du sein peuvent être le signe d'un cancer du sein inflammatoire (le cancer inflammatoire du sein est un cancer rare ; il représente 1 à 4 % de tous les cas de cancer du sein. Les cellules cancéreuses ont la caractéristique de se déplacer rapidement dans les vaisseaux lymphatiques de la peau du sein qu'elles finissent par bloquer. C'est ce qui provoque l'inflammation locale du sein.) . La constatation d'un de ces signes impose une consultation médicale sans retard. Le médecin jugera des examens complémentaires nécessaires.

3.4 Les autres symptômes

Si le cancer n'est pas diagnostiqué dès l'apparition des premiers symptômes, la tumeur peut grossir et se propager vers d'autres parties du corps, entraînant ainsi d'autres symptômes dits plus tardifs, tels que des douleurs osseuses, des nausées, une perte d'appétit, une perte de poids et une jaunisse, une essoufflement, une toux et une accumulation de liquide autour des

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

poumons (épanchement pleural), des maux de tête, une vision double et une faiblesse musculaire. [4]

3.5 Dépistage, Diagnostic et Traitement

L'incidence du cancer du sein reste croissante. Différentes études ont confirmé que c'est la détection en stade précoce des cancers qui peut en améliorer le pronostic vital. Tout changement de la taille ou de la forme du sein, des modifications de la peau et du Mamelon, présence d'une masse dure et de contour irrégulier ainsi que la présence des Ganglions durs et parfois douloureux au niveau de l'aisselle ; nécessite un examen médical Approfondi du sein. [5]

a) Le dépistage : précoce du cancer du sein est obligatoire pour les femmes de plus 40 ans Tous les deux ans. L'examen utilisé est la mammographie. Si une anomalie est découverte, le Médecin demande des examens Complémentaires (des incidences complémentaires, Échographie, biopsie) afin de confirmer le diagnostic de cancer.

b) Le diagnostic : du cancer du sein repose sur le triplet diagnostic clinique-mammographie-L 'anatomopathologique.

- **l'examen clinique** : c'est un examen réalisée avant et après la mammographie pour Mettre en évidence d'éventuelles anomalies des certains régions et expliquer certains résultat, Ainsi une corrélation entre clinique et imagerie est réalisée.

- **Mammographie** : est l'examen incontournable de l'exploration de la glande mammaire

Et peut-être compléter par une échographie mammaire.

- **l'anatomopathologie** : Il donne des informations précises sur le type de cancer du sein. Bienfait à l'analyse au microscope des cellules et des tissus enlevés au niveau d'une anomalie Du sein.

c) Les traitements sont locaux, systémiques ou les deux rangés : la chirurgie et la radiothérapie agissent localement sur les cellules cancéreuses situées dans le sein ou dans les ganglions : ce sont des traitements locaux du cancer.

- **La chirurgie** : consiste à enlever la tumeur et les éventuelles greffes cancéreuses. Il existe plusieurs interventions possibles : chirurgie conservatrice qui conserve le sein (seule la tumeur est enlevée) et la mastectomie totale : ablation du sein.
- **La radiothérapie** : a pour but de dégager les cellules cancéreuses à l'aide d'appareils qui Émettent des rayons. Ces rayons doivent éliminer toute trace de cancer qui pourrait rester après une chirurgie.

- **La chimiothérapie** : est un traitement qui fait dans l'ensemble du corps à l'assiste de Médicaments. Ces médicaments ont pour but de dégager les cellules cancéreuses ou de les Éviter de s'accroître.
- **L'hormonothérapie** : est un traitement qui fait dans l'ensemble du corps. Elle a pour but D'éviter l'acte de certaines hormones sur les cellules cancéreuses.

4 L'imagerie médicale dédiée au dépistage du cancer du sein

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. Cancer, épilepsie... l'identification précise de la lésion facilite déjà le recours à la chirurgie, seule solution thérapeutique pour certains malades. De telles techniques permettent également de mieux comprendre le fonctionnement de certains organes encore mystérieux, comme le sein. [6]

4.1 Radiographie :

Découverte il y a plus d'un siècle, la radiographie utilise les rayons X, capables de se jouer de la matière. Passant à travers une certaine partie du corps, ils impressionnent un film radiographique, plus ou moins noirci en fonction de l'organe traversé. La "radio" ressemble ainsi à une ombre chinoise, où les os apparaissent en blanc et les structures moins denses (comme les poumons) en noir. [6]

4.2 La biopsie :

Elle se pratique à l'aide d'une aiguille transcutané sous guidage par palpation, ou par échographie(Fig1.10). Elle est effectuée par un médecin, un radiologiste ou un chirurgien. Elle consiste à prélever un échantillon d'une anomalie du sein, l'échantillon recueilli, il est adressé à l'anatomo-pathologiste en fait l'analyse pour déterminer le caractère bénin ou malin. [6]

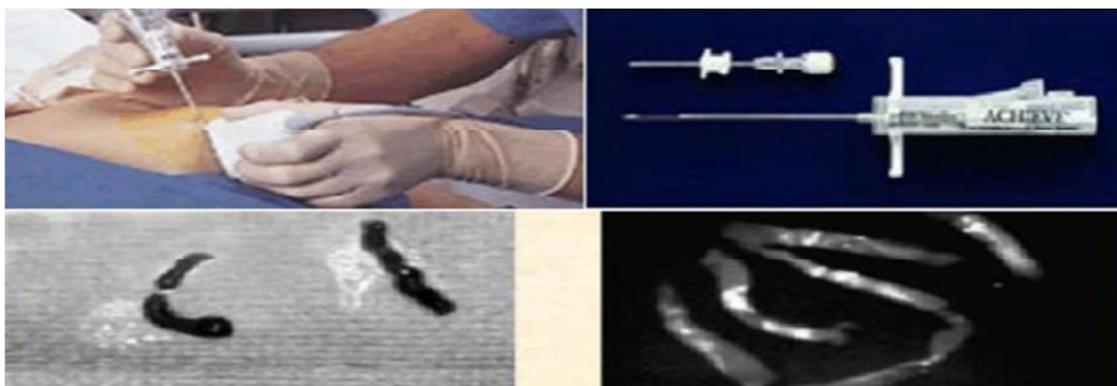


Figure 1.4 Biopsie guidée par échographie et une confirmation radiologique de calcification d'un échantillon

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

4.3 Echographie :

L'échographie est une technique d'exploration de l'intérieur du corps basée sur les ultrasons. Une sonde envoie un faisceau d'ultrasons dans la zone du corps à explorer. Selon la nature des tissus, ces ondes sonores sont réfléchies avec plus ou moins de puissance. Le traitement de ces échos permet une visualisation des organes observés [6]

4.4 L'IRM mammaire :

L'imagerie par résonance magnétique du sein est un examen de deuxième intention doit être réalisé après un bilan sinologique complet (examen clinique, mammographie associée ou non à une échographie). Elle est beaucoup plus performante pour la détection des carcinomes infiltrant (sensibilité allant de 94% à 100%) que pour celle des carcinomes intracanaux (sensibilité variant de 77% à 94%). [6]

4.5 La scintigraphie mammaire :

Ou bien lymphoscintigraphie, permet de détecter en phase préopératoire l'emplacement des ganglions sentinelles, premiers ganglions lymphatiques en partant du sein. Leur analyse peropératoire dira s'ils sont le siège d'un envahissement pouvant être à l'origine d'une dissémination métastatique. [6]

4.6 PET SCAN ou TEP SCAN :

(Tomographe par émission de positrons) est un examen de médecine nucléaire, il peut compléter les autres examens radiologiques (mammographie, échographie, scintimammographie, scan et résonance magnétique), mais ne peut pas les remplacer. Il peut être utilisé quelquefois pour détecter les tumeurs chez les femmes ayant des seins denses, des implants mammaires ou encore ayant subi une chirurgie mammaire. Elle permet d'évaluer de façon précise la dispersion d'un cancer, mais aussi de faire la différence entre une récurrence de cancer du sein et des modifications du sein dues à la chirurgie ou à la radiothérapie. Il ne permet cependant pas de détecter des tumeurs plus petites que 1 cm. [6]

4.7 La mammographie

4.7.1 Définition

La mammographie est une radiographie (technique d'imagerie médicale basée sur l'utilisation de rayons X pour voir l'intérieur d'une partie du corps) des seins. La mammographie réalise une projection du volume du sein sur le plan de l'image. Elle permet d'analyser la glande mammaire grâce aux différences de l'atténuation des différents types de tissu. L'avantage de la visualisation de l'ensemble des tissus mammaires sur une seule image est directement lié à l'un de ses plus grands défauts, la superposition des différents tissus traversés par le même rayon et projetés sur un seul endroit du détecteur. Cette superposition est une source d'incertitude, puisqu'il n'est plus possible de distinguer sur l'image, des surdensités réelles qui correspondent à une région radio-opaque dans le tissu en trois

dimensions, et des superpositions de plusieurs tissus avec des densités relativement faibles. La mammographie est un peu désagréable pour certaines femmes du fait de la nécessité de comprimer le sein entre deux plaques pour obtenir une image de bonne qualité. [7]

4.7.2 *Les types de mammographie*

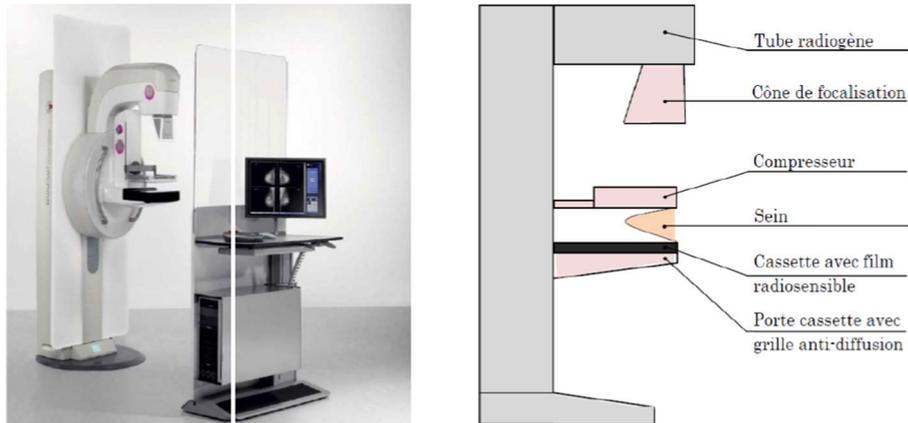
Il existe 2 types de mammographies :

- La mammographie de dépistage : est celle que les femmes de 50 à 69 ans qui n'ont aucun signe de cancer du sein passent aux 2 ans, dans un but de prévention. Cette mammographie aide à détecter des masses ou des régions anormales de tissu mammaire qui pourraient être trop petites pour être décelées lors d'un examen des seins par les mains.
- La mammographie diagnostique : est pratiquée chez les femmes à qui un signe, comme une masse ou des tissus mammaires anormaux, a déjà été détecté. Cette détection aura alors été faite par les femmes elles-mêmes, lors de leur observation des seins, ou par un médecin pendant un examen clinique des seins, ou encore par une mammographie de dépistage. Le test est alors plus approfondi et un peu plus long, permettant d'obtenir davantage de clichés mammaires, ceux-ci étant plus détaillés et pris de différents angles que lors d'une mammographie de dépistage. [7]

4.7.3 *L'appareil de mammographie*

L'appareil dédié à la réalisation d'une mammographie est la mammographie (figure 1.4). Cet appareil se compose d'un tube radiogène générateur de rayons X de faible énergie (entre 20 et 50 kV) et d'un système de compression du sein. En premier temps, les deux seins sont comprimés à tour de rôle. Cette compression permet l'étalement des tissus mammaires ce qui facilite la visualisation des structures du sein et la réduction de la dose de rayons X délivrée. En deuxième temps, les deux seins sont exposés à une faible dose de rayons X. On obtient, alors, une projection du sein sur un détecteur plan. La radiographie est réalisée sur des films argentiques ou sur des systèmes de radiologie digitale de haute qualité. L'analyse de la glande mammaire est réalisée grâce aux différences de l'atténuation des différents types de tissu. Nous détaillons dans la section suivante l'anatomie du sein ce qui permet par la suite d'établir la relation entre la nature du tissu mammaire et l'infiltration des rayons X. [7]

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL



4.7.4 L'analyse des clichés mammographies

L'image mammographie est le résultat d'atténuation d'un faisceau de rayons X traversant les différents tissus mammaires. L'atténuation de ce faisceau dépend essentiellement de la composition des tissus traversant. [8]

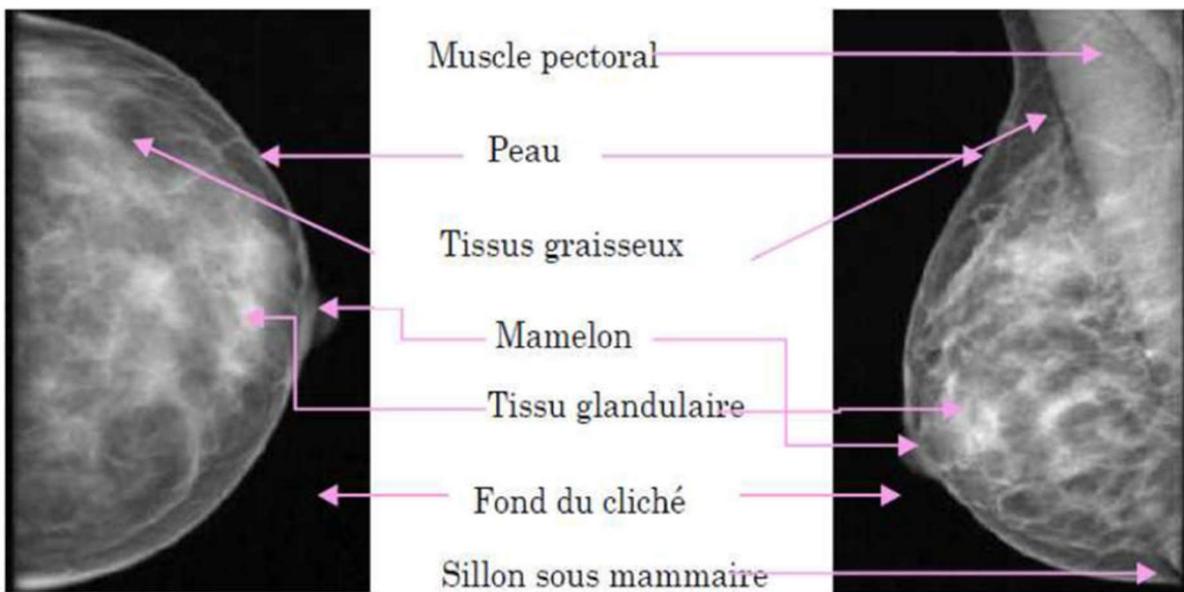


Figure 1.6 radio anatomie d'un sein normal sur une incidence face/oblique

4.7.5 Les artefacts dans une mammographie

Une mammographie numérisée renferme généralement deux régions distinctes : la région exposée du sein et la région non exposée (fond). L'interprétation visuelle de la mammographie a souvent comme conséquences l'identification d'artéfacts radio-opaques, qui peuvent être liés fortement au sujet compliquant ainsi la segmentation des tissus mammaires et la reconnaissance de structures anormales.

Alors que le système visuel humain peut facilement ignorer de tels objets pendant l'interprétation, un système automatisé en mammographie doit au préalable identifier et classifier ces artefacts qui engendrent des erreurs d'interprétation lors de l'analyse des images. [9]

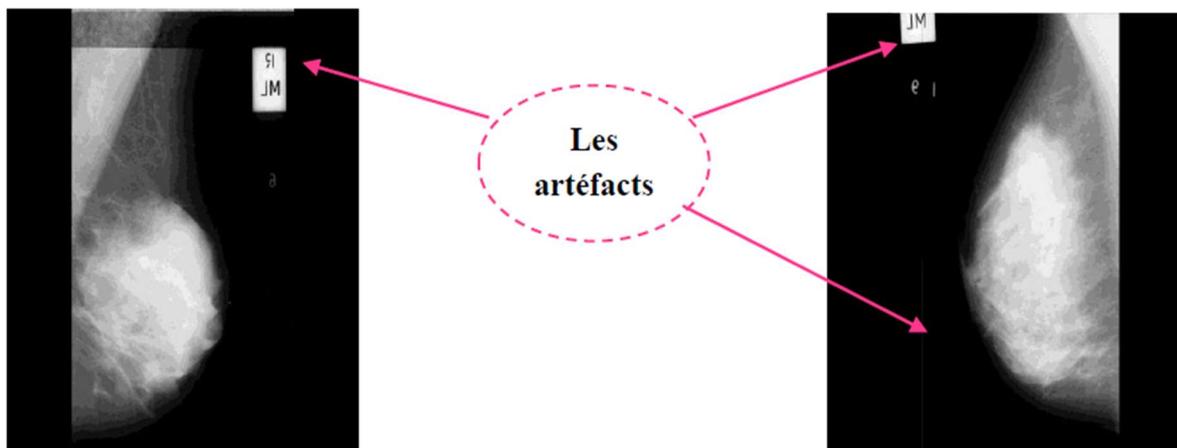


Figure 1.7 : les artefacts dans la mammographie.

Ces artefacts classifient en deux catégories principales : étiquettes de film et artefacts opaques.

4.7.5.1 *Étiquettes du film mammographies :*

Les mammographies sont généralement marquées avec une certaine forme d'étiquette permanente d'identification contenant l'information concernant l'examen effectué. Ces labels sont des indicateurs radio-opaques exhibant la latéralité de la mammographie (R/L, Right/Left) ainsi que des indicateurs de projection MLO / CC Par exemple une vue medio latérale oblique (MLO) du sein droit est marquée RMLO, et une vue cranio-caudale (CC) du sein gauche est marquée LCC [9].

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

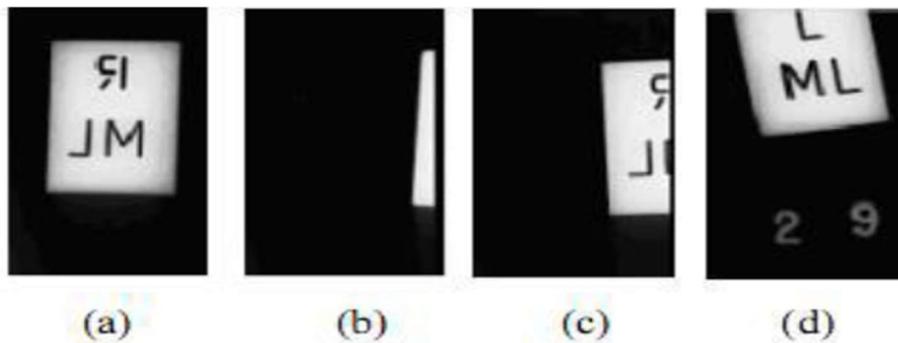


Figure 1.8 : des étiquettes du film mammographies : (a) label entier et (b-c-d) labels partiels.

4.7.5.2 *Les incidences en mammographie*

Selon la partie du sein à laquelle s'intéresse l'examen, différentes incidences sont utilisées. Les incidences les plus courantes sont l'incidence oblique externe (ou medio-lateral-oblique) et l'incidence de face. [9]

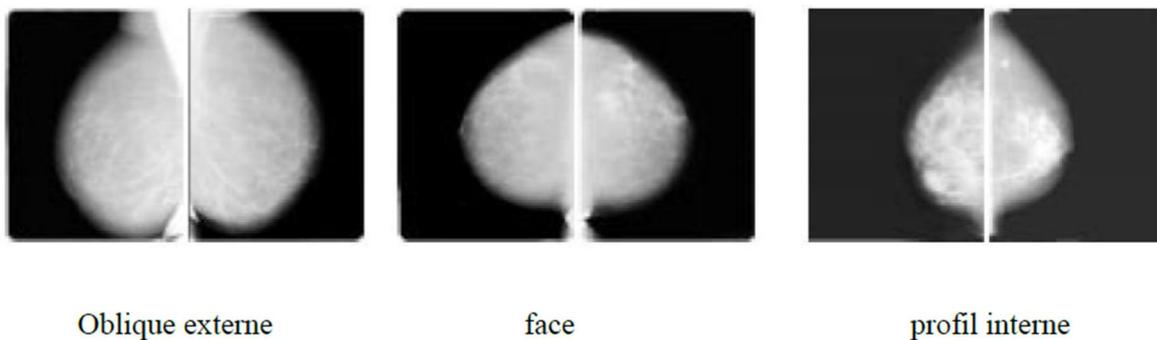


Figure 1.9 : incidence en mammographies.

4.7.5.3 *Artefacts radio-opaque*

On distingue deux types d'artefacts radio opaques : les bandes de haute intensité ou les coins et les marqueurs opaques. Ces marqueurs sont des labels où le texte est en haute intensité (le rectangle englobant le texte n'existe pas). Les coins sont des bandes de haute intensité qui se situent le long du bord de la mammographie. [9]



Figure 1.10 : les artefacts radio-opaque

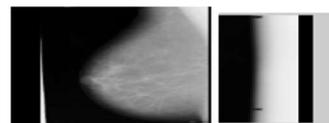


Figure 1.11 les Bandes haute intensité

4.7.6 Les anomalies mammaires radiologiques

Le dépistage du cancer du sein amène à découvrir quatre types d'anomalies purement radiologiques : les opacités, les micro calcifications, les asymétries de densité, distorsions architecturales. Dans le cadre de cette étude s'intéresse à l'analyse des micro calcifications.

- **Les opacités mammaires :**

Une opacité traduit une anomalie du tissu conjonctif ou épithélial. Elle correspond à une plage de surdensité anormale, qui ne se distingue pas d'une surdensité normale par un critère précis, mais par une combinaison de différentes caractéristiques : taille, densité, contour, forme, texture... Elle sera donc aisément visible au niveau d'une zone grasseuse et beaucoup plus difficilement perceptible dans une zone dense de tissu conjonctif [10]. C'est l'expérience qui permet au radiologue de distinguer une opacité sur une mammographie. Une surdensité sur plusieurs clichés effectués sous plusieurs incidences implique une forte présomption en faveur de l'opacité.

- **Les calcifications mammaires :**

Les calcifications sont des petits dépôts calciques, opaques aux rayons X et visible sur une Mammographie, leur origine n'est pas toujours connue, mais elles peuvent être liées à des sécrétions cellulaires. Leur morphologie est déterminée par l'endroit de leur formation. [11] L'analyse fine des calcifications permet de distinguer deux grandes catégories :

1. les macrocalcifications :

Sont des dépôts grossiers de calcium dans le sein, un aspect très distinct à la mammographie, Elles sont identifiées toujours comme les affections bénignes.

2. les microcalcifications :

Sont des dépôts calciques de petites tailles, comprise entre (200- 500) μ m, à la limite de visibilité. Elles peuvent être bénignes ou malignes (Fig1.8) : leur nature est précisée par des micros ou macro-biopsie. Elles doivent être interprétées en fonction de plusieurs critères :

- **La taille** : Les calcifications du cancer canalaire in situ montrent de grande différence de taille entre elles. C'est la différence de taille qui est l'élément à prendre en compte pour l'évaluation des calcifications.
- **Nombre de Mcs** : En règle générale, tout groupement comprenant plus de 4 calcifications devrait être extirpé lorsque ces calcifications ont d'autres éléments pouvant envisager la malignité. [11]
- **Localisation** : Elles sont soit diffuses intéressant une région importante du sein, parfois tout l'arbre canalaire. Elles sont parfois plus localisées. D'après les travaux de Lanyi, Zitat des formations géométriques sont presque toujours synonyme de cancer, des formations plus diffuses sont plutôt de signification bénigne. [11]
- **Forme** : C'est certainement l'élément essentiel pour donner une évaluation dans le sens de la malignité. Les calcifications arrondies ou ovales, sont probablement

CHAPITRE 1. CONTEXTE MEDICAL

Bénignes. A l'inverse, plus elles sont irrégulières, plus elles ont de risque d'être malignes.

5 *Système CAD (Détection Assistée par Ordinateur) en mammographie*

Depuis quelques années, de nombreuses équipes de recherche tentent de développer des systèmes informatiques d'analyses des clichés de mammographie. Plusieurs voies sont explorées telles que la classification automatique des anomalies détectées, la reconnaissance de forme, et la détection. Des systèmes de détection assistée par ordinateur CAD sont d'ores et déjà commercialisés et les résultats sont largement publiés dans la presse scientifique internationale.

Un CAD est un système matériel et logiciel qui analyse des clichés médicaux et qui aide le spécialiste dans son travail de détection. Plus concrètement, il s'agit souvent d'un détecteur et d'un classifieur (l'intelligence artificielle). Le détecteur réalise une détection des microcalcifications et des masses, qu'elles soient bénignes ou malignes. Ainsi donne une signification médicale à la détection. Le

CAD n'établit évidemment pas de diagnostic. Il réalise une classification en catégories : bénin, malin, normal, indéterminé, etc. quelque système élimine les éléments détectés qui sont par exemple bénins ou normaux. Le reste étant mis en évidence et laissé au jugement du médecin qui est le seul à établir le diagnostic. [12]

6 *Conclusion*

Ce chapitre nous a permis de mettre en évidence l'intérêt de la mammographie et les renseignements précieux qu'elle nous donne pour le diagnostic des tumeurs. L'application des outils de traitement d'image permet de détecter les tumeurs pour aider et faciliter le diagnostic au médecin. Pour cela nous avons besoin d'un bagage et une connaissance suffisante sur ces outils ce qui fait l'objet de deuxième chapitre.

Chapitre 2

Les Outils de Traitement d'Images mammographies

1 Introduction

Le but du traitement des images médicales est d'extraire à partir des images acquises, les informations utiles au diagnostic, de révéler des détails difficiles à percevoir à l'oeil nu, tout en évitant la création d'artefacts, faussement informatifs. Pour cela le traitement fait appel à des outils, des algorithmes, qui permettent d'agir sur l'image numérisée. La reconstruction de forme, les segmentations, les quantifications, l'analyse fonctionnelle, jusqu'aux simulations (organes virtuels, malades virtuels), tous ces outils de traitement ont contribué à l'amélioration de la qualité des images acquises, à leur interprétation et surtout à une meilleure approche au diagnostic

Parmi les étapes d'analyse des images médicales la segmentation qui est considérée comme une étape incontournable dans tout processus d'analyse d'image. C'est un traitement de bas niveau qui précède l'étape de mesure, de compréhension et de décision. Son objectif consiste à partitionner l'image en régions connexes et homogènes au sens d'un critère d'homogénéité

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes techniques de la segmentation des images et nous terminerons par un état de l'art sur la segmentation des images médicales.

2 Traitement d'images

C'est un ensemble des opérations relatives à la collecte, à l'enregistrement, à l'élaboration, à la modification, à l'Édition, ... de données. Mettons de côté les termes enregistrement et édition. Le principe général du traitement d'image est donc à quelques détails près, un système qui reçoit des images, y applique un traitement et produit une information de nature liée à l'application visée [13]. Une source de rayonnement envoie des ondes sur un objet qui sont ensuite réfléchies et collectées par un capteur. Le capteur transforme ces ondes en un ensemble de points. Ces points sont traités et une information est produite en sortie du système. On peut résumer le traitement d'image en quatre étapes principales :

- **Acquisition des images :**

Mise en œuvre des processus physiques de formation des images, suivis d'une mise en forme pour que ces images puissent être traitées par des systèmes informatiques.

- **Prétraitement des images :**

Son but : améliorer ces images lorsqu'elles possèdent du bruit ou des défauts.

- **Segmentation des images :**

Son but : construire une image symbolique en générant des régions homogènes selon un critère défini a priori.

- **Analyse des images :** Consiste à extraire des paramètres ou des fonctions représentatives de l'image ou des régions.

On peut illustrer ces étapes par un exemple simple [14]

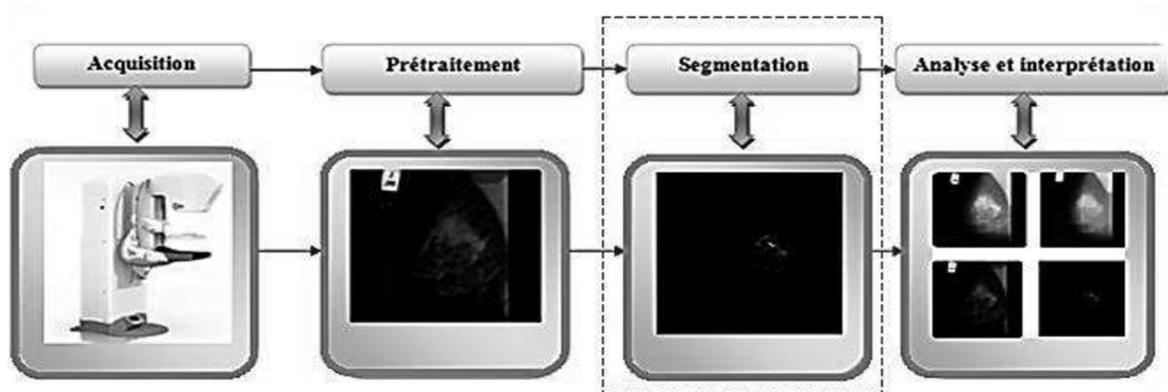


Figure 2.1 : Etapes du traitement d'images.

2.1 Prétraitement des images

Une première étape, souvent utilisée, est donc la préparation des images avant la détection. En effet, les structures que l'on recherche n'étant pas toujours facilement discernables, une étape de prétraitement destinée à les mettre en évidence peut faciliter leur détection [14].

Le cancer du sein (comme tous les cancers d'une manière générale) doit être détecté dans sa première phase pour maximiser les chances de survie. Sauf que dans cette phase, il s'avère très difficile de repérer, à l'œil nu, la pathologie dans le tissu mammaire environnant sans avoir recours à un prétraitement spécifique de l'image acquise. D'où, l'objectif principal de cette étape est d'augmenter le contraste entre la lésion mammaire (que ce soit masse ou microcalcifications) et le reste de l'image pour faciliter les traitements ultérieurs. Sachant que dans le cas où une région d'intérêt diffère en luminance de moins de 2% du reste de l'image, elle demeure indiscernable à l'œil nu (Dengler et al. 1993). Le prétraitement des images mammographiques est connu sous le nom de rehaussement ou d'amélioration du contraste.

2.2 Modification d'histogramme des mammographies

a) Expansion de la dynamique :

la modification de l'histogramme consiste à répartir les fréquences d'apparition des pixels sur la largeur de l'histogramme pour faire varier les contrastes de façon définies et différentes selon l'intervalle de (NG) considéré. Cette transformation ne fait qu'améliorer la qualité visuelle de l'image, l'information présente ne change pas.

b) Egalisation de l'histogramme

L'égalisation d'histogrammes est un outil qui se voit souvent utile pour améliorer certaines images de mauvaise qualité (mauvais contraste, images trop sombres ou trop claires, mauvaise répartition des niveaux d'intensité, etc.) [15]

Cette transformation consiste à rendre le plus plat possible l'histogramme des niveaux de gris de l'image. On désire que chaque niveau de gris soit équitablement représenté dans l'image.

c) Inversion d'histogramme :

Consiste à inverser les valeurs des pixels par rapport à la moyenne des valeurs possibles. Dans une image mammographie pathologique cette opération permettra de mieux visualiser les opacités (en noir sur fond clair sera mieux perçue qu'en blanc sur fond noir)

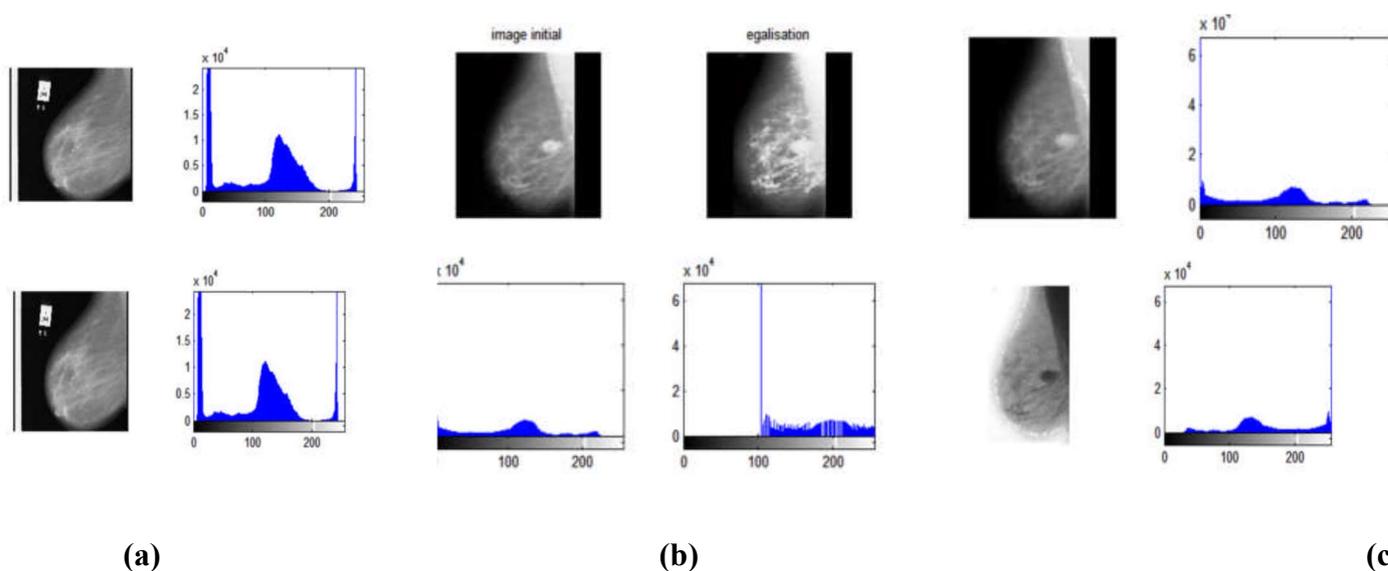


Figure 2.2 Techniques d'amélioration de contraste : (a) l'expansion de la dynamique. (b) l'égalisation d'histogramme, (c) l'inversion de l'histogramme.

2.3 Filtrage des mammographies

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits en lui faisant subir un traitement appelé filtrage. Le filtrage est une opération qui consiste à appliquer une transformation à tout ou partie d'une image numérique. Le principe du filtrage est de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect [16].

2.3.1 Le filtrage spatial linéaire

a) Filtre passe bas (lissage)

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence

b) *Filtre passe haut (accentuation)*

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe haut. Le filtre digital passe haut a les

Caractéristiques inverses du filtre passe bas : Il n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquences.

c) *Filtre de Gauss*

C'est un filtre linéaire passe bas. Les valeurs des coefficients sont déterminées selon une fonction Gaussienne. L'intérêt du filtre gaussien est que le degré de filtrage peut être facilement réglé à travers le paramètre qui est l'écart type.

Soit $A[x, y]$ une image originale et $B[x, y]$ l'image filtré tel que :

$$B(x, y) = G(x, y) * A(x, y) \quad (2.1)$$

2.3.2 *Le filtrage spatial non linéaire*

a) *Filtre médian*

Souvent, les filtres de moyennages ont tendance à rendre l'image floue et donc à perdre de l'information sur les contours caractérisés par des fortes variations d'intensité. Pour diminuer Cet effet, on ne moyenne plus sur le voisinage mais on prend la valeur médiane sur ce voisinage : on parle d'un filtre médian.

2.3.3 *Le filtrage morphologique*

Un filtre morphologique est un opérateur Φ croissant et idempotent :

$$x \leq y \rightarrow \Phi(x) \leq \Phi(y) \quad \Phi(\Phi(x)) = \Phi(x) \quad (2.2)$$

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. [17]

a) *L'ouverture morphologique*

D'un ensemble X , noté $X \circ B$, est l'érosion par B suivie d'une dilatation avec B :

$$X \circ B = DB_s(EB(X)) \quad (2.3)$$

De toute manière, comme nous utilisons des éléments symétriques, cela revient à effectuer les deux opérations avec le même noyau. On retiendra donc l'ouverture comme étant :

$$X \circ B = DB(EB(X)) \quad (2.4)$$

b) *Fermeture morphologique*

D'un ensemble X , noté $X \bullet B$, est l'enchaînement d'une dilatation suivie d'une érosion par le même élément structurant B :

$$X \bullet B = EB(DB(X)) \quad (2.5)$$

c) Transformation chapeau haut de forme :

La notion de top hat, due à F.Meyer, est un résidu destiné à éliminer les variations lentes du signal, ou encore à amplifier les contrastes. Il s'applique donc essentiellement aux fonctions (images numériques).

➤ **Chapeau haut de forme blanc (WTH)** (white top hat, en anglais),

Est défini comme la Différence algébrique entre l'identité (f) et son ouverture OB(f) tel que :
 $WTHB(f) = f - OB(f)$ (2.6)

Par symétrie, pour extraire les Vallées ou ressortir les structures sombres de l'image on définit

➤ **Le chapeau haute forme noir :**

Chapeau haut de forme noir (BTH) (black top hat, en anglais) est défini comme la différence Algébrique entre la fermeture FB(f) et l'identité (f) tel que :

$$BTHB(f) = FB(f) - f \quad (2.7)$$

La figure (2.3) montre que l'application de chapeau haut de forme blanc permet de Détecter toutes les structures claires de l'image (cas des Mcs) :

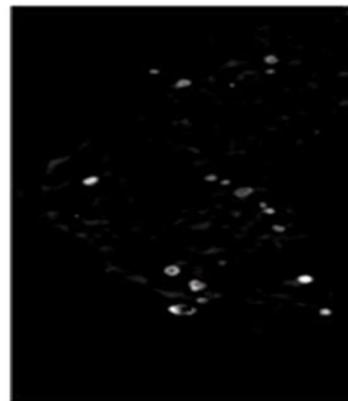
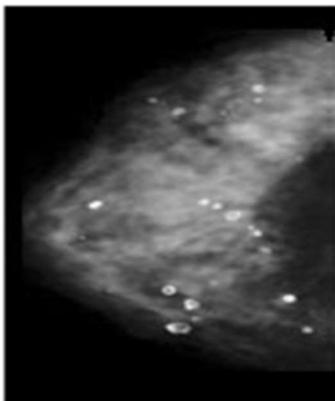


Figure 2.3 Application de la transformation « chapeau haut de forme blanc » sur des images mammographie en NG pour la détection des lésions mammaires

d) Filtres Alternés Séquentiels :

On définit *Filtre Alterné séquentiel Noir* de taille n, noté FASN(n), comme une itération de succession d'ouvertures et de fermetures de tailles croissantes. Un tel filtre s'exprime comme :

$$FASN(n) = F_n O_n \dots F_2 O_2 F_1 O_1 \quad (2.8)$$

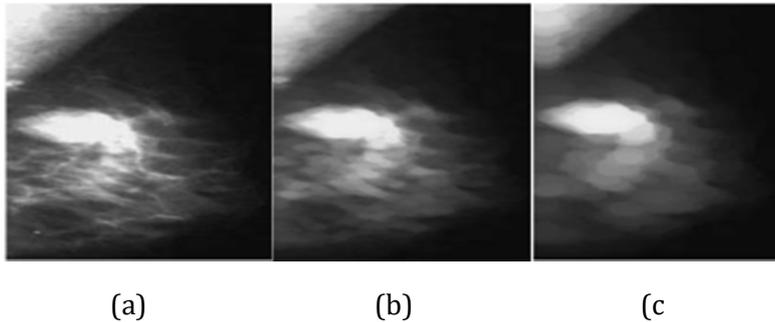


Figure 2.4 Application de filtre alternés séquentiels sur images mammographiques (a) par élément structurant de taille 2 (b) et taille 7 (c)

3 Segmentation des mammographies

L'analyse d'image a pour but l'extraction de l'information tels que : la forme, la couleur, Le contour, la texture...etc. et pour cela la segmentation est l'un des processus fondamentaux Dans la chaîne de traitement d'image. Plusieurs techniques sont proposées dans la littérature Ou chacune a ses avantages et ses inconvénients, nous présentons 3 techniques les plus Utilisées et appliquées à la mammographie :

- Approche de segmentation par contour.
- Approche de segmentation par région.
- Segmentation par LPE.
- 4 Segmentation par classification.

4 Objectif de la segmentation

L'objectif de la segmentation d'image est de partitionner l'image en zones d'intérêt correspondant à des objectifs de la scène d'où elle est issue. Elle permet d'obtenir une représentation de l'information contenue dans l'image et constitue un premier pas vers son interprétation. Dans le cas de la segmentation d'images médicales, l'objectif est [18] :

- D'étudier les structures anatomiques.
- Identifier les régions d'intérêts, localisation de la tumeur, lésions et d'autres anomalies.
- Mesure du volume des tissus pour mesurer la croissance de la tumeur.
- Aide à la planification de traitement préalable à la radiologie, dans le calcul de la dose du rayonnement.

La segmentation est basée sur [19] :

- Un ensemble d'entités,
- un ensemble d'attributs caractérisant ces entités,
- des relations topologiques entre ces entités,
- des attributs relationnels.

On cherche des partitions de données ayant des propriétés intrinsèques par rapport aux attributs et aux relations topologiques (la 4 connexité et la 8 connexité).

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

Le critère qui définit l'homogénéité est donc un point déterminant des performances de la segmentation. Les principaux critères utilisés sont le niveau de gris, la couleur pour les images couleur et la texture [19].

Dans la littérature [19], de nombreuses techniques de segmentation sont proposées, mais la plupart d'entre elles ont besoin de plusieurs paramètres, dont le réglage exige souvent l'expertise humaine.

5 Les différentes approches de segmentation

Il existe de nombreuses méthodes de segmentation. Dans cette section, nous présenterons les diverses techniques connues en les organisant selon l'approche qui les régit. Ainsi, nous avons retenu cinq approches.

Cette classification et ses ramifications plus poussées sont représentées dans la figure ci-dessous [20].

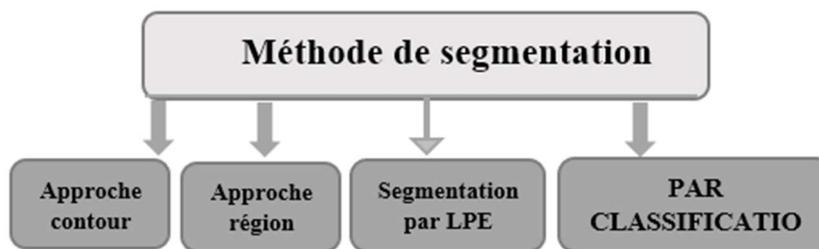


Figure2.6. Classification des différentes méthodes de segmentation

5.1 Segmentation par approche régions

La segmentation par région est une approche dans laquelle on cherche à construire des surfaces en regroupant des pixels voisins suivant un critère d'homogénéités [21].

La segmentation par région crée un ensemble de régions qui ont les propriétés suivantes :

- La réunion de toutes les régions donne l'image entière.
- Les régions sont connexes, tous les pixels d'une même région sont jointifs.
- Tous les pixels d'une même région sont homogènes entre eux.

Cette approche se distingue par exemple, des segmentations par contours ou par seuillage dans lesquelles les régions créées ne possèdent pas toutes ces propriétés. On distingue dans cette approche les méthodes suivantes :

Régions similaires adjacentes sont fusionnées aux germes de départ donnant lieu à des régions de plus grandes tailles. En considérant les régions ainsi obtenues, le processus est ensuite itéré jusqu'à l'épuisement des régions susceptibles d'être fusionnées [22].

Ensemble de régions qui ont les propriétés suivantes :

- La réunion de toutes les régions donne l'image entière.
- Les régions sont connexes, tous les pixels d'une même région sont jointifs.
- Tous les pixels d'une même région sont homogènes entre eux.

On distingue dans cette approche les méthodes suivantes :

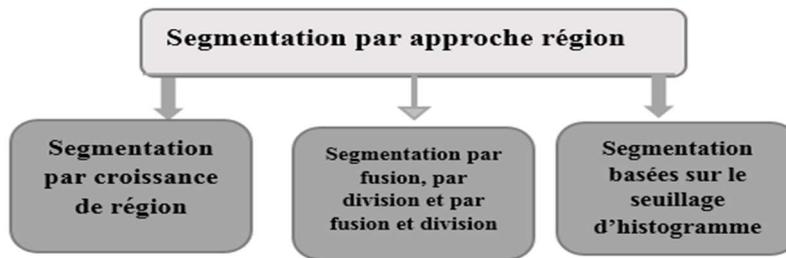


Figure 2.7 .les différentes méthodes de segmentation par approche région

5.1.1 Méthodes de croissance de régions

Les méthodes de segmentation par croissance de régions sont basées sur l'utilisation de points amorces appelés «germes» et qui sont choisis soit, d'une façon manuelle soit, d'une façon automatique. Ces germes désignent les points ou régions de départ au sein de l'image à segmenter. En s'appuyant sur des mesures de similarité, chaque germe est comparé à son voisinage spatial immédiat. En fonction de ces mesures, les régions similaires adjacentes sont fusionnées aux germes de départ donnant lieu à des régions de plus grandes tailles. En considérant les régions ainsi obtenues, le processus est ensuite itéré jusqu'à l'épuisement des régions susceptibles d'être fusionnées [22].

➤ *L'algorithme est globalement :*

- choix des germes de régions.
- intégration progressive des pixels voisins à chaque germe.
- un pixel est conquis si la différence entre son NG et la moyenne des NG de la région est faible

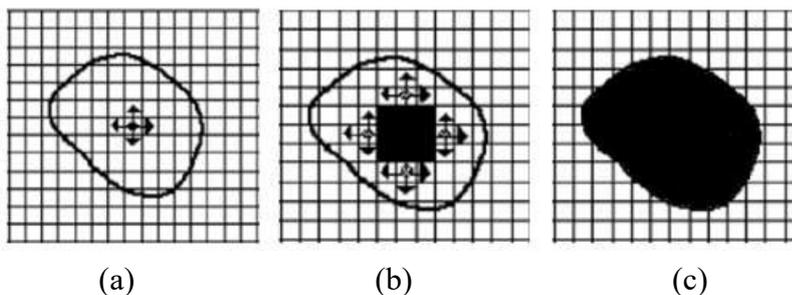


Figure 2.8 Le processus d'un algorithme de croissance de région. (a)Germe. (b) Processus d'agrégation après quelques itérations. (c) le résultat de la segmentation.

5.1.2 Approche fonctionnant par fusion et division de région

a- Segmentation par division de région (Split) :

Ce sont des approches qui opèrent en découpant l'image originale en régions plus petites suivant un critère d'hétérogénéité. Le découpage s'arrête quand il n'y a plus de régions inhomogènes [23].

Le principe de cette technique est de considérer l'image elle-même comme région initiale, qui par la suite est divisée en régions. Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région (issue de la division) jusqu'à l'obtention des classes homogènes [24].

b- Segmentation par fusion de régions (Merge)

Les techniques de réunion (région merging) sont des méthodes ascendantes où tous les pixels sont visités.

Ces méthodes opèrent en regroupant des pixels ou des groupes de pixels selon un critère d'homogénéité pour obtenir un ensemble de régions homogènes [25]. Elles suivent une hiérarchie arborescente.

Plusieurs règles de regroupement ont été proposées dans la littérature. Certaines de ces règles mettent en jeu :

Des propriétés statistiques telles que la moyenne ou la variance des niveaux de gris des régions, le gradient moyen des frontières des régions, le contraste maximum des régions, ou d'autres statistiques locales qui expriment l'état de la surface des régions ;

· Des propriétés géométriques ou morphologiques telle que l'élongation ou la compacité des régions.

Deux régions sont regroupées si par exemple un facteur de forme est conservé ou amélioré après leur fusion.

c- Segmentation par division/fusion (Split and Merge)

Proposées par Horowitz [26], elles réunissent l'ensemble des algorithmes utilisés dans les techniques précédemment citées (méthodes par fusion et méthodes par division).

Le processus de segmentation se déroule en deux étapes :

- Diviser itérativement l'image en exploitant les caractéristiques propres de chaque région suivant un critère d'hétérogénéité (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.) jusqu'à avoir des blocs contenant exclusivement des pixels similaires.
- Fusionner les blocs voisins s'ils sont similaires et réitérer l'opération jusqu'à ce que les caractéristiques de l'image remplissent une condition prédéfinie : nombre de régions, luminosité, contraste ou texture.

5.1.3 Méthodes de segmentation basées sur le seuillage d'histogramme

Il s'agit de méthodes de base en segmentation d'image [27]. Le principe général du seuillage consiste à chercher une valeur appropriée de seuil puis de classer tous les pixels de l'image selon la valeur de leurs niveaux de gris par rapport à ce seuil afin de séparer les régions d'intérêt et l'arrière-plan de l'image.

D'une façon générale, les méthodes de seuillage peuvent être classées en deux catégories :

a- Les méthodes de seuillage global

Elle est considérée comme la méthode de référence dans le domaine du seuillage d'histogramme. Ces méthodes sont largement utilisées en segmentation d'images mammographies afin de détecter les zones de tumeur ou des calcifications. [28].

Le principe de cette méthode consiste à faire une séparation des pixels d'une image en deux classes ! (fond), " (objet) à partir d'un seuil S . La classe «fond» regroupe tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur au seuil S alors que la classe «objet» contient tous les pixels de niveau de gris supérieur à S . [29].

b- Les méthodes de seuillage local

Ces méthodes visent à affiner localement la valeur du seuil pour mieux identifier les régions d'intérêts. La valeur du seuil est déterminée en se limitant aux informations contenues dans le voisinage local de chaque pixel [30]. Ces méthodes ont souvent montré une meilleure efficacité de détection par rapport aux méthodes de seuillage global. Notons que les méthodes de seuillage local n'ont pas été seulement utilisées pour la segmentation d'image, mais ont aussi été exploitées comme une étape de prétraitement dédiée à d'autres algorithmes tels que ceux fondés sur les champs markoviens [30].

5.2 Segmentation par contour :

Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, l'épaisseur d'un contour est d'un ou plusieurs pixels et il est défini par une variation "rapide" de caractéristique.

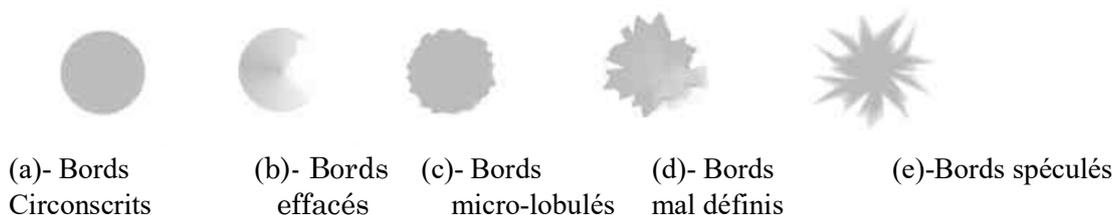


Figure 2.9 : Représentation schématique des contours de masses

En générale, une opacité régulière, ronde, ovale ou lobulée bien limitée avec contour nets n'a aucun caractère inquiétant car elles sont a priori des lésions bénignes. Cependant, cette règle n'est pas absolue, certain cancer peut prendre les mêmes caractères. Cependant une opacité anormale à

centre hyperdense ; des limites peu nettes et irrégulier sont des signes de suspicion de malignité. [31]

Les méthodes d'extraction de contours s'appuient sur la détection des discontinuités dans l'image et peuvent être divisées en trois classes :

- les méthodes dérivatives ;
- les méthodes analytiques ;
- les méthodes basées sur les contours actifs.

Nous pouvons citer les approches se basant sur la méthode dérivative comme l'opération de gradient,

L'opération Laplacien et les différents filtre à savoir : filtre de sobel, prewitt et roberts ou bien des approches analytiques comme le filtre de canny. Ce genre de techniques est peu exploitables car elles peuvent donner leurs contours non fermés et restent sensible au bruit. La troisième approche pour la détection de contours est proposée par les contours actifs (snakes). Cette méthode sera bien détaillée par la suite. [31].

5.2.1 Les Modèles déformables

Dans les dernières années, les modèles déformables, une des méthodes les plus populaires des méthodes de segmentation contour ont été largement utilisés dans la segmentation d'images. L'idée derrière les modèles déformables est assez simple. L'utilisateur détermine une estimation initiale pour le contour qui est ensuite déformé par les forces dérivées de l'image jusqu'à la délimitation des objets désirés.

On peut distinguer deux principaux types de modèles déformables : [32]

- **Modèles déformables paramétriques**
- **Modèles déformables géométriques**

5.2.2 6.2.2 Modèles déformables paramétriques

a- Contour actif (snake)

Les contours actifs snakes correspondent à des courbes fermées disposées sur une image et que nous souhaitons faire converger vers une zone particulière de cette image en les déplaçant itérativement. Ces courbes sont définies dans le domaine des images, ils peuvent se déplacer sous l'influence des forces internes à la courbe et des forces externes calculées à partir des données de l'image. Une énergie interne (E_{Int}) qui dépend uniquement de la forme du snake et qui représente une contrainte de régularité de la courbe. Une énergie potentielle (E_{image}) liée à l'image caractérisant les éléments de l'image (I) vers les quels le snake doit être attirée. Une énergie de contrainte (E_{cont}) qui sera liée au problème ; par exemple, la distance minimum entre deux points du snake ou bien le passage du snake par des points de contrôles. [33]

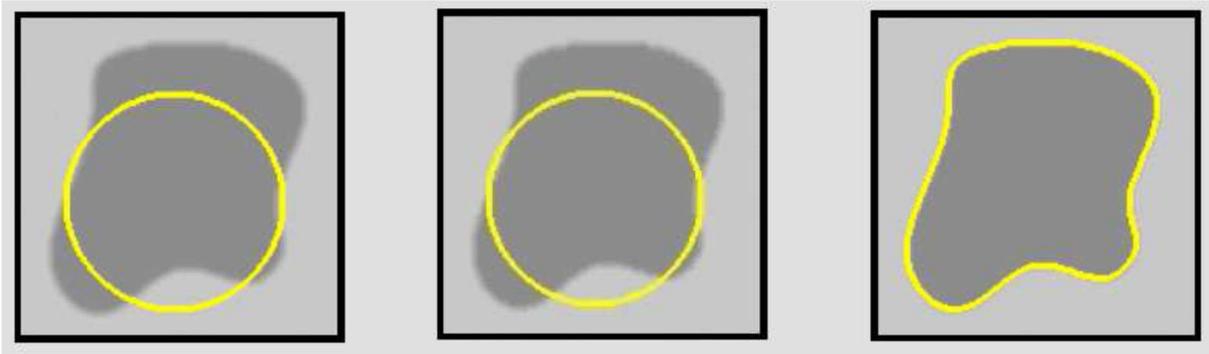


Figure 2.10 : principe de contour actif

5.2.3 Modèles déformables géométriques

a- Segmentation par les ensembles de niveaux (levels set)

La méthode des Ensembles de Niveau Zéro est une méthode de simulation numérique utilisée Pour l'évolution des courbes et des surfaces dans les domaines discrets.

L'idée de base de la méthode des levels sets est de considérer une courbe (ou interface)

En mouvement comme le niveau zéro d'une fonction de dimension plus élevée. Pour une

Courbe en 2D, cette interface (Ψ) est l'intersection d'une hyper surface (de dimension 3) avec

Un plan

Les points définissant cette interface vont se déplacer vers la normale à une vitesse F
Selon l'équation suivante [34] :

$$\Psi_{t+1} + F [\nabla \Psi_t] = 0 \quad (2.9)$$

Cette vitesse F est composée de trois termes : un terme constant (similaire à la force d'inflation utilisée dans les modèles déformables), un terme dépendant de la courbure locale

En chaque point et un terme dépendant de l'image (dans notre cas, les fronts de l'image).

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

$$\Psi_{n+1} = \Psi_n - dt * k_1(x, y) * (U_n - \varepsilon K) * [\nabla \Psi_t] \quad \varepsilon \in [0, 1] \quad (2.10)$$

Avec :

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

$K = \nabla \cdot [\nabla \Psi / |\nabla \Psi|]$, courbure locale en chaque point de l'interface

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

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

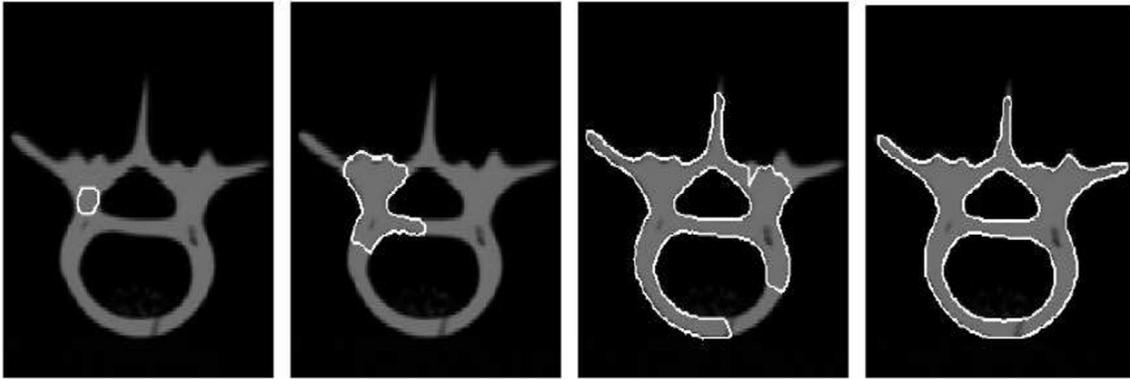


Figure 2.11 : principe de Level Sets

L'avantage principal de cette méthode est la possibilité de gérer automatiquement le changement de topologie de la courbe en évolution.

Et ses limitations :

- Problème de divergence : Méthode de résolutions.
- Interpolation : perte de matière.
- Cout de calcul : Réinitialisation de la fonction de distance.

5.3 Segmentation par la ligne de partage des eaux(LPE)

La ligne de partage des eaux (LPE) utilise une description des images en termes géographiques (Fig. 2.12). Elle ne s'applique pas à l'image originale mais à l'image de son

Gradient Morphologique ou le niveau de gris de chaque point correspond à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants. Un bassin versant est une zone géographique d'où une goutte d'eau, suivant la ligne de plus grande pente, arrivera sur un minimum donne. On associe un Minimum à un bassin versant. [35]

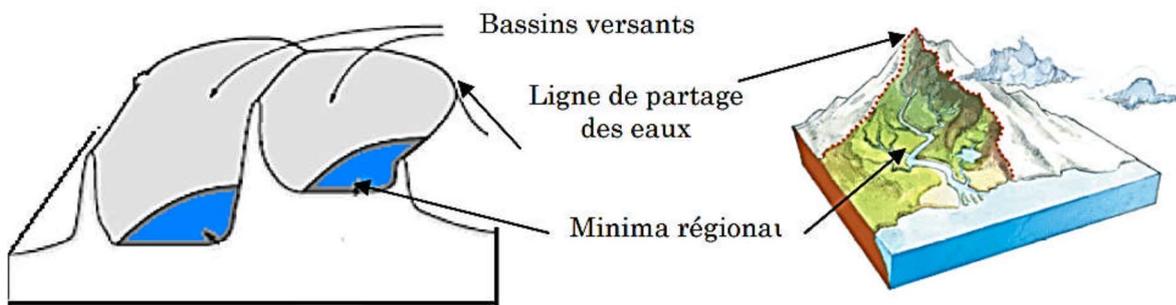


Figure2.12 Caractères tomographiques d'une image numérique

Généralement pour décrire cet algorithme les processus d'inondations, une description Particulière de l'image vue comme un relief topographique :

On imagine que cette surface topographique soit trouée aux emplacements des minima (Fig. 2.13). Plongeons alors lentement cette 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 tout le bassin versant.

Quand les eaux issues de deux minima différents se rencontrent on monte une digue pour qu'elles ne se mélangent pas.

Lorsque la totalité de la surface topographique aura été engloutie, seuls les barrages émergeront, délimitant les bassins versants au nombre des minima locaux de la fonction f . Ces barrages constituent la ligne de partage des eaux.

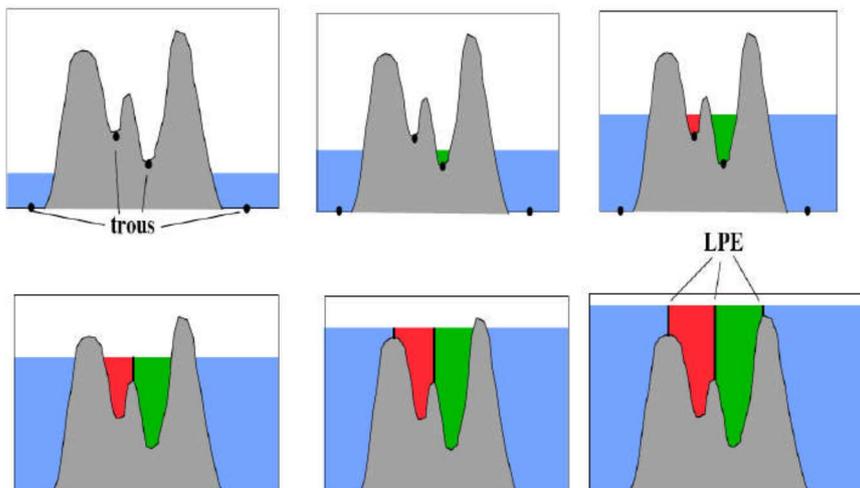


Figure 2.13 Processus de construction de la LPE

Cependant, l'application de l'algorithme de la LPE sur des images naturelles produit une sur segmentation. Pour éviter ce phénomène, il faut contraindre la topologie de la LPE.

5.3.1 La LPE Sous la contrainte des marqueurs

Le principe de la modification d'homotopie du gradient est d'imposer les marqueurs des Régions à segmenter comme minima du gradient en supprimant tous les autres minima indésirables qui sont à l'origine de toute sur segmentation (Fig. 2.14). On inonde ensuite ce Gradient à partir de tous les marqueurs. Une et une seule ligne de partage des eaux est alors présente entre chaque marqueur, et elle a tendance à se situer sur le contour des objets à segmenter, qui ont déjà été pré détectés par le gradient.

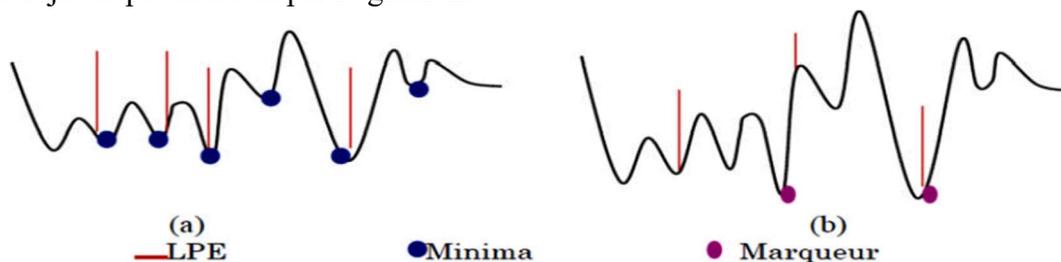


Figure 2.14 Processus de LPE par inondation avec contrainte (b) et sans contrainte (a)

5.4 Segmentation par classification :

Parmi les techniques de segmentation d'images, la classification est l'une des procédures les plus utilisées. La classification d'une image consiste à partitionner cette image en un ensemble de classes disjointes. On peut distinguer deux approches de classification des images : _ L'approche supervisée. _ L'approche non supervisée

6 Aperçu superficiel de quelques travaux pour la 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. [35]

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) ou 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 [35].

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 mammographies (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 luminosité d'un pixel avec les niveaux de ses voisins. Cela rend donc compte d'une information de texture [35].

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.

(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 [35].

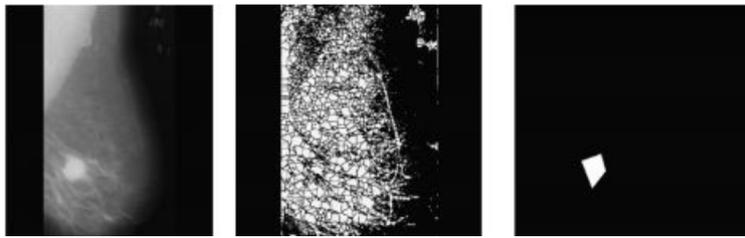


FIGURE 2.15 Etapes de segmentation proposée par (Anuradha et al, 2015) : de gauche à droite, image initiale, le gradient et les marqueurs de la Watershed, détection de la masse mammaire

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 homomorphie pour améliorer le contraste de l'image puis la méthode de croissance de régions pour trouver les régions tumorales de type masses.

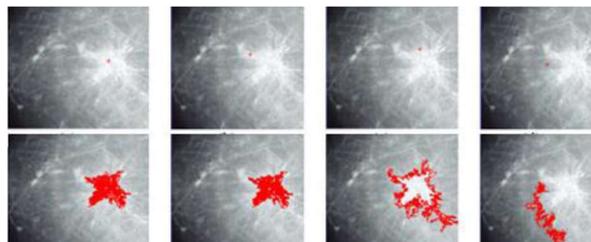


FIGURE 2.16 Exemples de différentes positions du germe de l'approche proposée par (Melouah, 2015) et le résultat obtenu

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.

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). [35]

7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé une classification des méthodes de segmentation des images mammographies en explicitant les techniques les plus connues et les plus employées. Cependant chacune d'entre elles a ses qualités, et c'est sur cette base que doit se faire le choix de l'emploi de l'une ou l'autre de ces techniques...?

L'analyse des principes et des performances des différentes méthodes de segmentation permet de déduire les remarques suivantes :

- Les méthodes de segmentation par croissance de régions se basant sur les mesures liées aux niveaux de gris (y compris des mesures texturales), ou des mesures probabilistes apportent une bonne identification initiale des régions d'intérêt mais souffrent de l'inconvénient majeur d'une localisation imprécise des contours de ces régions.
- L'approche de segmentation par les contours actifs présente de bons résultats au niveau de la localisation des contours des régions d'intérêt, à condition que l'initialisation de ces contours ne soit pas trop éloignée des contours finaux. Néanmoins, la nature texturée des images mammographies fait souvent aboutir à de multiples faux contours à l'intérieur des régions détectées.
- Les méthodes de segmentation basées sur le concept de ligne de partage des eaux est puissante et souple, mais le choix des paramètres reste le maillon faible de cette méthode.

Chapitre 3

RESULTATS ET INTERPRETATION

1 Introduction

Les images mammographies occupent une place primordiale pour la détection des tumeurs mammaires, elles fournissent des informations radiologiques tels que la nature, le type et l'état de la tumeur, et si on arrive à détecter toutes ces informations nous améliorons le pronostic vital des patientes.

Les chercheurs motivent pour développer des systèmes de diagnostic/détection par ordinateur, pour détecter ce type de cancer dans sa première phase pour maximiser les chances de survie.

Sauf que dans cette phase, il s'avère très difficile de repérer, à l'oeil nu, la pathologie dans le tissu mammaire environnant sans avoir recours à un prétraitement spécifique de l'image acquise.

Pourquoi nous détectons les opacités mammaires ?

- de paramètres quantitatifs pour préciser la nature des lésions : Selon le standard
- Opacités mammaires doit être détecté dans sa première phase pour maximiser les chances de survie.
- Réduire l'erreur commise par les radiologues : La classification des lésions mammaires par un radiologue est une classification humaine subjective qui peut facilement classifier la même lésion de deux manières différentes.
- Aider les radiologues dans leurs interprétations : Plusieurs études ont montré que les radiologues manquent entre 4% et 38% de détection de cancers et que ce taux s'améliore de 15% en utilisant une deuxième lecture vu que l'interprétation est souvent difficile et dépend de l'expertise du radiologue.

De ce fait, nous proposons principalement dans ce chapitre les différentes méthodes de traitement d'image basé sur la morphologie mathématique et les approches de segmentation pour assurer une meilleure qualité en termes de besoins et de performance des algorithmes ultérieure.

2 Base de Données

Dans ce travail, nous utilisons la base d'image mini-Mias (Mammography Image Analysis Society) [36]. MIAS est une organisation des groupes de recherches sur les mammographies du royaume uni (United Kingdom) qui a développé une base de données de mammographies numériques avec une résolution spatiale de 1024*1024 pixels pour chaque image, cette base contient 322 images sont réparties en 207 images normales, 38 images contiennent des masses et 169 contiennent d'autres anomalies.

3 *Prétraitement*

L'idée d'un prétraitement, bien qu'intuitive, peut résoudre les problèmes des artefacts d'une mammographie. C'est une étape destinée à les mettre en évidence peut faciliter leur détection et améliorer la qualité de l'image. En effet, dans l'idéal on voudrait mettre en évidence seulement les zones potentiellement suspectes dans le but de faciliter leur détection ultérieurement. Or pour pouvoir accomplir cette tâche, il faudrait savoir quelles zones de l'image on doit améliorer, c'est-à-dire connaître les zones suspectes, ce qui est difficile puisque l'on cherche à améliorer l'image pour justement détecter ces structures. De manière similaire, un prétraitement peut modifier substantiellement les propriétés de l'image, rendant la modélisation de l'étape de détection délicate.

L'étape de prétraitement a pour but de faciliter la segmentation en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

3.1 *Les artefacts dans une mammographie*

Une mammographie numérisée renferme généralement deux régions distinctives : la région exposée du sein et la région non exposée constituant le fond, ce fond peut contenir des artefacts que le système visuel humain peut facilement ignorer pendant l'interprétation par contre un système automatisé doit au préalable identifier et classifier ces artefacts qui engendrent des erreurs d'interprétation lors de l'analyse des images [37]. Actuellement, plusieurs systèmes CAD fonctionnent sur des mammographies numérisées. Sur de telles images apparaissent souvent des artefacts radio pâques (fig3.1).

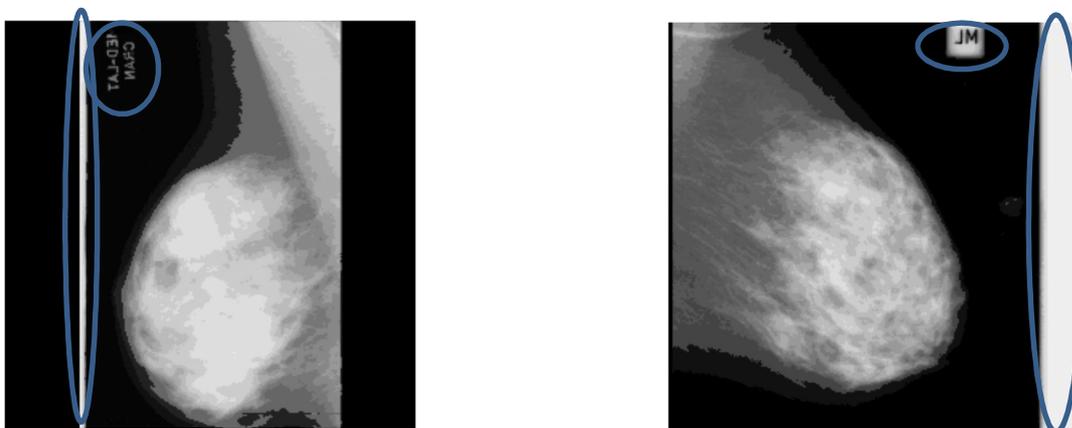


Figure3.1 les artefacts d'une image mammographies

3.2 *Etiquettes du film mammographique*

Les mammographies sont généralement marquées avec une certaine forme d'étiquette permanente d'identification contenant l'information concernant l'examen effectué [37]. Ces labels sont des indicateurs radiopaques exhibant la latéralité de la mammographie

(R/L, Right/Left) ainsi que des indicateurs de projection MLO /CC1 (Fig3.2).

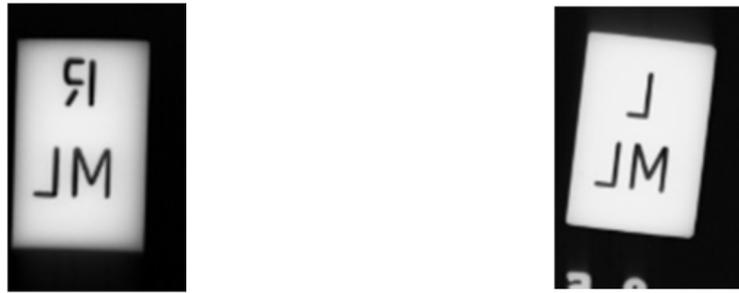


Figure3.2 Etiquettes du film mammographique

3.3 *Artefacts radiopaques*

On distingue deux types d'artefacts radiopaques : les bandes de haute intensité ou les coins et les marqueurs opaques (fig3.3). Ces marqueurs sont des labels où le texte est en haute intensité (le rectangle englobant le texte n'existe pas). Les coins sont des bandes de haute intensité qui se situent le long du bord de la mammographie [37].

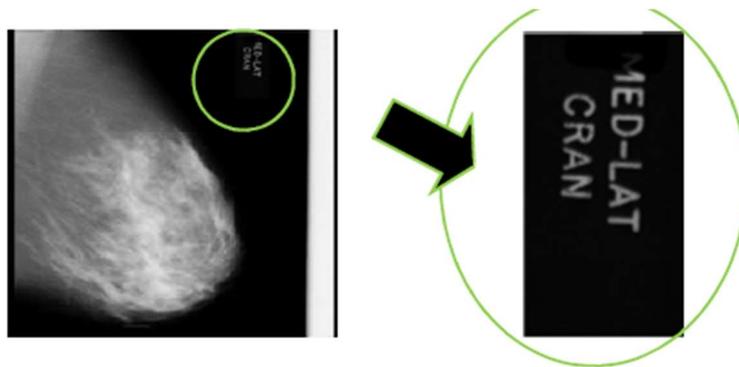


Figure3.3 Les marqueurs opaques

3.4 *Les raies de numérisation*

Une raie est un extremum local de haute intensité (claire ou sombre) parallèle aux axes des abscisses (Fig3.4).

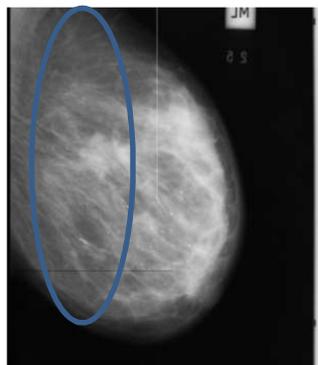


Figure3.4 les raies de numérisation

4 Approche proposé pour l'extraction de la glande mammaire

Le but de notre approche est d'extraire ou d'isoler du volume de données initial (l'image mammographies), la région d'intérêt « le sein », en supprimant parallèlement tous types de bruit.

L'algorithme se fonde sur l'application des filtres morphologiques pour supprimer les éventuels bruit.

Ensuite, un seuil bien choisi fait apparaitre deux régions connexes de tailles très différentes. 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

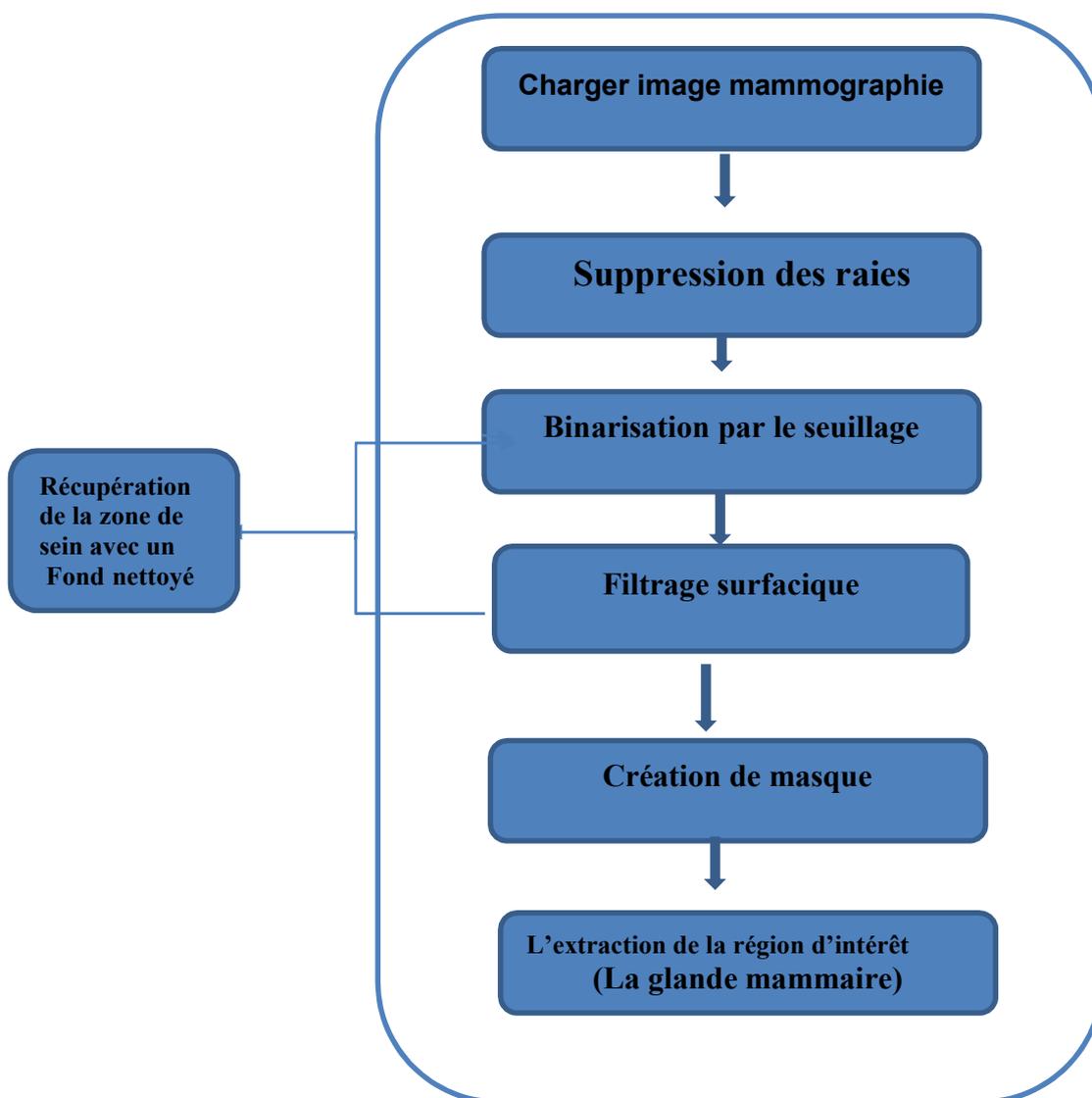


Figure 3.5 les étapes de prétraitement

4.1 *Suppression des raies :*

La suppression de raies de numérisation d'une image (Fig3.6.a) est compliquée car elles couvrent souvent la région du sein.

Nous proposons une méthode simple basée sur l'application de deux types de filtres morphologiques : l'ouverture et la fermeture. Dans notre cas, ils sont bien adaptés puisqu'on connaît la forme et le contraste des structures à supprimer.

- □ Suppression de raie claire en utilisant ouverture morphologique par $Se=2$
- Suppression de raies sombres en utilisant fermeture morphologique par $Se=4$

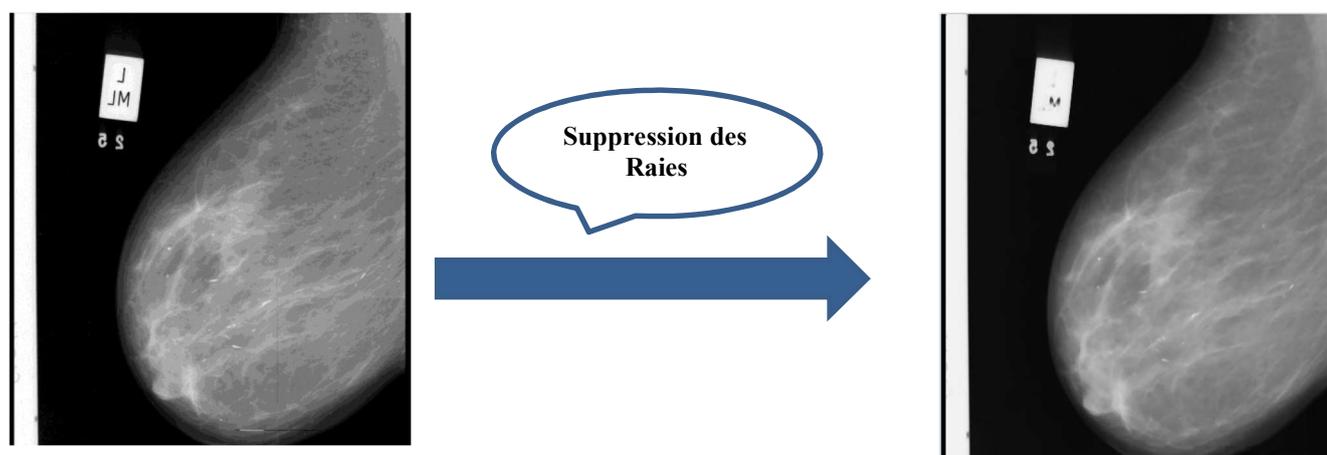


Figure 3.6 : résultats de suppression de raies de numérisation de l'image mdb147

4.2 *Récupération de la zone de sein avec un fond nettoyé*

Après l'élimination des raies de numérisation, la 2ème étape consiste à éliminer les artéfacts de fond (étiquettes, les artéfacts radio opaques, bande de haute intensité sur les bords).les démarches de cette 2ème partie est constituée de trois étapes : seuillage pour l'isolement des objets par rapport au fond ; filtrage surfacique pour l'obtention du masque et à la fin récupération de la zone d'intérêt.

4.2.1 *Seuillage de l'image filtré*

Après un nettoyage primaire de l'image mammographique, vient l'étape d'extraction de la glande mammaire et les autres structures (les artéfacts radio opaques, et les étiquettes du film radiologique,...).Un seuil bien choisi permettent de transformer cette image filtrée en format binaire (Fig3.7).

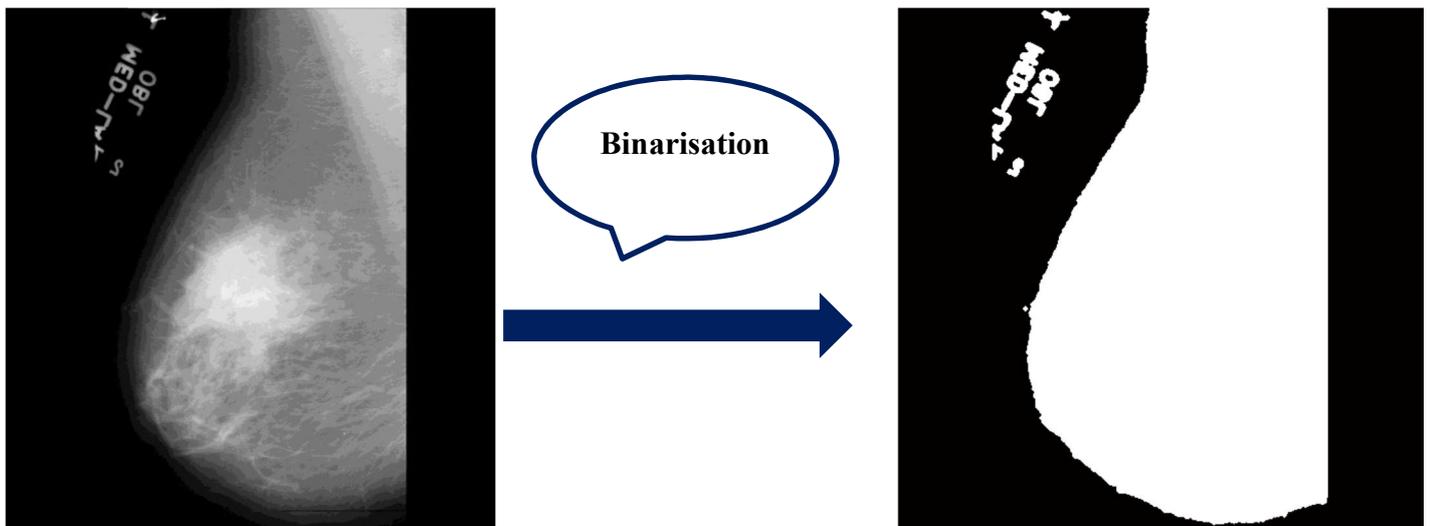


Figure 3.7 : résultat de seuillage.

4.2.2 Créer le masque du sein

Après l'étape de binarisation on obtient plusieurs objets connexes tel que les artéfacts radiopaques, les étiquettes et le sein, une application d'un simple filtrage surfacique permet la création du masque de la région d'intérêt « le sein » (Fig3.8).

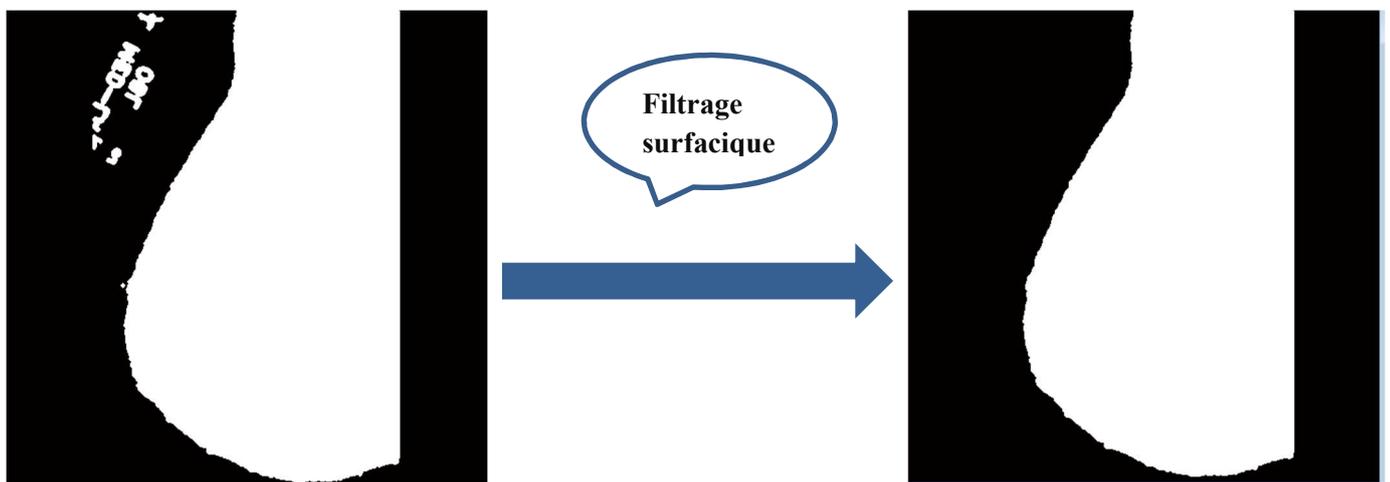


Figure 3.8 : résultat de filtrage surfacique

4.2.3 L'extraction de la région d'intérêt (la glande mammaire)

Afin de récupérer la région d'intérêt, une simple multiplication arithmétique est calculée entre les valeurs des pixels de masque précédent et le résultat de l'étape de filtrage. Le contour obtenu par notre méthode de pré-segmentation est surimposé, sur les images filtrées.

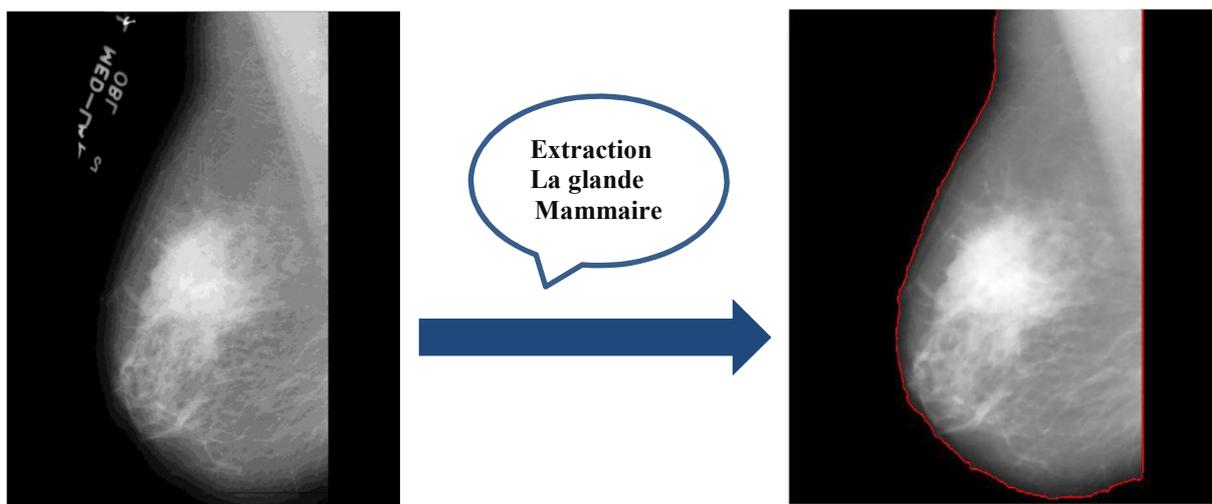


Figure 3.9 résultat finale de Extraction la glande mammaire.

4.2.4 Résultats et discussion

Dans cette phase de prétraitement on a pour but de diminuer le temps d'exécution, et pour rendre les tâches de segmentation plus performantes, alors on applique notre algorithme de prétraitement qui consiste extraire la zone d'intérêt « glande mammaire ».

On teste cette étape de prétraitement sur la base MIAS qui contient 322 mammographies : 110 images ne contiennent pas les artéfacts radio-opaques, mais souffrent d'un fond bruité et 212 images contiennent les artéfacts radio-opaques cités précédemment sous forme d'étiquettes d'identification, de marqueurs opaques, et les raies.

Cet algorithme est paramétrique, il n'est pas sensible ni à la taille de la glande mammaire ni à sa densité ni sa taille de ces artéfacts, ni à leurs positions et orientations .en effet les connaissances nécessaires pour l'initialisation sont le niveau de gris moyen sur une mammographie numérique, et la taille raies de numérisation.

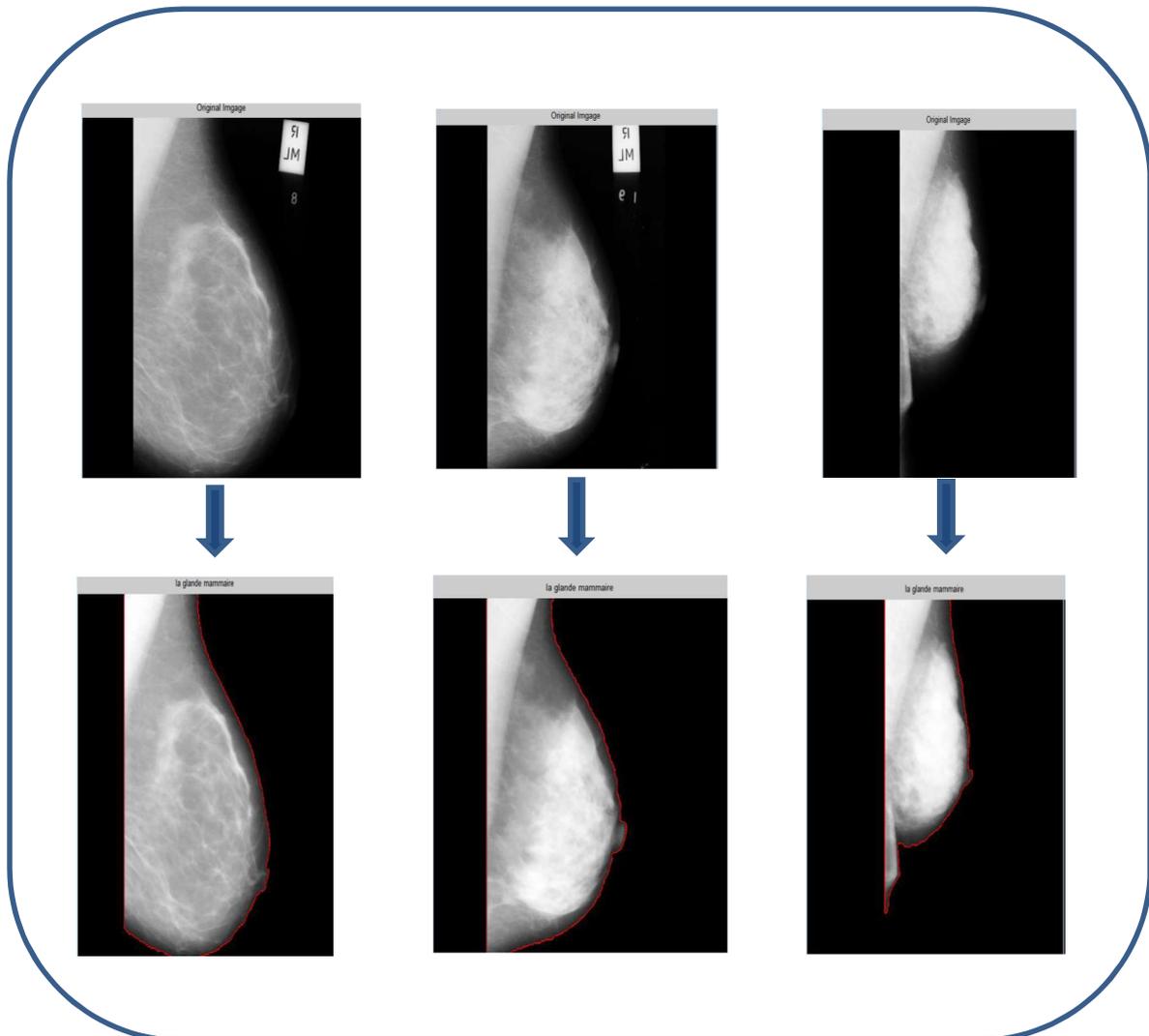


Figure 3.10 : Extraction de la glande mammaire sur les différentes images de la base MIAS

Visuellement les résultats sont acceptables, quand nous appliquons ces résultats sur l'ensemble des images mammographiques de la base MIAS nous pouvons aborder la deuxième partie de ce chapitre « segmentation des masses ».

5 Stratégies de la segmentation des masses mammaires

La détection des masses mammaires est une tâche importante pour le diagnostic précoce du cancer de sein. Cette difficulté se résume, pour une large part, dans la complexité des images mammographiques (densité mammaire) et d'autre part, la diversité des opacités à segmenter. Tenant compte de ces difficultés.

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

Les étapes principale de la détection des masses proposé dans ce chapitre est illustré dans la figure suivante :

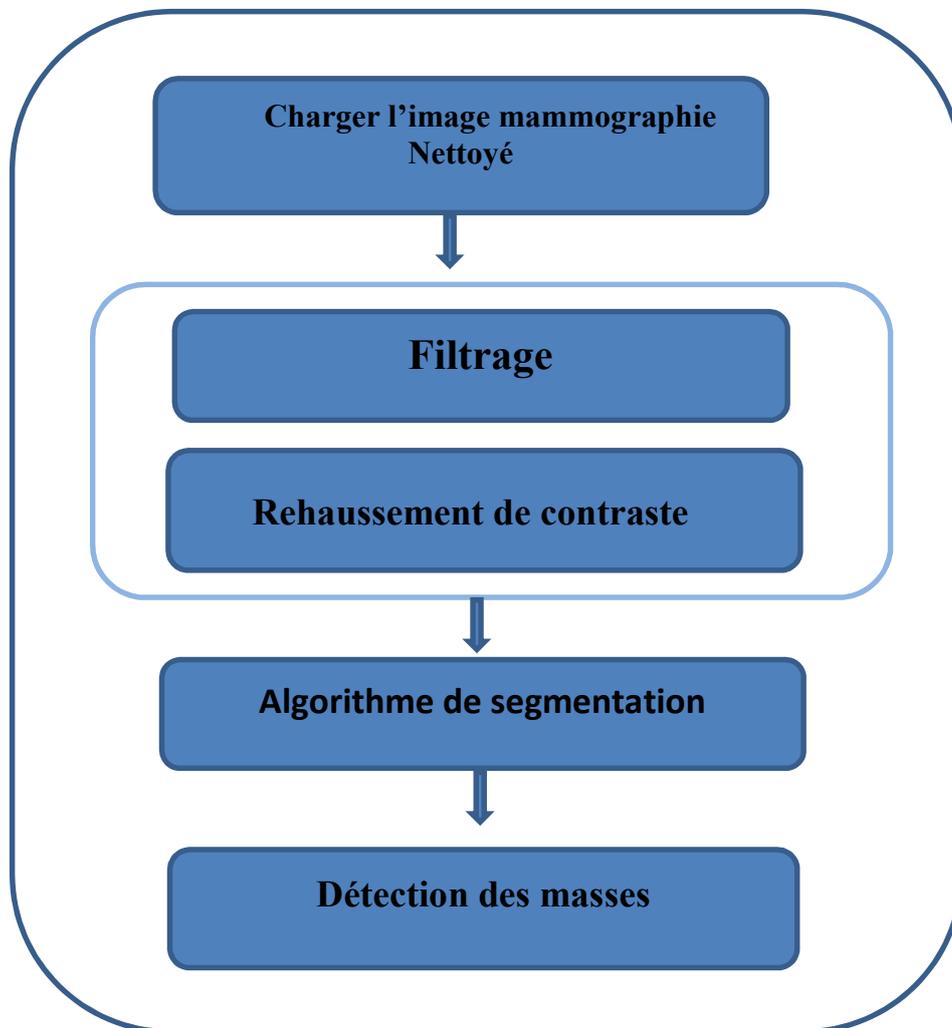


Figure 3.11 : Les principales étapes des algorithmes de détection des masses mammaires.

L'image mammographies d'entrée est une image nettoyée par la technique proposée dans le première partie (Le prétraitement de l'image mammographie) après le chargement, l'image a subit un prétraitement (étape de filtrage et une étape de rehaussement de contraste) afin de réduire le bruit et améliorer le contraste. Puis les algorithmes de segmentation seront appliquer en vus de détecter les masses. Par la suite, nous détaillerons les différentes étapes de l'algorithme.

5.1 Filtrage :

Pour améliorer la qualité visuelle des images mammographiques parce que sont des images altérées par rapport aux scènes qu'elles représentent où des bruits d'origines diverses viennent s'additionner à ces images. Ainsi, une même scène apparaîtra différemment selon le type de capteur utilisé, la résolution spatiale ou encore la bande spectrale considérée.

Ces bruits sont généralement à l'origine des erreurs de détection des objets sur les images, A cause de ça on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage.

5.1.1 Les différents types de filtres

❖ *Filtrage linéaire :*

Les filtres linéaires utilisent une fenêtre (masque), qui va contenir des coefficients. Le filtrage se fait par convolution de l'image avec ce masque. Le résultat est un lissage de l'image peut être intéressant pour réduire le bruit présent dans l'image, l'inconvénient est qu'il effectue ce lissage sur l'image entière ; les contours seront donc lissés, qui deviennent flous, bien que l'intérieur des objets, ce qui n'est pas souhaitable [38].

- ✓ **Filtre passe-bas** : diminue le bruit mais atténue les détails de l'image.
- ✓ **Filtre passe-haut** : accentue les contours et les détails de l'image mais augmente les bruits.
- ✓ **Filtre passe-bande** : Elimine certaines fréquences indésirables présentes dans l'image
- ✓ **Filtre de Gauss**

C'est un filtre linéaire passe bas. Les valeurs des coefficients sont déterminées selon une fonction Gaussienne. L'intérêt du filtre gaussien est que le degré de filtrage peut être facilement réglé à travers le paramètre qui est l'écart type.

Soit $A[x, y]$ une image originale et $B[x, y]$ l'image filtré tel que :

$$B(x, y) = G(x, y) * A(x, y) \quad (3.1)$$

❖ *Le filtrage spatial non linéaire*

✓ **Filtre médian**

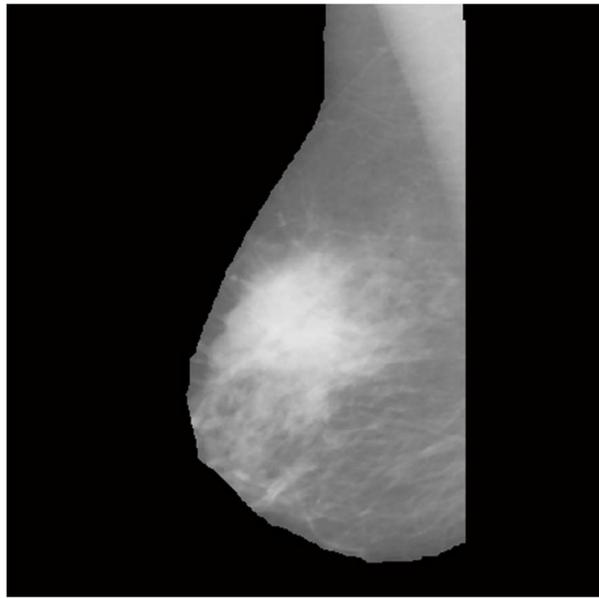
Souvent, les filtres de moyennages ont tendance à rendre l'image floue et donc à perdre de l'information sur les contours caractérisés par des fortes variations d'intensité. Pour diminuer Cet effet, on ne moyenne plus sur le voisinage mais on prend la valeur médiane sur ce voisinage : on parle d'un filtre médian.

❖ *Le filtrage morphologique*

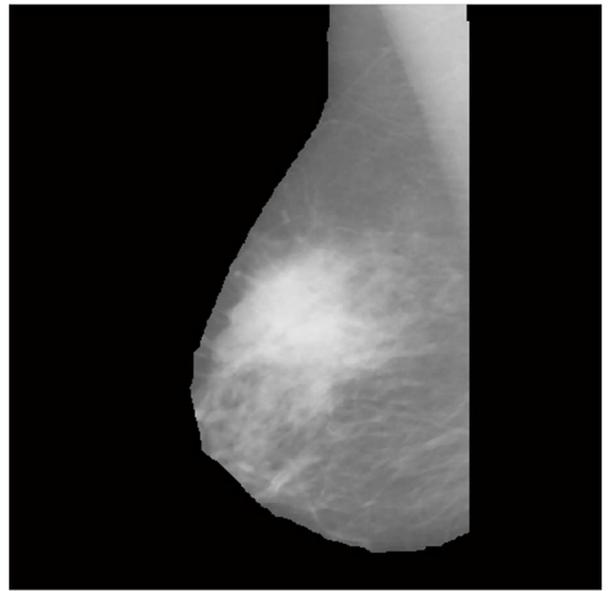
✓ **Filtres Alternés Séquentiels :**

On définit *Filtre Alterné séquentiel Noir* de taille n , noté $FASN(n)$, comme une itération de succession d'ouvertures et de fermetures de tailles croissantes. Un tel filtre s'exprime comme :

$$FASN(n) = F_n O_n \dots F_2 O_2 F_1 O_1 \quad (3.2)$$



(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 3.12 Performance de différentes approches de filtrage proposées sur image Mammographiques pathologique. (a) image originale, (b) Filtre médian (c) Filtre gaussien (e) Filtre Alternés Séquentiels

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

5.1.2 Evaluation objective de la qualité des filtres développés

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 :

$$EQM = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (I(m, n) - \hat{I}(m, n))^2 \quad (3.3)$$

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

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{I_{max}^2}{EQM} \right) \quad (3.4)$$

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).

Dans notre cas, ces deux critères ont été évalués pour les trois approches proposées pour le filtrage et les résultats obtenus sont présentés sur le tableau suivant :

Filtrage	Filtre médian	Filtre gaussien	Filtre Alternés
EQM	0.1284 E -04	6.9829e+03	3,81E-04
PSNR	57.0440	9.6904	34,6

Tableau 1. Comparaison des Valeurs de EQM et PSNR pour les différents filtres

Au vu de ces résultats, le filtre médian permet d'obtenir un bon compromis entre la réduction du bruit (PSNR) et la préservation des contours (EQM). Dans une image mammographiques dense, le filtre médian est le mieux adaptée, il offre un excellent ratio PSNR= **57.0440** (dB) (très peu de perte) et la plus petite valeur pour le paramètre (EQM=**0.1284 E -04**).

Le filtre linéaire gaussien offre des valeurs PSNR relativement faible par rapport au filtre Alternés. Il en résulte que le type du filtrage le mieux adaptée à nos images pour

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

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.

5.2 *Le rehaussement de contraste*

Après le filtrage de l'image, un rehaussement de contraste est effectué pour mettre en évidence toute les taches de hautes fréquences, autrement toutes les régions susceptibles d'être des masses.

Le problème des algorithmes de rehaussement du contraste réside dans le fait que certaines régions peuvent ne pas être rehaussées convenablement alors que d'autres peuvent être l'objet d'un excès de rehaussement. Un manque de rehaussement du contraste peut causer des faux négatifs. En effet, plusieurs détails concernant la lésion peuvent être négligés. 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. Un excès de renforcement du contraste peut causer des faux positifs. Dans ce cas, plusieurs détails inexistantes réellement peuvent s'ajouter à la lésion. D'où, certaines régions normales du tissu mammaire peuvent être considérées comme lésions ce qui va engendrer des biopsies inutiles. Pour l'amélioration de ces problèmes du contraste on utilise l'approche de la modification globale de l'histogramme. Cette méthode consiste à réaffecter les valeurs d'intensité des pixels afin de rendre la nouvelle répartition des intensités plus uniforme. Ceci peut être réalisé par l'égalisation d'histogramme [39].



Figure 3.13 : résultat d'égalisation d'histogramme

5.3 *Segmentation des images*

La segmentation d'image peut être considérée comme un traitement de bas niveau, elle a pour but de permettre l'extraction d'éléments de l'image et consiste à effectuer une partition de l'image en régions homogènes par rapport à un ou plusieurs critères [40]. Leur principe est de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Chaque groupe de pixels forme alors une région. Une région est donc un ensemble connexe de pixels ayant des propriétés communes (intensité, texture,...) qui les différencient des pixels des régions voisines. Elle n'est généralement qu'une première essentielle dans le processus d'interprétation d'une scène.

5.3.1 *Les différentes approches de segmentation de mammographie*

Essentiellement, l'analyse d'images a pour but l'extraction de l'information caractéristique contenue dans une image. Cette information peut prendre la forme, la couleur, le contour,... Donc, il est nécessaire de procéder tout d'abord à la segmentation de la lésion par une subdivision en région

Pour cette subdivision en régions distinctes homogènes, il existe de nombreuses techniques de segmentation. Ces méthodes sont couramment classées en trois catégories : les approches basées pixel, les approches basées contour et les approches basées région. Les approches basées sur les pixels sont généralement fondées sur l'étude des histogrammes de l'image par seuillage, clustering ou clustering flou. Les approches contour abordent la segmentation en tant que recherche de frontières entre les objets (les anomalies) et le fond. Elles consistent à identifier les transitions d'intensité de pixel entre les régions pour définir les bords des anomalies recherchées. Les approches région consistent à partitionner l'image en régions distinctes vérifiant une certaine homogénéité. Plusieurs techniques sont proposées dans la littérature où chacune a ses avantages et ses inconvénients. Nous présentons les trois techniques les plus utilisées en mammographie.

- **Segmentation par morphologiques (La Ligne des Partage des Eaux).**
- **Segmentation par région (croissance de région).**
- **Segmentation par classification (K-means).**
-

5.3.2 *Segmentations morphologiques (La Ligne des Partage des Eaux)*

La stratégie principale de la détection proposée dans cette approche est illustrée dans la figure suivante : Figure 3.17

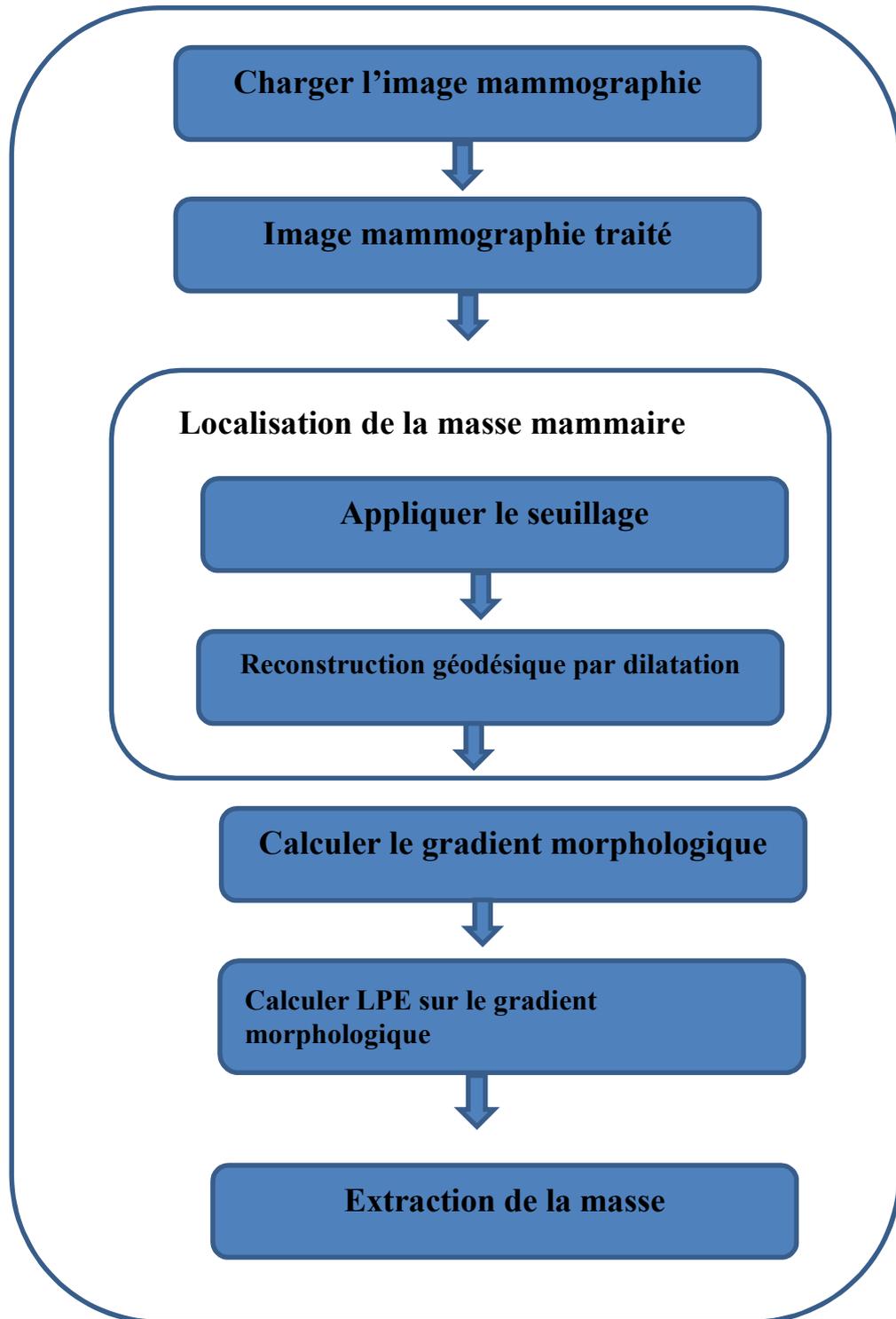
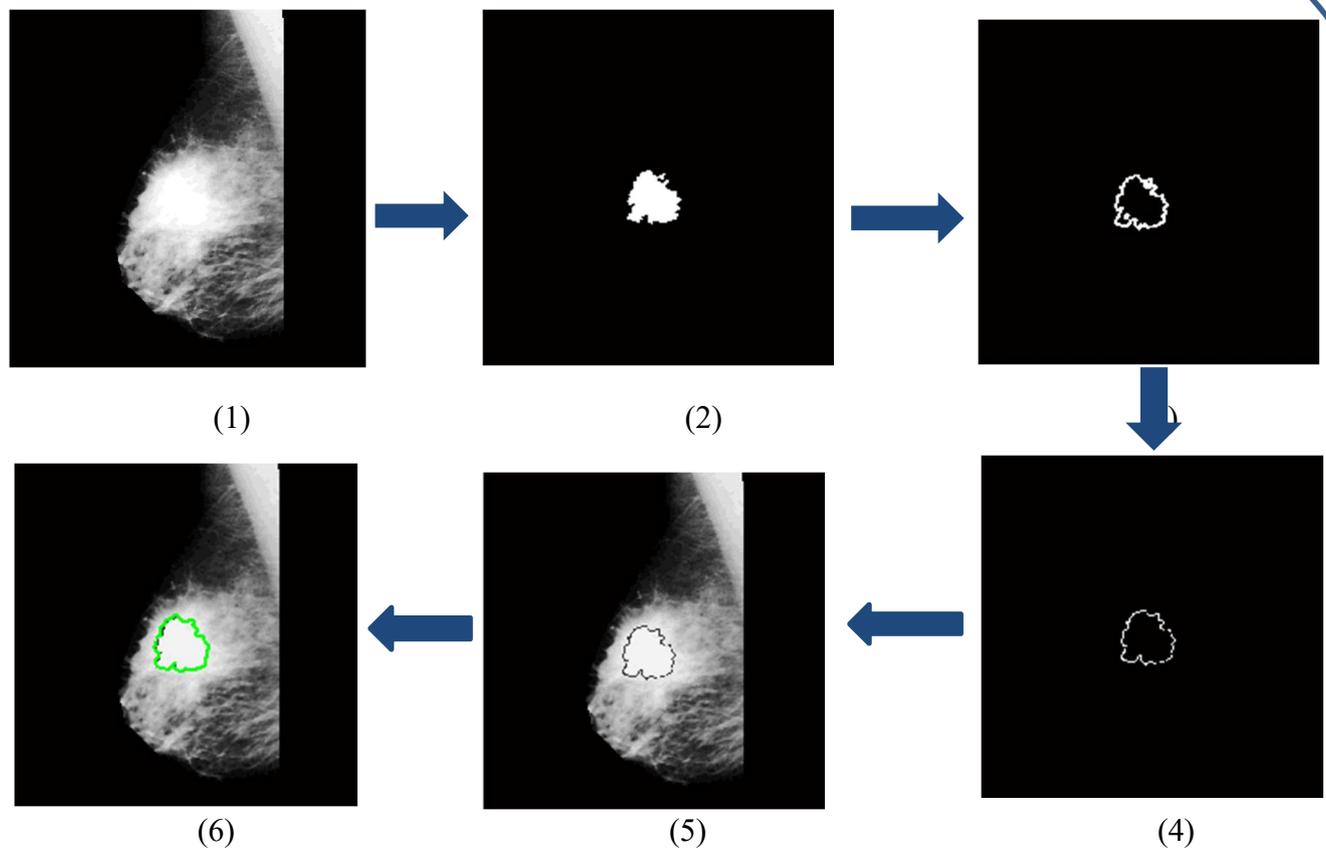


Figure 3.14 Les principales étapes de l'algorithme de segmentation par LPE.



- (1) : image égalisée
- (2) Le masque de masse.
- (3) : image de gradient morphologique
- (4) : LPE sur le gradient morphologique
- (5) : Superposition sur image traité
- (6) : image de masse segmentée

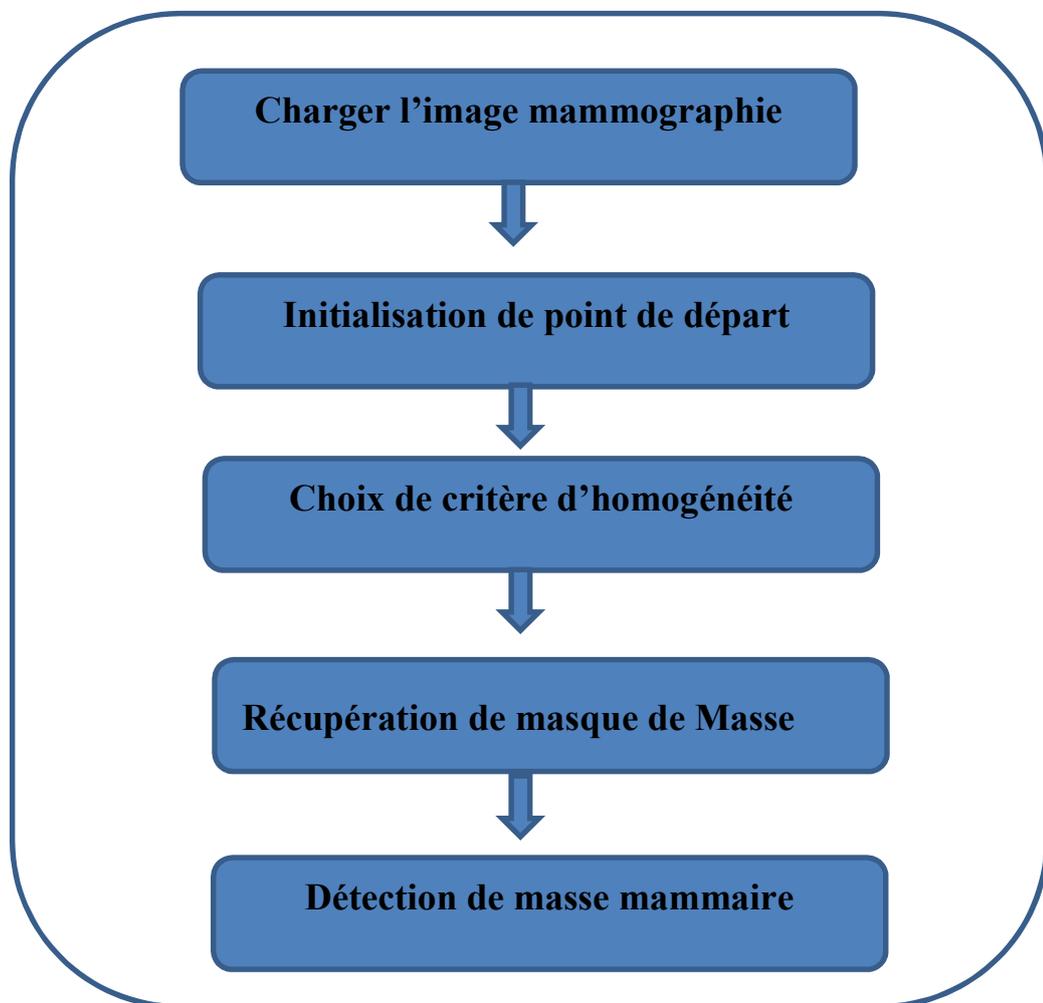
Figure 3.15 les différentes étapes de lignes de partages d'eaux.

5.3.3 Segmentation par région (Croissance de régions)

La croissance des régions est une méthode simple pour la segmentation des lésions mammaires et conceptuellement très facile et donne des résultats bonnes [41]. cependant cette méthode possède certain inconvénients :

- Est méthode semi –automatique qui besoin d'intervention d'utilisateur pour, le choix de critère d'homogénéité et l'initialisation de germe.
- Une mauvais sélection de des germes ou un choix de critère de mesure d'homogénéité peuvent entrainer des phénomènes sur-segmentation ou sous segmentation.
- Temps de calcul important.

Nous avons développé un algorithme de détection des masses mammaires basée sur croissance des régions illustré dans la figure suivante :



75

Figure 3.16 : Les principales étapes de l'algorithme de croissance des régions pour la détection des masses dans le sein.

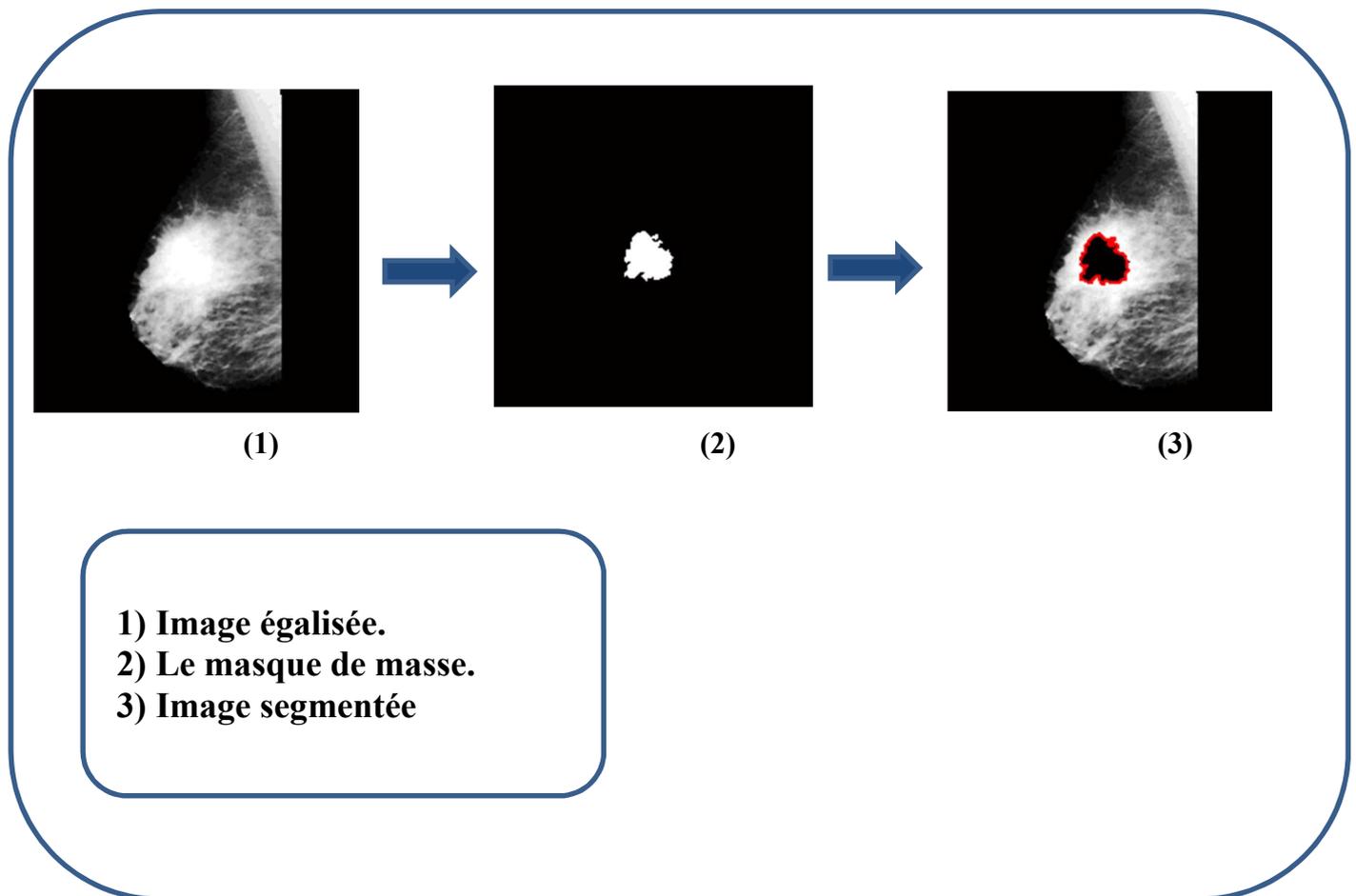


Figure 3.17 les différentes étapes de croissance de région.

5.3.4 Les méthodes de classifications non supervisées

Ces techniques sont utilisées lorsque l'identité des classes n'est pas connue. Cela résulte d'un manque d'information de la population à étudier. Il existe des algorithmes de classification, composés de plusieurs itérations, permettant de créer des regroupements d'individus ayant des caractères similaires. La classification non-supervisée, dite automatique, ou groupement connue en anglais par clustering consiste à déterminer les différentes classes naturellement sans aucune connaissance préalable. L'objectif, dans ce cas, est d'identifier une structure dans les images de la base en se basant sur leurs contenus. Les images sont attribuées aux différentes classes estimées selon deux critères essentiels qui sont la grande homogénéité de chaque classe et la bonne séparation entre les classes.

❖ *Segmentation par K-means*

Parmi les méthodes de classification non supervisées la méthode la plus communément utilisée et plus connu, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Est celle de

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

l'algorithme K-moyennes également appelée algorithme des nuées dynamiques (en anglais k-means). L'algorithme fonctionne en précisant le nombre K de classes (clusters) attendues (K étant fixé par l'utilisateur). Il calcule la distance intra-classe et refixe les centres de classe selon les valeurs de distance.

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. Les inconvénients de cette méthode sont premièrement la nécessité de fixer le nombre de classes avant de commencer la classification. Deuxièmement, cette méthode est très sensible à la répartition initiale des données. Finalement, cette méthode suppose que les classes suivent des lois de distribution normales réduites, autrement dit, avec la même importance dans toutes les directions de l'espace ce qui n'est pas toujours vérifié.

Pour améliorer l'algorithme de K-means on a suivi les étapes suivantes :

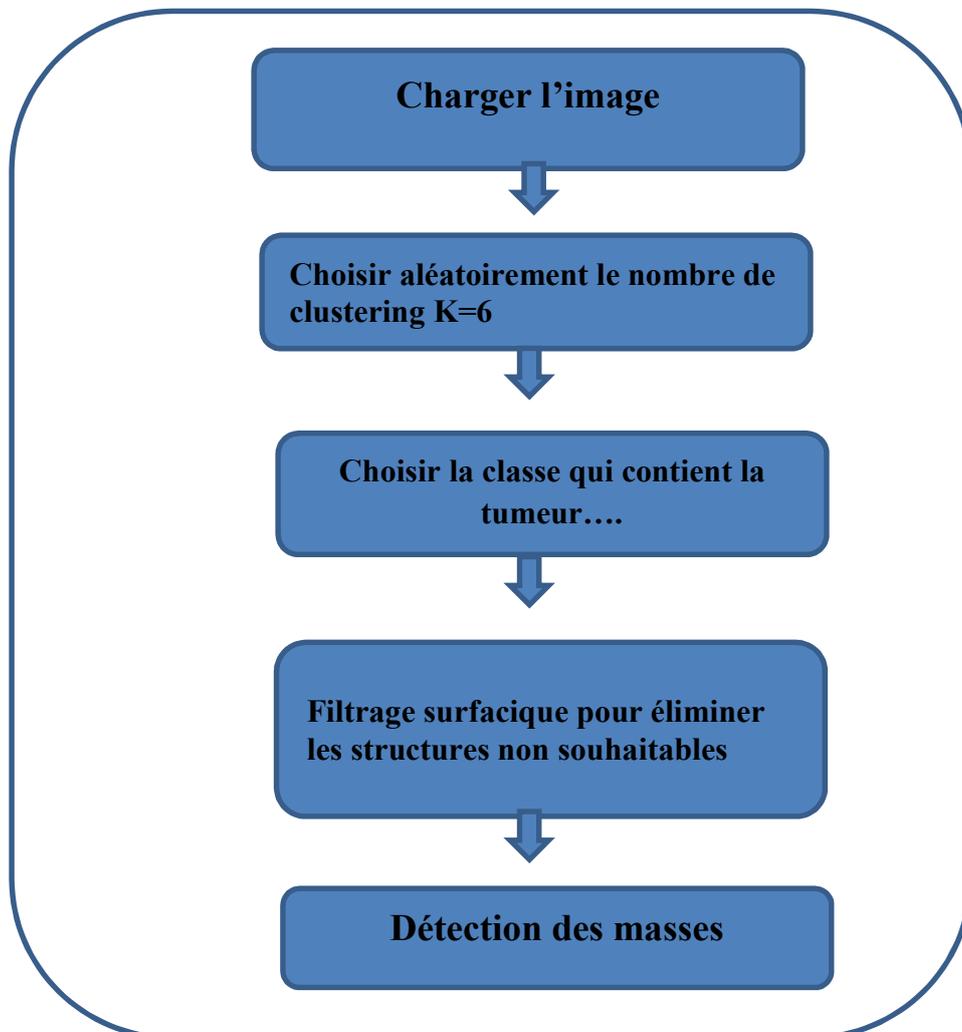


Figure 3.18 les principales étapes de l'algorithme K-means.

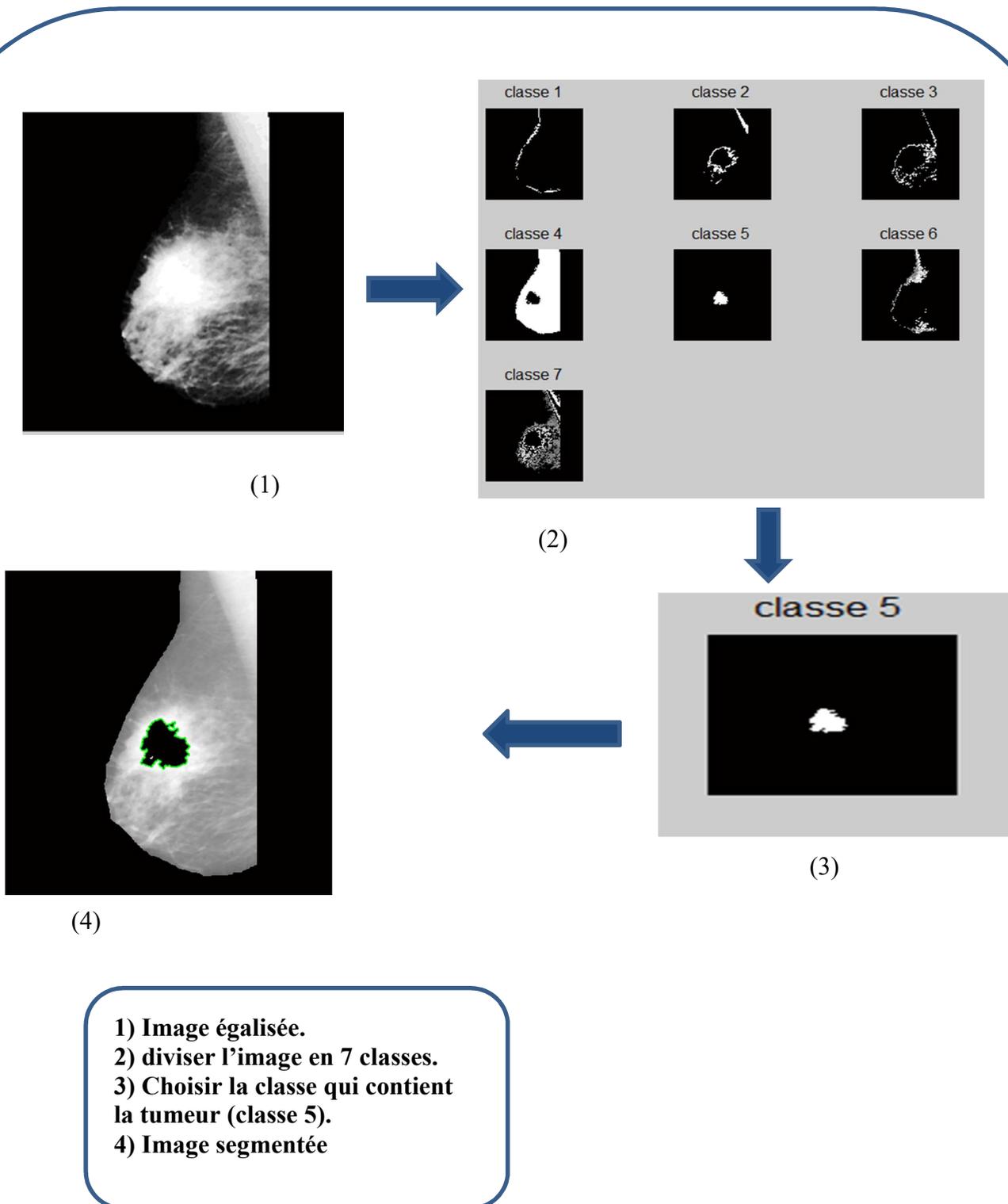


Figure 3.19 les différentes étapes de l'approche K-means.

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

6 Résultats et discussion

L'étape de prétraitement (l'extraction de glande mammaire, filtrage et rehaussement de contraste) jouent un rôle important pour l'amélioration des résultats de segmentation des lésions mammaires, surtout dans le cas où le sein est dense ou hyperdense car la détection est difficile même pour le radiologue par contre la détection est facile ou la densité de sein est faible.

7 Comparaison entre les trois approches :

7.1 Comparaison qualitative :

D'après les résultats précédant nous remarquons que la segmentation par les trois méthodes donne des bons résultats. Mais dans notre cas on obtient une bonne localisation de la tumeur (maladie) par la segmentation par LPE mieux que k-means et croissance de région.

7.2 Comparaison quantitative :

La comparaison quantitative est aussi une comparaison importante, on peut calculer le rapport de l'intersection (le nombre de pixel commun) sur l'union (tous les pixels de deux images) pour voir la meilleure méthode de segmentation.

- Bon résultat le rapport approche à  0
- Moins bon le rapport approche à  1

Approche	rapport	Résultats
LPE	0.0769	Bon résultat
croissance de région	0.4003	Moins bon résultat
k-means	0.4801	Moins bon résultat

Tableau 2 comparaison de rapport entre les approches de segmentation

7.3 Discussion sur le Temps d'exécution

La différence entre ces approches de segmentation est le temps d'exécution qu'il est variée pour chaqu'un de ces trois approches.

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

Le tableau suivant montre le temps d'exécution de chaque approche pour différentes images :

Méthode	mdb028	mdb184	mdb025	mdb081	mdb015	mdb134	mdb202
LPE	2,2639982	2,3433716	3,2085278	2,789609	2,692549	2,946026	2,660500
Croissance de région	3,3221228	4,4312442	4,1425262	7,480537	3,680592	2,993379	2,619339
K-means	24,887732	29,832933	21,971981	22,01368	23,41433	15,62139	17,06345

Tableau 3 comparaison de temps d'exécution entre les approches de segmentation.

Nous avons vu que l'approche des lignes de partage des eaux est un outil puissant pour la segmentation des masses mammaires car elle donne des résultats intéressants avec un temps de calcul petit par rapport aux autres approches de segmentation.

8 *Extraction des caractéristiques de la mammographie*

Après la segmentation de la mammographie, l'étape suivante est l'extraction des caractéristiques qui décrivent les régions de l'image avec quelques notions et définitions sur la classification.

8.1 *Démarche proposée*

Pour arriver à détecter les masses mammaire d'une façon « optimal » on va profiter le principe de programmation dynamique concernant l'optimalité énoncé par le mathématicien Richard Bellman : « Toute politique optimale est composée en sous-politiques optimales » [29]. En autre terme, toute solution optimale s'appuie elle-même sur des sous-problèmes résolus localement de façon optimale.

Concrètement, cela signifie que l'on va pouvoir déduire la solution optimale de notre problème en combinant des solutions optimales d'une série de sous problèmes. Les solutions des problèmes sont étudiées « de bas en haut », c'est-à-dire qu'on calcule les solutions des sous problèmes les plus petits pour ensuite déduire petit à petit les solutions de l'ensemble.

Dans notre cas, notre grand problème est composé de quatre sous-problèmes :

- 1) Meilleur prétraitement
- 2) Meilleur approche de segmentation
- 3) Meilleur descripteur
- 4) Meilleur classifieur

Dans ce mémoire on a concentré sur les trois premiers problèmes, et pour les résoudre nous avons étudiés et implémenté plusieurs algorithmes pour le prétraitement ainsi que pour la segmentation, la figure suivant présente le processus et les algorithmes utilisés.

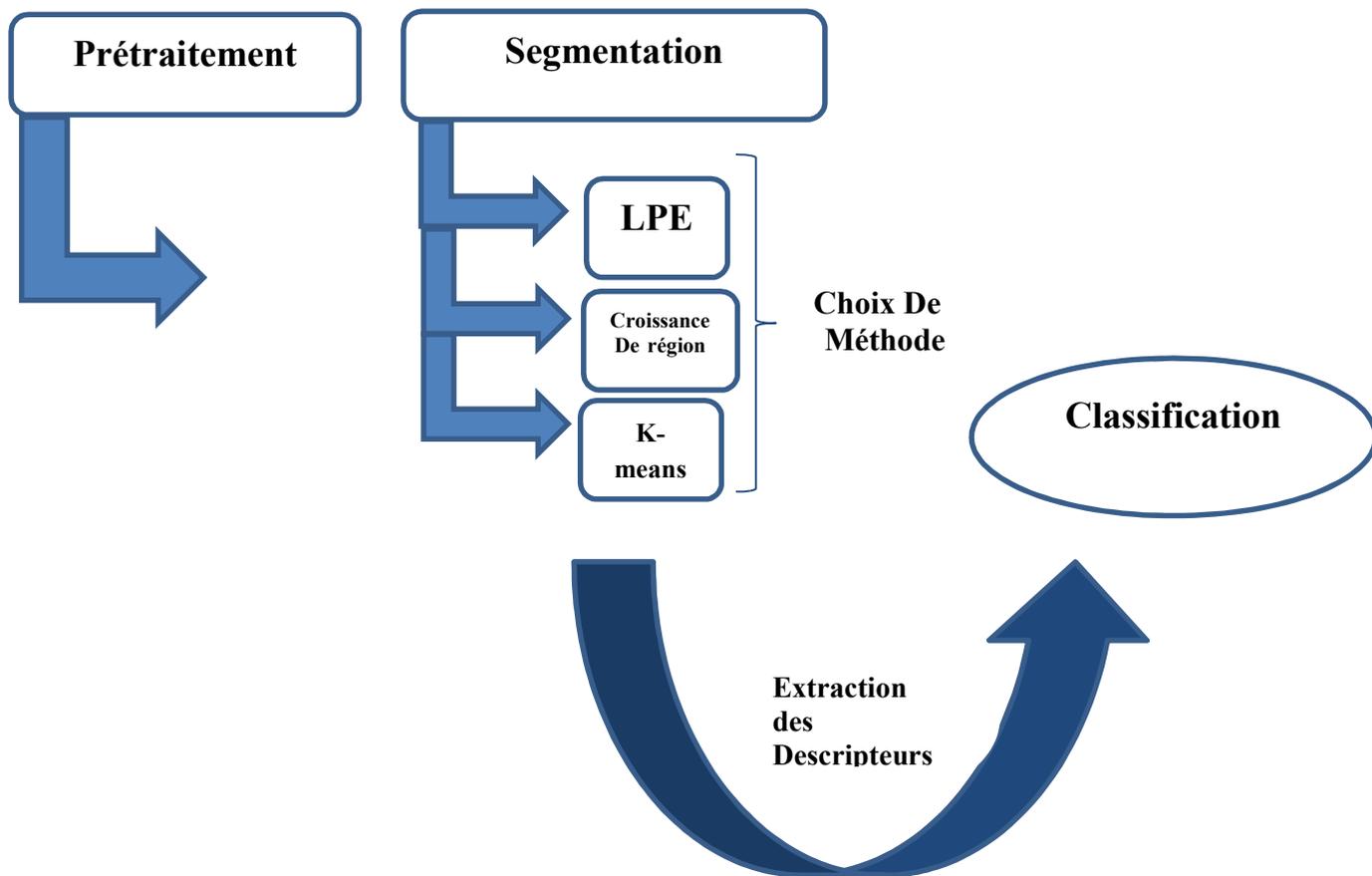


Figure3.20 : Méthodologie de notre travail

8.2 Les descripteurs de forme en mammographie (géométriques)

Le choix des attributs pour caractériser une région est un problème difficile qui demande toute l'expérience du traiteur d'images. Ce choix dépend de l'image à traiter et du problème à résoudre. A partir des résultats de la segmentation appliquée sur les images, nous obtenons une carte de régions homogènes où les pixels de chaque région portent une seule valeur caractérisant la région [42].

Nous avons choisi comme descripteurs les paramètres suivants :

8.2.1 La surface

Parmi les descripteurs de forme les plus répandus, on cite le surface de la masse, ce paramètre est calculé à partir du nombre de pixels contenus dans une lésion

$$\text{Surface} = \sum \sum b(i, j). \quad (3.5)$$

8.2.2 Le périmètre

Le calcul du périmètre de la masse noté P est aussi couramment utilisé dans le domaine de diagnostic du cancer du sein. Il désigne le nombre de pixels du contour.

$$\text{Périmètre} = \sum \sum c(i, j). \quad (3.6)$$

8.2.3 La circularité

$$C = 4\pi S / P^2 \quad (3.7)$$

Où P est le périmètre de l'objet et S est la surface en pixels. La circularité représente la façon dont une forme est semblable à un cercle, elle tend vers 1 pour les formes parfaitement rondes et est d'autant plus basse que la forme est plus irrégulière [43].

8.2.4 La compacité

$$\text{Compacité} = P^2 / S. \quad (3.8)$$

Où P est le périmètre de l'objet et A est l'aire en pixels. Cette valeur de compacité permet de distinguer une forme irrégulière d'une forme simple puisqu'elle attribue à la forme irrégulière une valeur plus élevée.

8.2.5 Centre de gravité

Etant donné que le centre de gravité C (xi, yi) d'un objet est fréquemment utilisé pour définir les descripteurs de forme, on commence d'abord par le définir. Cette mesure est étroitement liée à la forme de l'objet, de telle sorte que les coordonnées (xi, yi) du centre de gravité sont définies de la manière suivante :

$$\begin{aligned} C_i &= \sum x_i / n & (3.9) \\ C_j &= \sum y_i / n \end{aligned}$$

Avec n : nombre de pixel (surface).

Après la segmentation des différents objets de l'image et l'extraction de ces caractéristiques on peut dire que cette opération permet de faire la classification [42].

8.2.6 L'excentricité

Scalaire qui définit l'excentricité de l'ellipse, il est facile de définir (en se basant sur son grand et petit axe) la boîte englobant de même orientation que l'objet considéré. La valeur est comprise entre 0 et 1. (0 et 1 sont des cas dégénérés, une ellipse dont l'excentricité est 0 est en fait un cercle, alors une ellipse dont l'excentricité est 1 est un segment de droite.) Cette propriété est uniquement pris en charge pour l'entrée 2-D matrices d'étiquettes.

Exemple de calcul les descripteurs précédent :

Des abréviations :

P=périmètre
S=surface
C= circularité

E=excentricité
Gx, Gy=centre d gravité
Com=compacité

LPE=ligne de partage d'eau
RG=croissance de région
KM=K_Means

Les images	mdb028			mdb 184			mdb 134			mdb 015		
	LPE	RG	KM	LPE	RG	KM	LPE	RG	KM	LPE	RG	KM
P	356	422	403	558	640	643	254	283	234	293	326	280
S	7574	7569	8336	17046	16937	19929	3754	3743	3239	5014	5724	4198
C	0.75	0.53	0.64	0.69	0.52	0.61	0.73	0.59	0.74	0.73	0.68	0.67
Com	16.72	22.52	20.29	18.27	25.65	20.75	17.24	20.49	16.54	16.59	18.03	17.51
E	0.52	0.58	0.47	0.70	0.68	0.64	0.47	0.45	0.61	0.81	0.78	0.77
G_x	708	742	706	397	410	398	292	313	297	160	168	160
G_y	344	361	338	357	369	351	470	502	468	601	629	603

Tableau 3.4 : Calcul les descripteurs géométriques.

8.3 Les descripteurs de texture en mammographie

Différentes méthodes d'extraction des caractéristiques de texture peuvent être appliquées à la recherche de zones dans une mammographie. Parmi ces méthodes on a la matrice de co occurrence. Les caractéristiques basées sur les matrices de co-occurrence (SGLD Spatial Gray Level Dependency Matrices) :c'est une méthode statistique qui consiste à construire des matrices de cooccurrence (SGLD) pour représenter les relations entre les pixels d'une image. La matrice représente la probabilité conjointe pour deux niveaux de gris i , j soient dans une relation spatiale donnée. Cette relation est définie en termes de la distance et d'angle entre ces deux pixels. L'angle permet d'évaluer la direction de texture et l'application de plusieurs valeurs de distance peut donner une description significative de la taille de la périodicité de la texture [42]. De nombreuses caractéristiques dont certaines suivent peuvent être extraites à partir de ces matrices par exemple :

8.3.1 Le Contraste

Retourne une mesure de l'intensité du contraste entre un pixel et son voisin dans toute l'image, définit par la relation :

$$\sum_{i,j} (i - j)^2 p(i, j) \quad (3.10)$$

8.3.2 La corrélation

Ce paramètre permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales, c'est-à-dire s'il existe des dépendances linéaires dans l'image. Elle mesure la dépendance linéaire des niveaux de gris de l'image. La corrélation n'est corrélée ni à l'énergie, ni à l'entropie. Elle a une valeur importante si les colonnes et les lignes de la matrice sont uniformes.

$$\sum (i - \mu_i) (j - \mu_j) p(i, j) / \sigma_i \sigma_j. \quad (3.11)$$

8.3.3 L'énergie

L'énergie mesure l'homogénéité de l'image. Plus cette valeur est faible, moins l'image est uniforme il est défini par la relation :

$$\sum_i (i, j)^2 \quad (3.12)$$

8.3.4 Homogénéité

Retourne une valeur qui mesure la proximité de la distribution des éléments dans la GLCM à la diagonale GLCM, défini par la relation :

$$\sum P(i, j) / i, j 1+|i-j| \quad (3.13)$$

9 Classification

La classification est considérée comme la dernière étape dans un système de diagnostic assisté par ordinateur (DAOx). Elle exploite le résultat de description (qui lui-même exploite le résultat de segmentation) pour pouvoir décider de la nature pathologique de la masse.

La notion de classification signifie l'affectation d'une étiquette à des échantillons d'une base de données en utilisant un certain nombre de caractéristiques. Ces caractéristiques doivent bien évidemment être capables d'identifier chaque échantillon. En traitement d'images, l'échantillon peut désigner un pixel, une zone dans l'image, un objet représenté dans l'image ou l'image elle-même. Selon l'application, le but de la classification est soit de :

- classer les pixels de l'image en différentes zones. Dans ce cas, le problème de classification revient à un problème de segmentation d'images en différents objets. A titre d'exemple, on peut classer les différentes zones d'une image mammographiques en lésion ou non lésion.
- classer l'image ou les objets de l'image selon différentes catégories. A titre d'exemple, on peut
- classer les masses qui se trouvent dans les images mammographiques en malignes ou bénignes.

Nous distinguons deux types de classification :

- Classification supervisée : les classes sont connues a priori, elles ont en général une sémantique associée
- Classification non-supervisée : les classes sont fondées sur la structure des objets, la sémantique associée aux classes est plus difficile à déterminer [42].

10 Environnement de développement

10.1 Le langage de programmation MATLAB mammographie :

MATLAB est une abréviation de *Matrix LABORatory*. Écrit à l'origine, en Fortran, par *C.Moler*, MATLAB était destiné à faciliter l'accès au logiciel matriciel. Nous reviendrons sur ce point, qui est un élément fondamental du langage MATLAB : la plupart des fonctions définies dans MATLAB le sont pour des grandeurs matricielles, et par extension, pour des données tabulées.

MATLAB comprend aussi un ensemble d'outils spécifiques à des domaines, appelés *Toolboxes* (ou *Boîtes à Outils*). Indispensables à la plupart des utilisateurs, les *Boîtes à Outils* sont des collections de fonctions qui étendent l'environnement MATLAB pour résoudre des catégories spécifiques de problèmes. Les domaines couverts sont très variés et comprennent notamment le traitement du signal et d'images, l'automatique, l'identification de systèmes, les réseaux de neurones, la logique floue, le calcul de structure, les statistiques, etc.

Image Processing Toolbox propose un ensemble complet d'algorithmes standard de référence, de fonctions et d'applications destiné au traitement d'images, à l'analyse, à la visualisation et au développement d'algorithmes. Vous pouvez réaliser de nombreuses opérations, parmi lesquelles l'analyse d'images, la segmentation d'images, l'amélioration d'images, la suppression du bruit, les transformations géométriques et le recalage d'images. *Image Processing Toolbox* prend en charge un ensemble varié de images, Les fonctions et les applications de visualisation vous permettent d'explorer les images et les vidéos, d'examiner une zone de pixels, d'ajuster le contraste et la couleur, de créer des contours ou des histogrammes, et de manipuler des régions d'intérêt (ROI). La boîte à outils prend en charge les flux de développement pour le traitement, l'affichage et l'exploration d'images de grandes dimensions.

10.2 L'Interfaces principales de l'application

Nous voulons présenter dans cette partie le logiciel qui réalise les méthodes de segmentation et leur application sur les images mammographies. Une interface qui peut être à la portée des utilisateurs avec toute la liberté possible, en tirant profit de la capacité du langage de programmation comme MATLAB.

10.3 Interface d'accueil

Notre application est composée d'une fenêtre d'accueil qui contient des informations sur le projet avec le bouton **Entrer** qui est pour l'Accès à l'application

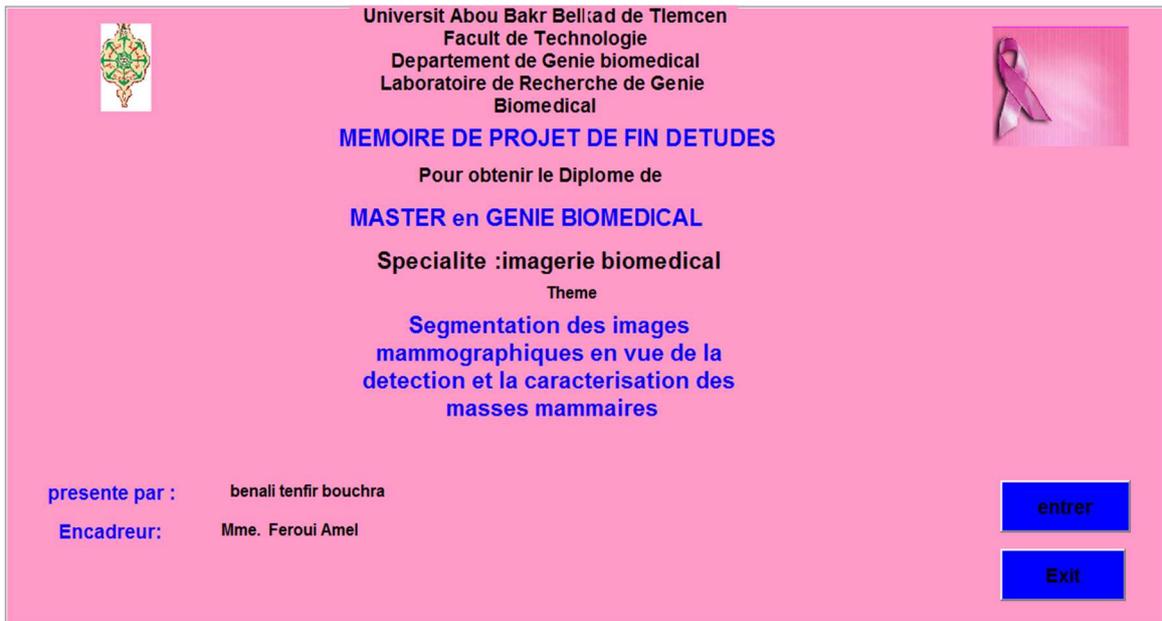


Figure 4. 21 : interface d'accueil

En exécutant le bouton **Entrer** depuis l'accueil, l'interface suivante est apparaît qui contient de bouton qui nous permettent de choisir nos algorithmes



Figure 4. 22 : interface d'accueil 2

10.4 Interface de prétraitement :

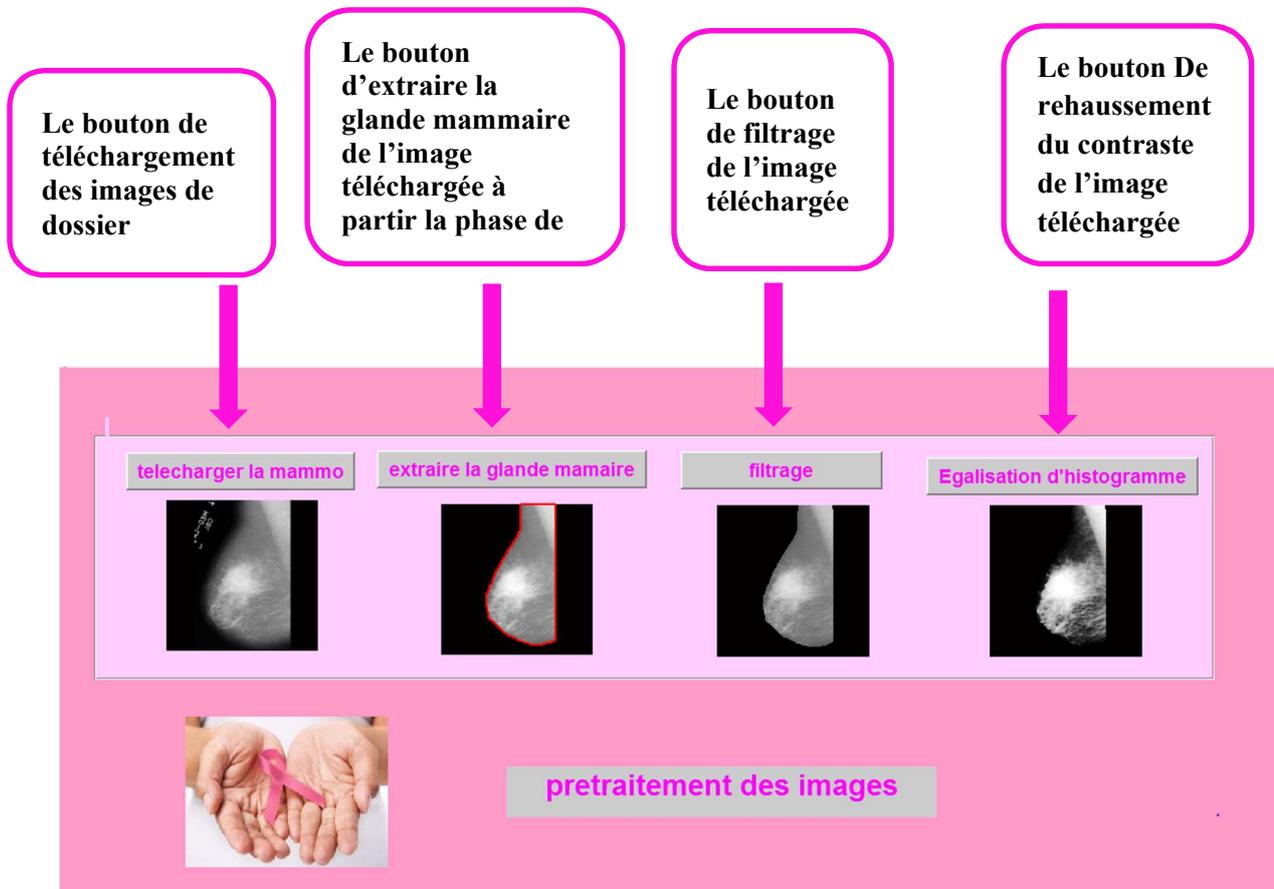


Figure 4. 23 : Interface de prétraitement

10.5 Interface de segmentation

C'est l'interface principale de l'application est composé de 3 interface (a) , (b) , (c).

❖ Interfaces (a)

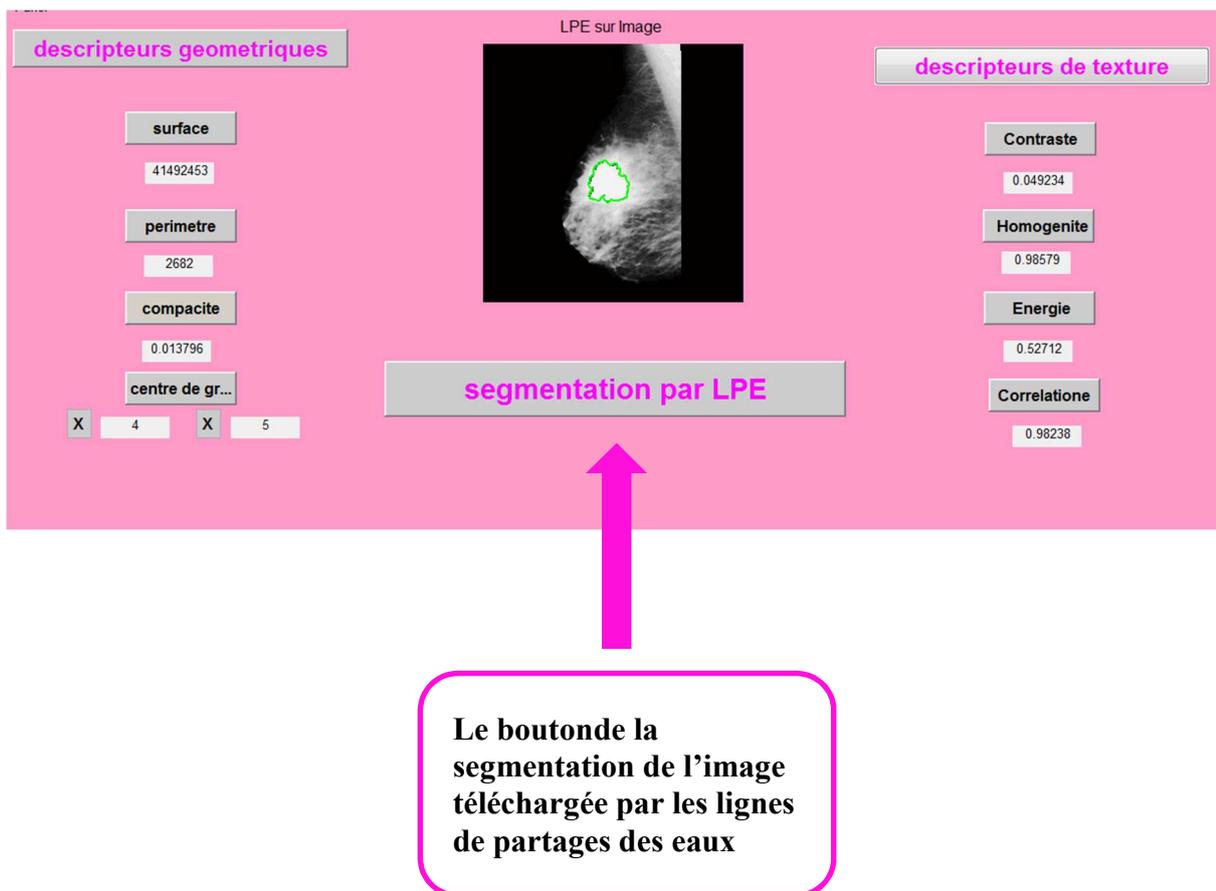
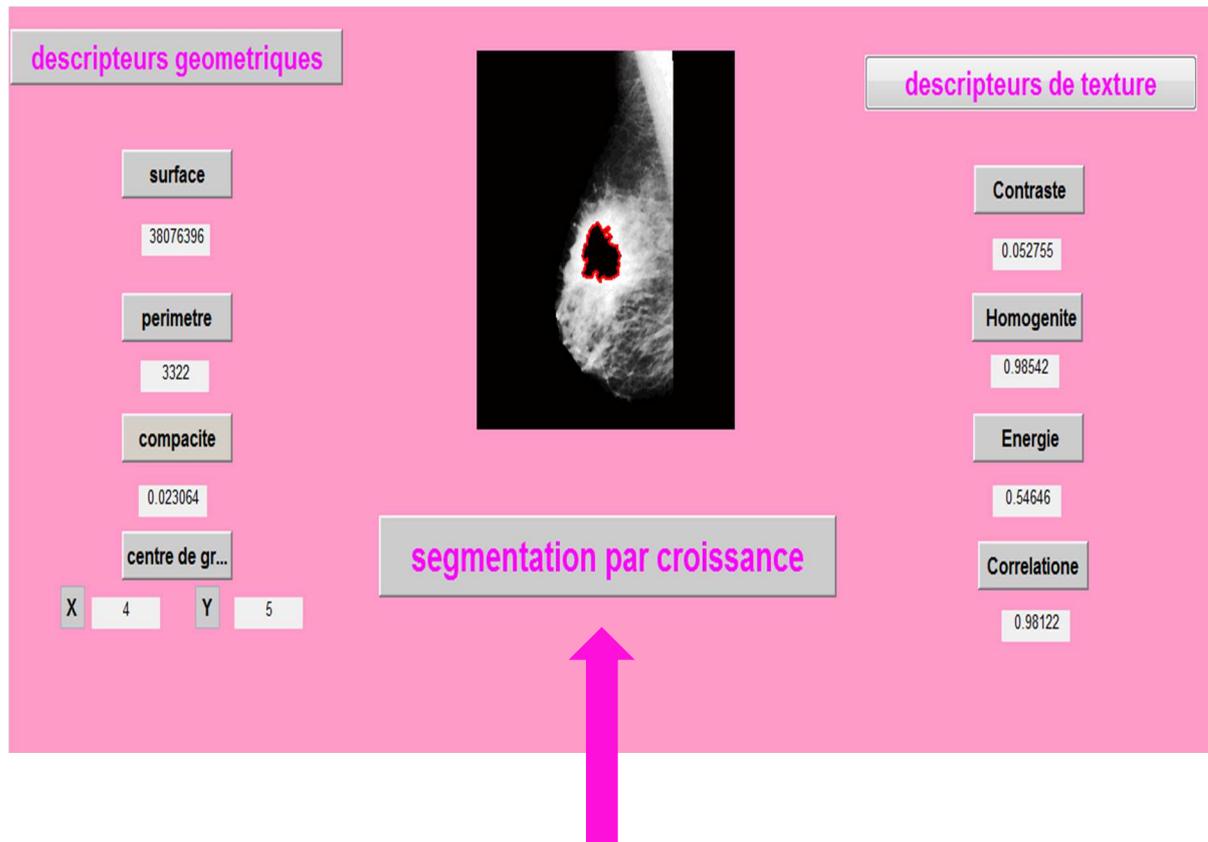


Figure 4. 24 : Interface (a)

❖ Interfaces (b)



Le bouton de la segmentation de l'image téléchargée par la Croissance de région interface (b).

Figure 4. 25 : Interface (b)

❖ Interfaces (c)

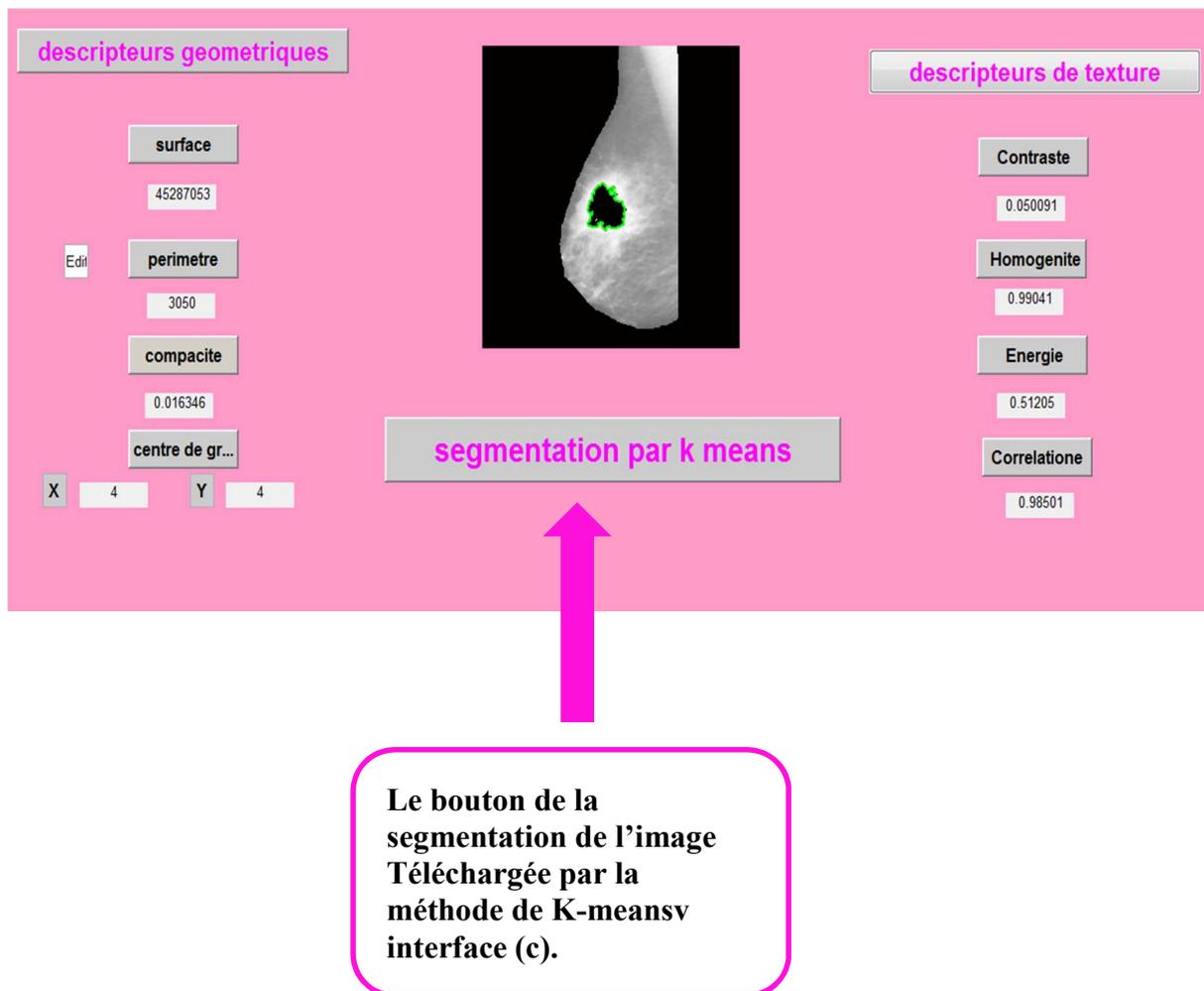


Figure 4. 26 : Interface (c)

11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques outils de traitement d'image pour le prétraitement des images mammographiques, dont l'objectif est d'éliminer les structures indésirables pour faciliter les tâches de segmentation des opacités, qui font le centre d'intérêt de ce mémoire.

Dans la 1ère partie de ce travail, nous avons présenté un algorithme basé sur quelques opérateurs morphologiques et rehaussement de contraste dans le but d'extraire la glande mammaire avec un fond nettoyé (suppression des artefacts de mammographie). Pour améliorer les algorithmes de segmentation.

CHAPITRE 3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

Dans la deuxième partie, nous avons appliqué les différents algorithmes de segmentation sur l'ensemble des images traités. Les algorithmes proposés dans ce chapitre donnent d'excellents résultats pour des mammographies. Ensuite, une étude comparative entre les résultats de ces méthodes, nous permet de conclurons que la ligne de partages des eaux contrôlé par marqueurs est un outil puissant pour segmenté des opacités mammaires avec un temps de calcul petit mais elle est sensible au bruit, l'autre méthode de croissance de région donner des résultats efficace à condition de choisir un bon terme de critère et la dernière méthode de K means prend un temps puissante avec des résultats satisfait

Il nous parait impossible de concevoir un algorithme qui donne de bons résultats pour toutes les images, ce qui prouve que l'interaction humaine demeurée nécessaire.

Dans la troisième partie, Nous avons présenté notre méthode de travail qui consistait à extraire les attributs de forme et de textures codée sur le niveau de gris,

Matlab est un outil puissant pour le traitement des images, il nous a permis de faciliter l'exploitation et le traitement des masses mammographiques.

12 Conclusion générale et Perspectives

Dans ce travail, nous sommes intéressés à l'étude sur les imageries médicales pour l'aide au diagnostic du cancer du sein, notamment à la description des masses mammaires. En effet, les statistiques confirment que le cancer du sein représente une menace prépondérante pour la vie de la femme. Cependant, une telle menace n'est gérée que par la prise en charge rapide de la maladie pour maximiser les chances de survie. Pour objectif l'exploitation de résultats des différentes approches de segmentation pour :

- Détection précoce de cancer de sein.
- Réduire l'erreur commise par le radiologue
- L'extraction des paramètres quantitatifs pour préciser la nature des lésions, donc réduire le nombre des biopsies inutiles.
- Une bonne classification des lésions.

Dans ce projet, nous appliquons une phase de prétraitement sur les images de bases des données MIAS avec le langage MATLAB afin de récupérer la zone de sein avec un fond nettoyé, puis nous utilisons les approches de segmentation de LPE et croissance de région et K-means, avec chaque méthode nous extrairons les caractéristiques de forme (surface, périmètre, compacité...) et les attributs de texture (l'énergie, l'homogénéité ...) calculés sur la matrice de cooccurrence. Afin d'élaboration au partie de classification avec succès.

Nous remarquons que les différentes méthodes de segmentation donnent des résultats convergents et n'ont pas une grande différence entre eux par rapport au contour mais en cas de temps d'exécution le k-means est très coûteux.

Cette étude a donné des résultats satisfaisants au vu des résultats présentés dans la littérature et confirmés par des médecins radiologues. Les résultats sont encourageants de cette étude. Mais nous avons trouvé certains problèmes comme le manque des images mammographiques réelles et l'absence des aides des médecins et de radiologues qu'il est nécessaire dans notre travail.

- **Perspectives et suites possibles de ce travail...**

Ce mémoire a permis de dégager de nombreuses perspectives que nous les résumons dans ces

Quelques lignes :

1. Une forte liaison relie le concept segmentation et classification : après l'étape de l'extraction des paramètres pertinents une classification peut être envisagée pour identifier une anomalie en type bénigne ou maligne.
2. Une extension logique de cette approche est l'automatisation du système.

Bien entendu cette liste est non exhaustive et un bon nombre d'extensions supplémentaires peuvent certainement être *imaginées*...

Bibliographie

- [1] J.Brettes, C. Mathelin, B. Gairard, J. Bellocq. Cancer du sein. Paris : Elsevier Masson, 2007. 358 p. ISBN : 978-2-294-01813-8.
- [2] [http : //sante-medecine.journaldesfemmes.com/contents/132-cancerdu-sein-symptômes-et-traitement](http://sante-medecine.journaldesfemmes.com/contents/132-cancerdu-sein-symptômes-et-traitement)
- [3] Les maladies du sein [http : //www.e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Cancer-dusein/Les-maladies-du-sein](http://www.e-cancer.fr/Patients-et-proches/Les-cancers/Cancer-dusein/Les-maladies-du-sein), visite le 12/2019.
- [4] LE CANCER DU SEIN, QU'EST-CE-QUE C'EST ? , [http : //www.soscancerdusein.org/soscancer-du-sein-cancer-du-sein-32.html](http://www.soscancerdusein.org/soscancer-du-sein-cancer-du-sein-32.html), visite le 12/2015.
- [5] <http://www.ass.nc/themes/cancer-du-sein/moyens-de-depistage>
- [6] Imagerie médicale http://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/imagerie_sommaire.htm#echographie, visité en Novembre 2019.
- [7] Imen cheikhrouhou Esp kachouri. « Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein », thèse pour l'obtention du titre de docteur de université d'Evry- Val d'Essonne.
- [8] S. H. Kobrunner, I. Schreer, R. Bassler, M. Dickhaut. Imagerie diagnostique du sein Mammographie, échographie, IRM, techniques interventionnelles.
- [10] H. Chekkaf, I. Touil, Segmentation des masses dans les images Mammographiques, Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique, 2019.
- [11] P. Haehnel. Mammographie- 83 exercices de radiodiagnostic pour étudiants et Praticiens. Paris : Vigot, 1996. 137p. Exercices de radiodiagnostic. ISBN : 2-7114- 1049.
- [12] CJ. VYBORNÝ 'Can computers help radiologists read mammograms ?
- [13] Raffi ENFICIAUD, "Algorithmes multidimensionnels et multi spectraux en Morphologie Mathématique : Approche par méta-programmation", Thèse pour obtenir le grade de Docteur de l'école des Mines de Paris Spécialité « Morphologie Mathématique » le 26 février 2019.
- [14] Giovanni palma, "détection automatique des opacités en tomosynthèse numérique du sein", février 23,2019.

- [15] CHIKH Mohammed Tahar, “Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (Comparaison avec les filtres de base)”, Mémoire de fin d’études pour l’obtention du diplôme de Master en Informatique 2011.
- [16] K. Chakib, Compression des images fixes par les approximations fractales Basée, Mémoire de fin d’études, 1999.
- [17] I. Hadjidj, Approche Morphologique pour la Segmentation d’Images Médicales, Mémoire présenté à l’Université de Tlemcen pour l’obtention de Diplôme de Magister en Électronique Biomédicale, 2011.
- [18] J. P. Cocquerez, S. Philipp, “Analyse d’images: filtrage et segmentation”, Masson, Paris, 1995.
- [19] Priyanka, Balwinder Singh, “A review on brain tumor detection using segmentation”.
- [20] Lecoer, C. Barillot, “Segmentation d’images cerebrales” : Etat de l’art Rapport de recherche, Institut INI, version révisée en 2019.
- [21] KESSOUR Islam et TALI Imane, “Simulation des contours actifs par les colonies de fourmis”, Pour l’obtention du diplôme d’Ingenieur d’Etat en Informatique 2019.
- [22] L.S.A. Bins, L. M. G. Fonseca, G.J. Erthal and F. M. Ii, “Satellite imagery segmentation : à region growing approach”, en 8 Brazilian Symposium Remote Sensing, pp. 677-680, 1996.
- [23] U. C. Benz, P. Hofmann, G. Willhauck, I. Lingenfelder, M. Heynen, “Multi resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information”. ISPRS Journal of Photo grammetry & Rmote Sensing, 58(3-4), pp.239-258, 2004.
- [24] Baillie, J.C. “cours de Segmentation Module D9 : traitement d’images et vision Artificielle”.
- [25] Ouarda ASSAS, “Classification floue des images”, DOCTORAT EN SCIENCES Université de Batna 2013.
- [26] S. L. Horowitz, T. Pavlidis, “Picture segmentation by tree transversal algorithm”. J. ACM., Vol. 32, 2, pp. 368 Ğ 388, 1976.
- [27] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, “Digital Image Processing”. 2ed, Prentice Hall.
- [28] N. Otsu, “A threshold selection method from grey-level histograms”, IEEE transactions On systems, man, and cybernetics, vol. smc-9, no.1, January 1979, pp. 62-66.
- [29] J. Mohanalin, M. Beenamol, “A new wavelet algorithm to enhance and detect
- [30] L. Li, W. Qian, L. P. Clarke, R. A. Clark and J. A. Thomas, “Improving mass detection By adaptive and multiscale processing in digitized mammograms”, Proc. SPIE, vol. 3661, pp.

490-498.

[31] The mini-MIAS database of mammograms, <http://peipa.essex.ac.uk/info/mias>

[32] khotanlou, "Segmentation 3D de tumeurs et de structures internes du cerveau en IRM, These de doctorat, l'école nationale supérieure des télécommunications.

[33] Jean Jaques Rousselle. Les contours actifs, méthode de segmentation. Application à l'imagerie médicale. These Université François Rabelais de Tours.

[34] J.M. Rendon Mancha, " Régions Actives Morphologiques : Application à la Vision par Ordinateur ", Thèse de doctorat, Université René Descartes - Paris V.

[35] Ismahen HADJJI. "Analyse des Images Mammographiques pour l'Aide à la Détection du Cancer du Sein", mémoire pour obtenir pour obtenir le grade de DOCTEUR EN SCIENCES EN ÉLECTRONIQUE BIOMÉDICALE.

[36] [http : //peipa.essex.ac.uk/info/mias.html](http://peipa.essex.ac.uk/info/mias.html), visité en janvier 2019.

[37] L. Belkhodja, N. Benamrane. Approche d'extraction de la région globale d'intérêt et suppression des artefacts radio pâques dans une image mammographique, Laboratoire d'Imagerie Vision Artificielle et Robotique Médicale Département d'Informatique Faculté des Sciences. IMAGE'09 Biskra.

[38] K. Chakib, Compression des images fixes par les approximations fractales Basée, Mémoire de fin d'études.

[39] CHIKH Mohammed Tahar, "Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (Comparaison avec les filtres de base) ", Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Informatique 2011.

[40] Jean-Jacques ROUSSELLE, « contours actifs, une méthode de segmentation application à l'imagerie médicale », Thèse pour l'obtenir le grade de docteur en informatique de l'université de tours et soutenu par : la 9/07/2003 université François Rabelais de Tours.

[41] KESSOUR Islam et TALI Imane, "Simulation des contours actifs par les colonies de fourmis", Pour l'obtention du diplôme d'Ingenieur d'Etat en Informatique 2011.

[42]Imen cheikhrouhou Esp kachouri. (Soutenu le 27 juin 2012). « Description et classification des masses mammaires pour le diagnostic du cancer du sein », thèse pour l'obtention du titre de docteur de université d'Evry- Val d'Essonne.

[43] Rachida LAKHDARI. (2011). «La détection des micros calcifications dans l'image Mammographie », Mémoire présenté à l'Univenté à l'Univer