



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour obtenir le Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité : Signaux et Images en Médecine

présenté par : EL-HABIRI Wafaa

**Méthode coopérative pour la détection
automatique des opacités dans les images
mammographiques par les opérateurs
morphologiques et level set**

Soutenu le 25 juin 2013 devant le Jury

M.	BENALI Radhwane	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Président
M	MESSADI Mohammed	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Melle	FEROUI Amel	<i>MAB</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice
Melle	HADJIDJ Ismahen	<i>Doctorante</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2012-2013

Remerciements

Je remercie, avant tout, Dieu, le Tout-Puissant, de m'avoir accordé parmi ses innombrables grâces, santé et courage pour accomplir ce travail.

Mes plus vifs remerciements vont à mon encadreur pour sa disponibilité et la qualité de son encadrement, M.MESSADI Mohammed, ainsi que pour la confiance qu'il m'a accordée en me laissant une grande liberté de pensée et de travail.

Que les membres du jury M.BENALI Radhwane, Melle FEROU Amel, Melle HADJIDJ Ismahen, trouvent ici mes vifs remerciements d'avoir accepté évaluer ce travail et pour le temps qu'ils ont consacré pour la lecture du mémoire.

Mes derniers mots s'adressent tout particulièrement à ma famille : mon père, ma sœur, mon frère, et surtout ma mère dont les encouragements et le soutien ont été indispensable à l'aboutissement de mes études, et que sans elle je n'aurai jamais pu réussir.

Dédicaces

*Du profond de mon cœur, je dédie ce travail à tous ceux qui me sont
chers,*

*A mon père, pour son soutien inconditionnel, ses encouragements, et
pour m'avoir permis de réaliser mes études dans les meilleures
conditions.*

*A ma mère pour m'avoir soutenu, accompagné et surtout encouragé
tout au long de ce travail.*

A tous mes amis qui n'ont cessé de m'encourager et de me soutenir.

A tout la promo de signaux et images en médecine 2013.

Remerciements.....	1
Sommaire.....	2
Table des figures.....	4
Table des abréviations.....	7
Introduction générale.....	8
Chapitre 1 : Le contexte médical	10
1.1. Introduction	10
1.2. Anatomie du sein.....	10
1.3. Tumeurs du sein	11
1.4. Le cancer du sein.....	12
1.4.1. Les facteurs de risque.....	12
1.4.2. Dépistage	13
1.4.3. Le cancer du sein chez les hommes	13
1.5. Les différents traitements mammaires possibles du cancer du sein.....	14
1.6. Les signes radiologiques.....	15
1.6.1. Les opacités mammaires.....	15
1.6.2. L'analyse des opacités mammaire.....	16
1.6.3. Les calcifications.....	16
1.7. L'imagerie mammaire.....	17
1.7.1. La mammographie.....	17
1.7.2. Mammographie numérique.....	19
1.7.3. L'échographie.....	20
1.7.4. IRM mammaire	21
1.7.5. Nouveauté en imagerie du sein.....	21
1.8. Les systèmes aidant au diagnostic (CAD) en mammographie.....	23
1.9. Conclusion.....	24

Chapitre 2 : Segmentation des images médicales	25
2.1. Introduction	25
2.2. Définition de la segmentation	25
2.3. Les différentes approches de segmentation	26
2.3.1. Approches de segmentation par contour	26
2.3.2. Approches de segmentation par région	31
2.3.3. Approche coopérative	35
2.4. L'extraction des caractéristiques	35
2.5. Conclusion	40
Chapitre 3 : Résultats et interprétations	41
3.1. Introduction	41
3.2. Base de données	41
3.3. Format PGM	41
3.4. Application de la méthode de la ligne de partage des eaux (LPE)	41
3.4.1. Synoptique de la démarche préconisée	42
3.4.2. Résultat et discussion	47
3.5. Application de la méthode de level set	48
3.6. La coopération en segmentation d'image	54
3.6.1. La coopération entre LPE et level set	56
3.6.2. Résultat et discussion	57
3.7. Environnement du travail	59
3.8. Conclusion	59
Conclusion générale	60
Bibliographie	61

Figure 1.1. Anatomie interne du sein.....	10
Figure 1.2. Les cellules cancéreuses malignes (en vert).....	12
Figure 1.3. Exemple des opacités bénigne /maligne.....	15
Figure 1.4. Les formes de masse.....	16
Figure 1.5. Les contours de masse.....	16
Figure 1.6. Exemple des microcalcifications.....	17
Figure 1.7. Mammographie analogique et les clichés.....	18
Figure 1.8. Les incidences fondamentales pour l'exploration mammaire.....	19
Figure 1.9. Mammographie numérique et les clichés associés.....	19
Figure 1.10. Les types de densité mammaire.....	20
Figure 1.11. Exemples d'images échographique du sein, a) lésion maligne, b) lésion bénigne.....	21
Figure 1.12. Angiographie mammaire.....	22
Figure 1.13. Tomosynthèse mammaire.....	23
Figure 1.14. Les étapes principales de CAD.....	23
Figure 2.1. Principales méthodes de segmentation d'images.....	26
Figure 2.2. Ligne de partage des eaux.....	33
Figure 2.3. Illustration de la LPE.....	33
Figure 2.4. Les marqueurs.....	34
Figure 2.5. Exemple 'Muscle' la segmentation des cellules est délicate.....	35
Figure 2.6. Les éléments structurants.....	36
Figure 2.7. Erosion ou Dilatation d'une image binaire avec a) image initiale, b) image dilatée, c) image érodée.....	37

Figure 3.1. Structure générale de l'algorithme LPE pour la détection des opacités.....	42
Figure 3.2. Application du filtre surfacique.....	43
Figure 3.3. Application du filtre médian.....	43
Figure 3.4. Amélioration d'image.....	44
Figure 3.5. Image segmentée par la méthode du seuillage.....	45
Figure 3.6. Gradient morphologique.....	46
Figure 3.7. Fonction distance.....	46
Figure 3.8. Les marqueurs.....	47
Figure 3.9. Le résultat de LPE.....	47
Figure 3.10. Exemples de la détection des opacités pour les images : (a) image mdb023, (b) image mdb015, (c) image mdb184, (d, e, f) résultats de segmentation.....	48
Figure 3.11. L'évolution de la fonction de level set et la propagation du contour correspondant, (a) la vue topologique de l'évolution de $\phi(x,y)$, (b) les changements du level set initial $C : \phi(x,y) = 0$	49
Figure 3.12. Structure générale de l'algorithme Level set pour la détection des opacités.....	50
Figure 3.13 Filtre de gauss.....	51
Figure 3.14. Initialisation du contour.....	52
Figure 3.15. Segmentation par la méthode level set pour $n=100$	53
Figure 3.16. Exemples pour la détection des opacités par la méthode de Level set pour les images : (a) image mdb023, (b) image mdb015, (c) image mdb184, (d, e, f) résultats de segmentation.....	54
Figure 3.17. Principe de la coopération séquentielle.....	55
Figure 3.18. Principe de la coopération des résultats.....	55

Figure 3.19. Principe de la coopération mutuelle.....	56
Figure 3.20. Segmentation par la méthode coopérative entre LPE/ Level set.....	57
Figure 3.21. Exemples pour la détection des opacités par la méthode coopérative entre LPE & Level set pour les images : (a) image mdb023, (b) image mdb015, (c) image mdb184, et les images (d, e, f) résultats de segmentation.....	58

CIS : carcinome canalaire in situ.

CCD : charge coupled device.

THS : traitement hormonal substitutif.

IRM : Imagerie par résonance magnétique.

CAD : computer asisted détection.

LPE : Ligne de Partage des Eaux.

MM : La morphologie mathématique.

ES : Elément structurant.

Grad : le gradient.

Top-Hat : chapeau haut de forme.

WTH : white top hat.

BTH : black top hat.

Mias : Mammography Image Analysis Society

UK : United Kingdom.

MLO : la médiolatérale oblique.

PGM : Portable Graymap.

Le développement des techniques d'imagerie médicale, en particulier l'imagerie numérique, a profondément modifié la pratique médicale de ces dernières années. Ce développement a donné lieu à une nouvelle dimension liée aux méthodes de traitement d'images médicales et aux informations extraites par l'intermédiaire de ces méthodes. Néanmoins, et malgré ces technologies avancées dans le domaine médical, l'étude du cancer de sein est un problème difficile et reste un sujet de recherche d'actualité. L'une des modalités d'imagerie les plus couramment utilisées, à laquelle nous nous sommes intéressés dans ce travail, est l'imagerie mammographiques, qui est devenue un outil indispensable pour tout examen clinique relatif au cancer du sein. La tâche d'interprétation est devenue difficile à gérer par les radiologues.

Ainsi, pour une identification et un diagnostic fiables, dans le domaine médical, la précision de l'interprétation est très importante. En termes d'analyse d'images, il est plus que nécessaire que la segmentation soit précise.

La segmentation d'images est une étape importante dans tout processus d'analyse d'images. Elle consiste à préparer l'image afin de la rendre plus facilement exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation. L'approche de segmentation par contour consiste à localiser les frontières des objets. Elle opère d'une manière purement locale et complique la délimitation et la précision de ces objets.

Les approches de segmentation par région, quant à elles, agissent en partitionnant l'image en un ensemble de régions. Chaque région va définir un ou plusieurs objets connexes. Cependant, ces approches ont tendance à déformer les frontières naturelles des objets. Les meilleurs résultats de segmentation sont obtenus en faisant coopérer des méthodes distinctes. Ce sont des approches plus efficaces, car les inconvénients d'une méthode peuvent être surpassés par les avantages d'une autre méthode.

Le présent mémoire traite le problème de la segmentation des images mammographiques pour détecter les opacités, en utilisant la méthode de la ligne de partage des eaux (LPE) et la méthode de Level set.

L'approche coopérative commence par la segmentation par la méthode LPE dont les résultats sont utilisés pour initialiser l'algorithme de level set.

Le reste de ce manuscrit se compose de trois chapitres :

Le premier chapitre présente une brève description de l'anatomie du sein, et le cancer du sein. Nous décrivons ensuite, les généralités sur l'imagerie mammaire et les lésions radiologiques qui le constituent. Nous terminons ce chapitre pour présenter une brève revue sur tout ce qui est nouveauté en termes d'imagerie mammaire.

Dans le deuxième chapitre, nous décrivons les différentes approches de segmentation. Nous nous intéressons dans ce travail de présenter la méthode de la ligne de partage des eaux et la méthode de level set.

Le dernier chapitre est consacré à l'application d'une méthode coopérative. La méthode proposée a été appliquée sur des images mammographiques réelles.

Nous concluons finalement ce modeste travail par l'identification des perspectives qui s'ouvrent devant notre recherche afin de montrer son étendue.

1.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'approche médicale de l'imagerie du sein, pour situer le contexte de notre application que nous cherchons à développer. La présentation de l'anatomie du sein et des changements bénins et malins qui peuvent se produire, n'est pas exhaustive et est donnée uniquement dans le but de faciliter la compréhension de la problématique pour la détection des tumeurs. Ensuite, nous avons décrits les généralités sur l'imagerie mammaire et les lésions radiologiques qui la constituent, en intéressant dans ce travail à détecter des opacités. Nous terminons ce chapitre pour présenter une brève revue sur tout ce qui est nouveauté en termes d'imagerie mammaire.

1.2. Anatomie du sein

Le sein est essentiellement constitué d'un tissu adipeux grasseux plus ou moins important qui lui donne sa forme et son volume. La glande mammaire, noyée dans le tissu conjonctif, est composée d'une vingtaine de lobules qui deviennent actives en période de lactation. Le lait sécrété est déversé par des canaux galactophores séparés au niveau du mamelon. Le sein parcouru par une multitude de vaisseaux sanguins, est maintenu par la peau qui le recouvre et par des fibres liées au muscle pectoral [1]. La figure 1.1 détaille ces différents composants mammaires.

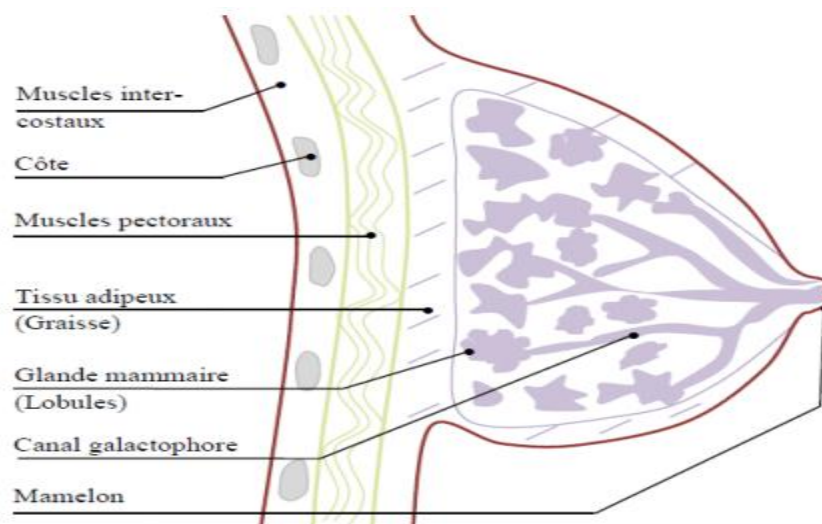


Figure 1.1. Anatomie interne du sein.

1.3. Tumeurs du sein

Tout cancer commence par la transformation d'une cellule normale en cellule tumorale, c'est-à-dire par le passage de l'état normalement régulé à l'état de prolifération [2]. Cette prolifération produit une masse cellulaire anormale ou néoplasme. Si le système de défense de l'organisme ne détruit pas le néoplasme, celui-ci évolue et produit une tumeur bénigne au sein d'un tissu. Les tumeurs bénignes sont généralement compactes, encapsulées et se développent lentement. On peut en faire l'ablation par chirurgie.

Par contre, les cellules d'une tumeur maligne ont une vitesse de croissance très élevée et ne sont pas encapsulées. On parle dans ce cas d'un cancer. Les cellules cancéreuses voyagent à travers l'organisme via le sang et la lymphe, atteignent d'autres organes qu'elles perturbent par envahissement: ces massifs de cellules exportées sont des métastases. Comme on ne peut plus intervenir par chirurgie à de multiples endroits, on traite les métastases par des radiations (radiothérapie) ou par des substances toxiques (chimiothérapie) qui nuisent à la division cellulaire et provoquent des effets secondaires, comme la perte des cheveux.

1.4. Le cancer du sein

C'est un des cancers les plus fréquents chez la femme adulte entre trente et soixante ans, Le cancer du sein ou « carcinome mammaire » est caractérisé par la présence de cellules cancéreuses figure 1.2 formant une tumeur dans la glande mammaire [3]. Le développement d'une tumeur est le résultat d'une multiplication incontrôlée des cellules qui la composent. Normalement, l'organisme répare les modifications subies par les cellules. Mais les capacités de l'organisme à réparer et à éliminer les cellules anormales diminuent avec l'âge. Une cellule cancéreuse est une cellule qui a perdu ses capacités de réparation et les modifications deviennent irréversibles. Le processus de cancérisation est lent et prend plusieurs années. A l'origine, la multiplication anarchique des cellules forme une petite masse localisée, qui se développe dans le sein à partir des lobules qui produisent le lait ou bien à partir des canaux qui amènent le lait vers le mamelon. Dans de très rares cas, la tumeur se développe dans une partie du sein qui n'intervient pas dans la production ou le transport du lait, on parle alors de cancer non glandulaire. Les cellules des tumeurs malignes ont tendance à quitter leur tissu d'origine pour envahir d'autres parties du corps et y former des tumeurs, appelées métastases. Cette dissémination se fait par l'intermédiaire des vaisseaux sanguins ou lymphatiques.

Lorsque les cellules restent localisées dans les canaux ou les lobules de la glande mammaire, il s'agit d'un cancer « in situ » ou « intra-lobulaire ». Les cellules peuvent franchir la membrane qui borde les canaux ou les lobules, le cancer est alors dit « infiltrant » ou « invasif ».

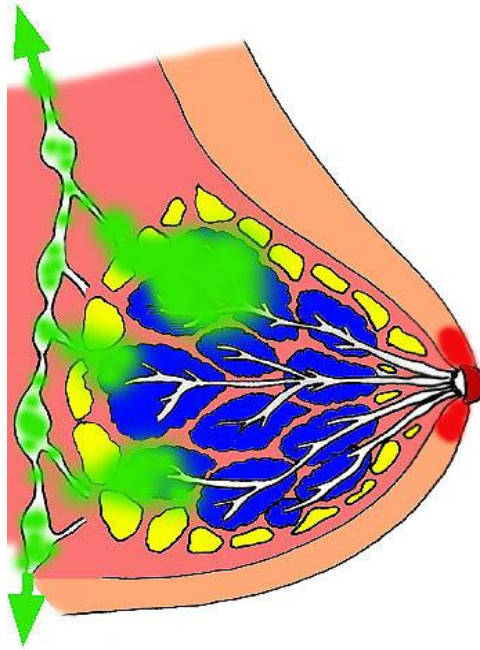


Figure 1.2. Les cellules cancéreuses malignes (en vert).

2.3.1. Les facteurs de risque

Plusieurs facteurs de risque ont été identifiés [4].

- **L'âge** : le nombre de cancers du sein augmente régulièrement à partir de 30 ans. Près de 10 % se développent avant 35 ans. Plus de 50 % apparaissent après 65 ans.
- **Le sexe** : le cancer du sein est presque exclusivement féminin.
- **Les antécédents familiaux** : le risque augmente si une parente du premier degré (mère, sœur) a déjà eu un cancer du sein. Il est important de le signaler à votre médecin traitant.
- **Les facteurs hormonaux** : règles précoces (avant 12 ans), ménopause tardive (après 50 ans), absence de grossesse ou grossesse tardive (après 35ans), absence d'allaitement.

- **La densité mammaire** : plus le sein est dense, plus le risque est élevé.
- **Les contraceptifs oraux et les traitements hormonaux de la ménopause** : leur implication dans les cancers du sein est débattue.
- **Le surpoids et l'obésité** : le cancer du sein peut notamment toucher les femmes qui souffrent de surpoids ou d'obésité.
- **Le tabac et/ou l'alcool** : une consommation régulière augmente les risques de cancer du sein.
- **Les antécédents personnels** : si vous avez eu un cancer du sein, vous avez plus de risque de développer un autre cancer du sein (du même côté ou du côté opposé).

2.3.2. Dépistage

Détecter et traiter les tumeurs quand elles sont très petites (moins d'un centimètre de diamètre) est possible grâce à la mammographie et à un suivi régulier. Cela réduit le risque de mortalité et permet des traitements moins lourds et moins traumatisants que la chimiothérapie, la chirurgie « mutilante » (ablation). C'est entre 50 et 74 ans, que les femmes sont les plus exposées à ce type de cancer. Une mammographie tous les deux ans permet un dépistage efficace [5], mais qui expose à un risque de sur-diagnostic.

2.3.3. Le cancer du sein chez les hommes

Tout comme les femmes, les hommes ont des tissus mammaires et peuvent donc développer le cancer du sein [3]. Le cancer du sein masculin est le plus souvent diagnostiqué chez des hommes de plus de 60 ans, mais la maladie peut se manifester à tout âge. Le cancer du sein se développant de la même façon chez les hommes et les femmes, notre information portant sur les facteurs de risque, le diagnostic, la stratification et le traitement est la même pour les deux sexes. La santé des seins commence par une bonne connaissance de son propre corps, afin d'être plus en mesure de remarquer tout changement pouvant entraîner un problème. Le type le plus fréquent de cancer du sein masculin survient dans les canaux mammaires (carcinome canalaire), les symptômes sont habituellement les suivants :

- petite masse non douloureuse dans le sein.
- léger écoulement du mamelon.

Il ne faut pas perdre de vue que la plupart des problèmes touchant les seins ne sont pas de nature cancéreuse, la consultation d'un médecin permettra d'établir la nature du problème et la nécessité d'un traitement.

Si vous êtes atteint de cancer du sein et recevez un traitement, cela peut modifier la perception que vous avez de votre corps et avoir des effets sur votre sexualité. Que vous ayez un partenaire ou non, il n'est pas nécessairement facile de parler de ces questions et de trouver de l'information pour vous aider à mieux vivre la situation. N'hésitez pas à faire part de vos impressions aux membres de votre équipe soignante. Ils pourront vous diriger vers des ressources où vous trouverez l'information et le soutien dont vous avez besoin.

1.5. Les différents traitements possibles du cancer du sein

Les différents types de traitements peuvent être utilisés pour traiter un cancer du sein : la chirurgie, la radiothérapie, l'hormonothérapie, la chimiothérapie et les thérapies ciblées [6].

1.5.1. Chimiothérapie : est un traitement à base de médicaments qui visent à éliminer les cellules cancéreuses soit en les détruisant directement, soit en les empêchant de se multiplier.

1.5.2. Radiothérapie : traitement du cancer par des rayons qui détruisent les cellules cancéreuses ou stoppent leur développement. Contrairement à la chimiothérapie qui agit sur les cellules cancéreuses dans l'ensemble du corps, la radiothérapie est un traitement local, comme la chirurgie. Les rayons en eux-mêmes ne sont pas douloureux, mais ils peuvent provoquer des effets secondaires, parfois plusieurs semaines après la radiothérapie.

1.5.3. Hormonothérapie : traitement du cancer qui vise à réduire ou à empêcher l'activité ou la production d'une hormone susceptible de stimuler la croissance d'une tumeur cancéreuse. Certains cancers sont hormonosensibles : la croissance de leurs cellules est activée par une hormone. Ils peuvent donc, dans certains cas, être traités par une hormonothérapie qui va empêcher l'action de l'hormone sur les cellules cancéreuses et donc, freiner ou stopper le développement du cancer.

1.5.4. Thérapie ciblée : traitement à l'aide de médicaments qui, selon leur cible, visent à freiner ou à bloquer la croissance de la cellule cancéreuse, en l'affamant, en

provoquant sa destruction, en dirigeant le système immunitaire contre elle ou en l'incitant à redevenir normale. On parle aussi de thérapeutique ou de traitement ciblé.

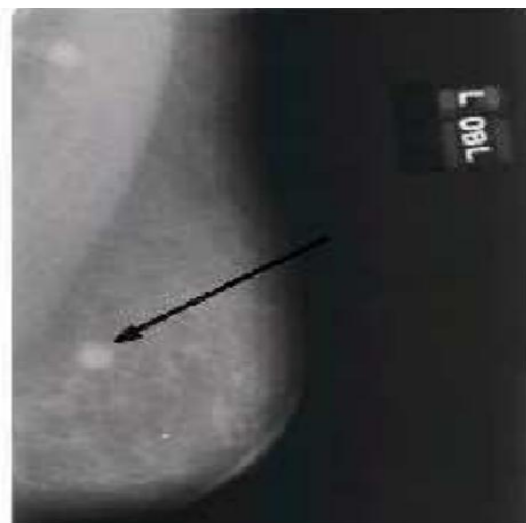
1.6. Les signes radiologiques

1.6.1. Les opacités du sein

Une opacité correspond à une plage de surdensité anormale (figure 1.3) car les surdensités normales sont nombreuses sur un cliché mammographique. Une sur-densité anormale ne se distingue pas d'une sur-densité normale par un critère précis, mais par une combinaison de différentes caractéristiques: taille, densité, contour, forme, texture. 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. Une opacité traduit une anomalie du tissu conjonctif ou épithélial. Elle sera donc aisément visible au niveau d'une zone grasseuse et beaucoup plus difficilement perceptible dans une zone dense de tissu conjonctif [7].



(a)-opacité bénigne



(b)- opacité maligne

Figure 1.3. Exemple des opacités bénigne /maligne.

1.6.2. L'analyse des opacités mammaire

Il existe quatre critères radiologiques :

- **La taille :** elle est variable de quelque millimètre à plusieurs centimètres. Cependant la taille ne prédit pas le caractère malin, sauf sur des clichés successifs lorsque l'on voit la taille augmenter régulièrement.
- **La densité :** ces masses sont en général dense (plus blanches) que le tissu mammaire adjacent.
- **La forme:** on peut envisager cinq formes (figure 1.4) de masse :

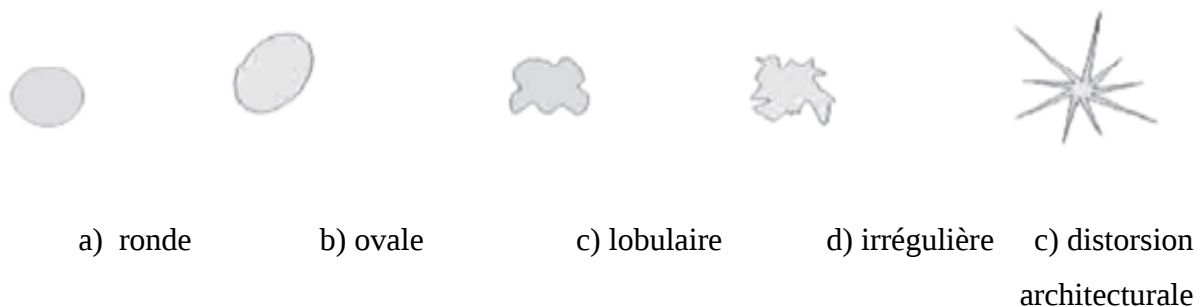


Figure 1.4. Les formes de masse.

- **Les contours:** c'est le meilleur critère d'études des opacités [7]. La figure 1.5 montre cinq types de contours masses :

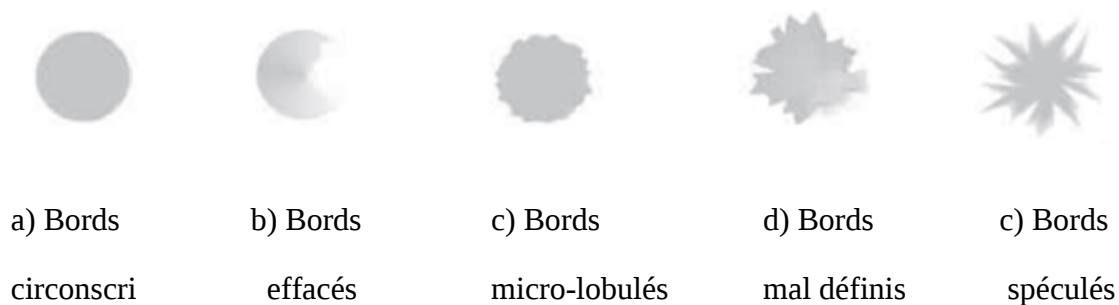


Figure 1.5. Les contours de masse.

1.6.3. Les calcifications

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

a) Les macrocalcifications

Sont des dépôts grossiers de calcium dans le sein. Elles sont plus fréquentes chez les femmes âgées de plus de 50 ans. Elles sont souvent associées à des modifications bénignes

qui se produisent dans le sein et qui sont liées par exemple au vieillissement des artères du sein, à d'anciennes lésions, à une inflammation ou à des masses telles qu'un fibroadénome. C'est la raison pour laquelle, lorsque ces macrocalcifications sont découvertes, le radiologue ne recommande pas systématiquement de biopsie.

b) Les microcalcifications

Sont de minuscules dépôts de calcium dans le sein. Leur présence signifie parfois que l'activité de certaines cellules du sein est accrue. Une cellule plus active absorbe en effet davantage de calcium que celle qui l'est moins.

Les microcalcifications peuvent faire suspecter un cancer du sein (comme un carcinome canalaire in situ (CIS)), notamment lorsqu'elles à la mammographie (figure 1.6). Si tel est le cas, le radiologue recommande de réaliser une biopsie afin de vérifier qu'il ne s'agit pas d'un cancer [8].

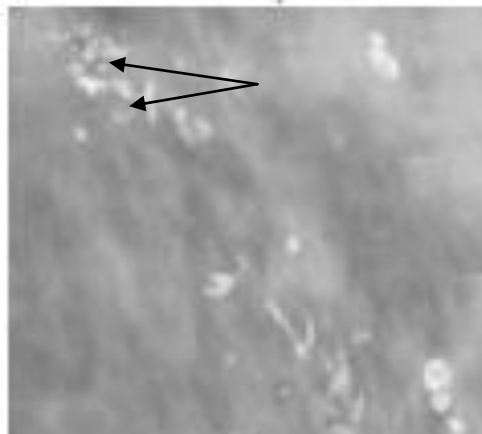


Figure 1.6. Exemple des microcalcifications.

1.7. L'imagerie mammaire

1.7.1. La mammographie

a) Appareil de mammographie

La mammographie (figure 1.7) est l'examen radiographique par excellence pour repérer des anomalies dans les seins des femmes [9].

- Le dépistage sert à détecter les lésions précancéreuses ou des lésions cancéreuses à un stade précoce, dans le but de pouvoir traiter rapidement. A terme, ce dépistage peut permettre des traitements moins lourds, moins importants, et de sauver des vies.
- Le diagnostic se fait, à titre individuel, sur une patiente concernée. L'examen consiste à comprimer à tour de rôle, les deux seins, puis à les exposer à une faible dose de rayons X. La compression des seins, permet l'étalement des tissus mammaires, afin de mieux visualiser l'intérieur du sein. Les seins sont radiographiés de face et de profil.

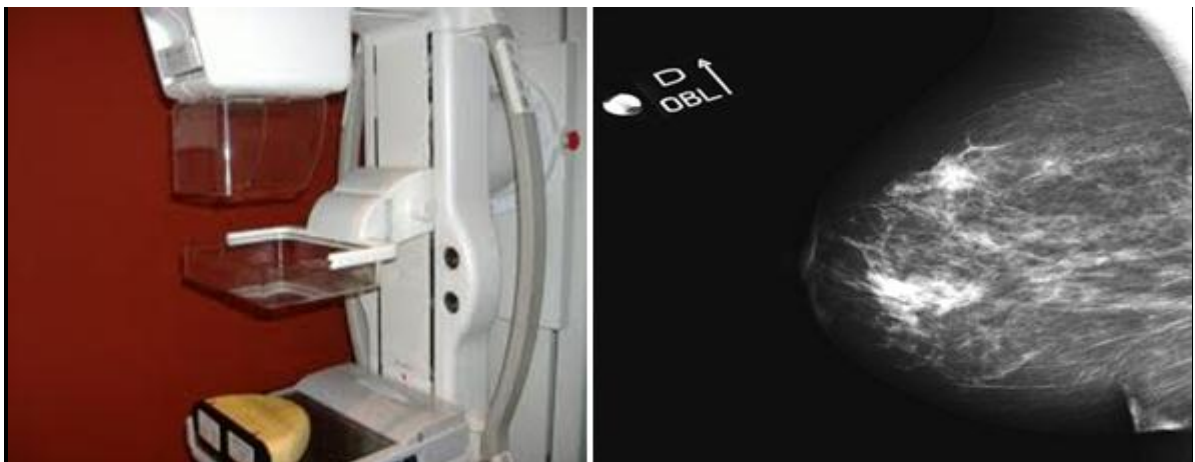
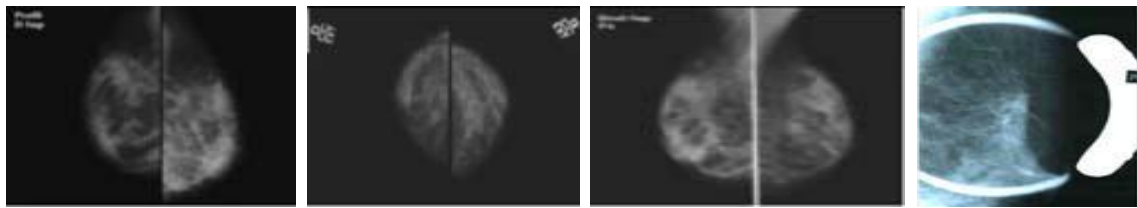


Figure 1.7.Mammographie analogique et les clichés associés

b) Les incidences

- Incidence de profil (figure 1.8.a): incidence orthogonale avec le cliché de face.
- Incidence oblique externe (figure 1.8.b) : permet d'explorer presque la totalité du sein.
- Incidence de face (figure 1.8.c) : permet de voir l'ensemble, sauf la région très externe.
- Clichés centrés agrandis (figure 1.8.d): augmentation de la compression et agrandissement d'une zone précise.



(a)-Profil

(b)-Face

(c)-Oblique

(d)-clichés centrés

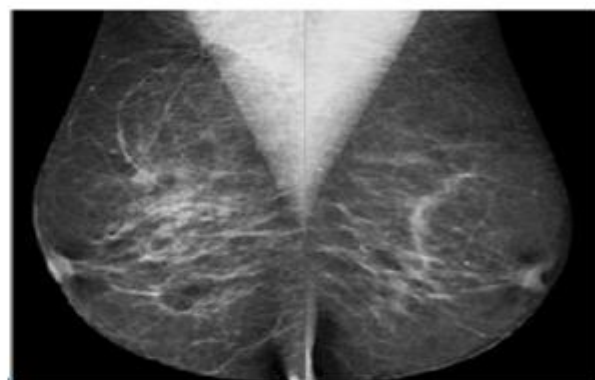
Figure 1.8. Les incidences fondamentales pour l'exploration mammaire.

1.7.2. Mammographie numérique

Système de numérisation directe, de 2nde génération, grâce aux détecteurs plans (détecteurs CDD). Pour réaliser cet examen, la manipulatrice utilise un appareil de mammographie (figure 1.9.a). Cet appareil se compose d'un générateur de rayons X de faible énergie et d'un système de compression du sein. L'examen consiste à comprimer à tour de rôle les deux seins puis à les exposer à une faible dose de rayons X. La compression est obtenue par une pelote de compression spécialement conçue pour ce type d'exploration et réglée par la manipulatrice spécialisée pour qu'elle soit indolore et parfaitement tolérée par la patiente. Cette compression, sans écrasement du sein, permet l'étalement des tissus mammaires, ce qui facilite la visualisation des structures du sein et permet de réduire la dose de rayons X délivrée. 2 à 3 clichés (figure 1.9.b) par sein sont effectués selon les cas et parfois plus pour approfondir l'examen [10].



(a) Mammographie numérique



(b) Clichés associés

Figure 1.9. Mammographie numérique et les clichés associés.

a) Les types de densité mammaire

- type 1 (figure 1.10.a) : seins clairs.
- type 2 (figure 1.10.b) : quelques reliquats fibro -glandulaires.
- type 3 (figure 1.10.c) : seins denses de répartition hétérogène.
- type 4 (figure 1.10.d) : seins extrêmement denses de façon homogène [1].

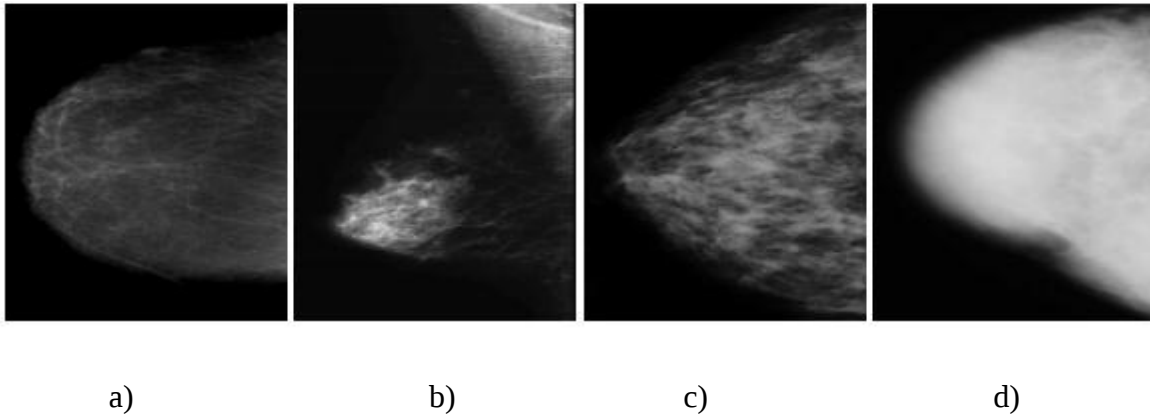


Figure 1.10. Les types de densité mammaire

1.7.3. L'échographie

Le principe de l'échographie consiste à appliquer une sonde contre la peau en regard de l'organe à explorer. Cette sonde émet des ultrasons qui traversent les tissus puis lui sont renvoyés sous la forme d'écho. Ce signal, une fois recueilli est analysé par un système informatique qui retransmet en direct une image sur un écran vidéo. On présente dans la figure 1.11 deux exemples d'images échographiques du sein avec a) une lésion maligne et b) une lésion bénigne [1].

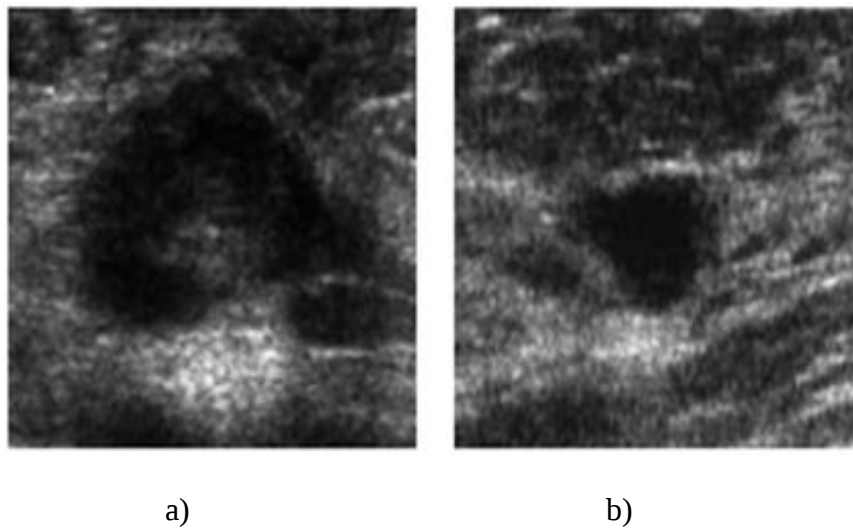


Figure 1.11. Exemples d'images échographique du sien, a) lésion maligne, b) lésion bénigne.

1.7.4. IRM mammaire

Elle sera de préférence réalisée en deuxième semaine du chez les femmes non ménopausées. au mois 28 jours après une chirurgie et un an après la fin d'une radiothérapie sur le sein. Chez les femmes sous THS, il ne faudra pas hésiter à refaire l'examen six semaines après arrêt du traitement en cas de prises de contraste précoces d'interprétation difficile.

Elle comprend des séquences sans injection de gadolinium et après arrêt injection de gadolinium.

L'analyse des anomalies est celle de leur morphologie et de l'évolution de leur signal en fonction du temps après injection de gadolinium. A partir de ces critères, certains auteurs ont établi des scores de probabilité, de bénignité et de malignité [11].

1.7.5. Nouveauté en imagerie du sein

a) Angiographie

L'artériographie (ou angiographie) est un examen qui consiste à visualiser les vaisseaux d'une partie de votre corps (figure 1.12). Cet examen qui est réalisé par un médecin radiologue assisté d'un personnel paramédical, va aider les équipes médicales à choisir le traitement qui sera le mieux adapté à votre cas.

L'angiographie est réalisée pour rechercher une anomalie des vaisseaux pouvant expliquer vos symptômes. Il peut s'agir d'un rétrécissement ou d'une occlusion totale d'une artère mais, aussi, d'une éventuelle malformation des vaisseaux ou de toute autre maladie [12].



Figure 1.12. Angiographie mammaire

b) Tomosynthèse

La tomosynthèse du sein est une nouvelle technologie d'imagerie médicale qui produit des images 3D d'une extrême finesse permettant aux radiologues d'établir un diagnostic plus précoce et plus précis. Au cours d'un examen par tomosynthèse (figure 1.13) de multiples images du sein sont acquises sous des angles différents. Ces images sont ensuite assemblées pour construire par tranches d'un millimètre d'épaisseur une reconstruction 3D de la poitrine. Le problème de recouvrement des tissus étant pratiquement éliminé, la tomosynthèse permet au radiologue de voir une tumeur beaucoup plus facilement [13].



Figure 1.13. Tomosynthèse mammaire.

1.8. Le système aide au diagnostic (CAD) en mammographie

Les systèmes CAD sont utilisés pour l'aide au diagnostic des tumeurs du sein et pour reconnaître les caractéristiques physiques ou perceptuelles de cancers du sein tels que les foyers de microcalcifications, les opacités (lésions circonscrites ou spiculées) et les ruptures architecturales [14]. On fournit une image mammographique en entrée d'un système CAD et on récupère en sortie une image donnant les contours des anomalies suspectes détectées par ordinateur. Les méthodes CAD comportent généralement trois étapes principales, qui sont illustrées par les figures 1.14: détection du contour du sein et du muscle pectoral (voir figure 1.14) perception par ordinateur des anomalies candidates : localisation et délinéation des anomalies (voir figure 1.14), classification des anomalies candidates par des méthodes supervisées ou non-supervisées (voir figure 1.14).

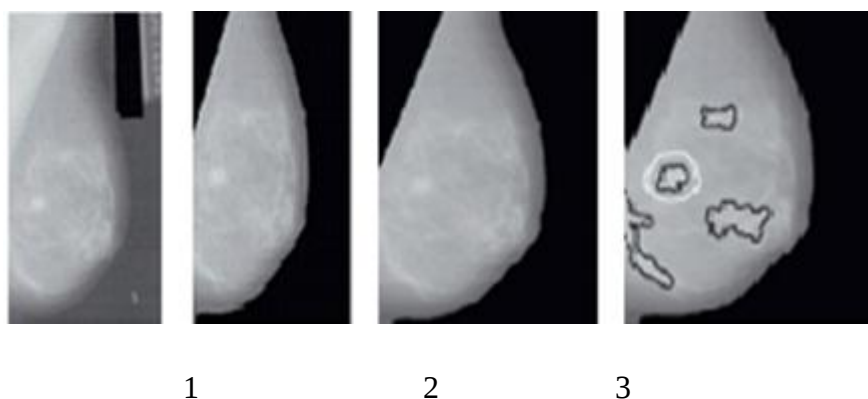


Figure 1.14. Les étapes principales de CAD.

1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit quelques notions générales concernant l'anatomie du sein, l'apport de la mammographie, et les différentes modalités d'imagerie mammaire. En raison du faible contraste de beaucoup de lésions cancéreuses, l'interprétation du cliché de mammographie devient une tâche très difficile qui demande une très grande habileté et une forte concentration. Dans ce travail, nous intéressons à détecter des opacités pour l'aide au diagnostic et pour l'aide des médecins pour prendre des meilleures diagnostics. Pour cela, nous avons besoin une connaissance suffisante sur les outils de traitement d'images, ces outils sont présentés dans le deuxième chapitre.

2.1. Introduction

La segmentation des images constitue le cœur de tout système de vision et une étape importante dans le processus d'analyse des images.

La segmentation d'images est en fait un traitement de bas niveau qui consiste à partitionner une image en régions (ensembles des pixels) appartenant à une même structure (objets ou scène). La qualité de la segmentation mesurée par sa précision de localisation (partition des régions) a une influence directe sur les performances des applications ultérieures.

Dans ce chapitre, nous présentons certaines techniques existantes, en donnant leur fonctionnement général, nous nous intéressons à appliquer la technique de détection de contours actifs géométrique (level set) et la Ligne de Partage des Eaux (LPE).

2.2. Définition de la segmentation

La segmentation est un traitement de bas-niveau qui consiste à effectuer une partition de l'image en régions homogènes par rapport à un ou plusieurs critères. Les régions obtenues se distinguent les unes des autres par des différences significatives selon ces mêmes critères. La segmentation consiste à extraire des points, des lignes ou des régions. Le choix d'une technique de la segmentation est liée à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contour, texture,...) [15].

2.3. Les différentes approches de segmentation

Dans la littérature, nous avons trouvé plusieurs méthodes de segmentation [15] qui s'intègre généralement dans trois approches principales : approche par contours, approche par régions et approche coopérative.

Nous avons essayé de proposer une classification de ces méthodes (figure 2.1) selon le schéma suivant :

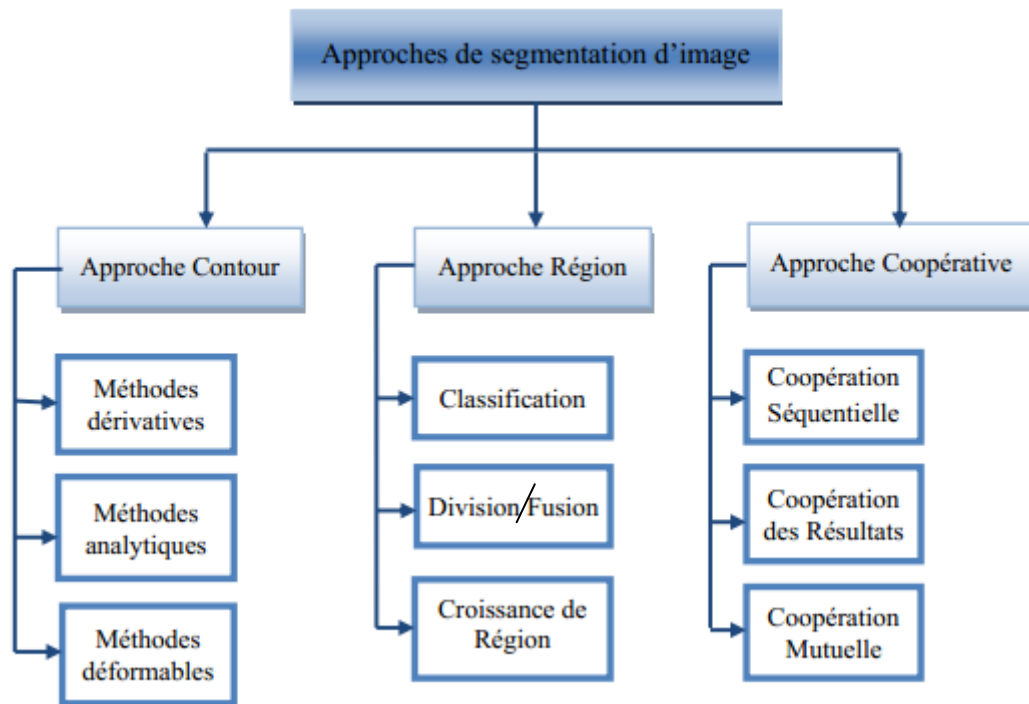


Figure 2.1. Principales méthodes de segmentation d'images.

2.3.1. Approches de segmentation par contour

Les méthodes basées contours sont parmi les méthodes les plus classiques en segmentation d'images. Ces méthodes s'appuient sur la détection des discontinuités dans l'image et peuvent être divisées en trois classes: les méthodes dérivatives, les méthodes analytiques et les méthodes déformables [7].

a) Définition du contour

Un contour peut approximativement être défini comme une frontière entre deux régions ou l'intensité des pixels qui changent brusquement.

Généralement l'utilisation d'un tel opérateur de contour [15] se combine avec un seuillage et comme étant ce dernier est généralement imparfait, on obtient, d'une part, des contours qui ne limitent pas les régions fermées. Donc, on doit faire recours à des algorithmes de fermetures des contours. D'un autre part, les zones de fortes variations ne correspondent pas forcément à un contour d'objet.

b) Méthode des contours actifs

Les contours actifs ou snakes [16] sont des courbes déformables qui peuvent se déplacer au sein de l'image, d'une position initiale vers une configuration finale, selon un processus itératif de déformation contrôlé par un test de convergence.

Chapitre 2 : Segmentation des images médicale

L'intérêt principal des contours actifs est de détecter des objets dans une image en utilisant les techniques d'évolution de courbes. L'idée est de partir d'une courbe initiale, généralement un carré ou un cercle, et de la déformer jusqu'à obtenir le contour de l'objet.

En effet, celui-ci présente quelques inconvénients tels que la sensibilité à l'initialisation, au bruit, et le réglage des différents paramètres.

b.1. Présentation du modèle du contour actif

Se fondant sur une représentation paramétrée, le contour actif [16] est assimilé à une courbe C représentée selon les notations suivantes :

$$C = \{v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)) ; s \in [a, b] \text{ et } t \in [0, T]\} \quad (2.1)$$

Où a et b désignent les extrémités (fixes, mobiles, confondus ou non) du contour, s désigne l'abscisse curviligne le long du contour, t désigne la variable temporelle et $v(s, t)$ désigne le point courant.

Cette courbe se déplace selon un processus itératif de déformation contrôlé par un test de convergence. Le processus de déformation est lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, construite de telle sorte qu'un minimum local se trouve en la frontière avec l'objet à détecter. Cette fonctionnelle énergie, notée $E(C)$, s'exprime par :

$$E(C) = E_{\text{interne}}(C) + E_{\text{externe}}(C) + E_{\text{image}}(C) \quad (2.2)$$

- **L'énergie interne** est pour contrôler l'aspect de la courbe C , et qui permet au snake de garder sa cohésion, grâce à la somme de deux termes :

$$E_{\text{interne}}(C) = \int_a^b \alpha(s) \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 ds + \int_a^b \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial^2 s} \right|^2 ds \quad (2.3)$$

Où la quantité $\left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2$ agit sur la longueur de la courbe et est liée à sa rigidité alors que la quantité $\left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial^2 s} \right|^2$ agit sur la courbure et lié à l'élasticité. La courbe doit être suffisamment lisse et rigide.

Chapitre 2 : Segmentation des images médicale

Où les coefficients $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ permettent de pondérer différemment les termes liés respectivement à la raideur et à l'élasticité.

- **L'énergie externe** sert à introduire, par l'intermédiaire de l'utilisateur, des informations de haut niveau. Ceci se traduit par la présence de forces de répulsions en certains points de la courbe ou par la présence de forces d'élasticité simulant l'allongement d'un ressort entre deux points de la courbe. Les informations de haut niveau peuvent être associées à la présence de frontières préalablement détectées (contraintes) ou de points de contrôles (points de passage obligés).
- **L'énergie d'image** fait intervenir les caractéristiques images que l'on cherche à mettre en valeur. Dans le cas précis où l'on cherche à mettre en valeur les zones de fort contraste, on peut choisir une énergie image par la relation :

$$E_{\text{image}}(C) = - \int_a^b |\nabla(g_\sigma * I(v(s)))| ds \quad (2.4)$$

Où $|\nabla(g_\sigma * I(v(s)))|$ représente le gradient de l'image I au voisinage de la courbe $v(s)$.

Où ∇ désigne le gradient et g_σ la gaussienne centrée d'écart type σ .

Un maximum d'énergie sera atteint si la courbe passe par les points de gradient maximal de l'image lissée par un filtre gaussien.

b.2. Force d'image

Il existe différentes forces externes : la force image à laquelle peuvent être associées des forces d'optimisation du processus [17].

La force externe de base (ou force image) est exprimée à partir de l'image et prend des petites valeurs au niveau des contours. Soit une $I(x, y)$, pour déformer le modèle vers les contours, la force image est exprimée par :

$$F_{\text{ima}}(x, y) = -y(s) |\nabla[G_\sigma * I(x, y)]|^2 \quad (2.5)$$

Où $y(s)$ représente le coefficient de viscosité, ∇ l'opérateur gradient et $G(x, y)$ une fonction Gaussienne bidimensionnelle de variance σ . Le paramètre σ permet de définir l'étendue de l'attraction voulue mais s'il est choisi trop grand, il peut causer des erreurs de localisation. En général, nous utilisons la formule suivante :

$$F_{\text{ima}}(x, y) = -y(s) \frac{\nabla I(x, y)}{|\nabla I(x, y)|} \quad (2.6)$$

Pour que le contour actif trouve correctement les contours significatifs, il faut alors initialiser le contour à proximité du contour souhaité. Ce qui a une grande influence sur l'évolution du contour :

- Si le contour initial n'est pas proche du contour réel, il n'est pas attiré par celui-ci (arrêt sur des pics de gradient dus au bruit).
- Si le contour n'est pas soumis à aucune force, le contour se rétracte sur lui-même.

c) Contour actif géométrique (Level 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 [17].

L'idée de base de la méthode des level sets est de considérer une courbe (ou interface) en mouvement comme le niveau zéro d'une fonction de dimension plus élevée.

c.1. Représentation en courbe de niveau

L'idée de ces courbes de niveau (Level set) est de déduire courbe $C(t)$ à partir de la propagation $\emptyset$. La courbe $C(t)$ alors changée leur topologie sans problème de paramétrisation contrairement aux cas des contours actifs paramétriques. En effet, dans les cas des contours actifs (snaks), la courbe à l'instant $t+1$ est déduit à partir de la courbe à l'instant t est cela implique donc une para-métrisation intrinsèque à la courbe.

On déduit l'équation d'évolution de $\phi(x, t)$, en différenciant l'équation par rapport au temps t , on obtient :

$$\forall x \in C(t), \frac{\partial \phi(x(t))}{\partial t} = 0 \quad (2.7)$$

Elle devient alors

$$\frac{\partial \phi(x, t)}{\partial t} + \langle \nabla \phi(x, t), \frac{\partial (x(t))}{\partial t} \rangle = 0 \quad (2.8)$$

En remplaçant par :

$$\frac{\partial (x(t))}{\partial t} = V(x, t)N(x, t) \quad (2.9)$$

Chapitre 2 : Segmentation des images médicale

Où V est la vitesse d'évolution

L'équation devient :

$$\varphi(x, t) = -\langle \nabla \varphi(x, t), (x, t)N(x, t) \rangle \quad (2.10)$$

En décomposant l'expression, on a finalement :

$$\varphi(x, t) = -\langle \nabla \varphi(x, t), V(x, t)N(x, t) \rangle = 0 \quad (2.11)$$

Cette équation permet une bonne mise en œuvre des contours déformable. En effet, les changements de topologie sont gérés automatiquement. Ainsi, si l'image contient plusieurs objets, le contour se scinde au cours de son évolution pour englober chaque objet séparément.

Le contour peut également se déformer pour s'ajuster à des formes complexes ce que ne peuvent faire les snaks [17].

c.2. Principe général

Considérons une image, notée I , et définie sur le domaine Ω .

$$I : \Omega \subset \mathbb{R}^2 \rightarrow [0, 1]$$

$$m = (x, y)^T \rightarrow I(x, y)$$

Cette image peut être appréhendée comme une partition de N régions R_i homogènes par rapport à des caractéristiques données (contraste, texture,...) :

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, N\} : R \subset \Omega$$

$$R_1 \cup R_2 \dots \dots \cup R_N = \Omega$$

$$\forall (i, j) \in \{1, 2, \dots, N\} \times \{1, 2, \dots, N\} / i \neq j : R_i \cap R_j = \emptyset$$

Notons $\gamma(p)$ une courbe fermée définie sur Ω et paramétrée arbitrairement par un vecteur, noté p . La région délimitée par ce contour est notée R_γ .

Chapitre 2 : Segmentation des images médicale

La méthode des contours actifs en deux dimensions se fonde sur un modèle déformable en considérant la courbe $\gamma(p)$ dynamique, c'est-à-dire $\gamma(p) = \gamma(p, t)$.

Ce modèle doit évoluer vers les frontières de la région recherchée R . Le problème est donc de trouver le vecteur p qui vérifie $R_\gamma = R_i$. Afin de contraindre la progression du modèle, une énergie E lui est associée. Elle est composée de la somme d'un terme d'attache aux données et d'un terme de régularisations. Le système minimise cette énergie en la convertissant en énergie cinétique jusqu'à la vérification d'un critère d'arrêt. Ce problème d'énergie peut être formulé par un équilibre de force, correspondant à un problème numérique de descente de gradient :

$$\frac{\partial \gamma(P, t)}{\partial t} = F \text{ avec } \begin{cases} \partial \gamma(P, t = 0) = \gamma_0(P) \\ F = \frac{\delta E}{\delta \gamma} \end{cases} \quad (2.12)$$

Dans ce modèle, trois degrés de liberté sont laissés au choix de l'utilisateur :

- la représentation de la courbe, qui peut être explicite, paramétrique ou implicite.
- la définition de la fonction d'énergie, qui se fonde sur des contraintes géométriques et/ou des données extraites de l'image (gradient, paramètres de texture, information temporelle, ...);
- l'initialisation de la méthode qui influe sur la solution trouvée du fait de la non-convexité éventuelle de la fonction d'énergie.

Dans la majorité des cas, l'énergie attachée au modèle peut être écrite comme une combinaison de fonctionnelles intégrales curviligne et surfacique [18].

2.3.2. Approches de segmentation par région

Les méthodes de segmentation par approche régions sont nombreuses [7]. Elle consistent à rechercher des ensembles de pixels connexes représentant des caractéristiques de luminosité communes.

a) Définition des méthodes de segmentation par région

Globalement, elles peuvent être définies comme une partition d'une image I en une ou plusieurs régions $R_1, \dots, R_n$ telles que [1] :

$$I = \bigcup_{i=1}^n R_i \text{ et } R_i \cap R_j = \emptyset \quad \text{pour } i \neq j$$

- **Segmentation par croissance de région**

La segmentation par croissance de régions est une méthode ascendante [19]. Initialement, des germes, généralement de la taille d'un pixel, sont choisis. A partir de ces derniers, des régions sont construites par ajout de pixels adjacents et similaires (valeurs identiques de niveau de gris, similarité colorimétrique...etc.).

- **Segmentation par division de région (split)**

La division [20] consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon un critère donné. Le principe de cette technique est de considérer l'image elle-même comme région initiale, qui par la suite sera divisée en régions.

- **Segmentation par fusion de région (Merge)**

L'idée de cette méthode est d'exploiter une image pré-segmentée, ce qui veut dire que l'image contient des régions dont l'homogénéité n'est pas vérifiée. Ces dernières sont regroupées successivement selon un critère donné jusqu'à l'obtention des classes homogènes [20].

- **Segmentation morphologique (LPE)**

La ligne de partage des eaux est l'outil de segmentation par excellence en morphologie mathématique [21].

La Ligne de Partage des Eaux (LPE) est une technique de segmentation d'image assez répandue. Cet outil consiste à chercher les contours des bassins versants dans l'image à segmenter. Après avoir déterminé les contours de ces bassins qui forment les minima locaux, on obtient une carte de régions. L'inconvénient majeur de cette technique réside dans sa sensibilité au nombre de germes (généralement les minima locaux) qui s'avère, souvent, à une sur-segmentation de l'image (figure 2.2).

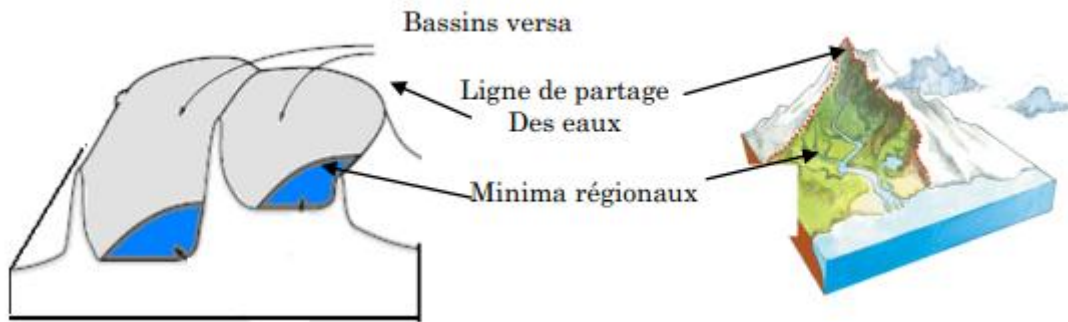


Figure 2.2. Ligne de partage des eaux

i. Minima régionaux, bassins versants et LPE

La notion de LPE est étroitement liée à celle de minimum régional. Nous rappelons qu'un minimum régional (figure 2. 3) est un ensemble connexe de pixels d'altitude constante [22]. Une manière de déterminer les minima régionaux d'une image peut consister en l'expérience suivante : considérons le relief sous un nuage de pluie. Une goutte d'eau tombant en un point x va couler le long du relief et va finalement rejoindre le fond d'une vallée : un minimum régional.

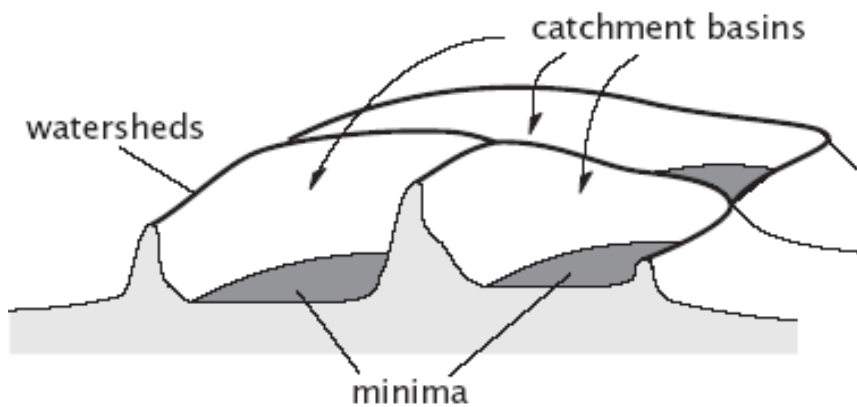


Figure 2.3. Illustration de la LPE

ii. Marqueurs

La première technique pour éviter la sur-segmentation est d'utiliser des marqueurs (figure 2.4) qui ont pour rôle d'imposer la présence de certains bassins versants seulement de manière à contraindre la topologie de la LPE [22].

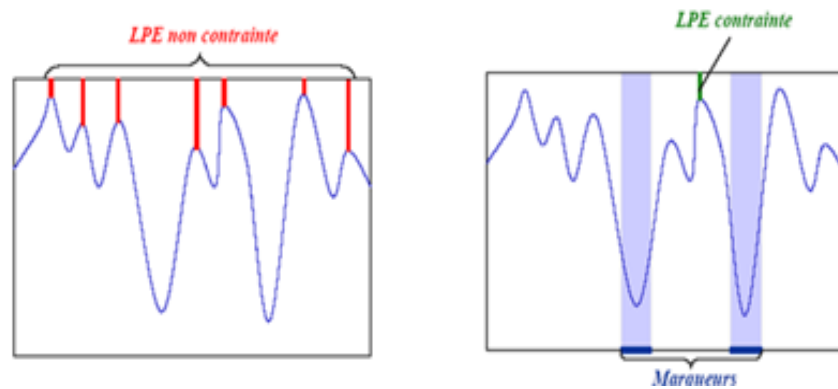


Figure 2.4 : les marqueurs

iii. Les points clefs de la segmentation par LPE

Nous avons vu que les algorithmes de segmentation par ligne de partage des eaux divisent en trois étapes :

1. Extraire des marqueurs des régions à segmenter.
2. Déterminer l'image sur laquelle on calcul la LPE (image gradient le plus souvent).
3. Calculer la LPE associée aux marqueurs.

La LPE s'avère être une technique puissante de segmentation, à partir du moment où les étapes préparatoires (1 et 2) qui lui sont associées sont correctement effectuées : la segmentation finalement obtenue est en effet entièrement conditionnée par les marqueurs sélectionnés et l'image sur laquelle la LPE est calculée. L'exemple de la figure 2.5 est une illustration, il s'agit ici de segmenter des cellules musculaires séparées sur l'image par des filaments clairs. Cet exemple est particulier car on peut calculer directement la LPE sur l'image originale. Soulignons que les lignes de séparation entre les différentes cellules présentent de fortes irrégularités locales d'intensité [22].

A chaque cellule est associé un et un seul marqueur connexe localisant très approximativement les régions à extraire (nous avons obtenus ces marqueurs "à la main" en les choisissant parmi les minima régionaux de l'image). La LPE est calculée directement sur l'image originale. Nous constatons que certaines cellules ont été mal segmentées

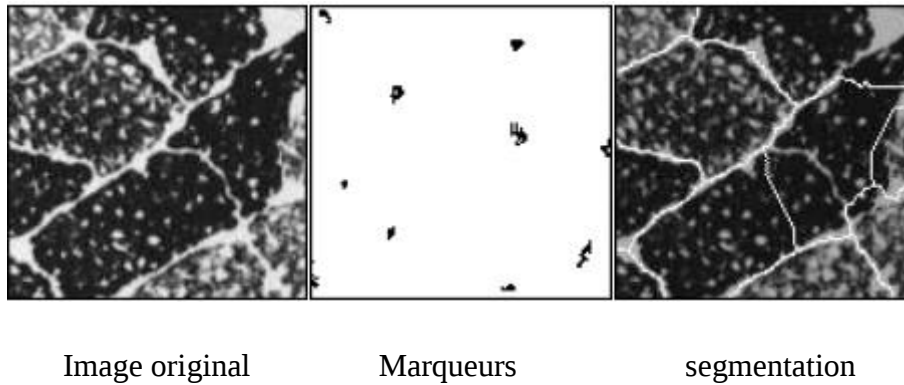


Figure 2.5. Exemple 'Muscle' la segmentation des cellules est délicate.

2.3.3. Approche coopérative

La segmentation par coopération régions-contours suscite un grand intérêt. Elle consiste en une coopération entre la segmentation par régions et la segmentation par contours [23]. Globalement, une approche contour permet la localisation des contours non continus donc difficilement utilisables. En y joignant une approche région dont les caractéristiques sont l'obtention de zones fermées et homogènes, elle peut ainsi pallier les faiblesses de chacune des techniques: la faible précision du contour (approche région) et l'obtention de régions non fermées (approche contour).

2.4. L'extraction des caractéristiques

a) Objectif de la caractérisation

Dans le cadre de ce mémoire, on s'intéresse à quelques caractéristiques morphologiques basées sur des outils de traitement d'images, et discuter leurs efficacités dans la caractérisation des lésions mammaires.

b) La morphologie mathématique (MM)

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. Cette méthode qui a vu le jour à l'Ecole des Mines de Paris, entre 1964 et 1968, sous l'impulsion de G. Matheron puis de J. Serra, a donné lieu depuis, à de nombreux développements. Le développement de la morphologie mathématique a été inspiré par des problèmes de traitement d'images. Elle fournit en particulier des outils de filtrage, segmentation, quantification et modélisation d'images [1].

Chapitre 2 : Segmentation des images médicale

Dans ce qui suit, nous présentons les éléments de base de la morphologie mathématique.

c) Transformations morphologiques élémentaires

- **L'élément structurant**

Les transformations morphologiques reposent sur le concept de transformation géométrique d'une image par un élément structurant. L'élément structurant (ES) est un masque de forme quelconque dont ses éléments forment un motif [24].

- **Les définitions**

Définition de l'élément structurant : L'élément structurant est un objet de référence permettant d'étudier les images en NG ou bien les objets binaires à l'aide d'opérateurs (réunion, intersection) [24]. Il est caractérisé par sa forme et sa taille (figure 2.6).

L'élément structurant est déplacé de façon à ce que son centre x passe successivement par toutes les positions possibles dans l'image binaire.

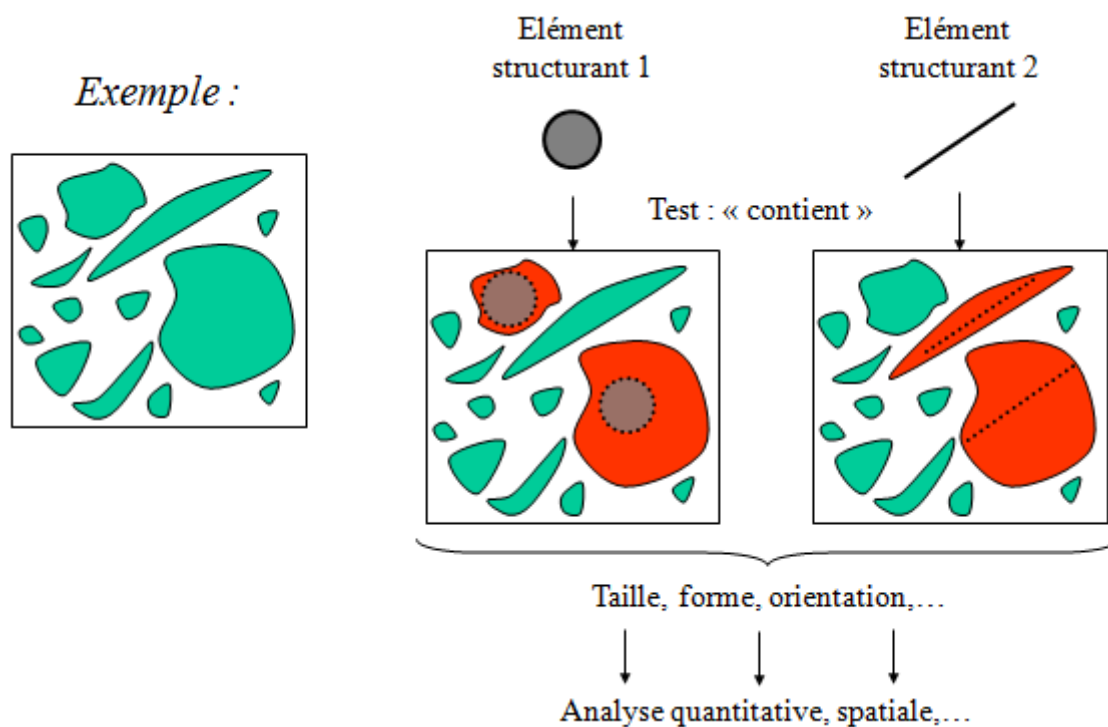


Figure 2.6. Les éléments structurants.

Chapitre 2 : Segmentation des images médicale

Définition de la dilatation morphologique: Soit X un sous-ensemble de E [1]. La dilatation morphologique de X par un élément structurant B , noté $D^B(X)$, est définie par l'ensemble des points x de l'espace pour lesquelles B_x présente une intersection non vide avec X :

$$DB(X) = \{x : X \cap Bx \neq \emptyset\} \quad (2.13)$$

Définition de l'érosion morphologique : L'érosion d'un ensemble X par un élément structurant B , noté $E^B(X)$, est l'ensemble des points x de l'espace pour lesquels B_x est contenu dans X :

$$EB(X) = \{x : Bx \subseteq X\} \quad (2.14)$$

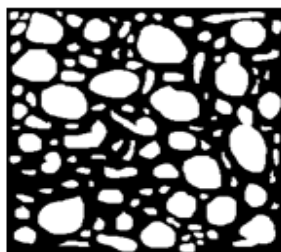
Algorithme 1 : Erosion ou Dilatation d'une image binaire (figure 2.7) par un ES (3 x3)

- Début
- Chargement de l'image d'entrée
- Pour tous les pixels de l'image faire :
- Choisir une fenêtre de taille 3×3
- Si pixel=blanc et s'il est $\neq$ de l'un de ses 8 voisins
- Alors pixel=noir.

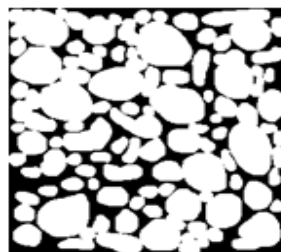
Pour la dilatation :

- Si pixel=noir et s'il est $\neq$ de l'un de ses 8 voisins
- Alors pixel=blanc
- Affichage et/ou stockage de l'image érodée

Fin.



a)



b)



c)

Figure 2.7. Erosion ou Dilatation d'une image binaire avec a) image initiale, b) image dilatée, c) image érodée.

Chapitre 2 : Segmentation des images médicale

Définition de l'ouverture morphologique : L'ouverture morphologique d'un ensemble X , notée $X \circ B$, est l'érosion suivie d'une dilatation avec B :

$$X \circ B = DB_s (EB(X)) \quad (2.15)$$

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 :

$$X \circ B = DB (EB(X)) \quad (2.16)$$

En inversant l'ordre des opérations utilisées pour définir l'ouverture, nous obtenons une nouvelle opération appelée fermeture.

Définition de la fermeture morphologique : La 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 :

$$X \bullet B = EB (DB(X)) \quad (2.17)$$

Algorithme 2: Ouverture et fermeture d'une image binaire par un (ES) 5 x5

-Début

- Chargement de l'image d'entrée.

Pour l'ouverture

- Effectuer une érosion de l'image d'entrée.

- Effectuer une dilatation de l'image érodée.

Pour la fermeture on change l'ordre

- Affichage et/ou stockage de l'image de sortie.

Fin.

• Propriétés de base des transformations morphologiques

Les transformations morphologiques sont dotées de propriétés importantes dont nous rappelons des à présent les définitions. Ces propriétés à base des opérateurs morphologiques sont celles relatives aux opérations sur les ensembles [1].

1) Extensivité

Extensivité ψ sera dite extensive si et seulement si son résultat est plus grand que l'ensemble ou la fonction de départ :

$$\forall X \in P(\mathbb{R}^2), X \subseteq \Psi(X) \text{ ou } \forall f \in F, f \leq \Psi(f)$$

2) Croissance

Croissance ψ sera dite croissante si et seulement si elle préserve l'ordre :

$$\forall X, Y \in P(\mathbb{R}^2), X \subseteq Y \Rightarrow \Psi(X) \subseteq \Psi(Y) \text{ ou } \forall f, g \in F, f \leq g \Rightarrow \Psi(f) \leq \Psi(g)$$

3) Idempotence

Une transformation ψ est dite idempotente si, appliquer plusieurs fois ψ revient à appliquer ψ une seule fois : $\psi \circ \psi = \psi$

4) Dualité

Dualité enfin, deux transformations ψ_1 et ψ_2 sont duales si et seulement si appliquer l'un revient à appliquer l'autre sur le complémentaire de l'ensemble puis à complémentar, Le résultat final :

$$\forall X \in P(\mathbb{R}^2), \Psi_1(X) = (\Psi_2(X^c))^c \text{ Ou } \forall f \in F, \Psi_1(f) = -(\Psi_2(-f))$$

a) les gradients morphologiques

A partir de la dilatation et de l'érosion morphologique, on définit les gradients morphologiques comme des résidus de ces transformations. Le gradient morphologique (symétrique) est défini comme le résidu de la dilatation et de l'érosion :

$$Grad_B(X) = D^B(X) - E^B(X) \quad (2.18)$$

Il est possible de définir le gradient morphologique à partir d'un couple d'éléments structurants quelconque. On définit ainsi le gradient par dilatation et le gradient par érosion en considérant une des deux transformations de taille nulle (c'est-à-dire égale à l'identité)

$$Grad^+(f) = \delta_B(f) - f \quad Grad^-(f) = f - \varepsilon_B(f) \quad (2.19)$$

b) Top-hats : chapeau haut de forme

- **Définition de la méthode de Chapeau haut de forme blanc** : ou (WTH) (white top-hat, en anglais), est défini comme la différence algébrique entre l'identité (f) et son ouverture $O^B(f)$ tel que :

$$WTH_B(f) = f - O^B(f) \quad (2.20)$$

Par symétrie, pour extraire les Vallées ou ressortir les structures sombres de l'image on définit le chapeau haute forme noir

- **Définition de la méthode de chapeau haut de forme noir** : ou (BTH) (black top hat, en anglais) est défini comme la différence algébrique entre la fermeture $F^B(f)$ et l'identité (f) tel que

$$BTHB(f) = F^B(f) - f \quad (2.21)$$

2.5. Conclusion

Ce que nous avons présenté dans ce chapitre n'est qu'une présentation générale des méthodes de segmentation qui existent. A savoir celles de l'approche contour, de l'approche région ou de l'approche coopérative.

Nous avons entamé en détail la technique de détection des contours ou encore la méthode ensemble de niveaux (Level set). Ensuite, nous avons décrits une technique de segmentation d'images puissant et souple issu de la Morphologie Mathématique basée sur le concept de ligne de partage des eaux.

3.1. Introduction

Nous avons vu dans le chapitre précédent, qu'il existe plusieurs méthodes de segmentation par contour et par région. Pour cela, plusieurs chercheurs se sont intéressés aux approches coopératives. Dans ce type d'approche, la complémentarité des deux types de segmentation (approche contour et approche région) est exploitée.

Dans ce travail, nous faisons coopérer différentes méthodes de segmentation. Dans la première partie, nous avons appliqués la méthode de la ligne de partage des eaux, ensuite nous avons implémentés la méthode d'ensemble de niveau (level set) et nous terminons ce chapitre par une méthode coopérative basée sur (LPE/Level set).

3.2. Base de données

Dans ce travail, nous utilisons la base d'image mini-Mias (Mammography Image Analysis Society) [25]. 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 de format PGM avec une résolution spatial de 1024×1024 pixels pour chaque image, cette base contient 322 images sont répartie en 207 images normales, 38 images contient des masses et 169 contient autres anomalies. Dans cette étude, nous avons sélectionné 10 images pour tester la méthode que nous avons développée.

3.3. Format PGM

Le format PGM est un format d'enregistrement d'images non compressé relativement simple. Les images sont codées par des valeurs représentant les niveaux de gris de leurs pixels. Ces valeurs sont comprises entre 0 (noir) et 255 (blanc) [26].

Le format d'image PGM est composé d'une en tête de quelques lignes (contenant notamment les dimensions de l'image et des commentaires), suivi de la liste des niveaux de gris, enregistrés ligne par ligne.

3.4. Application de la méthode de la ligne de partage des eaux (LPE)

Parmi les méthodes de segmentation d'images basées sur l'utilisation des opérateurs morphologiques est la ligne de partage des eaux.

Pour décrire notre méthode qui est une extension de l'algorithme LPE, nous rappelons tout d'abord ce dernier et nous donnons sa formulation algorithmique.

Dans le chapitre 2, nous avons exposé le principe de fonctionnement de l'algorithme de la ligne de partage des eaux que nous allons utiliser. Comme nous l'avons expliqué, sur l'image gradient on applique la méthode LPE. Sur cette image, les larges zones de faible intensité du gradient correspondent aux zones homogènes de l'image. De plus, les zones étroites et de forte intensité correspondent aux zones de transitions, c'est-à-dire aux contours d'objets [21].

4.3.1. Synoptique de la démarche préconisée

Dans notre travail, nous avons utilisé la méthodologie suivante pour effectuer l'extraction des opacités (Figure 3.1) [33].

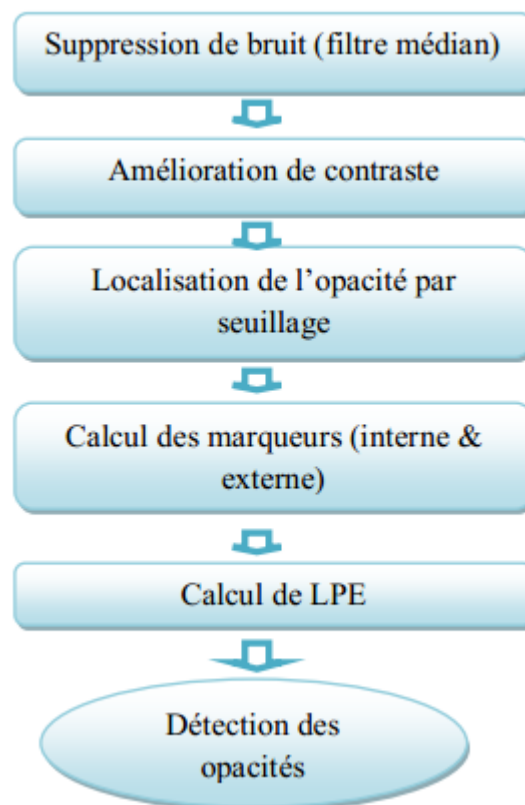


Figure 3.1. Structure générale de l'algorithme LPE pour la détection des opacités.

a) Prétraitements

Les images mammographiques que nous utilisons dans notre application sont bruitées et les niveaux de gris d'un même tissu dans une même zone ne sont pas homogènes. Il nous faut donc, les prétraiter avant de les segmenter pour améliorer leurs qualités.

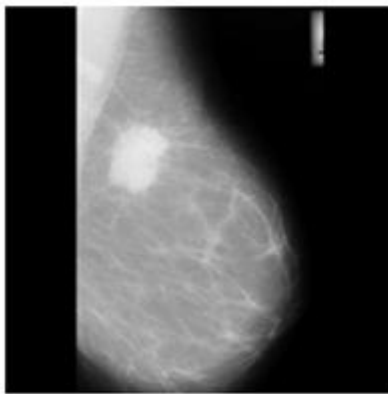
La partie prétraitement contient deux étapes : La suppression du bruit et le rehaussement du contraste des opacités.

Chapitre 3 : Résultats et Interprétations

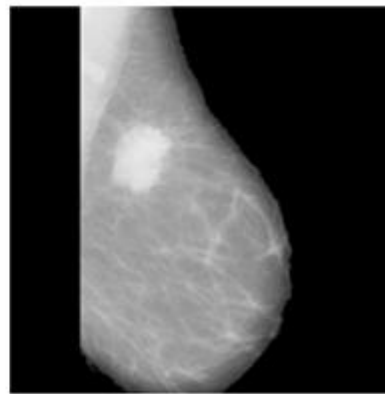
En imagerie médicale, la qualité d'image joue un rôle extrêmement important dans l'élaboration d'un diagnostic. Dans cette perspective, le filtrage constitue une étape de très grande importance dans le prétraitement.

Avant, un nettoyage primaire de l'image mammographique, nous avons appliqué un filtrage surfacique, ce qui signifie l'emploi d'une ouverture surfacique qui permet de supprimer les régions de très petites tailles dans des images binaire (figure 3.2).

Nous avons appliqué ensuite, un filtre médian [27], ce dernier trie les valeurs des points contenus dans une fenêtre, puis il garde l'intensité médiane. Ce filtre non linéaire permet d'écarter les valeurs aberrantes. Le résultat du filtre est présenté dans la figure 3.3.

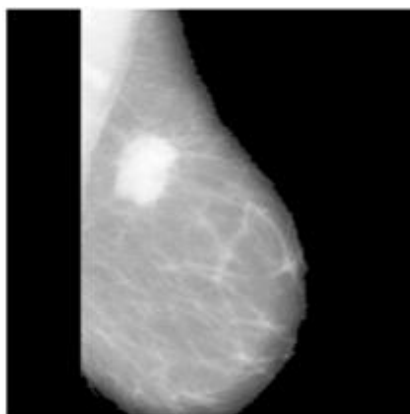


a) Image originale

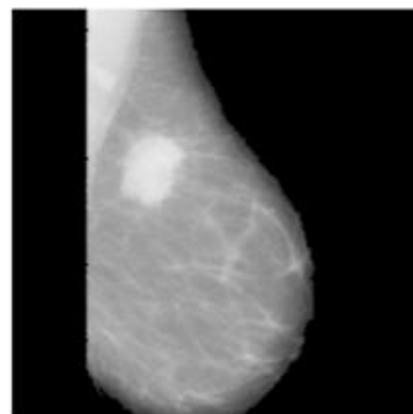


b) Image filtrée

Figure 3.2. Application du filtre surfacique.



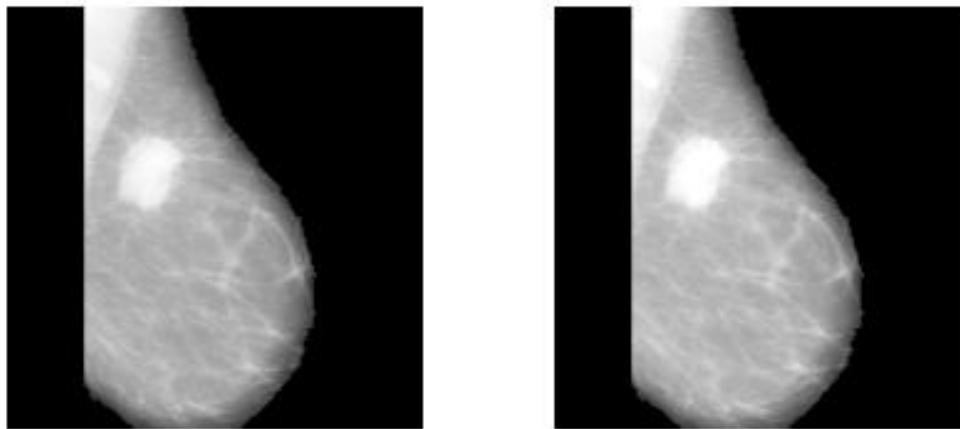
a) Image originale



b) Image filtrée

Figure 3.3. Application du filtre médian.

Après le filtrage de l'image, une amélioration de contraste est effectuée pour mettre en évidence toutes les taches de hautes fréquences.



a) Image originale

b) Image améliorée

Figure 3.4. Amélioration d'image.

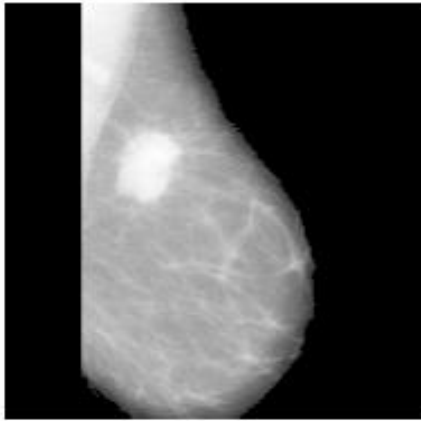
b) Pré-segmentation

Après l'augmentation de contraste des images filtrées, nous avons obtenu des images claires. Alors, cette partie contient plusieurs étapes :

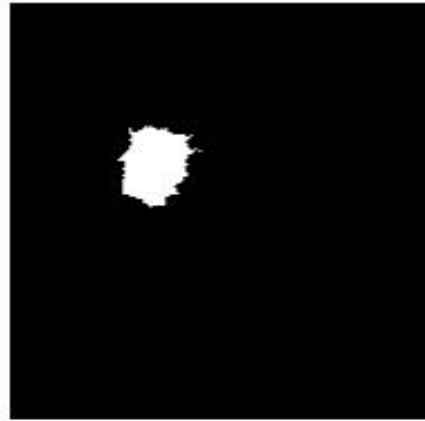
Etape 1 : Seuillage

Le problème majeur du seuillage d'images est que l'on considère seulement les intensités des pixels et non les relations de voisinage entre eux. Pour un seuil choisi, le compromis régions/pixels doit toujours être respecté. Le choix du seuil est important car le niveau de gris change d'une image à l'autre (figure 3.5).

Pour accomplir un bon travail, nous avons jugé nécessairement l'utilisation d'une érosion. Cette opération est réalisée sur des images binaire à partir d'un élément structurant (disque de taille 1). Suite à cette action, nous avons appliqué un étiquetage ce qui signifie comme un ensemble de pixels connexes, le résultat de cette opération est une image de même dimension que l'image originale, mais dont la valeur d'un pixel est le numéro de la région à laquelle il appartient. Par conséquent, si l'image contient N régions, nous aurons pris soin d'attribuer les étiquettes de 0 à $1 - N$.



a) Image originale



b) Image seuillée

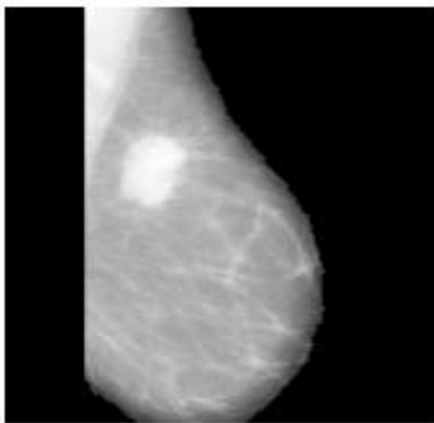
Figure 3.5. Image segmentée par la méthode du seuillage.

Etape 2 : Les marqueurs interne & externe

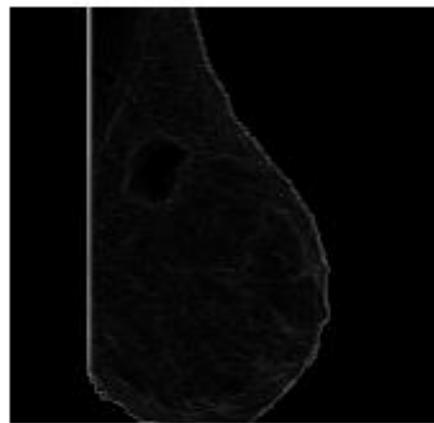
Nous avons introduit sur l'image originale le gradient morphologique, puis nous avons calculé des marqueurs interne/externe.

Parmi les différents gradients qui existent, nous nous intéressons au gradient morphologique.

Autrement dit, il suffit donc de dilater et d'éroder l'image en niveau de gris. Les gradients ont pour rôle de mettre en évidence les contours (figure 3.6).



a) Image originale



b) Image gradient

Figure 3.6. Gradient morphologique.

Après le gradient morphologique, nous avons calculé la fonction distance (figure 3.7).

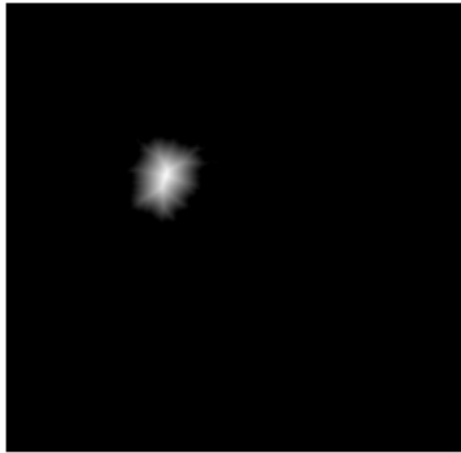
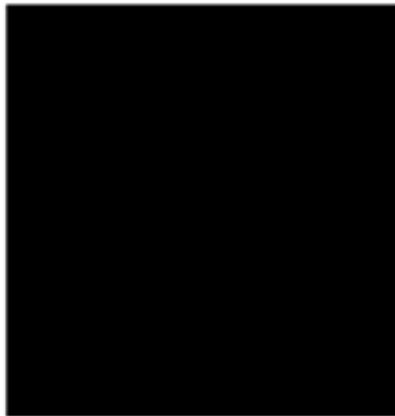


Figure 3.7. Fonction distance.

Après le gradient morphologique et la fonction distance. Nous avons calculé les marqueurs [23]

- **Marqueur interne** : le principe d'un marqueur est de marquer la région à segmenter. C'est le point le plus lumineux de la fonction distance (figure 3.8.a).
- **Marqueur externe** : pour marquer idéalement le fond, nous avons dilaté l'opacité (image segmentée) avec un élément structurant de taille 4 (figure 3.8.b).



a) Marqueur interne



b) Marqueur externe

Figure 3.8. Les marqueurs.

Etape 3 : calcul de la LPE

Dans cette étape, nous possédons toutes les données nécessaires pour calculer la LPE sur l'image gradient afin de détecter d'une manière précise les contours des opacités (figure 3.9)

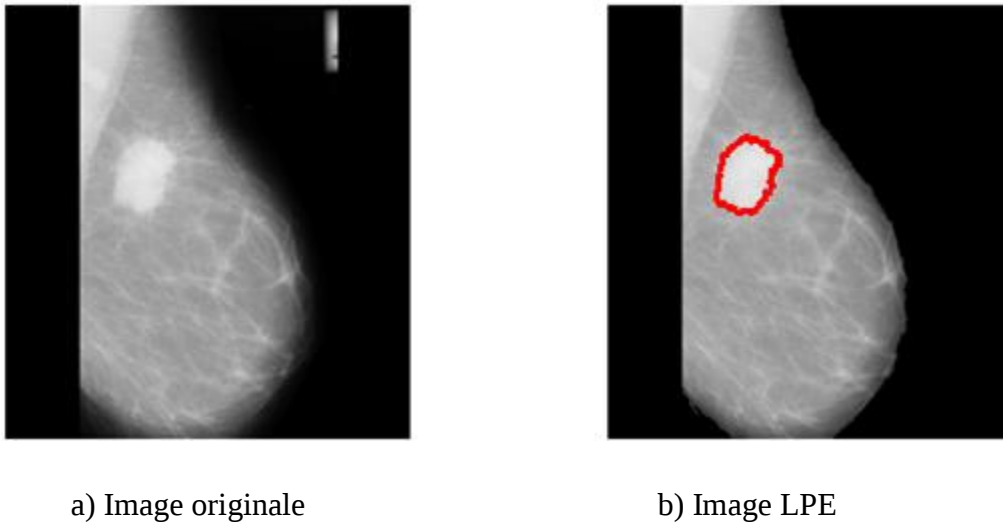


Figure 3.9. Le résultat de LPE

4.3.2. Résultat et discussion

La segmentation par la ligne de partage des eaux est appliquée sur des images mammographies réelles (format PGM). La figure 3.10 montre les résultats que nous avons trouvés.

Nous avons utilisé quelques techniques de prétraitement comme le filtre médian puis nous avons appliqué quelques opérateurs morphologiques tels que l'ouverture surfacique et l'érosion pour améliorer nos images ainsi, nous avons procédé à une segmentation par la LPE contrôlée par des marqueurs.

En fin, nous remarquons que les résultats de la segmentation sont satisfaisants et la méthode LPE produite des résultats clairs.

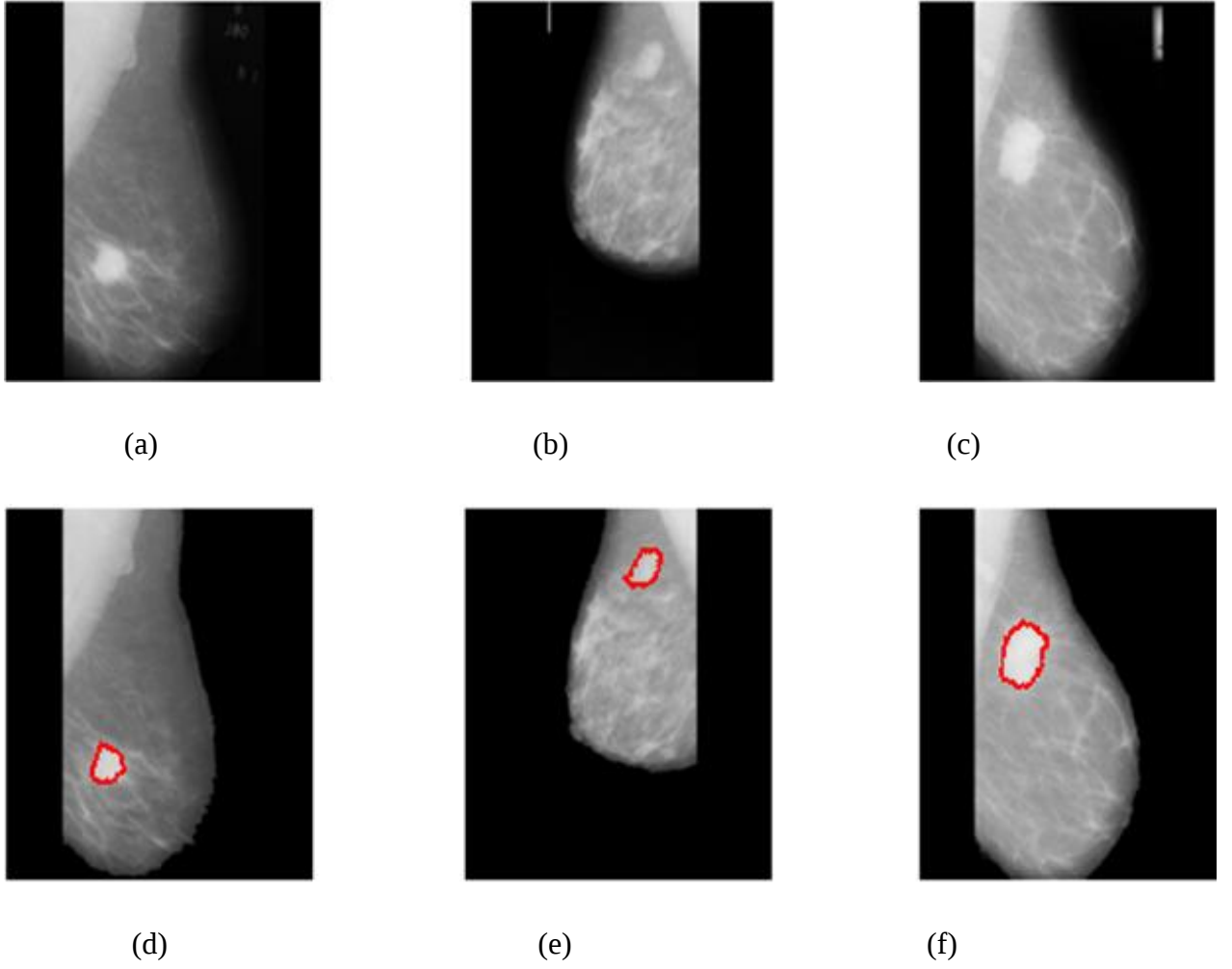


Figure 3.10. Exemples de la détection des opacités pour les images : (a) image mdb023, (b) image mdb015, (c) image mdb184, (d, e, f) résultats de segmentation.

3.5. Application de la méthode de level set

L'idée de base de la méthode de level set est de considérer une courbe (ou interface) en mouvement comme le niveau zéro d'une fonction de dimension plus élevée. Nous rappelons dans cette partie la méthode de level set.

L'approche level set consiste à représenter le contour C implicitement via une fonction continue $\phi(x, y)$.

$$\phi(x, y) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\begin{cases} \phi(x, y) < 0 & \text{si } (x, y) \text{ intérieur de } C(t) \\ \phi(x, y) = 0 & \text{si } (x, y) \text{ dans de } C(t) \\ \phi(x, y) > 0 & \text{si } (x, y) \text{ extérieur de } C(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

Où Ω désigne le plan entier de l'image.

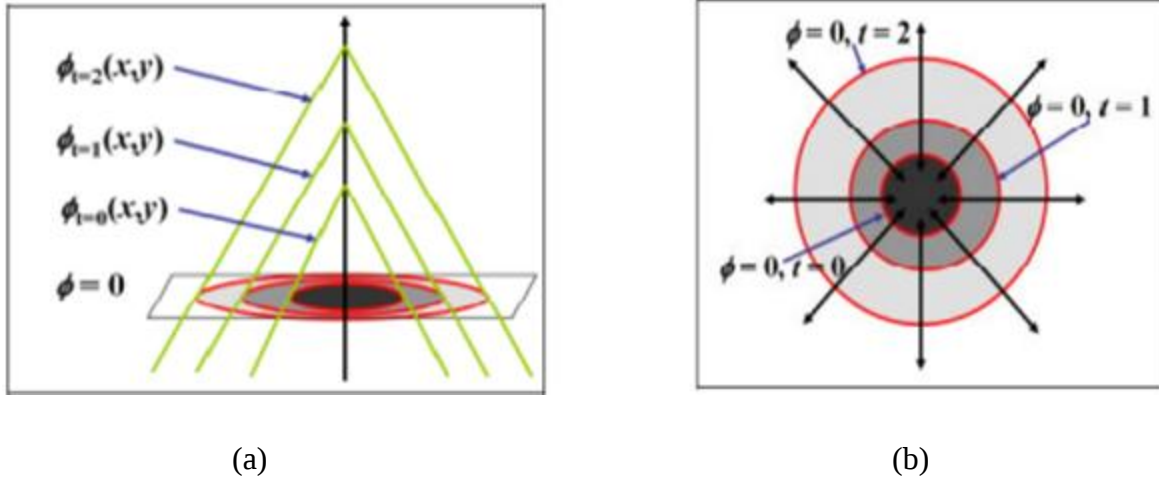


Figure 3.11. L'évolution de la fonction de level set et la propagation du contour correspondant, (a) la vue topologique de l'évolution de $\phi(x,y)$, (b) les changements du level set initial $C : \phi(x,y) = 0$.

Comme la fonction des level set $\phi(x,y)$ sur le plan de l'image Ω s'accroît depuis son étape initiale, l'ensemble correspondant du contour C c'est –à- dire le contour rouge sur la figure 3.11 se propage vers l'extérieur.

L'avantage principal de cette méthode est la possibilité de gérer automatiquement le changement de la courbe en évolution [28].

Dans la figure suivante, un schéma explique les principales étapes de l'algorithme de level set.

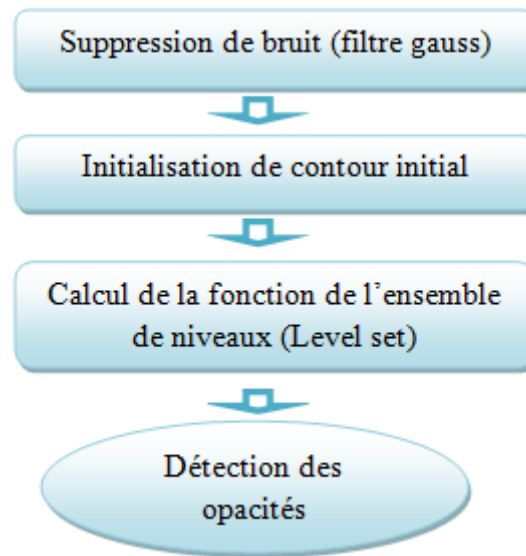


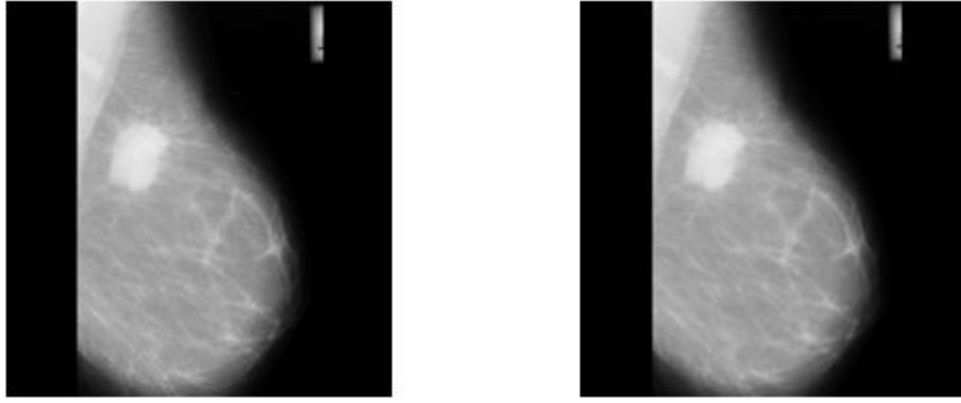
Figure 3.12. Structure générale de l'algorithme Level set pour la détection des opacités.

Nous avons commencé ce travail par une étape de prétraitement, cette étape consiste à améliorer les images pour faciliter la détection de contour par l'algorithme de level set.

Etape 1 : Suppression de bruit

Nous appliquons à l'image initiale un filtre gaussien [29] de variance égale à 1.5 afin d'éliminer l'effet de discrétisation qui se trouve entre les pixels situés à la frontière de l'objet.

L'intérêt du filtre gaussien est que le degré de filtrage peut être facilement réglé à travers le paramètre, écart type de la gaussienne (figure 3.12). Aussi ce filtre accorde une grande importance au pixel à traiter, qui est une combinaison linéaire de ses plus proches voisins, et diminue cette importance au fur et à mesure que l'on s'éloigne de celui-ci. Ce qui modifie peu ses caractéristiques locales (contours).



a) Image originale

b) Image filtrée

Figure 3.13. Filtre de gauss.

Etape 2 : Initialisation du contour

Pour localiser bien l'opacité, il faut initialiser bien le contour et les paramètres sont choisis suivants la taille de la tumeur à détecter.

Où Ω_0 est un sous ensemble dans le domaine de l'image Ω et $\partial \Omega_0$ sont tous les points sur la frontière de Ω_0 .

$$\phi_0 = \begin{cases} -d & (x, y) \in \Omega - \partial \Omega_0 \\ 0 & (x, y) \in \partial \Omega_0 \\ d & \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (3.2) [29]$$

Avec d : une fonction strictement positive.

Après l'opération de filtrage, nous appliquons à l'image la méthode de level-Set décrit précédemment dans le but d'extraire le contour de la pathologie. La courbe C utilisée dans notre cas est un rectangle de faible diamètre appliqué à proximité de la pathologie comme il est illustré sur la figure 3.14.

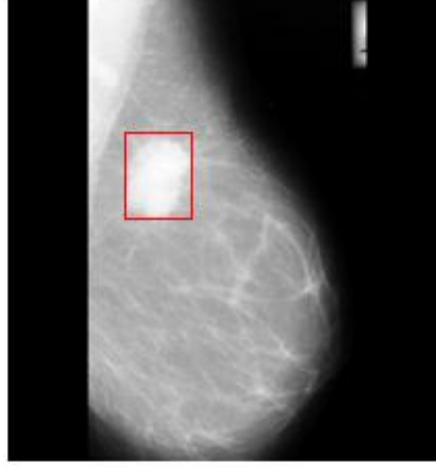


Figure 3.14. Initialisation du contour.

Etape 3 : Evolution de la fonction level set

L'évolution de la fonction level set est représentée par la carte de gradients. Cette carte est utilisée pour arrêter le contour en évolution sur la frontière de l'objet désiré. Habituellement, c'est une fonction positive et régulière $g(\varphi(x, y))$ qui décroît tel que $\lim_{t \rightarrow \infty} g(t) = 0$

$$g(\varphi(x, y)) = \frac{1}{1 + \varphi(x, y)} \quad (3.3)$$

Où $\varphi(x, y)$ est une carte des gradients de l'image [30].

Nous utilisons la fonction dirac pour faire évoluer le contour. Où ε la constante régularise la fonction de dirac elle est définie par :

$$\delta\varepsilon(x) = \begin{cases} 0 & |x| > \varepsilon \\ \frac{1}{2\varepsilon} \left[1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right] & |x| \leq \varepsilon \end{cases} \quad (3.4)$$

Le pas temporel est un paramètre très important sa valeur influe sur la stabilité de l'évolution de la courbe de level set, pour cela, il faut le bien choisir. Dans notre application le pas temporel égale à 5.

La figure 3.15 donne les résultats obtenus par la méthode de level-set (nombre d'itération égal à 100). L'exécution de l'algorithme est très lente, nous pouvons remarquer que le contour de la courbe initiale prend parfaitement la forme du contour de l'opacité.

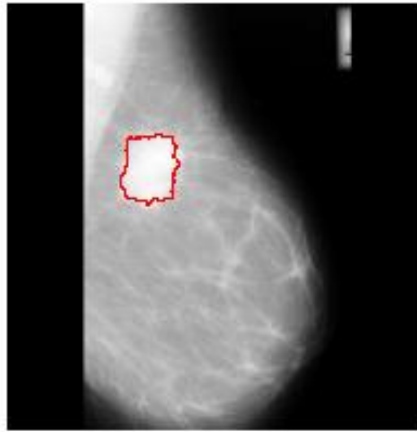


Figure 3.15. Segmentation par la méthode level set pour $n=100$.

- **Résultat et discussion**

Pour étudier les performances de la méthode Level Set, nous avons testé cette méthode sur des images réelles de la base de données Mias, nous avons montré que la courbe est déplacée progressivement vers la forme de l'opacité.

L'image à segmenter comporte une grande quantité de données mais généralement cette image est bruitée par des pixels indésirables, donc il est indispensable de passer par l'étape de prétraitement. Nous avons appliqué à l'image initiale un filtre gaussien de variance égale à 1.5. Après l'opération de filtrage, nous avons appliqué à l'image la méthode de level-Set dans le but d'extraire le contour de la pathologie (figure 3.16).

Ce modèle donne des résultats satisfaisants, suivant la qualité d'image et le temps d'exécution.

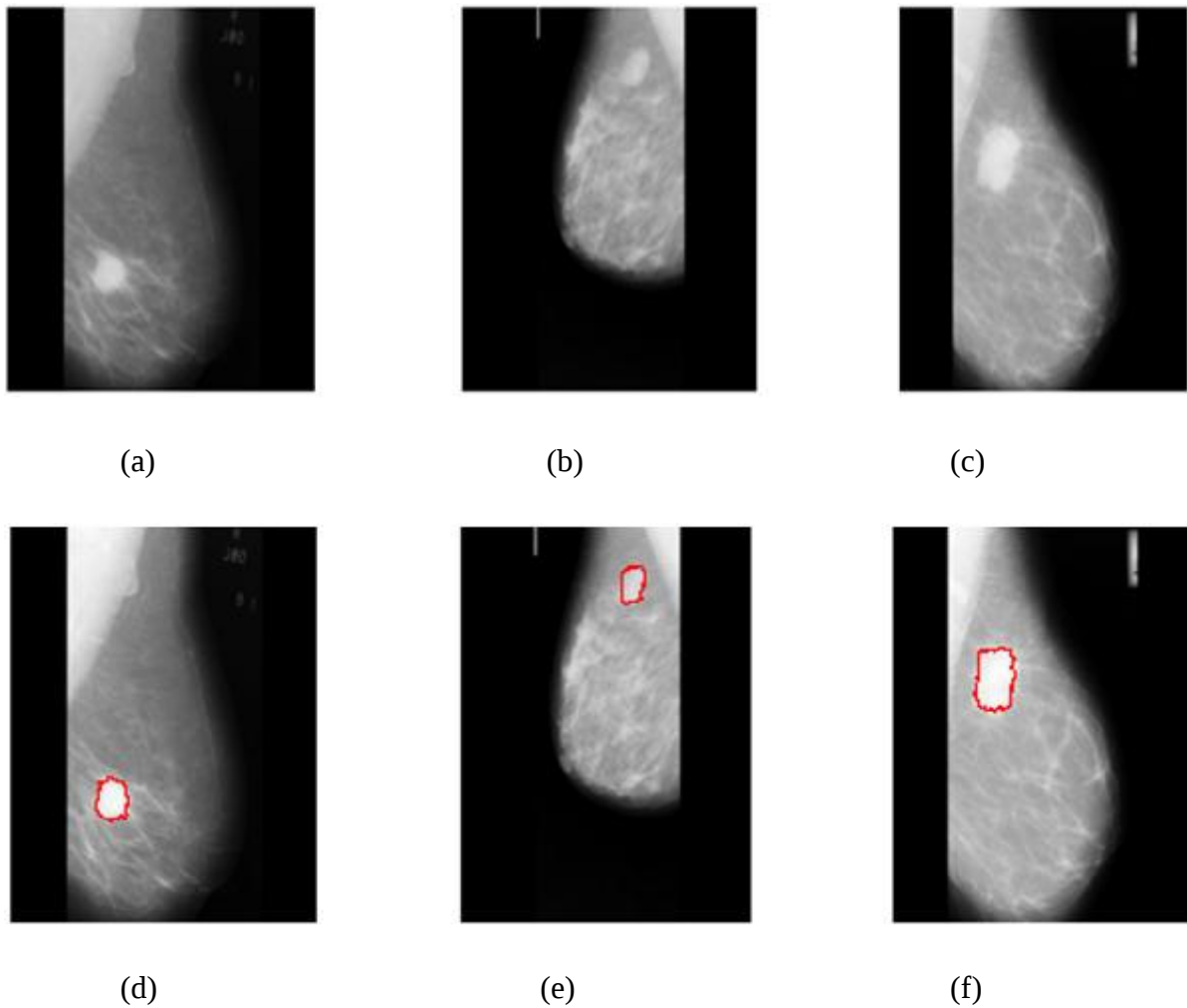


Figure 3.16. Exemples de la détection des opacités par la méthode Level set pour les images : (a) image mdb023, (b) image mdb015, (c) image mdb184, et les images (d, e, f) résultats de segmentation.

3.6. La coopération en segmentation d'image

Comme nous l'avons déjà précisé, il existe plusieurs approches de segmentation d'images, chacune agit de manière différente et utilise des attributs différents. De plus, chaque méthode ayant ses avantages et ses limites d'utilisation selon le problème à résoudre. Dans notre travail, nous visons à utiliser les avantages de plusieurs méthodes en même temps. Ceci est réalisé grâce à la coopération. En effet, les méthodes coopératives apportent une meilleure segmentation des images.

Il existe trois formes de coopération région-contour :

a) Coopération séquentielle : L'une des techniques de segmentation région ou contour. La segmentation par contour est réalisée en premier lieu. Son résultat va être exploité

par l'autre technique pour renforcer la définition des critères ou des paramètres de la segmentation. L'intégration de l'information provenant de la segmentation par contours dans une segmentation par régions est l'une des formes de coopération les plus courantes.

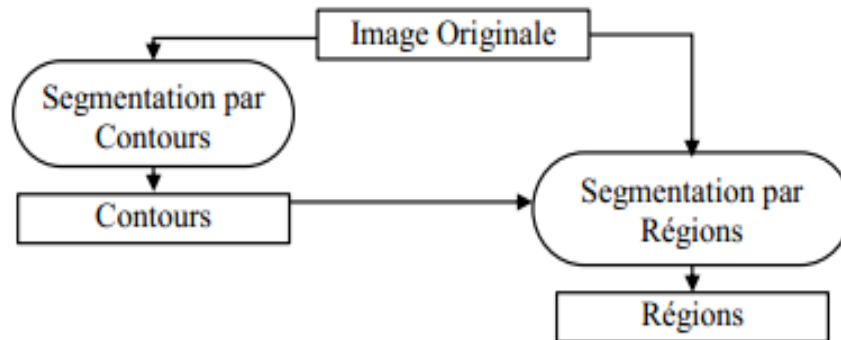


Figure 3.17. Principe de la coopération séquentielle.

b) Coopération des résultats : Les deux types de segmentation seront réalisés indépendamment, la coopération concernera leurs résultats qui seront intégrés afin d'atteindre une meilleure segmentation.

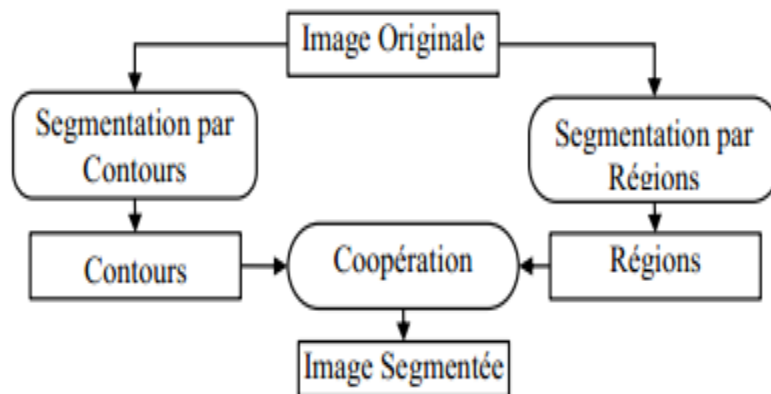


Figure 3.18. Principe de la coopération des résultats.

c) Coopération mutuelle : Les deux types de segmentation coopéreront mutuellement au cours de leur processus d'exécution. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables [31].

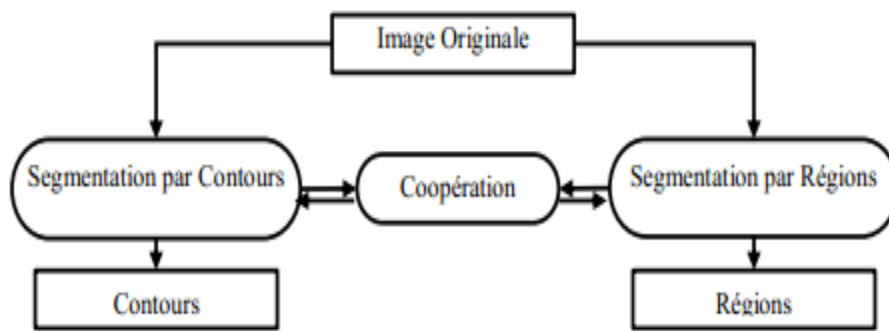


Figure 3.19. Principe de la coopération mutuelle.

3.6.1. La coopération entre LPE et level set

Notre méthode repose sur l'application des algorithmes de la ligne de partage des eaux (LPE) et Level set pour obtenir de bons résultats dans la détection des opacités, afin de montrer l'intérêt de l'approche proposée.

Ensuite, nous avons utilisé les résultats de la LPE pour l'initialisation de l'algorithme des level set dans le but de résoudre le problème de choix du contour initial.

Cette méthode consiste à répéter les étapes suivantes :

- En commençons par une étape de prétraitement pour améliorer le contraste et éliminer le bruit.
- On lance la partie LPE pour bien localiser la tumeur.
- Ensuite, on prend les résultats de LPE pour l'initialisation de level set.
- On lance la méthode de level set dont le but est de visualiser les contours.

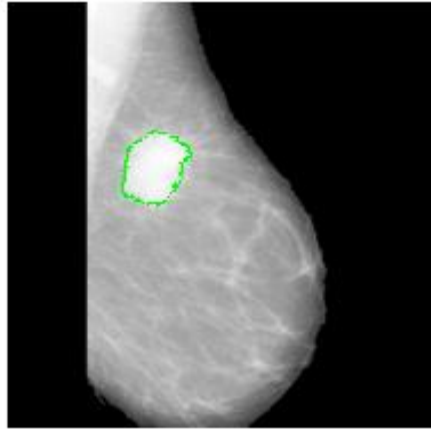


Figure 3.20. Segmentation par la méthode coopérative entre LPE/ Level set.

3.6.2. Résultat et discussion

Nous présentons dans cette partie quelques exemples de résultats expérimentaux (Figure 3.21) obtenus à partir de la méthode coopérative entre LPE et Level set, les testes ont été implémentés avec Matlab R2008. La méthode conserve la bonne localisation et la bonne détection des contours.

De meilleurs résultats ont été obtenus par la méthode proposée, justifiant sa performance par rapport au temps d'exécution et à la précision des résultats.

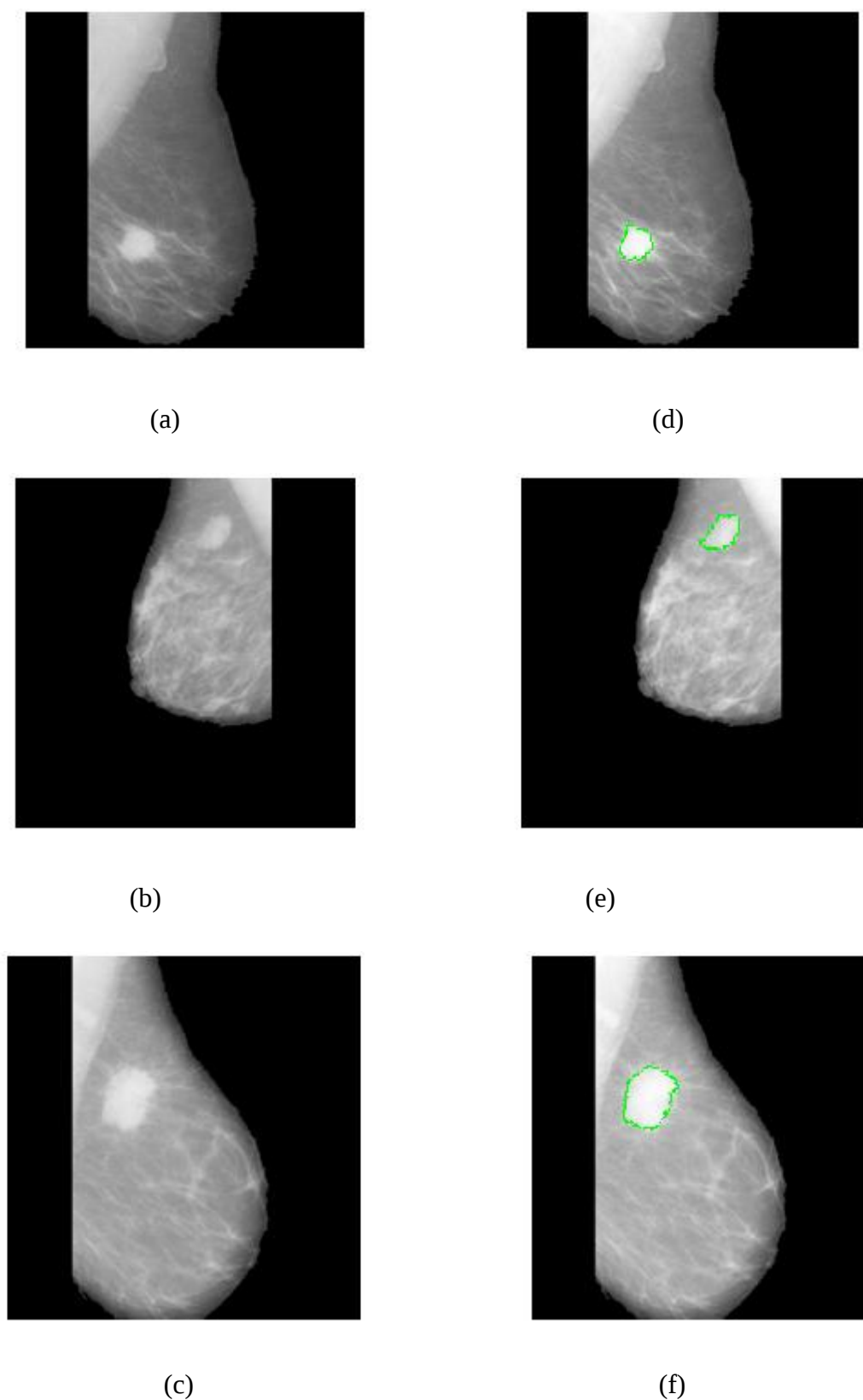


Figure 3.21. Exemples de la détection des opacités par la méthode coopérative entre LPE & Level set pour les images : (a) image mdb023, (b) image mdb015, (c) image mdb184, (d, e, f) résultats de segmentation.

3.7. Environnement du travail

Pour ce travail, nous avons utilisé l'environnement Matlab. Ce dernier permet le travail interactif soit en mode commande, soit en mode programmation, tout en ayant toujours la possibilité de faire des visualisations graphiques [32]. Il possède les particularités suivantes :

- Puissance de calcul
- La continuité parmi les valeurs entières, réelles et complexes
- L'étendue de gamme des nombres et leurs précisions
- La compréhension de la bibliothèque mathématique
- L'inclusion des fonctions d'interface graphique et des utilitaires dans l'outil graphique
- La possibilité de liaison avec les autres langages classiques de programmations.

3.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé et appliqué la méthode coopérative entre LPE & Level set.

Dans le but d'une segmentation automatique des images mammographiques, nous avons utilisé l'algorithme level set qui évolue, directement, à partir de la segmentation initiale par la méthode LPE.

Les résultats obtenus, montrent une bonne segmentation pour l'ensemble des données, à savoir la taille et la position des opacités.

La segmentation d'images est une étape cruciale dans tout processus d'analyse d'images. Elle consiste à préparer l'image afin de la rendre plus exploitable par un processus automatique telle que l'interprétation. Il existe deux grandes approches purement locales. L'approche contour consiste à localiser les frontières des régions, elle est basée sur la notion de dissimilarité. Parmi ces point fort : sa simplicité et sa rapidité mais elle donne parfois des contours ouverts. L'approche région consiste à réunir les pixels connexes dans une région homogène, elle est basée sur la notion de similarité. Elle est simple et rapide mais l'utilisation uniquement des informations locales donne parfois de mauvais résultats (sous-segmentation, sur-segmentation). La coopération de ces deux approches qui sont par nature dual améliore le résultat de la segmentation.

L'objectif de notre travail est consacré sur la segmentation des opacités à partir d'images mammographiques basée sur la méthode coopérative pour :

- Augmenter la qualité de l'image.
- Faciliter la détection des opacités du sein.
- Aider au diagnostic pour le radiologue.

Dans le premier temps, les images mammographiques ont été prétraitées afin d'éliminer le bruit et augmenter le contraste.

Ensuite, nous avons appliqués la méthode de la ligne de partage des eaux. Celui-ci permet de partitionner l'image en un ensemble de régions de différentes formes et taille. Ensuite, nous avons utilisé les résultats de la LPE pour l'initialisation de l'algorithme de level set dans le but de résoudre le problème de choix du contour initial.

Le grand avantage de notre algorithme est de conserver la forme ainsi l'information sur le contour, qui sont des notions importantes dans le diagnostic des opacités mammaire.

Les résultats trouvés sont satisfaisants, ce qui nous a permet de dire, que l'utilisation d'une méthode combinée entre plusieurs algorithme de segmentation permet de donner des meilleurs résultats de segmentation.

Résumé

Actuellement, la phase de segmentation constitue une étape importante dans le traitement et l'interprétation des images mammographiques. Rappelons que ces images réelles de la base de données mini- Mias et le but rechercher est d'isoler les opacités.

Parmi les méthodes de segmentation existantes on peut distinguer deux grands types d'approches : les approches guidées par les données, utilisant l'information sur les niveaux de gris, et les approches à base de modèles, exploitant de connaissance a priori.

Nous nous intéressons donc à l'étude et à la mise en œuvre de technique de coopérative s'appuie entre la méthode de la ligne de partage des eaux et la méthode de level set dans le but d'améliorer les résultats de segmentation.

Mots clés : segmentation, mammographiques, opacités, coopérative, la ligne de partage des eaux, level set.

Bibliographie

[1] 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, soutenue le 27 juin 2012.

[7] Mr hamza chekkaf, Mr ibrahim touil, « segmentation des masses dans les images mammographique », mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de master en informatique, 25 septembre 2012.

[9] A.Domart, J.Bourneuf. « Nouveau Larousse Médical ». Paris, 1990,1114 pages, ISBN 2-03-501303-8.

[10] Giovanni Palma, « détection automatique des opacités en tomosynthèse numérique du sein », mémoire pour l'obtention de grade de docteur, spécialité : signal et images, 23 février 2010. Postel-00005948, version 1-8 apr 2010.

[11] Jean- François Morère et all. « Le cancer du sein ». Springer, Paris, 2007, 173 pages, ISBN 9782-287-36071-8.

[14] Le système aide au diagnostic (CAD) en mammographie, disponible sur le net à l'adresse : <https://edite-de-paris.fr/public/phd/html/10194489.html>.

[15] Mme Naima Merzougui, « Un algorithme évolutionnaire pour la segmentation d'images basé sur le diagramme de voronoï »,mémoire pour l'obtention du diplôme de magister en l'informatique, université kasdi merbah-Ouargla,28-06-2012 .

[16] M^{elle} Dergal Latifa, « Détection de tumeurs cérébrales par ensemble de niveaux (level set) », mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de master en électronique biomédicale, 6 juillet 2011.

[17] M^{elle} belarouci sara & M^{elle} benmokhtar sara, « Méthode coopérative pour la segmentation d'images IRM cérébrales basée sur les techniques FCM et Level set », mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de master en signaux et images en médecine , 02 /07 /2012.

[18] Dirami Ahmed, « Segmentation d'images bruitées utilisant la dérivée topologique », thèse de doctorat en automatique, université Mouloud mammeri- Tizi ousou.

[19] M^{elle} Hadjer Laguel, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents », Projet de

Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état, Spécialité traitement d'image, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene.12 octobre 2010.

[20] Wael Eziddin, « Segmentation itérative d'images par propagation de connaissance dans le domaine possibilité : Application à la détection de tumeurs en imagerie mammographique », thèse de doctorat en STIC, Télécom Bretagne Ecole Doctorale- Sicma, soutenue le 14 juin 2012.

[21] Sarah Ghandour, « Segmentation d'images couleurs par morphologie mathématique : Application aux images microscopique », thèse pour l'obtention du doctorat de l'université de Toulouse, 12 juillet 2010.

[22] Corinne Vachier, « Extraction de caractéristiques, segmentation d'image morphologie mathématique », thèse pour obtenir le titre de docteur en morphologie mathématique, Ecole des mines de paris, 18 décembre 1995.

[23] M^{elle} Boussedi Rym Sabrine, M^{elle} Kenadil Meryem, « segmentation des tumeurs cérébrales par la ligne de partage des eaux sur des images IRM », mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme de master en électronique biomédicale, 03 juillet 2011.

[24] Mr A. Bessaid, Segmentationcours, université de tlemcen, master 1, 2012.

[25] M. Boukobza et M.Mimi. « Détection automatique de la présence d'anomalie sur une mammographie par réseau de neurones artificiels », courrier du savoir – N°13, Avril 2012, pp.103-108.

[27] Hatim idrissi kahmlichi, camélia benchkroun. Rapport traitement d'image.

[28] Mereim Hacini , « Filtrage anisotropique et segmentation par level set : Application aux images médicales », thèse pour obtenir le titre de magister en électronique, université Mentouri- Constantine, soutenue le 25.11.2009.

[29] L. Belkhodja, N. Benamrane, « Approche d'extraction de la région globale d'intérêt et suppression des artefacts radiopaques dans une image mammographique ».IMAGE'09 Biscra.

[30] Mesloub karima, « Analyse d'images IRM pour l'étude de la sclérose en plaques », mémoire de magister en automatique, université Mouloud mammeri, Tizi-Ouzou.

[31] Florence Huet- Guillemot. « Fusion d'images segmentées et interprétées, application au images aériennes », thèse pour obtenir le grade docteur en sciences traitement de l'image du signal, soutenue le 5 janvier 1999.

[32] M^{elle} Hadjidj Ismahen, « Approche Morphologique pour la segmentation d'images médicales, Magister en electronique biomédicale, mémoire 2011.

Webgraphie

[2] Tumeurs du sein, disponible sur le net: www.uvp5.univparis5.fr/wikinu/wikinu.../Lansac-Tumeurs_du_sein.

[3] Cancer de sein, disponible sur le net : www.ligue-cancer.net/localisation/sein.

[4] Facteur de risque, disponible sur le net :

http://www.votreriisquedecancer.mcgill.ca/hccpquiz.pl?lang=french&func=show&quiz=breast&page=risk_list.

[5] Dépistage, disponible sur le net:

http://www.doctissimo.fr/html/dossiers/cancer_sein/niv2/depistage-cancer-sein.html.

[6] Différents traitements, disponible sur le net : www.pages.infinet.net/trh/traitement.htm.

[8] Les calcifications, disponible sur le net:

www.med.univrennes1.fr/cerf/edicerf/immam/rennes/018.html.

[12] Angiographie, disponible sur le net à l'adresse : <http://www.em-consulte.com/article/184376/figures/angiomammographie-principes-et-applications>.

[13] Tomosynthèse, disponible sur le net à l'adresse :

http://www.imedicale.ch/mammographie_tomosynthese.html.

[26] format pgm, disponible sur le net à l'adresse : <http://mathinfo.univ-reims.fr/image/PageBuilder.php?dir=siPipeline&show=formatPNM&menu=base>.

[32] Environnement du travail, disponible sur le net à l'adresse : www.doc.ubuntu-fr.org/matlab.