

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Projet de Fin d'Études

présenté par

AZZOUZ Razika

pour l'obtention du diplôme master 2 en Électronique option Systèmes de
Vision et Robotique

Thème

Extraction de Structures pathologiques dans les images mammographiques

Proposé par : Mlle Reguieg f. Zohra & Mlle Benblidia Nadjia

Année Universitaire 2011-2012

Remerciements

Tout d'abord, tout remerciement et louange à notre Dieu, grâce à qui j'ai réalisé ce travail, puis je remercie mes parents leur soutien permanent.

Je remercie vivement les membres de jury pour nous honorer d'être les examinateurs de ce modeste travail.

La réalisation de cette mémoire a été possible grâce au concours des personnes à qui nous voudrions témoigner toute notre reconnaissance : Mlle Benblidia Nadjia & Mlle Reguieg f. Zohra mes promotrices qui m'ont guidée pour l'aboutissement de ce travail, avec une patience remarquable.

J'exprime mon profonde reconnaissance à tous ceux qui m'ont aidée, de près ou de loin.

Enfin, je tiens à remercier très chaleureusement mes frères et sœurs, ma famille mes collègues et mes amis.

DEDICACE

*Je dédie mon travail en particulier a mes chères parents
qui mon élevée et qui mon appris une éducation
musulmane :*

A mon père 'Amar' qui m'a donné le courage et la volonté

A ma mère 'Hadda' qui ma donné l'amour et le courage

*A mes frères : Massoud, Nourdine, Boudjmaa, Nouar,
Fatah*

A ma sœur 'Nassira ' qui était toujours à coté de moi

A ma presque ma sœur 'abla'

A nos brus : Zahia, Souhila, Nadia, Habiba.

*A mes chères neveux Kawthar, Marawa, Mohamed akrame,
Saïd ali , A.albasate , A.arahman .*

*A tous les professeurs de l'université de Blida surtout en
électronique et surtout Mm N.Benblidia et Mm F.zohra
Reguieg*

*A tous mes camarades et tous mes amis de la promontion
2011/2012*

*A mes meilleurs et chère amis : Amina, Karima, Hadjer ,
Houda, Saïda, Samira, Meriem , Khadidja , Nassima, Asma ,
Wasila,Soumia , Ibtisem,Ahlem ,Liela ,Hayate , Ratiba*

RAZIKA

ملخص: الهدف من هذا المشروع هو الكشف عن تجزئة الصورة في إجراء هام في تحليل الصور، والرؤية الكمبيوتر والتصوير الطبي عن التصوير الشعاعي للثدي الهياكل المرضية، وفقا تقنيات تجزئة تعاونية قائمة على نماذج تشوه حدودي والنهج الهندسي والتجميع لتحديد الأفات السرطانية

كلمات المفاتيح: التجزئة، المحيطات المتحركة، الأفاعي

Résumé : la segmentation d'images est une procédure importante dans l'analyse d'images, la vision par ordinateur et l'imagerie médicale. L'objectif de ce projet est la détection des structures pathologiques mammographiques, suivant des techniques de segmentation coopérative, basées sur les modèles déformables paramétriques et géométriques, et les approches par regroupement, afin de délimiter les lésions tumorales.

Mots clés : image mammographique, segmentation en régions, modèles déformables, , segmentation coopérative, aide à l'interprétation.

Abstract: image segmentation is an important procedure in image analysis, computer vision and medical imaging. The objective of this project is the detection of pathological structures mammography, according cooperative segmentation techniques based on parametric deformable models and geometric approaches and grouping to delineate tumor lesions.

Keywords: segmentation, active contour, snake, level set.

Liste d'abréviation

$V(s)$	le vecteur de position du point de contour des coordonnées $x(s)$ et $y(s)$
E_{int}	L'énergie interne
$\alpha(s)$	Représenté l'élasticité du contour
$\beta(s)$	Représenté la rigidité du contour
L	La longueur d'une courbe paramétrique
E_{cont}	La force de continuité
E_{bal}	La force de ballon
E_{courb}	La force de courbure
E_{ext}	L'énergie externe
E_{edge}	La force les plus utilisées est celle relative au gradient de l'image
$I(x,y)$	La luminance de l'image
∇	Le gradient
E_{gra}	La force est basée sur une combinaison des gradients
E_{coul}	La force plus contextuelle
E_{cont}	L'énergie de contraintes
C	Une courbe (ou surface dans le cas de 3D)
\vec{N}	Le vecteur normal à la courbe
F	La force appliquée sur la courbe (surface)
F_{int}	Une force interne
F_{ext}	Une force externe
$\nabla\phi$	Le gradient de la fonction ϕ
ϕ	La fonction d'ensemble de niveau
d	la distance entre un point du domaine de l'image et le contour initial

\emptyset_x	La dérivée premier de \emptyset selon la direction X
\emptyset_{xx}	La dérivée secondede \emptyset selon la direction X
\emptyset_y	La dérivée premier de \emptyset selon la direction Y
\emptyset_{yy}	La dérivée secondede \emptyset selon la direction Y
I	Une image
C	Une contour fermé
Ω_{int}	Région de l'intérieur
Ω_{ext}	Région de l'extérieur
C_1, C_2	L'intensite de I a l'intérieur et l'extérieur de C respectivement
$E_{int}(c)$	L'énergie interne de C
$E_{ext}(c)$	L'énergie externe de C
Length (c)	La longueur de C
$\delta(x)$	La fonction de Dirac
H(x)	La fonction de Heaviside
V	Le terme de pondération entre la régularisation et l'attache aux données
K	La courbure

Table de matière

Introduction générale	1
Chapitre1	
1.1 Introduction	3
1.2 Anatomie du sein	3
1.3 Principe de la mammographie	5
1.4 Principe du rayonnement X.....	5
1.5 Le mammographie	6
1.6 Pathologies mammaires.....	8
1.6.1 le cancer du sein.....	9
1.6.2 les calcifications	9
1.6.3 les distorsions architecturales.....	11
1.6.4 Les lésions spiculées.....	12
1.7 Conclusion	13
Chapitre2	
2.1 Introduction	14
2.2 Différentes méthodes de la segmentation.....	15
2.2.1 segmentation basée sur les régions.....	16
1. La segmentation par croissance de régions.....	16
2. Approche par fusion.....	17
3. Approche par division.....	17
4. Approche par division -fusion.....	18
2.2.2 Segmentation d'images par contours	19
1. Définition d'un contour.....	19
2. L'approche par contour.....	20
2.2.3 segmentation sur une approche globale de l'image.....	21

1. les méthodes a seuillage.....	22
2. les méthodes par regroupement (clustering)	24
2.2.4 Segmentation des images par coopération (régions –contours)	25
1. La coopération séquentielle	25
2. La coopération des résultats.....	26
3. Coopération mutuelle.....	27
2.3 Conclusion	27
Chapitre 3	
3.1 Introduction	28
3.2 Segmentation par les K-means	28
3.3 Modèles déformables.....	33
- Définition.....	33
- Types de modèles déformables.....	34
- Mouvement de la courbe.....	46
3.4 Mise en œuvre des level sets.....	46
- Modèle de chan et vese	46
3.5 Coopération entre les modèles déformables et les modèles par regroupement	51
- Coopération Région- contour.....	51
a. principe général de la coopération région -contour.....	52
b. le nouveau hybride K-means et snake.....	52
c. le nouveau hybride k-means et level set.....	53
3.6 segmentation des images mammographiques	55
-Travail de boujelben.....	55
3.7 Conclusion.....	58
Chapitre 4	
4.1 Environnement de travail.....	63

4.1.1 Matériel utilisé.....	59
4.1.2 langage de programmation.....	60
4.1.3 Présentation de GUIDE.....	61
4.2 Présentation du système développé.....	63
4.2.1 Images utilisées.....	65
4.2.2 Présentation de l'interface de l'application	66
4.3 Résultat et interprétation des algorithmes développés	68
4.3.1 Résultats de la segmentation par approche régions	68
4.3.2 Résultats de la segmentation en contours les snakes.....	71
4.3.3 Application de la Coopération entre Régions -contours.....	75
4.3.4 Application des level set traditionnels a la segmentation	78
4.3.5 coopération entre K-means et level set.....	82
4.4 Conclusion	85
Conclusion générale.....	86
Bibliographe	87

Liste des figures

Figure1.1 : anatmie simplifiée de sien.....	4
Figure1.2 : le mammographie	7
Figure1.3 : mammographie de sien droit en deux incidences.....	8
Figure1.4 : Le profil du sein droit	9
Figure1.5 : différentes formes des microcalcifications	10
Figure1.6 : Mammographie montrant un foyer microcalicfications	11
Figure1.7 : mammographie montrant une distorsion stellaire bénigne	12
Figure1.8 : Opcités a contours spiculés avec rétraction cutanée traduisant un cancer a un strade avancé.....	12
Figure2.1 : Exemple de segmentation par séparation et par fusion	18
Figure2.2 : Illustration de la méthode division- fusion.	18
Figure2.3 : Illustration de la détection de contours	19
Figure2.4 : Exemples de contours	20
Figure2.5 : Contours dans une image	21
Figure2.6 : Exemple de seuillage d'une image	23
Figure2.7 : principe de la coopération séquentielle	26
Figure2.8 : principe de la coopération de résultats	26
Figure2.9 : principes de la coopération mutuelle	27
Figure3.1 : Algorithme de K -Means	29
Figure3.2 : Organigramme des phases de K-means	30
Figure3.3 (a) l'image originale, (b) l'image classée par K-means avec K=3, (c)l'image classée par k-means avec K=5.....	31
Figure3.4 : A gauche le contour initiale et a droite le snike.....	34
Figure3.5 : Déformation du contour actif.....	35
Figure3.6 : organigramme des snakes	40
Figure3.7 : Exemple d'un snake.....	41
Figure3.8 : Une courbe séparant deux milieux	42

Figure3.9 : fonction level set Φ en dimension 2	43
Figure3.10 : Evolution d'une courbe par la méthode level set.....	44
Figure3.11 : Utilisation de la distance signée	45
Figure3.12 : domaines composant l'image.....	46
Figure3.13 : Organigramme du modèle de chan et vese.....	49
Figure2.14 : exemple de changement de topologie permis par les ensembles de niveaux.....	51
Figure3.15 : Résultats de la segmentation des régions dans une image couleur	53
Figure3.16 : Segmentation de route	53
Figure3.17 : Segmentation d'une image bruitée.....	54
Figure3.18 : Segmentation de l'image floue	54
Figure3.19 : résultats de la transformation logarithmique	56
Figure3.20 : resultats de la binarisation	56
Figure3.21 : resultats de l'orientation	56
Figure3.22 : séparation de la glande mammaire de fond	57
Figure3.23 : résultat final du fond	57
Figure3.24 : détection de la région d'intérêt	58
Figure4.1 : Présentation du logiciel matlab.....	61
Figure4.2 : l'image architecteur.....	62
Figure4.3 : images classification	62
Figure4.4 : images spictralisé.....	64
Figure4.5 : images normale.....	65
Figure4.6 : fenêtre de l'interface.....	65
Figure4.7 : 7 fenêtre de GUID.....	66
Figure4.8 : interface de l'application	66
Figure4.9 : segmetation de K-means pour les images architecteurale.....	67

Figure4.10 :segmentation de k-means pour les images classification	69
Figure4.11 : segmentation de k-means pour les images spectrales.....	69
Figure4.12 : sementation de k-means pour les images normale.....	69
Figure4.13 : palette des paramètres des sneak traditionnelles.....	70
Figure4.14 : Initialisation manuelle du snake dans l’interface utilisateur.....	71
Figure4.15 : Segmentation par snak pour une imag architecturale.....	72
Figure4.16 : Segmentation par snake pour une image classification	73
Figure4.17 : segmentation par snake pour une image spictralisé.....	73
Figure4.18 segmentation par snake pour une image normale.....	74
Figure4.19 : segmentation par snake pour une image classique.....	74
Figure4.20 : segmentation par coopération pour une image architecteur.....	74
Figure4.21 : segmentation par coopération pour une image classification	75
Figure4.22 : Segmentation par coopération pour image spictralisé	76
Figure4.23 : segmentation par coopération pour une image normale.....	77
Figure4.24 : pallate des parametre des level set traditionnelles.....	77
Figure4.25 :Initialisation manuelle du level set dans l’interface utilisateur.....	78
Figure4.26 : Segmentation par level set pour une image classification	79
Figure4.27 : Segmentation par level set pour une image classification	79
Figure4.28 : Segmentation par level set pour une image spicictralisé.....	80
Figure4.29 : Segmentation par level set pour une image normale.....	80
Figure4.30 : Segmentation par level set pour une image classique.....	81
Figure4.31 : segmentation par coopération pour une image architecturale	81
Figure4.32 : Segmentation par coopération pour image classification	82
Figure4.33 : segmentation par coopération pour une image spictralisé.....	83
Figure4.34 : segmentation par coopération pour une image nomrale.....	83

Introduction générale

Le système de vision artificielle nous offre aujourd'hui, la possibilité de résoudre automatiquement de nombreuses opérations relevant de l'analyse d'images et auparavant, effectuées "manuellement" ; ceci dans des domaines très diversifiés ; tels que la télédétection, le contrôle de qualité lors de la fabrication de matériaux,... ou encore les applications en imagerie médicale, qui correspond au cadre dans lequel notre travail s'inscrit. Parmi les nouvelles techniques développées par l'industrie pour l'imagerie médicale (la mammographie, l'IRM...), les systèmes de traitement d'images, occupent aujourd'hui, une place importante et tout à fait originale, d'abord parce qu'ils ont su prouver leur intérêt dans des divers domaines tels que, la restauration d'images, mais également parce qu'ils sont en évolution permanente dans l'aide au diagnostic médical.

Le travail que nous allons appréhendons dans ce mémoire, a suscité l'intérêt du laboratoire du traitement de signal et de l'image LATSIS, depuis plus d'une dizaine d'années, pour la mise au point d'un système automatique de détection des lésions anormales du sein, à savoir les calcifications, les distorsions architecturales, ou les lésions spiculées, sur des clichés mammographiques numérisés. En effet, le cancer du sein est l'une des causes majeures de décès féminin dans le monde et en particulier, en Algérie, où nous observons 10000 nouveaux cas chaque année [1]. La détection précoce des calcifications, permettrait une thérapie à un stade primaire et permettrait d'éviter l'évolution anarchique des cellules tumorales ; celle des distorsions architecturales et des lésions spiculées, limiterait les faux positifs et serait d'une utilité considérable, pour une meilleure interprétation clinique. Des systèmes d'aide au diagnostic se développent actuellement, pour faciliter le travail des radiologues. L'objectif de ce projet, s'intéresse, à l'extraction des structures pathologiques à partir d'images mammographiques, suivant des techniques de segmentation coopérative, basées sur les modèles déformables, les ensembles de niveaux et les approches par regroupement, afin de délimiter les lésions tumorales. Une comparaison des différentes approches, sera effectuée dans le but d'une évaluation de la localisation des régions extraites.

Le cadre général dans lequel s'effectue alors ce mémoire, est celui de la segmentation d'image. Il s'agit d'une opération de traitement de bas niveau, qui consiste à localiser dans une image, les régions de même structure (objet). Cette opération est la base de nombreuses applications tant en vision industrielle, qu'en imagerie médicale. La segmentation a fait l'objet de nombreuses recherches, où un très grand nombre de méthodes en résulte, ce qui rend le choix fastidieux. La segmentation d'images est une étape importante dans un système de traitement d'images qui peut être définie, comme un regroupement des pixels qui partagent une même propriété pour former des régions connexes.

La méthode de la segmentation des images peut être classée en trois approches; la première est la segmentation par détection de contours déterminés par les frontières entre les régions voisines; la deuxième est la segmentation par extraction de régions qui consiste à rechercher des ensembles des points qui partagent des propriétés similaires. La troisième approche, est l'hybridation entre les deux types, dans le but de profiter des avantages de l'une et de l'autre. Notre étude, met l'accent sur la coopération des modèles de contours actifs paramétriques et géométriques et des méthodes de partitionnement par regroupement, afin d'aider le radiologue dans l'extraction de l'information tumorale dans une image mammographique.

Afin de mener à bien ce travail, nous avons structuré le manuscrit suivant quatre chapitres;

le premier chapitre présente le contexte médical de l'étude ;

le second chapitre est consacré aux techniques de la segmentation des images selon l'approche des contours déformables et celle des régions par les k moyennes ;

le troisième chapitre permet l'étude des méthodes coopératives de la segmentation en régions et en contours suivant les modèles actifs paramétriques et géométriques les méthodes de regroupement,

le quatrième chapitre appréhende la méthodologie adoptée, son application sur des données mammographiques réelles ainsi qu'une interprétation des résultats.

Nous finirons ce mémoire, par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre 1 Contexte médical

1.1 Introduction

Aujourd'hui l'imagerie médicale est, grâce à l'apparition d'ordinateurs de plus en plus performants, l'un des champs d'application privilégiée des techniques de l'analyse numérique d'images. L'imagerie médicale est le procédé par lequel un médecin peut examiner l'intérieur du corps d'un patient sans l'opérer. L'imagerie médicale peut être utilisée à des fins cliniques, pour l'établissement d'un diagnostic ou pour le traitement de pathologies mais également pour les travaux de recherche scientifique étudiant la physiologie des être vivants. Dans ce chapitre, nous allons décrire le contexte médical de notre étude suivant la présentation de l'anatomie du sein et des changements bénins et malins, qui peuvent se produire, afin de faciliter la compréhension de la problématique pour en déduire les méthodes de détection.

1.2 Anatomie du sein

Une représentation simplifiée de l'anatomie du sein [2] est illustrée par la figure 1.1. Les structures identifiables de l'extérieur vers l'intérieur du sein sont :

- ❖ La peau qui englobe le sein;
- ❖ Le ligament de Cooper avec les crêtes de Duret;
- ❖ La matrice conjonctive qui comprend :
 - ✓ Les galactophores,
 - ✓ Les lobules,
 - ✓ Les artères,
 - ✓ Les veines,
 - ✓ Les nerfs,
 - ✓ Les ganglions.

❖ Le pectoral et les côtes.

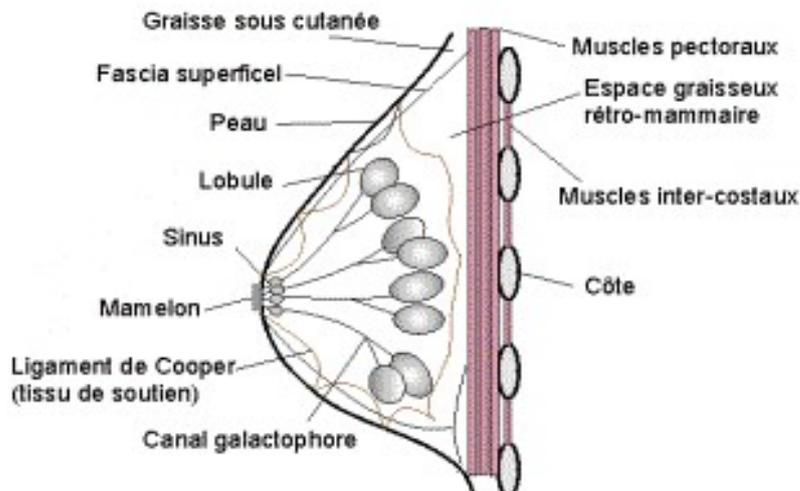


Figure 1.1: anatomie simplifiée du sein [2]

Le sein est un tissu extrêmement hétérogène où coexistent des structures canales, glandulaires, fibro-conjonctives et adipeuses diversement enchevêtrées.

L'architecture de la glande mammaire comporte une vingtaine de lobes, eux-mêmes constitués de lobules au sein desquels se trouvent entre 10 et 100 acini (l'acini est l'unité sécrétoire, qui sécrète le lait au cours de l'allaitement). Tout ce système est organisé autour d'un arbre galactophorique [3].

Le tissu graisseux est variable selon le degré d'adiposité de la femme. L'équilibre du tissu mammaire est sous la dépendance des hormones [3] :

- Les œstrogènes sont responsables de la prolifération du système galactophorique, par augmentation de l'activité de reproduction des cellules avec possibilité de formation de kyste et d'œdème du tissu conjonctif ;
- La progestérone possède au niveau du sein, une activité anti-œstrogénique puissante avec diminution de la prolifération galactophorique et de l'œdème du tissu conjonctif.

La pathologie mammaire bénigne, résulte d'un déséquilibre hormonal au profit des œstrogènes.

1.3 Principe de la mammographie [3]

Une mammographie (ou mastographie) est un examen radiologique du sein. Il permet d'obtenir des images du sein à l'aide de rayons X et de détecter ainsi, certaines anomalies. Une mammographie est pratiquée dans deux cas : dans le cadre d'un dépistage ou d'un diagnostic. Quelles que soient les circonstances, deux clichés par sein sont réalisés; un cliché de face et un en oblique, ce qui permet de comparer les deux côtés de chaque sein. C'est l'examen mammographique de base. L'examen diagnostique est réalisé lorsqu'une anomalie a été détectée au cours d'un examen de dépistage ou lorsqu'une anomalie dans le sein (douleur, écoulement du mamelon, rougeur de la peau, palpation d'une "boule" dans le sein, etc.) a été découverte par la patiente ou par son médecin traitant. Cet examen aide à déterminer s'il s'agit d'un cancer du sein ou d'une anomalie bénigne. En plus des clichés de base, des images complémentaires peuvent être réalisées. Le médecin radiologue peut ensuite, compléter la mammographie par une échographie et/ou un prélèvement. Plus un cancer du sein est décelé à un stade précoce, plus les chances de guérison sont grandes. Des études scientifiques, ont montré que le dépistage fait diminuer de 30 % la mortalité par cancer du sein. La mammographie est l'examen le plus efficace pour détecter un cancer du sein, qu'il soit palpable ou non. La quantité de rayons X délivrée lors d'une mammographie, est très faible; il n'y a donc pas de risque de développer un cancer du sein à cause des rayons X reçus, même si des mammographies de dépistage sont répétées [3].

1.4 Principe du rayonnement X [4]

L'imagerie mammographique repose sur le fait qu'à la traversée d'un milieu, un faisceau de rayon X est modifié et atténué principalement par effet Compton.

Les rayons X ont été découverts par hasard en 1895 par Wilhelm Röntgen, qui étudiait les rayons cathodiques dans un tube à décharge gazeuse sous haute tension. Bien que ce tube fût enchâssé dans un boîtier de carton noir, Röntgen nota qu'un écran de platinocyanure de baryum, placé par hasard à proximité, émettait une lumière fluorescente lorsque le tube fonctionnait. Après avoir effectué d'autres expériences, il conclut que cette fluorescence,

était causée par un rayonnement invisible d'une nature plus pénétrante que le rayonnement ultraviolet. Il baptisa les rayons invisibles « rayons X » à cause de leur nature inconnue. Par la suite, on les nomma rayons de Röntgen en son honneur. Les rayons qui viennent exciter la fluorescence de l'écran semblent traverser la matière.

Mais qu'est-ce qu'un rayon X? Les rayons X font partie du spectre électromagnétique. Ils sont produits dans un tube cathodique: les électrons sont émis par une cathode chauffée (filament), puis sont accélérés vers l'anode. Quand les électrons frappent l'anode, de l'énergie est produite sous la forme de rayons X.

À partir de l'anode, les rayons X traversent un collimateur (appareil servant à concentrer les rayons vers un organe précis) qui élimine les radiations inutiles. Les rayons traversent les tissus du patient et ressortent de l'autre côté pour frapper un film ou un écran fluorescent. Une image radiographique est alors obtenue.

1.5 Le mammographe [3]

La mammographie est utilisée pour rechercher la présence d'une tumeur dans un sein. La machine utilisée est un mammographe. Le développement technologique et l'intégration de l'informatique rendent de plus en plus compétitif, ce type d'appareil. Un mammographe est constitué suivant la figure ci-dessous:



Figure 1.2: Le mammographe [3]

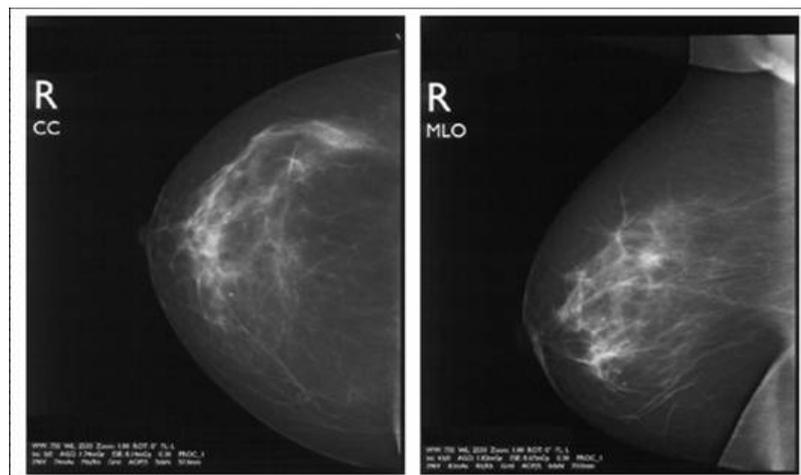
La mammographie nécessite l'emploi de localisateurs-compresseurs, venant au contact de la peau, pour limiter exactement le faisceau du rayonnement, amoindrir la différence d'épaisseur du sein du sommet à sa base, et améliorer les contrastes.

Ces localisateurs de forme hémitronconique, possèdent une grande base inférieure demi-circulaire dont la surface, variable suivant le volume du sein (nécessité d'avoir un jeu de localisateurs), est formée d'une plaque en matière plastique pour immobiliser et aplatir le sein sans le blesser. Ils ménagent entre le foyer de l'ampoule et le cliché, une distance de 50 à 80 cm, suivant la puissance de l'appareillage utilisé. La mammographie comporte deux incidences (cf. Figure 1.3) d'ensemble et des incidences localisées (CC pour cranio-caudale et MLO pour médio latérale oblique).

La mammographie reste l'outil principal de dépistage pour plusieurs raisons:

- ❖ c'est un examen sensible (85 à 97 %) et spécifique (70 à 80 %) ;
- ❖ le coût moyen d'un examen mammographique est faible, comparé à d'autres techniques d'imagerie comme l'IRM. De plus l'appareillage est mobile et peu encombrant ;

- ❖ l'examen n'est pas traumatisant. En effet, les tissus du sein sont mous et perméables aux rayons X, rendant faibles les doses d'irradiation. D'autre part, la compression du sein, nécessaire pour obtenir une meilleure uniformité de la densité optique et, une réduction du flou du diffusé, ne doit pas en général être douloureuse;
- ❖ la résolution spatiale d'une radiographie est de l'ordre de quelques dizaines de microns, ce qui permet de visualiser les microcalcifications, contrairement aux autres techniques d'imagerie;
- ❖ les mammographies numériques sont de plus en plus utilisées, ce qui permet de disposer du signal directement sous forme numérique, avec les avantages associés en termes d'archivage et de consultation de dossier médical à distance. Pour autant, la mammographie numérique reste coûteuse pour des performances au niveau du diagnostic équivalentes à celles des techniques conventionnelles.



(a)

(b)

Figure 1.3: mammographie du sein droit sain en deux incidences

(a) : cranio-caudale, (b) : médio-latérale oblique

1.6 Pathologies mammaires [2][3]

Dans cette partie, nous allons montrer quelques exemples des pathologies mammaires, les plus fréquentes. Nous présenterons également les modifications de structures des tissus qui sont liées à ces pathologies, et comment ces dernières se traduisent sur les images mammographiques (cf. figure 1.4).

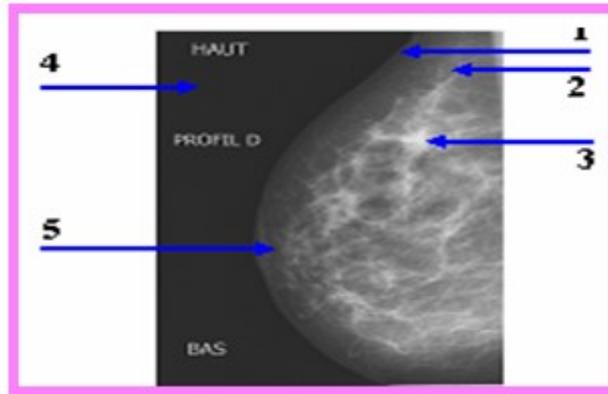


Figure 1.4: Le profil du sein droit avec 1. la peau, 2. La graisse et 3. l'opacité, 4. le fond, 5. le mamelon [2].

1.6.1 Le cancer du sein

Le cancer du sein est une tumeur maligne qui touche la glande mammaire. Les cellules malignes se multiplient sans contrôle jusqu'à créer une tumeur qui s'attaque aux tissus sains avoisinants. Cette tumeur peut propager des cellules cancéreuses dans tout l'organisme : on dit alors qu'elle devient métastatique. Le cancer du sein est le cancer le plus fréquent chez la femme. Relativement rare avant 30 ans, il devient très fréquent après 50 ans. Entre 45 et 55 ans, il est la première cause de mortalité.

La prévention de la maladie est très difficile, car les facteurs de risques sont soit mal connus (facteurs nutritionnels, comportementaux ou environnementaux) soit peu influençables (risque génétique, antécédents de mastopathies (il peut exister aussi chez l'homme, mais dans une proportion très faible) bénignes, facteurs hormonaux tels que l'âge, de la première grossesse ou de la ménopause,...)..

Nous remarquons parmi les types de pathologies mammaires, les calcifications, les distorsions architecturales ainsi que les lésions spiculées, types qui font l'objet de notre étude, suivant une base de données choisie, à savoir la base MIAS (mammographic image analysis society) [5].

1.6.2 Les calcifications

Ce sont des dépôts de sels de calcium qui apparaissent sous forme de points "blancs et brillants" à la mammographie ; en fonction de leur taille, on parle de micro ou macrocalcifications. Ces dernières, sont souvent bénignes alors que les microcalcifications

demandent plus d'attention. Le diagnostic dépend de leur position dans le sein, de leur arrangement géométrique (linéaire, en forme d'agrégats, ...) et du nombre de microcalcifications dans un amas, et aussi de la comparaison avec une mammographie antérieure.

Selon Le Gal [3], on distingue 5 types de microcalcifications (cf. Figure 1.5), les calcifications de type I (rondes et planes), celles de type II (images régulières), celles de type III (images en grains de sel), les calcifications de type IV (points irréguliers) et celles de type V (formes vermiculaires).

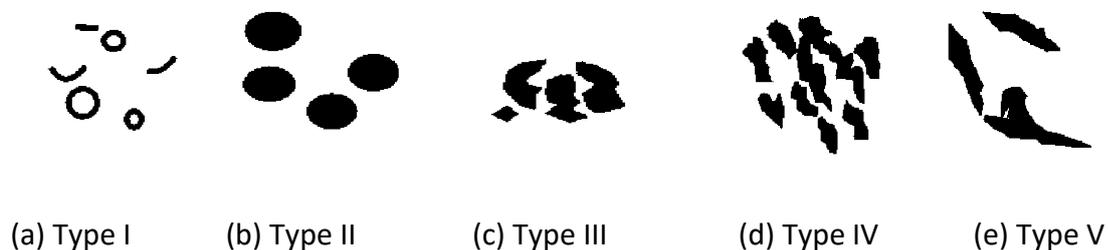


Figure 1. 5 : différentes formes des microcalcifications

Parmi les caractéristiques importantes des calcifications (cf. Figure 1.5), on trouve:

- la taille des microcalcifications : les grosses microcalcifications sont le plus souvent bénignes et ont un plus fort contraste que les calcifications malignes ;
- la forme : les microcalcifications rondes ou ovales ont plus de chances d'être bénignes que les microcalcifications irrégulières, en "pierres écrasées", ou linéaires ou branchées, qui ont plus de risque d'être malignes.
- l'orientation : les amas malins ont tendance à avoir une forme triangulaire ou losangique orientée vers le mamelon ;
- le nombre : plus il y a de microcalcifications dans un amas, plus il est suspect.

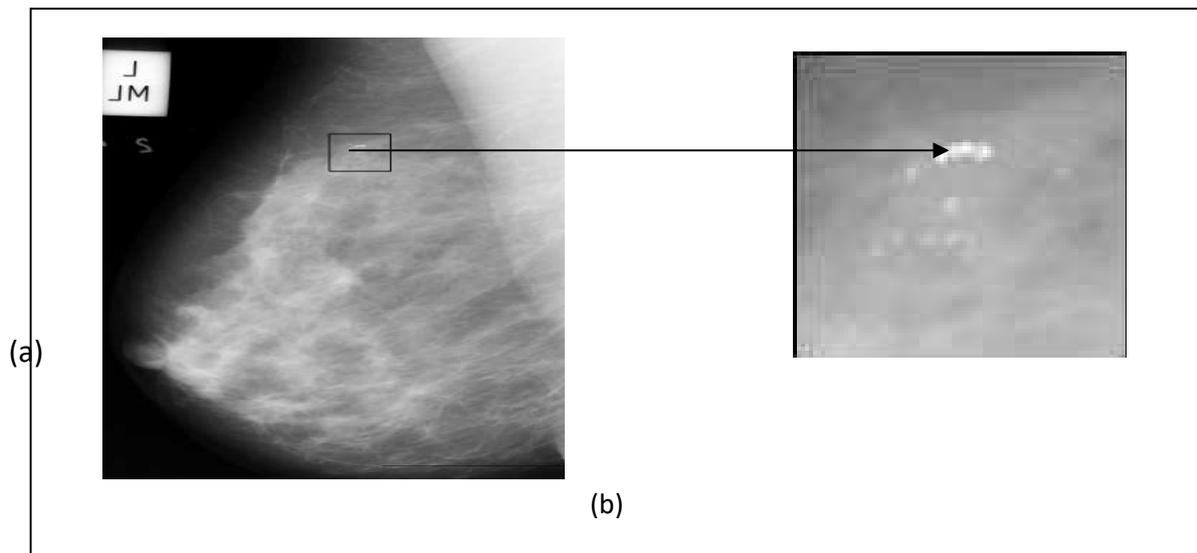


Figure 1.6: (a) Mammographie montrant un foyer de microcalcifications. (b) Agrandissement de la région contenant l'amas de microcalcifications

1.6.3 Les distorsions architecturales

Une distorsion architecturale n'est pas une masse en soi, mais une réaction tissulaire traduisant une interruption focale de la distribution normale du tissu mammaire. A la mammographie (cf. Figure 1.7), elle donne l'impression d'une convergence du tissu normal vers un foyer central. On peut retrouver une telle distorsion aussi bien près de la graisse sous-cutanée ou rétro mammaire qu'en plein parenchyme glandulaire.

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



Figure 1.7: Mammographie montrant une distorsion stellaire bénigne

1.6.4 Les lésions spiculées

Ces pathologies présentent des formes irrégulières (cf. Figure 1.8), des microlobulations nombreuses et petites (1-2 mm). Une masse aux bords étoilés est très suspecte d'un cancer: les spicules représentent la modification tissulaire en rapport avec l'infiltration tumorale.



Figure 1.8: opacités à contours spiculés avec rétraction cutanée traduisant un cancer à un stade avancé

1.8 Conclusion

Le cancer du sein, est le cancer le plus fréquent et la principale cause de mortalité par cancer chez les femmes. Dès lors, il est important d'identifier les mesures de prévention efficaces en matière de réduction de la mortalité liée à cette cause de Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions anatomiques et pathologiques du sein, en passant par la technique d'acquisition de base qui est la mammographie.

Le chapitre suivant, est consacré aux techniques de segmentation en régions et en contours, particulièrement, les modèles déformables paramétriques et géométriques ainsi que les approches par regroupement. Cette étude nous permettra d'adopter un modèle de segmentation des images mammographiques.

Chapitre 2 Techniques de segmentation d'images

2.1 Introduction

La segmentation joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image. Elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs processus d'analyse d'images, tels que la détection des objets. Elle aide à localiser et à délimiter les entités présentes dans l'image. Plusieurs techniques de segmentation existent deux grandes catégories de segmentation peuvent se distinguer: la segmentation en régions et la segmentation en contours [6].

Dans la première catégorie, l'image est segmentée en régions: les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité, sont regroupés en régions distinctes. La croissance par régions et la division-fusion, sont des techniques courantes de cette catégorie. Toutefois, les régions obtenues ne correspondent pas, dans tous les cas, aux objets représentés dans l'image. Les limites des régions obtenues, sont habituellement imprécises et ne coïncident pas exactement aux limites des objets de l'image. Un autre problème relatif à cette catégorie de la segmentation, réside dans la difficulté d'identifier les critères pour agréger les pixels ou pour fusionner et diviser les régions. Quant à la segmentation par contours, elle permet de détecter les transitions entre les régions de l'image [7] [8].

Dans la littérature, l'utilisation de la coopération entre la segmentation en régions et celle en contours, diffère d'un auteur à un autre. D'une part, cette différence se manifeste dans l'étape où, l'intégration entre l'information sur les régions et celle sur les contours est réalisée. D'autre part, elle apparaît dans la façon que cette intégration se produise. Ainsi, nous proposons d'étudier la segmentation d'images par coopération régions-contours suivant trois approches [9] : la coopération séquentielle, la coopération des résultats,

la coopération mutuelle.

2.2 Différentes méthodes de la segmentation

Il n'y a pas une méthode unique de la segmentation d'une image, le choix d'une technique est lié au premier lieu à la nature d'une image (présence de bruit, contours,...), et en second lieu au domaine d'application.

Nous allons donc présenter dans cette section, diverses techniques connues de la segmentation. On regroupe de façon usuelle, les méthodes de segmentation en quatre groupes basés respectivement sur [6] [9] :

-  la segmentation basée sur les régions (region-based segmentation) ;
-  la segmentation basée sur les contours (edge-based segmentation) ;
-  la segmentation basée sur une approche globale de l'image, par exemple le seuillage (thresholding) par histogramme ;
-  la segmentation basée sur la coopération entre les trois premières segmentations.

2.2.1 Segmentation basée sur les régions [6][7]

Une région est un ensemble de pixels connexes, ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels de la région voisine.

L'objectif de ces méthodes, consiste toujours à partitionner l'image traitée en régions homogènes; chaque objet de l'image pouvant être ainsi constitué d'un ensemble de régions. Le but est de produire des régions volumineuses et afin d'éviter une division parcellaire des régions, un critère de proximité géographique peut être ajouté au critère d'homogénéité. Au final, chaque pixel de l'image reçoit une étiquette lui indiquant son appartenance à telle ou telle région. On obtient ainsi une carte des régions de l'image.

Parmi les principales méthodes de cette approche, nous pouvons citer:

1. La segmentation par croissance de régions

La croissance s'effectue à partir de pixels initiaux appelés « germes ». Ces germes peuvent être sélectionnés de façon aléatoire ou automatique. Lors d'une itération du processus, les pixels adjacents à la région, sont étudiés. S'ils vérifient les conditions d'homogénéité (critère défini au préalable), le pixel sera alors agrégé dans la région. Les Pixels non intégrés aux régions, peuvent générer eux-mêmes de nouvelles régions ou être quand même assimilés à la région la plus proche. Généralement, une mesure de similarité peut être évaluée, par un calcul de distance entre les attributs du pixel candidat et ceux de la région. Lorsqu'une région intègre un nouvel élément, ses attributs sont alors remis à jour.

La croissance de régions, s'interrompt lorsque tous les pixels adjacents aux régions ont été effectués. L'approche demeure efficace lorsque les paramètres de critères d'homogénéité (intensité et spatial), du choix de germes, du choix du parcours des pixels candidats, de seuils, sont bien choisis. En effet, la méthode reste très sensible à la variation d'un de ces paramètres et le résultat final, en est fortement dépendant. Cette méthode est donc bien adaptée aux séquences d'images, présentant de faibles variations comme par exemple les images d'une acquisition vidéo. Le choix des paramètres est alors effectué sur la première image, puis conservé pour l'ensemble des images suivantes.

2. Approche par Fusion

L'idée consiste à exploiter une partition initiale de l'image constituée de petites régions. Ces régions sont ensuite, fusionnées successivement jusqu'à ce que le critère de fusion ne soit pas plus vérifié.

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 (cf. Figure 2.1).

3. Approche par division

Une autre approche pour réaliser la segmentation d'images, est celle qui procède par partitionnement. Cette méthode consiste à diviser l'image, qui constitue la région initiale, en régions de plus en plus homogènes.

Le processus est réitéré pour chacune des régions produites, jusqu'à ce qu'une certaine homogénéité soit atteinte. L'homogénéité d'une région est souvent contrôlée, par sa variance ou son contraste. Ces techniques à caractère descendant ont une faiblesse liée à la nature souvent régulière du découpage. Une région est divisée en sous régions de niveaux inférieurs, les frontières d'une région sont alors représentées sur différents niveaux (cf. Figures 2.1 et 2.2).



Image originale

après division

après fusion

Figure 2.1 : Exemple de la segmentation par séparation et par fusion

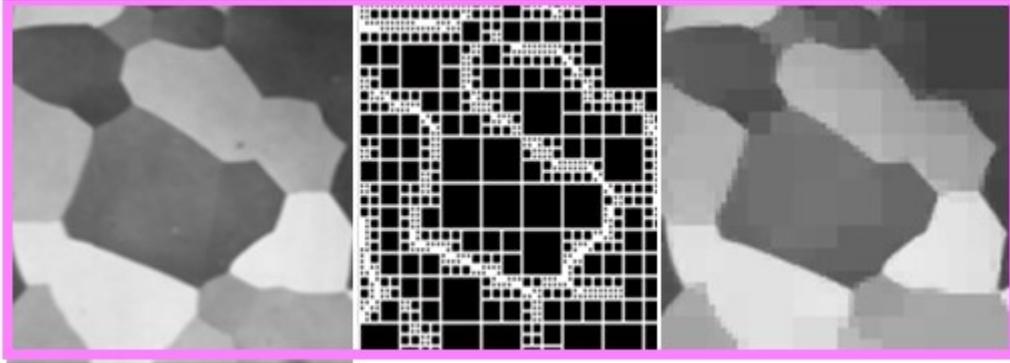


Figure 2.2: Illustration de la méthode division (a) Image originale, (b) Image de blocs déterminés par division, (c) Image segmentée.

4. Approche par division -fusion

L'algorithme division fusion a été proposé par Horowitz et Pavlidis [6], il est encore actuellement un des plus performants. Le processus est décomposé en deux étapes: l'image initiale peut être une première partition résultant d'une analyse grossière ou bien d'une image bruitée.

Dans la première étape, on analyse individuellement chaque région. Si celle-ci ne vérifie pas le critère d'homogénéité, alors on divise cette région en blocs (le plus généralement en 4 quadrants) et l'on réitère le processus sur chaque sous-région prise individuellement, le découpage arbitraire peut conduire à ce que cette partition ne soit pas maximale.

Dans la deuxième étape, ou fusion, on étudie tous les couples de régions voisines (X_k, Y_i) . Si l'union de deux régions vérifie le critère d'homogénéité, alors, on fusionne les régions voisines.

2.2.2 Segmentation d'images par contours [6][7][8] [9]

1. Définition d'un contour

On définit un contour dans une image comme une variation brusque de la fonction des intensités (niveau de gris), en fonction du phénomène physique qui l'engendre.

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".

La détection des contours dans une image est un problème très étudié dans le domaine du traitement et de l'analyse de l'image. De façon générale, un contour est défini comme le lieu de variation significative de l'information "niveau de gris". Par conséquent, trouver les contours dans une image revient, à évaluer la variation du niveau de gris en chaque pixel de l'image (cf. Figure 2. 3).

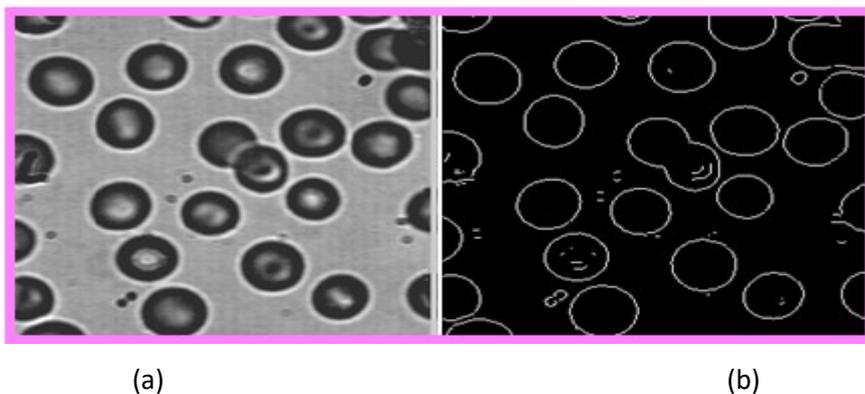


Figure 2. 3: Illustration de la détection de contours. (a) Image originale ; (b) Détection des contours par une méthode dérivative.

2. L'approche par contour

On distingue trois types de contours simples (cf. Figure 2.4):

-  marche d'escalier: le contour est net (contour idéal) ;
-  rampe: le contour est plus flou;
-  toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.

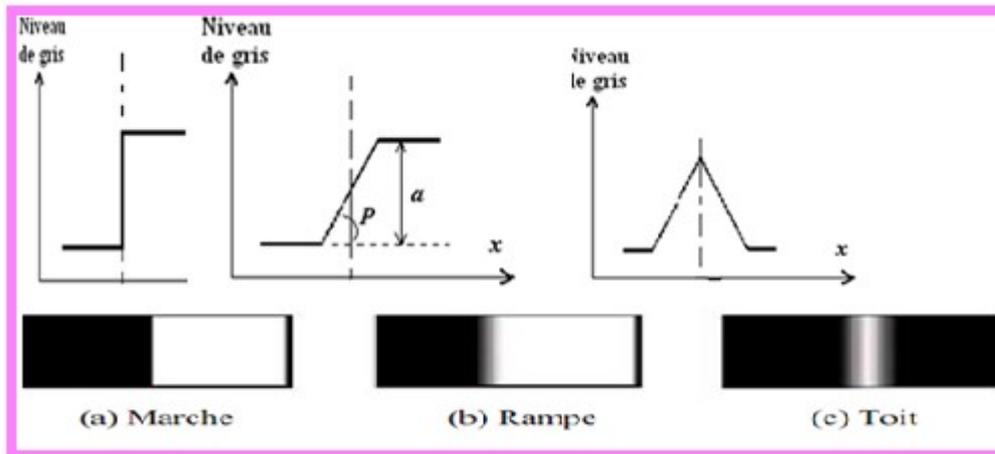


Figure 2.4 : Exemples de contours. a) Contour idéal. b) rampe. C) contour réel.

L'approche frontière, regroupe les techniques de détection de contours. Ces méthodes ne conduisent pas directement à une segmentation de l'image, car les contours obtenus sont rarement connexes. Il faut donc procéder à une fermeture des contours, si l'on souhaite une partition complète de l'image. En effet, après fermeture de contours, la dualité contour-région apparaît nettement.

D'une manière générale, la segmentation par approche frontière consistera en :

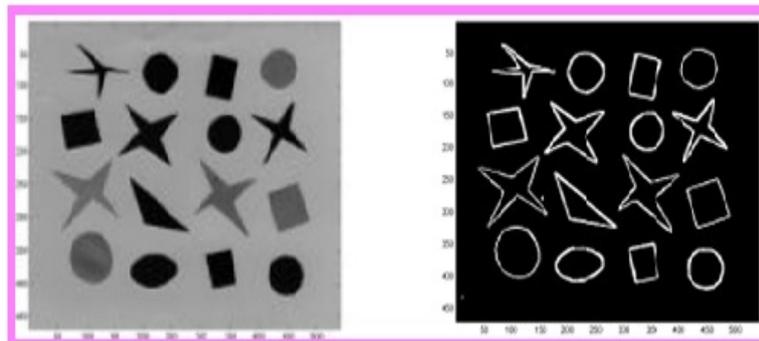
- 🖥 une détection des contours ;
- 🖥 une fermeture des contours ;
- 🖥 un codage des contours.

Dans l'approche contour ou frontière, on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes, séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes.

En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions.

Les méthodes de segmentation basées sur l'approche contour (cf. Figure 2.5), ont donc pour objectif de trouver les lieux de fortes variations du niveau de gris. Un nombre important de méthodes a été développé. 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;
- 📖 les méthodes basées sur les contours actifs.



(a)

(b)

Figure 2.5 : Contours dans une image, a- Image originale, b- Contour des objets de l'image.

2.2.3 Segmentation par approche globale de l'image [6][7][10][11]

Le principe consiste à regrouper les pixels selon leurs attributs (intensité, contraste) sans tenir compte de leur localisation au sein de l'image. Cela permet de construire des classes de pixels.

Parmi les approches globales, on distingue les méthodes par seuillage, basées uniquement sur un seul attribut (souvent l'intensité du pixel), ou les méthodes permettant une classification multiattributs (par exemple l'intensité du pixel et un calcul de distances). L'objectif consiste à affecter à chaque pixel de l'image une étiquette e_i indiquant la classe (région) i la plus proche (mesure de distance entre le pixel et le centre de gravité de la classe).

1. Les méthodes par seuillage

Nous remarquons plusieurs types de seuillage:

- 📖 **seuillage simple** : l'opération dite de "seuillage simple", consiste à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (appelée seuil, en anglais threshold) et à la valeur maximale, les pixels ayant

une valeur supérieure. Il permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image. Toutefois la difficulté réside dans le choix du seuil à adopter;

 **seuillage multiple** : par opposition au “seuillage simple”, il est possible de définir deux ou plusieurs seuils afin de segmenter une image, ou de réduire son contenu des variations en niveaux de gris;

 **seuillage automatique** : le seuillage n’est pas nécessairement une opération qui s’effectue manuellement. La valeur du seuil peut être obtenue de manière automatique. Ce type de seuillage est basé sur l’analyse de la distribution en fréquence (cumulée ou histogramme) des niveaux de gris associée à l’image. La classification d’image est obtenue, par extraction des pixels appartenant à une même classe par le phénomène de similarité des pixels, par opposition avec l’approche frontière qui recherche les dissimilarités. Le seuillage automatique permet de déceler deux populations sur l’histogramme, et de proposer la valeur qui permet de les séparer au mieux.

➤ **Seuillage par histogramme**

Le seuillage par histogramme, est la méthode la plus simple de la segmentation d’image. A partir d’une image en niveau de gris, le seuillage d’image peut créer une image binaire à deux valeurs.

Elle permet d’extraire les régions dont l’intensité des pixels est supérieure à un seuil donné. Le plus souvent, les seuils sont déterminés à l’aide d’une analyse d’histogrammes, localement ou globalement à l’image. Cette approche n’utilise aucune information géométrique ni topologique. C’est l’une des plus anciennes méthodes de segmentation, qui, bien que n’étant plus utilisée seule, entre toutefois dans la conception de presque toutes les techniques de segmentation existantes.

On obtient une séparation de l’histogramme en deux milieux uniquement. Pour les cas plus complexes d’histogrammes présentant plus de deux classes, un seuillage multiple devient nécessaire. Ainsi, chaque pixel de l’image est classé selon son niveau de gris et les seuils prédéfinis. Cependant, il arrive souvent d’avoir à traiter des images représentant des objets

d'intensités homogènes uniquement localement. On peut alors recourir, à un seuillage non uniforme de l'image. Des seuillages adaptatifs seront alors appliqués, sur différentes zones de l'image. Ces méthodes ont fait l'objet de nombreuses recherches dans l'estimation d'un seuil optimal (cf. Figure 2.6).

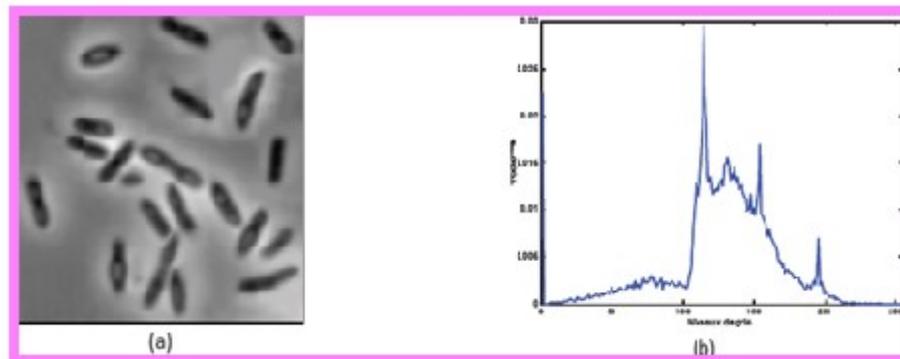


Figure 2.6 : Exemple de seuillage d'une image. (a) Image originale.

Le seuil de classification, est souvent utiliser pour isoler un objet du fond ou plusieurs objets d'une scène, La méthode consiste à déterminer une classification des pixels dans l'espace des luminances, en utilisant les niveaux de gris présents dans l'image. A la phase du seuillage, le niveau de gris moyen de chaque classe, est affecté à tous les pixels de cette classe et chaque composante connexe d'une même région, constitue un objet.

➤ **Avantage et Inconvénients**

• **Avantage**

- La méthode de classification par seuillage, est simple et facile à réaliser.

✓ **Inconvénients**

- Cette méthode peut créer une sursegmentation de l'image;
- les objets de petites tailles risquent d'être perdus;
- on ne peut distinguer qu'un nombre limité de classes.

2. Les méthodes par regroupement (clustering)

Classer un ensemble d'objets, c'est attribuer à chacun une classe ou une «catégorie ». Cette tâche est appelée « classification ». Un algorithme qui réalise automatiquement une classification, est appelé classifieur.

Cette opération a pour but de rassembler des pixels entre eux, suivant des critères prédéfinis et de séparer différentes zones homogènes d'une image, afin d'organiser les objets en groupes (clusters); dont les nombres ont en commun diverses propriétés (intensité, couleur, texture, etc). On peut regrouper les méthodes de classification en deux catégories: Les méthodes supervisées et Les méthodes non supervisées.

Nous présentons ici une méthode de regroupement:

Les k-moyennes

L'algorithme des k-moyennes classe les objets, selon leurs attributs en k parties (ou clusters) en supposant que les attributs des objets forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra cluster :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in S_i} |X_j - M_i| \quad (2.1)$$

Où S_i , $i = 1, 2, \dots, k$ sont les k clusters et M_i est le point moyen des points $X_j \in S_i$,

L'algorithme commence par partitionner les points en k ensembles initiaux, soit au hasard, soit en utilisant une heuristique. Il calcule ensuite le centroïde de chaque ensemble et construit, une nouvelle partition en associant chaque point avec le centroïde le plus proche. Une alternance entre le calcul des centroïdes des nouveaux clusters et l'appariement des points avec le centroïde le plus proche est réalisée jusqu'à convergence. Celle-ci est obtenue quand plus aucun point, ne change de groupe (ou bien quand les centroïdes ne changent plus).

Cet algorithme est très populaire car extrêmement rapide en pratique. Il a été utilisé pour segmenter le cerveau avec des résultats plutôt satisfaisants, mais la qualité non constante de la solution, en fait un algorithme à proscrire pour une automatisation du travail.

2.2.4 Segmentation des images par coopération (régions_ contours) [9][12]

Dans la littérature, l'utilisation de la coopération entre la région et les contours pour la segmentation d'image, diffère d'un auteur à un autre. D'une part, cette différence se manifeste dans l'étape où l'intégration entre l'information sur les régions et celle sur les

contours, est réalisée. D'autre part, elle apparait dans la façon que cette intégration est produite. Ainsi, nous proposons d'étudier la segmentation d'images par coopération régions contours en fonction de trois approches :

- La coopération séquentielle : dans laquelle l'une des techniques de segmentation (région ou contour) est réalisée en premier lieu ; son résultat va être exploité par l'autre technique pour renforcer la définition des critères ou des paramètres de la segmentation.
- La coopération des résultats : les deux types de segmentation seront réalisés indépendamment ; la coopération concernera leurs résultats qui seront intégrés afin d'obtenir une meilleure segmentation.
- La coopération mutuelle : Les deux types de segmentations coopèrent mutuellement au cours de leur processus d'exécution.

1. La coopération séquentielle

Le principe général de la coopération séquentielle, est que l'une des techniques, par régions ou par contours, est réalisée en premier lieu. Son résultat sera par la suite, exploité par l'autre technique. 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 (cf. Figure 2.7). Mais, l'information sur les régions peut aussi être intégrée dans une segmentation par contours. Nous allons présenter une forme de coopération séquentielle.

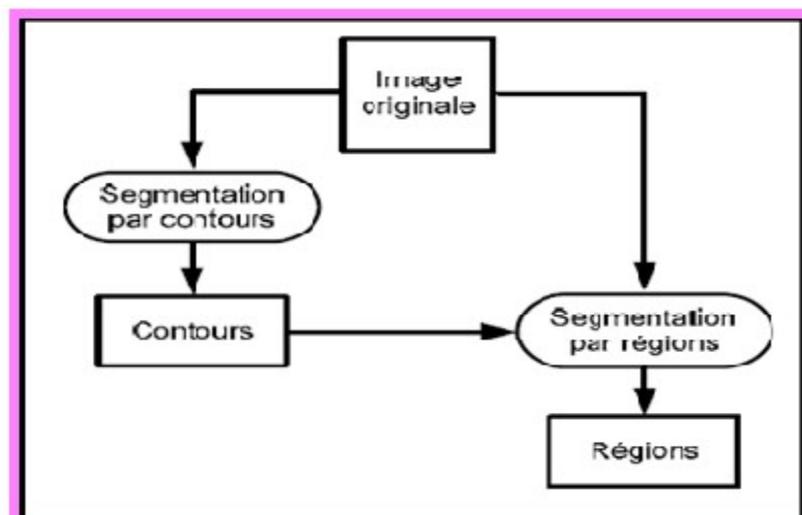


Figure 2.7: principe de la coopération séquentielle [9].

2. La coopération des résultats

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentation sont réalisés d'une façon parallèle et indépendante. La coopération sera faite au niveau de leurs résultats respectifs (figure 2.8). Ils seront intégrés dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule des techniques. Cette intégration peut être faite, sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus.

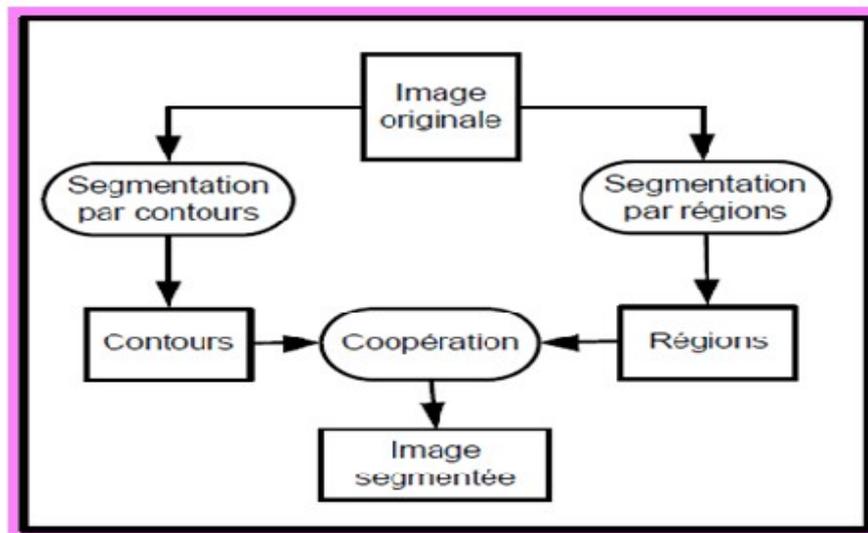


Figure 2.8 : principe de la coopération de résultats [9].

3. Coopération mutuelle

Dans l'approche de la coopération mutuelle, les différentes techniques de la segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations (figure 2.9). L'information échangée, sert à aider la technique de segmentation dans la prise de décision dans le cas de lacunes ou d'informations insuffisantes. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables.

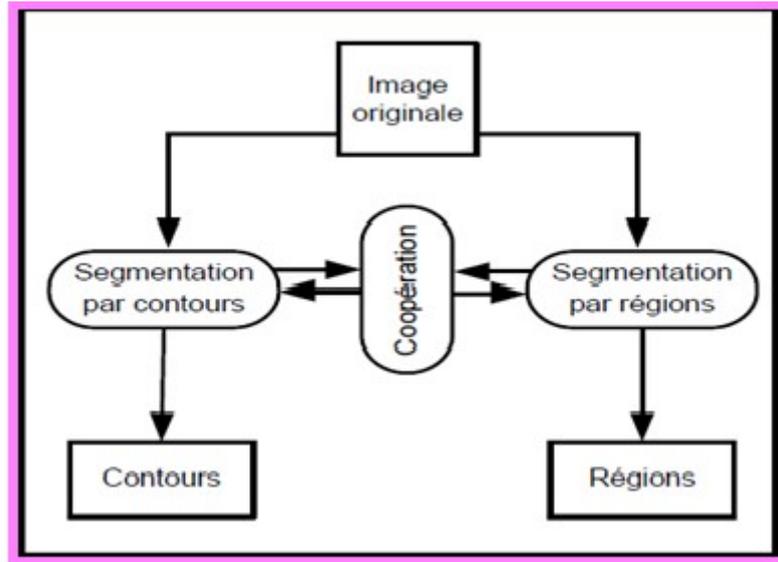


Figure 2.9 : principe de la coopération mutuelle [9].

2.3 Conclusion

On a vu dans ce chapitre, les différentes méthodes de segmentation d'image illustrées par les approches régions et frontières, pour étudier ensuite la segmentation basée sur une approche globale de l'image. Chacune de ces approches, présente des avantages et des inconvénients. La solution, est la coopération entre les deux types, afin de minimiser les erreurs rencontrées par les techniques prises séparément. Les trois conceptions de la segmentation coopérative, sont décrites dans cette section.

Le chapitre qui suit, sera consacré aux techniques de la segmentation par regroupement, aux modèles déformables et à la coopération entre eux.

Chapitre 3 Segmentation coopérative entre les modèles déformables et les modèles par regroupement

3.1 Introduction

La segmentation par coopération régions-contours a suscité un grand intérêt ces dernières années. Elle consiste en une coopération, entre la segmentation par régions et la segmentation par contours. Elle exploite les avantages de ces deux types de segmentation, pour aboutir à un résultat de segmentation plus précis et plus fidèle que celui obtenu à l'aide d'une seule technique.

Il y a une grande variété d'approches au problème de la segmentation. De nombreux algorithmes ont été proposés et développés pour simuler un certain/ nombre de ces différents processus. Dans ce chapitre, nous allons étudier trois types de segmentation, les K-moyennes ou K-means, les modèles déformables, selon les contours actifs, ou les snakes, les ensembles de niveaux ou les level set ainsi que la coopération entre ces différents modèles.

3.2 Segmentation par les k-means [10][11]

L'algorithme de k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé dans la communauté de la classification des données. Dans cet algorithme, chaque classe est représentée par la moyenne (mean). Il partitionne les données d'une image, en k clusters en commençant avec un ensemble de k points de référence (centroïde).

Le K-means est un algorithme itératif, qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes, conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Ce dernier, change les objets du cluster jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer.

Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme K-means sont données par la figure suivante

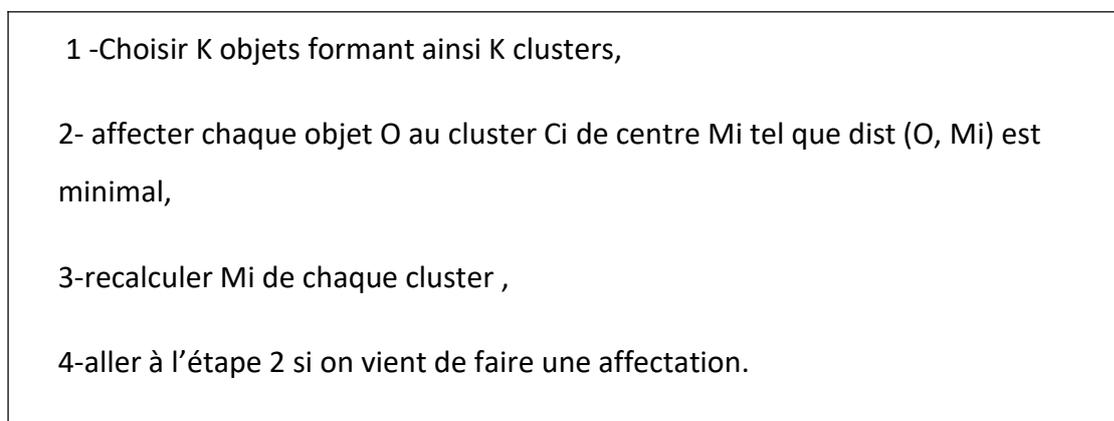


Figure 3.1 : Algorithme des K-Means

L'application des Kmeans, suit l'organigramme donné par la figure 3.2 :

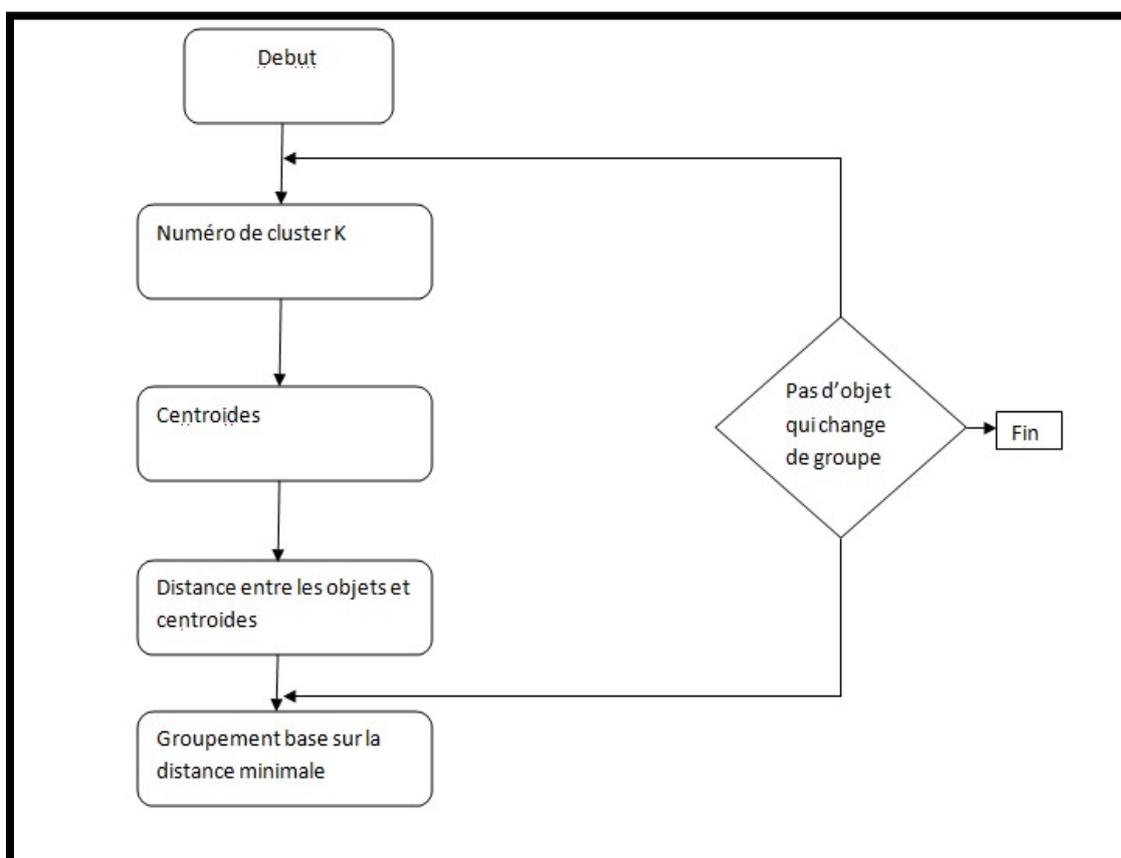


Figure 3.2 : Organigramme des phases de K-Means

➤ **Choix de K**

L'algorithme classique des k means, laisse un paramètre libre, le nombre de clusters ce qui dans le cas de la segmentation d'images correspond au nombre d'intensités utilisées pour représenter l'image. L'entier k est choisi arbitrairement par l'utilisateur. Un bon choix correspond au nombre de régions présentes dans l'image. Il est déterminé par l'histogramme, où chaque mode de l'histogramme correspond à une région de l'image.

La meilleure façon d'utiliser l'algorithme est de l'expérimenter avec des valeurs différentes de k (cf. Figure 3.3).



(a)

(b)

(c)

Figure 3.3: (a) l'image originale, (b) l'image classée par K-means avec K=3,
(c) l'image classée par k-means avec K=5

➤ **Exemple de k-means**

On prend dans ce cas, un exemple simple pour illustrer l'algorithme des K means.

$A = \{1, 2, 3, 6, 7, 8, 13, 15, 17\}$. Crée 3 clusters à partir de A

- On prend 3 objets au hasard, par exemple 1, 2, 3. on obtient

$c_1 = \{1\}$, $M_1 = 1$, $c_2 = \{2\}$, $M_2 = 2$, $c_3 = \{3\}$ et $M_3 = 3$

- Chaque objet o est affecté à la classe ou milieu duquel o est le plus proche. 6 est affecté à c_3 car $\text{dist}(M_3, 6) < \text{dist}(M_2, 6)$ et $\text{dist}(M_3, 6) < \text{dist}(M_1, 6)$.

On a : $c_1 = \{1\}$, $M_1 = 1$, $c_2 = \{2\}$, $M_2 = 2$

$c_3 = \{3, 6, 7, 8, 13, 15, 17\}$, $M_3 = 69/7 = 9,86$.

- $\text{dist}(3, M_2) < \text{dist}(3, M_3) \rightarrow 3$ passe dans c_2 . aucun des quatre objets ne change de cluster.

$c_1 = \{1\}$, $M_1 = 1$, $c_2 = \{2, 3\}$, $M_2 = 2,5$, $c_3 = \{6, 7, 8, 13, 15, 17\}$, $M_3 = 66/6 = 11$.

- $\text{dist}(6, M_2) < \text{dist}(6, M_3) \rightarrow 6$ passe dans c_2 . aucun des quatre objets ne change de cluster.

$c_1 = \{1\}$, $M_1 = 1$, $c_2 = \{2, 3, 6\}$, $M_2 = 11/3 = 3,67$, $c_3 = \{7, 8, 13, 15, 17\}$, $M_3 = 12$.

- $\text{dist}(7, M_2) < \text{dist}(7, M_3) \rightarrow 7$ passe en c_2 . les autres objets ne changent pas de cluster

$c_1 = \{1, 2\}$, $M_1 = 1,5$, $c_2 = \{3, 6, 7\}$, $M_2 = 5,34$, $c_3 = \{8, 13, 15, 17\}$, $M_3 = 13,25$.

- $\text{dist}(3, M_1) < \text{dist}(3, M_2) \rightarrow 3$ passe en c_1 .
- $\text{dist}(8, M_2) < \text{dist}(8, M_3) \rightarrow 8$ passe en c_2 .

$c_1 = \{1, 2, 3\}$, $M_1 = 2$, $c_2 = \{6, 7, 8\}$, $M_2 = 7$, $c_3 = \{13, 15, 17\}$, $M_3 = 15$.

Etat stable

➤ **Les avantages et les inconvénients de K-means**

a. Les avantages

-  Facile à l'adapter à plusieurs domaines ;
-  La technique est rapide, puisqu'on ne compare pas toutes les observations entre elles, mais par rapport aux centres de classes;
-  La méthode est adaptée aux très grands tableaux de données (rapide) ;
-  elle permet de traiter de grandes bases de données.

b. Les inconvénients

-  Obligation de fixer a priori le nombre de classes ou clusters ;
-  Les résultats dépendent fortement des centroïdes initiaux.

3.3 Les modèles déformables [13][14][15] [16]

Les modèles déformables sont de plus en plus utilisés en traitement d'images, notamment pour la segmentation d'images médicales.

➤ **Définition**

Plusieurs définitions existent dans la littérature:

- ▶ Le modèle déformable consiste, à faire évoluer une courbe dans le temps afin de converger vers la solution. Différentes implémentations sont possibles (snake, level set).
- ▶ Un modèle déformable est une courbe ou surface, fermée ou non, qui évolue depuis une position initiale, vers les contours de l'objet à segmenter en minimisant une fonction d'énergie qui se compose de deux terme d'énergie: une énergie interne qui

permet de mesurer l'adéquation avec la forme et une énergie externe, qui mesure l'adéquation avec l'apparence.

➤ **Types de modèles déformables**

On peut distinguer trois principaux types de modèles déformables:

- 📖 modèles déformables paramétriques (ce type nous intéresse dans cette étude) ;
- 📖 modèles déformables géométriques (ce type s'intègre aussi dans notre étude) ;
- 📖 modèles déformables géodésiques.

1. Modèles déformables paramétriques

➤ ***contour actif (snake)***

Le concept de contour actif ou snake, a été introduit à la fin de l'année 1980 par Kass [16]. L'idée est de partir d'un contour initial, qui va être déplacé progressivement vers le contour de l'image (voir figure 3.4), le déplacement du contour se fait selon l'influence de deux forces qui vont tendre à minimiser un critère d'énergie.

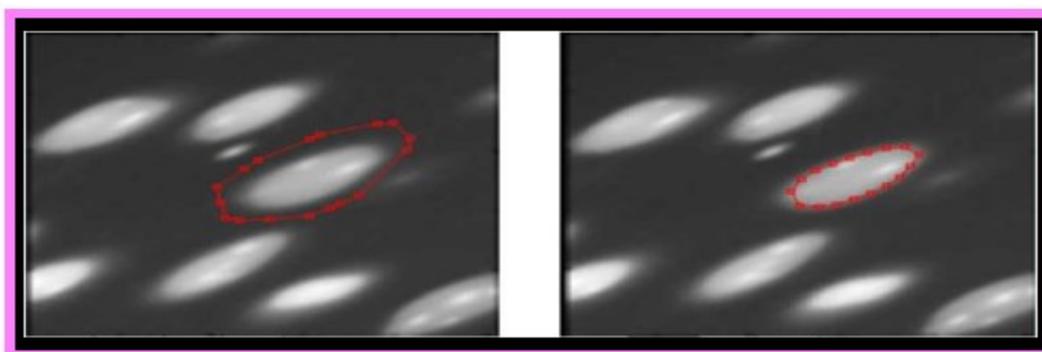


Figure 3.4 : A gauche le contour initial, et à droite, le snake s'est déplacé vers un contour de l'image.

➤ ***principe***

Un modèle de contour actif, est formé d'une série de points mobiles et répartis sur une courbe en deux dimensions. Le principe des contours actifs, est de faire évoluer un contour initial vers une position d'équilibre, c'est-à-dire en direction des bords de l'objet à détecter. Entre deux itérations, la vitesse des points est régie par une équation mettant en jeu des forces à appliquer au contour ; généralement, selon la normale. Ces forces dépendent des données présentes dans l'image (l'intensité, gradient) ainsi que des propriétés de régularité du contour.

La position d'équilibre peut être définie, comme le minimum d'une fonctionnelle d'énergie dont la dérivée correspond aux forces à appliquer, (voir figure 3.5).

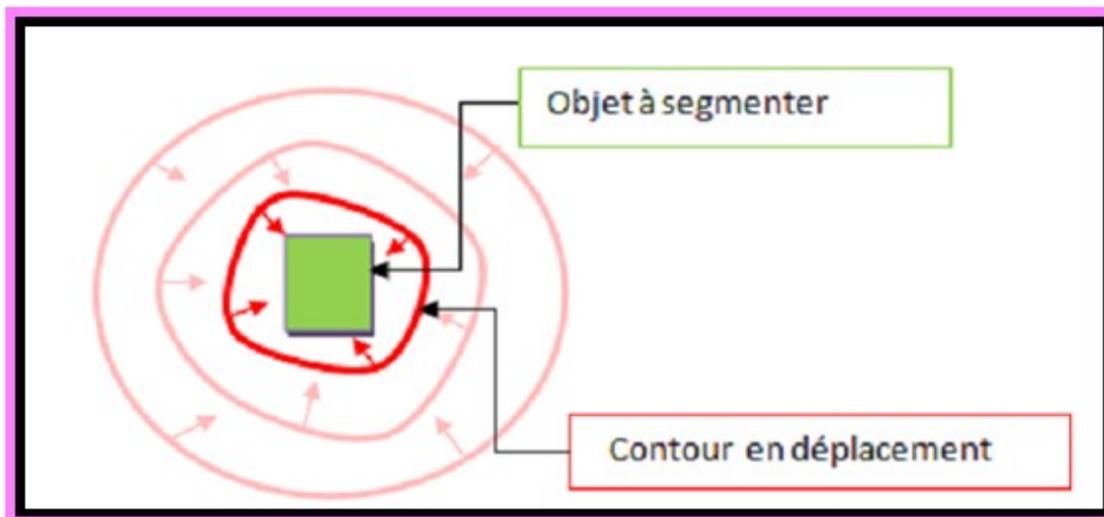


Figure 3.5: Déformation du contour actif

➤ **Modèle mathématique des snakes**

De l'effet que les contours actifs appartiennent à la famille des courbes continues et dérivables, on peut toujours les modéliser par une forme paramétrique normalisée comme montre les deux formules 1,2 :

$$\Omega = [0,1] \rightarrow \mathcal{R}^2 \quad (3.1)$$

$$\mathcal{S} \rightarrow v(\mathcal{S}) = [x(\mathcal{S}), y(\mathcal{S})]^T \quad (3.2)$$

Ou $[\cdot]^T$ indique-le transposé du vecteur associé.

$V(s)$: est le vecteur de position du point de contour de coordonnées $x(s)$ et $y(s)$.

$V(1)$ et $v(0)$: sont les vecteurs de position des extrémités du contour.

$v(1)=v(0)$ pour un contour fermé.

L'énergie totale du contour qu'on cherche à minimiser, est alors représentée par la fonction suivante :

$$E^*_{snake} = \int_0^1 [E_{interne}(v(s)) + E_{externe}(v(s)) + E_{contrainte}(v(s))] ds \quad (3.3)$$

Avec :

$E_{interne}$: représente l'énergie interne due à la rigidité et l'élasticité du contour, elle est basée sur la topographie courante du contour et la fonction de la forme et de la courbure (contraintes dans l'algorithme de la segmentation) ;

$E_{externe}$: représente l'énergie externe du système due aux gradients de l'image;

$E_{contraintes}$: représente l'énergie des autres contraintes de haut niveau jugées pertinentes pour augmenter la précision durant la segmentation.

Energie interne (Eint)

L'énergie interne correspond à la morphologie et aux caractéristique de la courbure telle que la courbure, la longueur, etc. Elle va contrôler la régularité de la courbe aux premiers et seconds ordres.

L'énergie interne modélise entre autre la tension. Elle a été définie par Kass et Al comme le montre la formule suivante :

$$E_{interne}(v(s)) = \alpha(s) \cdot \left(\frac{dv(s)}{ds}\right)^2 + \beta(s) \cdot \left(\frac{d^2v(s)}{ds^2}\right)^2 \quad (3.4)$$

On peut voir que cette énergie se compose de deux termes, un terme du premier ordre $\left(\frac{dv(s)}{ds}\right)^2$ contrôlé par $\alpha(s)$ qui représente l'élasticité du contour, et un autre terme du second ordre $\left(\frac{d^2v(s)}{ds^2}\right)^2$ contrôlé par $\beta(s)$ qui représente la rigidité du contour.

Le choix des fonctions $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ impose les caractéristiques du contour durant Sa déformation.

La propriété d'élasticité peut être illustrée en examinant le terme de la dérivée première, qui n'est pas autre que le module au carré du vecteur tangent à la courbe donnée par la formule 5.

$$\left(\frac{dv(s)}{ds}\right)^2 = \left(\frac{dx(s)}{ds}\right)^2 + \left(\frac{dy(s)}{ds}\right)^2 \quad (3.5)$$

La longueur \mathbb{L} d'une courbe paramétrique peut être exprimée par la formule 3.6.

$$\mathbb{L} = \int_0^1 \left(\sqrt{\left(\frac{dx(s)}{ds}\right)^2 + \left(\frac{dy(s)}{ds}\right)^2} \right) ds \quad (3.6)$$

Les deux formules 3.5 et 3.6, montrent que la longueur du contour n'est qu'une simple intégration du module de la dérivée première le long de la courbe.

La minimisation de la dérivée première, résulte d'une minimisation de la longueur globale du contour, ce qui reflète une certaine élasticité entre les différents nœuds du contour. Les nœuds sont attirés par eux-mêmes, puisque le poids relatif de ce terme est contrôlé par $\alpha(s)$, plus ce paramètre est grand, plus l'élasticité est grande, et plus la tendance du contour à se contracter est grande.

De même, la rigidité peut être illustrée par la dérivée seconde, qui n'est autre que le taux de changement de la valeur de la tangente à la courbe. Minimiser ce module, revient à réduire la possibilité d'un changement brusque en n'importe quel nœud.

Plusieurs autres caractéristiques d'un contour actif sont encore évidentes à partir des définitions mentionnée ci-dessus, par exemple dans le cas d'un contour où il n'y pas de force externe avec $\alpha(s) > 0$, le contour tente de former un cercle et il tend vers un point (cercle de rayon nul) avec le temps, en plus une valeur positive de $B(s) > 0$ empêche le contour d'avoir des discontinuités locales. C'est-à-dire, ne peut pas former des coins aigus.

Il est calculé à partir de trois forces appelées respectivement : continuité, ballon, et courbure.
 $E_{int} = a. E_{con} + b. E_{bal} + c. E_{cou}$

- **La force de continuité Econ** : permet aux points de contour actif de se positionner à équidistance en influant, sur le rayon de courbure la courbe du contour actif. Le snake tend alors à avoir la forme d'un cercle. Ainsi, l'énergie de continuité, sert à calculer pour tous les temps la différence entre deux points successifs, sur le contour actif et à maintenir cette équidistance sur tous les points.
- **La force de ballon (introduite par Cohen)** : permet de modifier l'épaisseur du contour selon le signe du coefficient b associé à la force. La force Ebal est définie par le produit scalaire entre le vecteur normal v_i et le vecteur $v_i n_i$.
- **La force de courbure** : a pour rôle d'éviter que le contour actif ne contiennent des points isolés et donc incohérents pour la forme régulière globale. L'énergie Courbure (n_i) est donc proportionnelle à une expression discrète de la dérivée du second ordre.

Énergie externe(Eext)

L'énergie externe dépend des caractéristiques de l'image et du bon fonctionnement de l'algorithme de segmentation.

C'est la force qui dirige le contour vers la position désirée dans l'image. On peut regrouper à l'intérieur de cette énergie plusieurs termes qu'on juge nécessaire, pour une bonne segmentation spécifique. Elle contient essentiellement, un terme associé aux changements abrupts de l'image, les arrêtes, en plus des autres termes optionnels relatifs à chaque cas. Une des forces les plus utilisées, est celle relative au gradient de l'image définie par la formule 3.7:

$$E_{edge} = - |\nabla \cdot I(x, y)|^2 \quad (3.7)$$

Où

$I(x,y)$: est la luminance de l'image en question.

∇ : est le gradient. Le signe négatif indique, que les gradients les plus élevés minimiseront la fonction d'énergie introduite précédemment. L'énergie est obtenue à partir de deux forces liées au gradient couleur et intensité de la composante couleur sur laquelle nous souhaitons nous rapprocher sur une image :

$$E_{ext} = d. E_{gra} + e. E_{coul}$$

- **La première force est basée sur une combinaison des gradients** : calculés sur les trois composantes couleur (rouge, vert, et bleu), fixant ainsi le contour sur les contours réels de l'image. L'estimation du gradient est calculée, à l'aide de l'opérateur de Sobel puis seuillée, ce qui permet d'éliminer la plupart des contours non significatifs. Afin de réduire le temps de calcul, le gradient n'est calculé qu'une seule fois par image, et sur une zone restreinte autour de la position initiale du contour.
- **La deuxième force plus contextuelle** : utilise l'intensité d'une composante de l'image. Elle permet ainsi, de conserver le contour externe des joueurs. L'énergie E_{coul} est définie comme la différence entre l'intensité de la composante couleur et un seuil fixé TV .

Energie de contraintes (E_{cont})

Le contour actif localise et segmente les régions d'intérêt, dans l'image en minimisant simultanément tous les termes d'énergie sur tout le modèle.

Dans notre travail, nous n'utilisons aucune énergie de contraintes, elle ne sera donc pas approfondie dans les sections qui suivent, et $E_{contrainte} = 0$.

Les étapes de traitement du contour actif sont données par l'organigramme suivant :

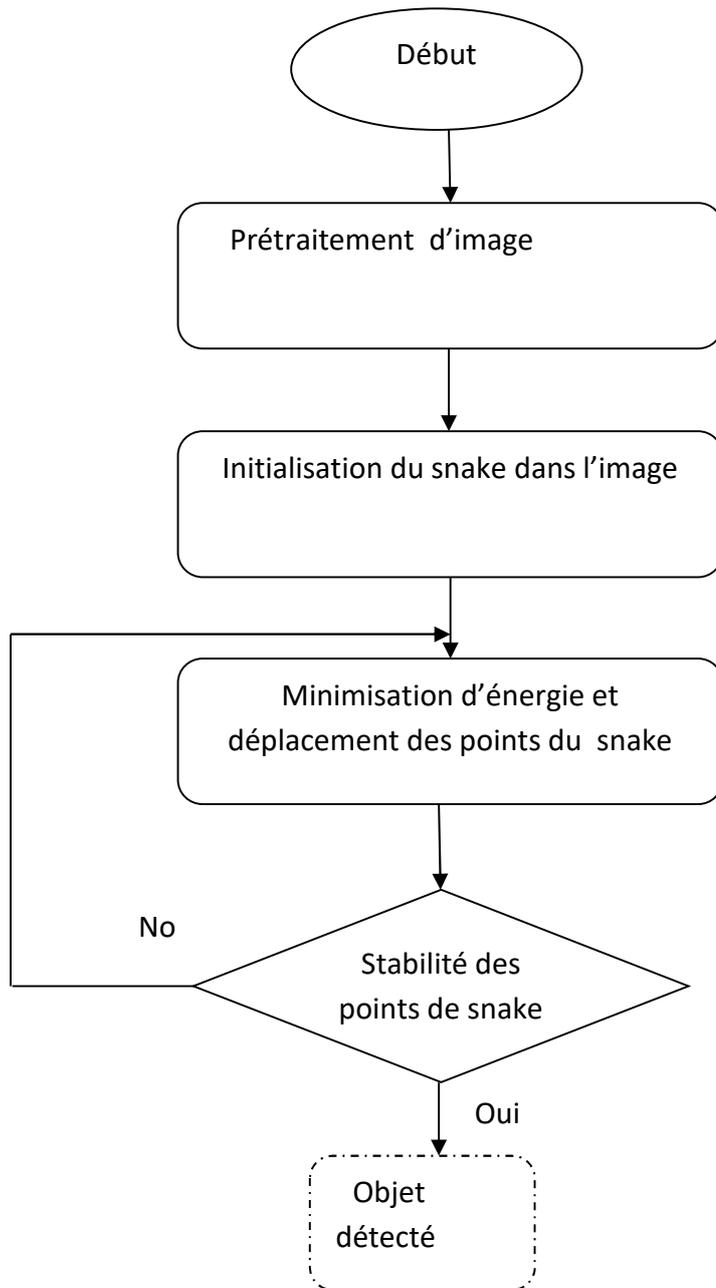


Figure 3.6: organigramme des snakes

➤ **Les avantages et les inconvénients des snakes**

✓ ***Les avantages des snakes***

- 🖨 Extraction d'un minimum local par déplacements successifs d'une courbe polygonale;

- 🖨 mise en œuvre en 2D simple et rapide ;
- 🖨 stabilité numérique face aux contraintes internes.

✓ ***Les Inconvénients des Snakes***

- 🖨 Problèmes de minimum local et de sensibilité à l'initialisation;
- 🖨 pas d'utilisation simultanée de plusieurs contours;
- 🖨 résultats très sensibles à l'initialisation;
- 🖨 plusieurs objets ne peuvent être détectés simultanément sans utiliser de procédures spéciales (figure 3.7).

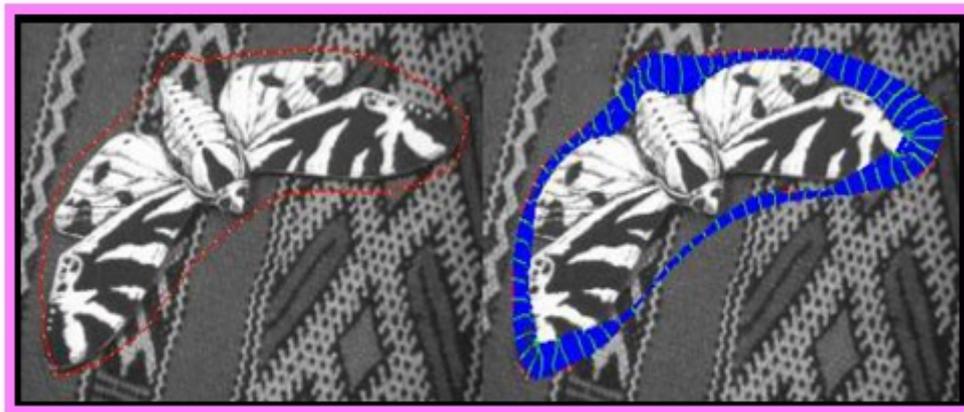


Figure 3.7 : Exemple d'un snake

2. Les contours actifs géométriques

Ce sont des modèles basés sur la théorie d'évolution de courbes et la méthode d'ensembles de niveaux. Dans cette classe de contours, chaque point de la courbe se déplace dans la direction de son vecteur normal à une vitesse proportionnelle à la courbure. Cette approche est une alternative à la minimisation d'énergie qui peut être vue comme la recherche de la solution d'une équation de Hamilton –Jacobi, et être ainsi résolue de façon efficace par l'utilisation de la méthode des courbes de niveaux (level set).

➤ ***Méthode d'ensembles de niveaux (level set traditionnels)***

✓ **Définition**

Les méthodes de level set ont été introduites pour la première fois par osher et sethian [16] en 1988. Pour présenter simplement la méthode du level set, nous allons considérer l'étude de l'évolution d'une courbe sur un espace de dimension 2. Soit donc C une telle courbe (ou surface dans le cas de $3D$) bornant un ouvert Ω_0 de \mathbb{R}^2 , séparant un milieu 1 (représenté par Ω_0) d'un milieu 2 ($\overline{\Omega_0}$ ou on peut écrire $(\Omega - \Omega_0)$), avec Ω : est le domaine total de l'image (figure 3.8). On peut étudier et calculer le déplacement de C induit par un champ de vitesse V . Cette vitesse peut dépendre de l'espace, du temps des caractéristiques géométriques de la courbe (telles que la normale ou la courbure) et /ou de la physique environnante. L'idée consiste à considérer, une courbe plane qui est C (ou surface dans le cas de $3D$ d'équation $Z - \Phi(x,y) = 0$). On choisit souvent la ligne de niveau 0 (iso - contour 0), c.à.d. l'intersection de la surface $3D$, avec le plan $Z=0$ (figure (3.9)).

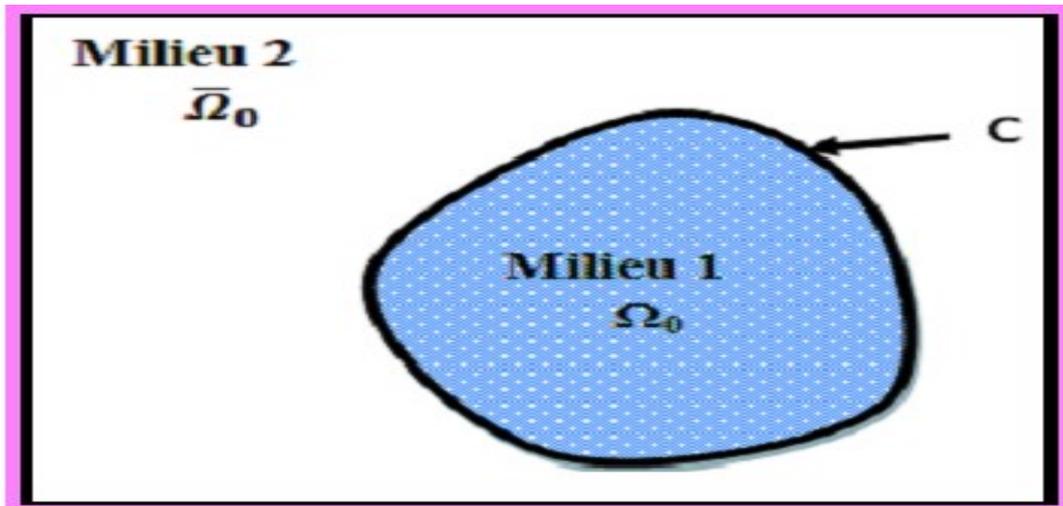


Figure 3.8 : Une courbe séparant deux milieux

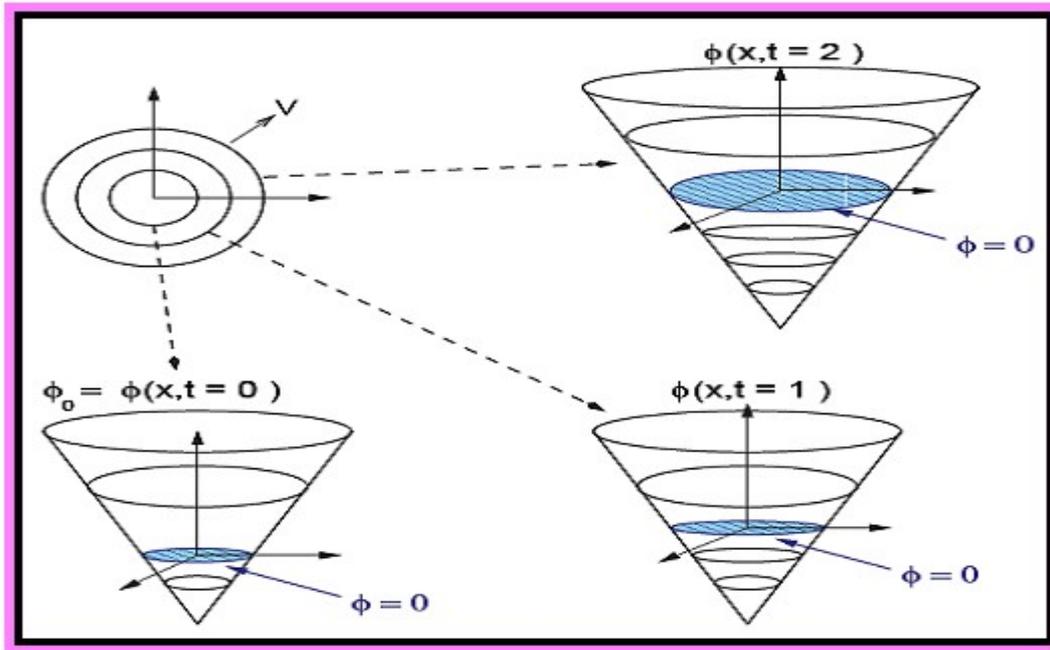


Figura 3.9 : fonction level set Φ en dimension 2

Plus précisément on va chercher une fonction :

$\Phi : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$ vérifiant :

$$C(t) = \{X \in \mathbb{R}^2, \Phi(X, t) = 0\}$$

Avec : $X = (x(t), y(t))$

Remarque : La formulation par ensembles de niveaux se généralise aisément en 3D, en considérant une fonction Φ de dimension supérieure. On peut alors considérer, le modèle de surface pour une segmentation d'image 3D.

Dans les méthodes par ensembles de niveaux, la surface C est implicitement définie, comme l'ensemble de niveau 0 d'une fonction de dimension supérieure Φ .

Partant d'une forme donnée C_0 , le modèle est capable d'évoluer vers les bords de l'objet à segmenter, selon la loi d'évolution du premier ordre (selon la théorie de l'évolution des courbes) (équation 3.8).

$$\frac{\partial c}{\partial t} = F\vec{N} = (f_{\text{int}} + f_{\text{ext}})\vec{N} \quad (3.8)$$

Où :

f : La force appliquée sur la courbe (surface) ;

\vec{N} : Le vecteur normal à la courbe.

F : est une fonction scalaire de la vitesse dépendant des facteurs suivants :

- les propriétés locales de la courbe ;
- les paramètres externes liés au gradient d'image ;
- les termes additionnels de propagation de la courbe.

Cette force peut être décomposée en deux termes :

Une force interne (F_{int}) : imposant une contrainte de régularité de la courbe (surface en 3D) pendant l'évolution.

Une force externe (F_{ext}) : terme d'attache aux données (données de l'image) contrôlant la convergence de la forme du modèle de forme, vers les données. L'évolution du contour C correspond à l'évolution (cf. Figure 3.10) de la fonction level set Φ selon l'équation 3.9.

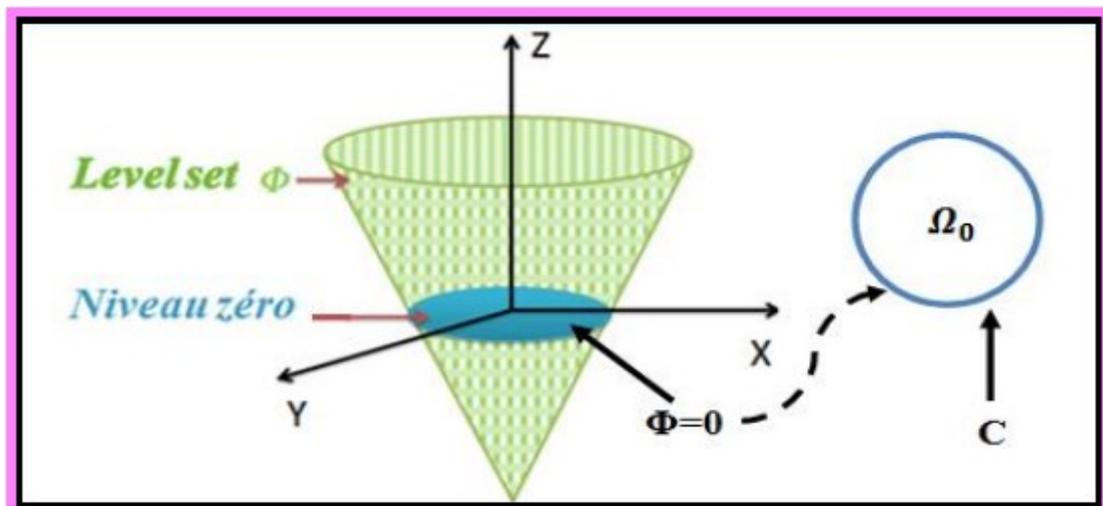


Figure 3.10 : Evolution d'une courbe par la méthode level set

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = F / \nabla \Phi / = (f_{\text{int}} + f_{\text{ext}}) \vec{N} \quad (3.9)$$

$\nabla \Phi$: C'est le gradient de la fonction Φ

La fonction d'ensemble de niveau Φ est souvent initialisée, comme une fonction de distance signée. Elle est présentée donc comme suit:

$$\Phi(X, t) = \pm d \quad (3.10)$$

Avec d : distance entre un point du domaine de l'image (Ω) et le contour initial.

✓ Initialisation de la fonction distance

Nous initialisons (en $\Phi(x, y)$) à zéro les pixels correspondant au passage de la courbe C, la matrice de Φ sera remplie de la manière suivante :

Zéro tout le long de la courbe C, et la valeur de la distance euclidienne au point le plus proche de la courbe pour tout le reste (cf. Figure 3.10).

$$\Phi(x, y) = \begin{cases} +d & \text{si } \Phi(x, y) \text{ à l'exterieur de } C \\ 0 & \text{Si } \Phi(x, y) \in C \\ -d & \text{si } \Phi(x, y) \text{ à l'interieur de } C \end{cases} \quad (3.11)$$

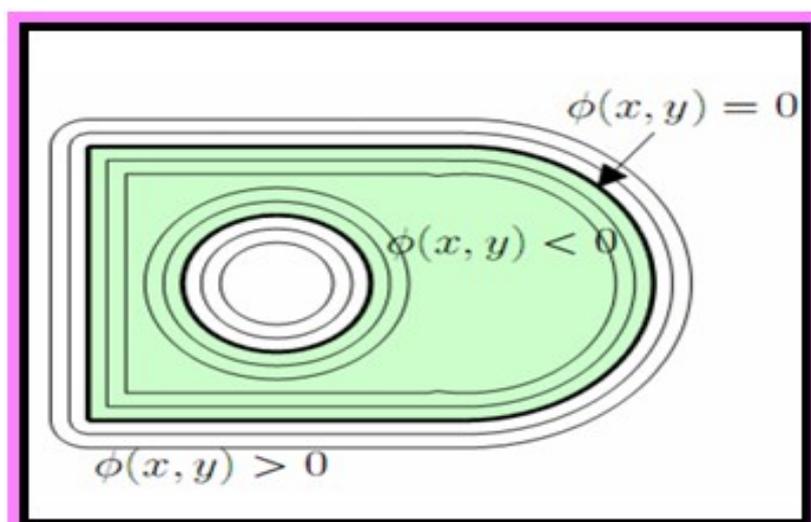


Figure 3.11 : Utilisation de la distance signée.

Les propriétés géométriques de la courbe sont connues :

- La normale est donnée par :

$$\vec{N} = \frac{\nabla\phi}{\|\nabla\phi\|}$$

- La courbure K est donnée par :

$$K = \text{div.} \frac{\nabla\phi}{\|\nabla\phi\|} = \frac{\phi_{xx} \phi_y^2 - 2 \phi_x \phi_y \phi_{xy} + \phi_{yy} \phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{3/2}}$$

Où :

ϕ_x, ϕ_{xx} : La dérivée première et la dérivée seconde de ϕ selon la direction X,

ϕ_y, ϕ_{yy} : La dérivée première et la dérivée seconde de ϕ selon la direction Y.

➤ **Mouvement de la courbe**

Le mouvement de la courbe est régi par les règles suivantes :

- Chaque modèle se déplace perpendiculairement à la courbe, selon une vitesse, proportionnelle à la courbure ;
- des points peuvent se déplacer vers l'intérieur et d'autres vers l'extérieur, selon le signe de la courbure ;
- on choisit en général, une fonction distance signée par rapport au contour.

3.4 Mise en œuvre des level sets [17]

➤ **Modèle de Chan et Vese**

Pour ce type de modèle déformable, chan & vese utilisent un descripteur région qui est fonction de la moyenne d'intensité. Un tel critère sert à segmenter la région homogène, car on cherche la région dont les pixels ont une intensité proche de la moyenne de la région, Ils définissent trois termes : descripteur de l'intérieur, de l'extérieur et du contour. Donc l'idée est la suivante :

Soit I une image, C un contour fermé qui sépare deux régions l'une à l'intérieur (Ω_{int}) et l'autre à l'extérieur de C (Ω_{ext}) (figure 3.12).

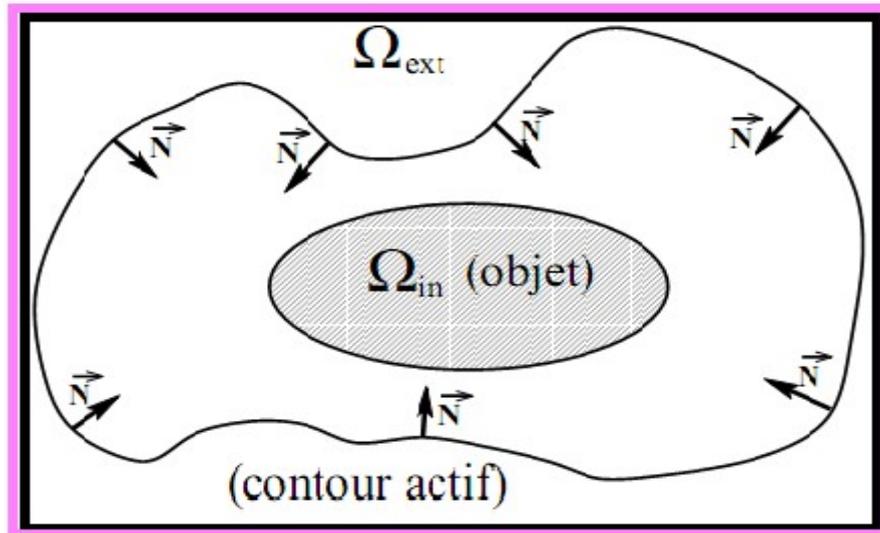


Figure 3.12 : domaines composant l'image

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

$$E_{int}(c) = \int_{intérieure\ de\ c} |I(x,y) - c_1|^2 dx \quad (3.12)$$

$$E_{ext}(c) = \int_{extérieure\ de\ c} |I(x,y) - c_2|^2 dx \quad (3.13)$$

$$Length(C) = L\{\phi=0\} = \int_{\Omega} \delta(\phi(x,y)) |\nabla\phi(x,y)| dx dy \quad (3.14)$$

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

Le modèle de Chan et Vese est le suivant:

$$E(c) = \mu(\text{longueur}(c) + v \cdot \text{l'aire}(l'intérieur\ de\ c)) + \lambda_1 E_{int}(c) + \lambda_2 E_{ext}(c) \quad (3.15)$$

Avec :

$$\text{aire}(intérieur(c)) = A\{\phi > 0\} = \int_{\Omega} H(\phi(x,y)) dx dy \quad (3.16)$$

Avec :

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

On remplace équations (3.12), (3.13), (3.14) et (3.16) dans (3.15)

On aura l'énergie totale :

$$E(c) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\text{interieur de } c} |I - c_1|^2 dx + \lambda_1 \int_{\text{exterieur de } c} |I - c_2|^2 dx \quad (3.17)$$

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

$$\begin{cases} C = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) = 0\} \\ \text{interieur}(C) = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) > 0\} \\ \text{exterieur}(C) = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) < 0\} \end{cases} \quad (3.18)$$

En introduisant la fonction du level set on peut écrire:

$$\int_{E \text{ int}(c)} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy = \int_{\phi > 0} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1| H(\phi(x, y)) dx dy \quad (3.19)$$

$$\int_{E \text{ ext}(c)} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy = \int_{\phi < 0} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2| H(\phi(x, y)) dx dy \quad (3.20)$$

- L'ensemble $\{X \in R^2, \phi(x) > 0\}$ représente l'intérieur du contour ;
- l'ensemble $\{X \in R^2, \phi(x) < 0\}$ représente l'extérieur du contour ;
- H : fonction de Heaviside : c'est une fonction détectrice de chacune des deux phases.

- C_1 et C_2 : sont deux constantes pour lesquelles l'image est approchée dans chacune des phases.

L'objectif est donc de minimiser la fonctionnelle énergétique :

$$\begin{aligned} \text{Min}(E(c)) = & \text{Min}(\mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| \, dx \, dy + v \\ & \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) \, dx \, dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) \, dx \, dy + \\ & \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) \, dx \, dy \end{aligned} \quad (3.21)$$

Pour calculer les intensités moyennes, c_1 et c_2 on peut suivre :

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\phi(x, y)) \, dx \, dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) \, dx \, dy} \quad (3.22)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) \, dx \, dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) \, dx \, dy} \quad (3.23)$$

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

On aura la formule vibrationnelle suivante:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) [\mu K(\phi) |\nabla(\phi)| - v - \lambda_1 |I - c_1|^2 + \lambda_2 |I - c_2|^2] \quad (3.24)$$

K : est la courbure

Afin de calculer les équations d'Euler et Lagrange, les auteurs considèrent des versions régularisées de la fonction d'évolution. La formule 3.24 devient alors :

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) [\mu K(\phi) |\nabla(\phi)| - v - \lambda_1 |I - c_1|^2 + \lambda_2 |I - c_2|^2] \quad (3.25)$$

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

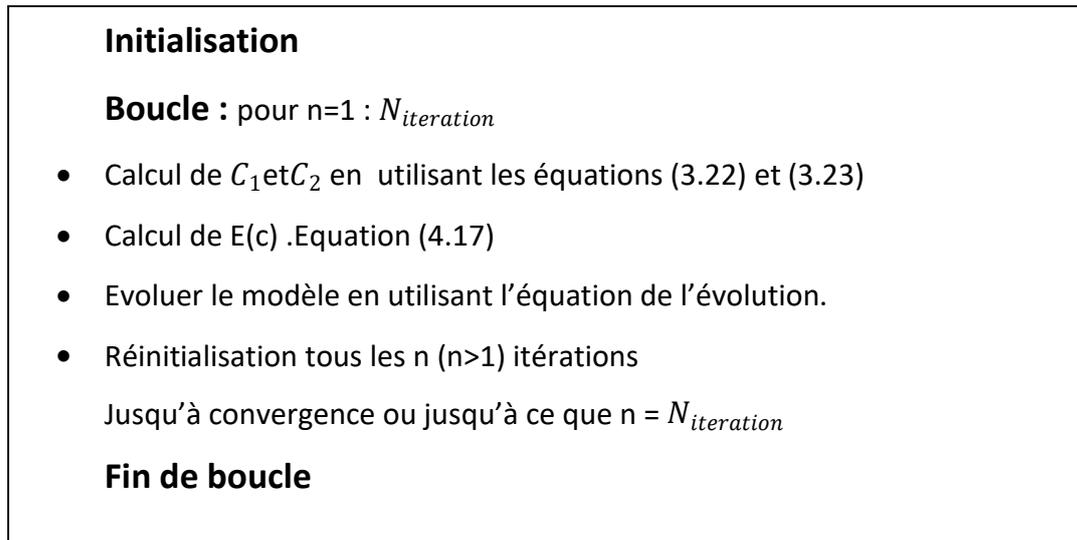


Figure3.13 : organigramme du modèle de Chan et Vese [17]

➤ Les avantages et les inconvénients des level set

a. Les avantages des level set

- 🖼 Adaptation au changement de topologie : plusieurs objets peuvent être segmentés à la fois (figure3.14) ;
- 🖼 prise en compte des changements de topologie automatique ;
- 🖼 extension à la 3 D simple ;
- 🖼 utilisation des méthodes numériques connues pour calculer les dérivées;
- 🖼 Facilité de calcul des grandeurs géométriques intrinsèques de l'interface (normale, courbure).

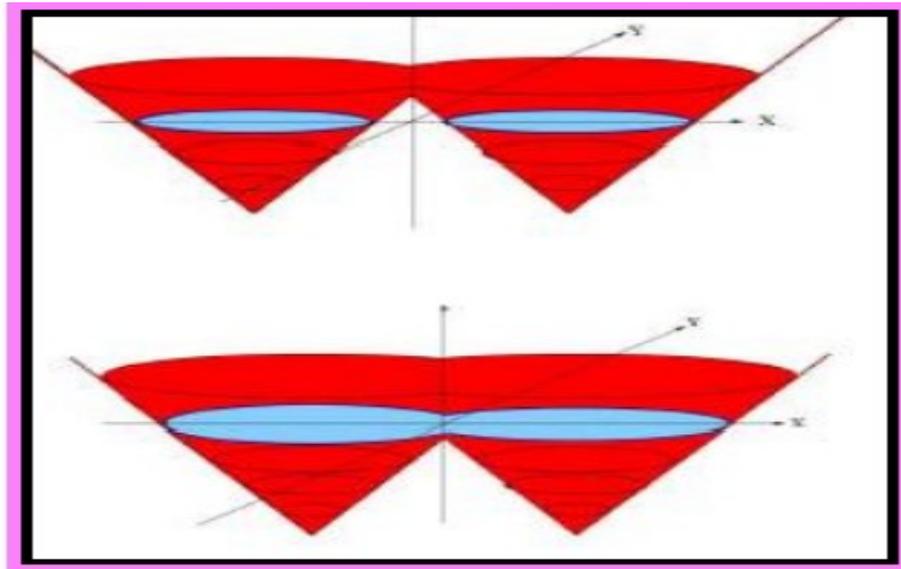


Figure 3.14 : un exemple de changement de topologie permis par les ensembles de niveaux

b. Les inconvénients

L'implémentation implique plusieurs problèmes :

- 🖨 Le temps de calcul ;
- 🖨 nécessité de recalculer la fonction distance par rapport au niveau zéro.
- 🖨 La vitesse v n'est définie que pour le niveau zéro de la fonction level set (extension des vitesses à tout le domaine) ;
- 🖨 implémentation complexe et coûteuse.

3.5 Coopération entre les modèles déformables et les modèles par regroupement [17] [18]

➤ Coopération Région –contour

Nous avons présenté les deux catégories d'approches employées, l'un portant sur des informations régions, l'autre sur des informations contours. Il est temps alors, d'étudier la coopération région – contour qui prend en considération les avantages des deux approches.

a. Principe général de la coopération Région - Contour

En premier lieu, nous allons établir, une segmentation initiale en utilisant la méthode de K MEANS. A partir de celle-ci, nous récupérerons le masque contenant la région d'intérêt qui est la tumeur. Ce masque va servir de contour initial pour la segmentation basée sur le contour (modèle implémenté via SNAKE, LEVEL SET)

Par conséquent ce masque va contenir uniquement les classes des pathologies mammographiques, le cas des images étudiées. C'est un masque qui va être directement appliqué en seconde partie de la segmentation, comme contour initial du SNAKE ou LEVEL SET utilisé. Ce contour va évoluer, jusqu'à atteindre les bords de l'objet d'intérêt.

b. Le nouveau hybride k-means et SNAKE

Le problème de l'extraction des régions homogènes par rapport à une ou plusieurs caractéristiques distinctives comme les niveaux de gris, la texture, la forme ou couleur, a été sujet d'une recherche active. Pour des images monochromatiques, de nombreux algorithmes ont été développés. Cependant, les problèmes de la segmentation des images couleurs, qui offrent beaucoup plus d'information sur les objets présents dans un environnement extérieur en particulier, a fait l'objet d'une attention de la communauté scientifique.

C'est à partir d'un algorithme de segmentation couleur, puis de la caractérisation des régions par des attributs de couleur et de texture, que l'extraction d'une route ou d'un chemin est faite. La méthode de segmentation développée dans les régions, notamment par les K MEANS, est basée sur un algorithme hybride. Cet algorithme est indépendant du point de départ de la segmentation et de l'ordre d'adjacence des régions à fusionner.

Les résultats de la segmentation sont montrés dans la figure (3.15). L'implémentation actuelle de cet algorithme, est utilisée pour la représentation de la couleur. Le résultat pour la caractéristique des zones par les contour actifs n'est pas la meilleure option, donc les régions obtenues et plus précisément la région correspondant à la route, sera caractérisée dans l'espace de couleurs normalisées. Les valeurs moyennes et les variances des composantes couleurs de la région route ou chemin, seront utilisées pour le suivi de cette zone par la méthode de contours actifs.

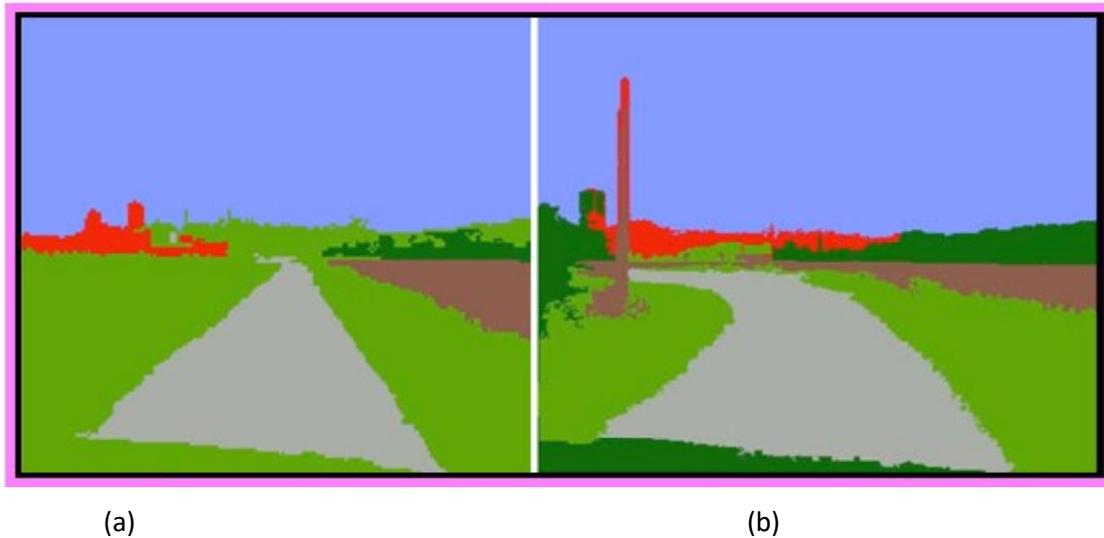


Figure 3.15 : résultats de la segmentation des régions dans une image couleur [16]

Dans ce cas, la coopération de K MEANS et SNAKE dans les images couleurs se fait sur la route ou le chemin ayant une frontière déformable. Elle sera suivie par un SNAKE. Le module d'extraction envoie au second, d'une part les positions des points de contrôle pour l'initialisation du SNAKE, d'autre part les paramètres qui caractérisent la région dans l'espace de couleurs normalisé (moyenne et variance) (cf. Figure 3.16).

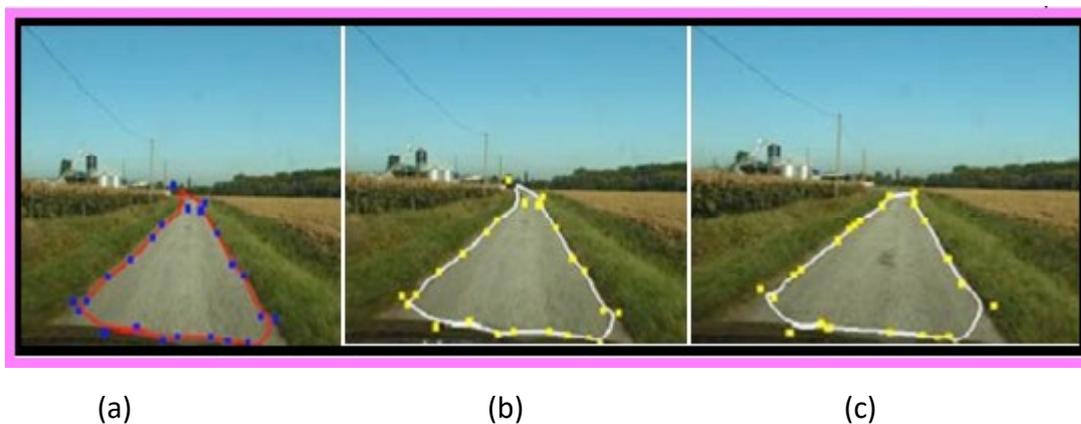


Figure3.16 : segmentation de route

c. Le nouveau hybride k-means et level set

La vitesse acquise par la procédure k-Means est livrée avec ses inconvénients, à savoir les résultats qui dépendent des valeurs initiales des moyennes et des partitions sous-optimales sont fréquemment trouvés. Par ailleurs, le partitionnement peut être bruité avec une quantité de bruit trop importante, pour que le lissage puisse être efficace. Nous proposons

un algorithme simple qui conserve la robustesse de l'évolution de la courbe, mais qui est plus rapide suivant plusieurs ordres de grandeur.

➤ **Cas d'images bruitées**

Le bruit présent dans une image est facilement filtré par l'étape de prétraitement, car cette technique a été spécialement conçue pour débruiter les images, tout en préservant les bords. La figure (3.17) illustre la segmentation d'un avion militaire dans une image bruitée.



Figure 3.17 : Segmentation d'une image bruitée.

➤ **Cas d'images floues**

Un des principaux avantages de la fonctionnelle de Mumford-Shah[15][16] est qu'elle est particulièrement bien adaptée pour la segmentation d'images, sans bords clairement définis. Dans le cas d'une image floue, les algorithmes de recherche d'une image gradient sont garantis à l'échec. La figure (3.18) montre que l'algorithme étudié, conserve cette capacité souhaitable.

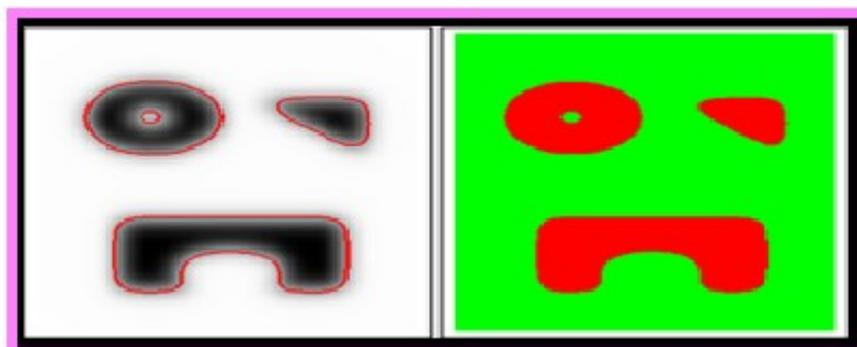


Figure 3.18: Segmentation de l'image floue.

Avantages de la coopération

-  C'est une méthode automatique, car le contour initial est résultant d'une segmentation initiale ;
-  robuste face au bruit, puisque le contour est initialisé là où il faut c.à.d. très proche de l'objet à segmenter;
-  le nombre d'itérations diminue considérablement grâce à l'initialisation automatique.

3.6 Segmentation des images mammographiques

Plusieurs travaux ont été consacrés à la segmentation d'images mammographiques. Au laboratoire LATSI, nous nous sommes intéressées, à l'extraction de structures mammographiques, suivant les techniques de segmentation en régions [18] et Les méthodes basées sur la morphologie mathématique [19]. Notre objectif dans ce mémoire, est d'appréhender les modèles déformables et particulièrement leur coopération ; pour détecter avec le moins d'erreur possible les différentes lésions observées. Le travail réalisé par Boujelben, chercheur dans une université tunisienne, a utilisé les ensembles de niveaux pour la détection des calcifications [20].

➤ Travail de Boujelben [20]

Le travail de recherche appréhendé par Boujelben, se rapporte à la détection des calcifications dans une image mammographique suivant les ensembles de niveaux.

La première phase, consiste à appliquer sur l'image une transformation logarithmique, pour améliorer le contraste des régions proches du contour de la tumeur (Figure 3.19).

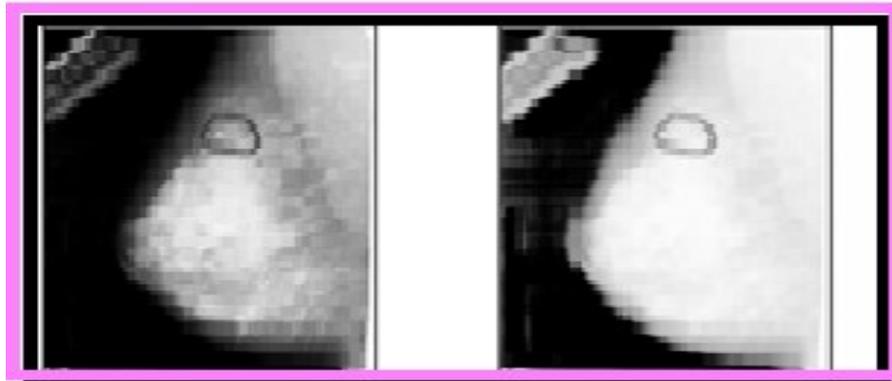


Figure 3.19 : résultats de la transformation logarithmique.a) original image ,b) enhanced image

La seconde étape consiste en la binarisation de l'image, pour recueillir l'enveloppe de la glande mammaire (Figure 3.20).

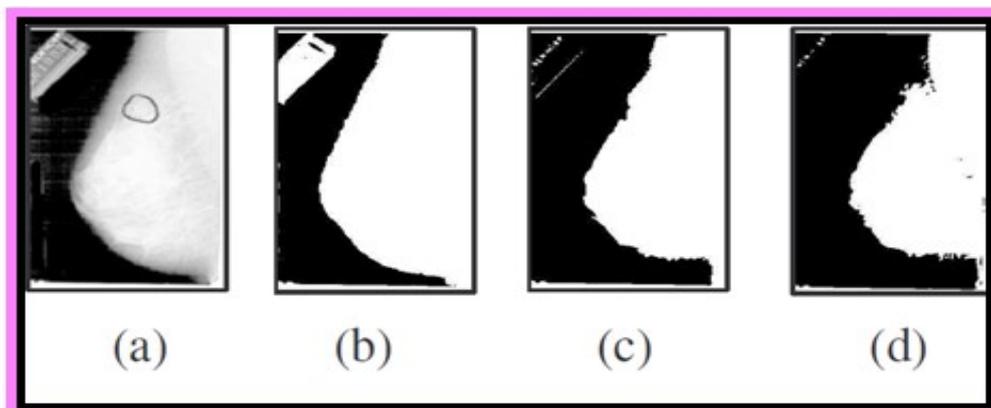


Figure 3.20 : résultats de la binarisation .a) image améliorée, b) méthode d'Otsu , c) Méthode Maximum –entropie;;d) Méthode du 'Maximum corrélation'

La troisième étape consiste à déterminer l'orientation de la tumeur (Figure 3.21).

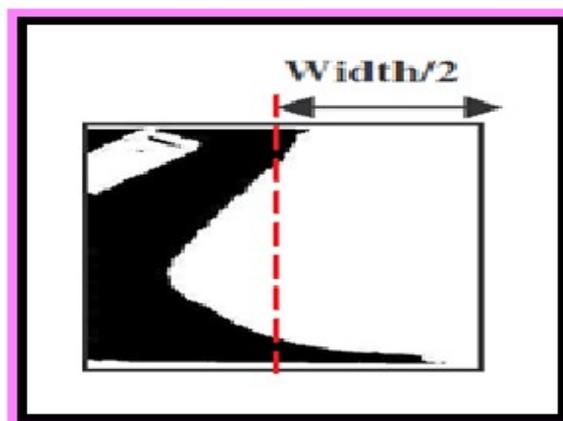


Figure 3.21 : résultats de l'orientation.

La quatrième étape vise la séparation du buste par rapport au fond de l'image, en utilisant l'étiquetage des composantes connexes (Figure 3.22). :

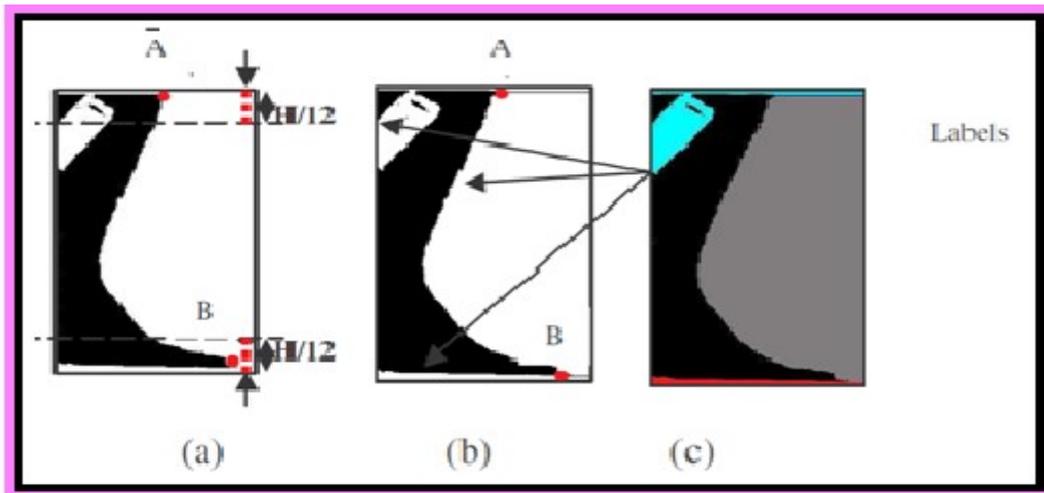


Figure 3.22 : séparation de la glande mammaire du fond

L'étape qui suit, vise à la sélection des régions (Figure 3.23).

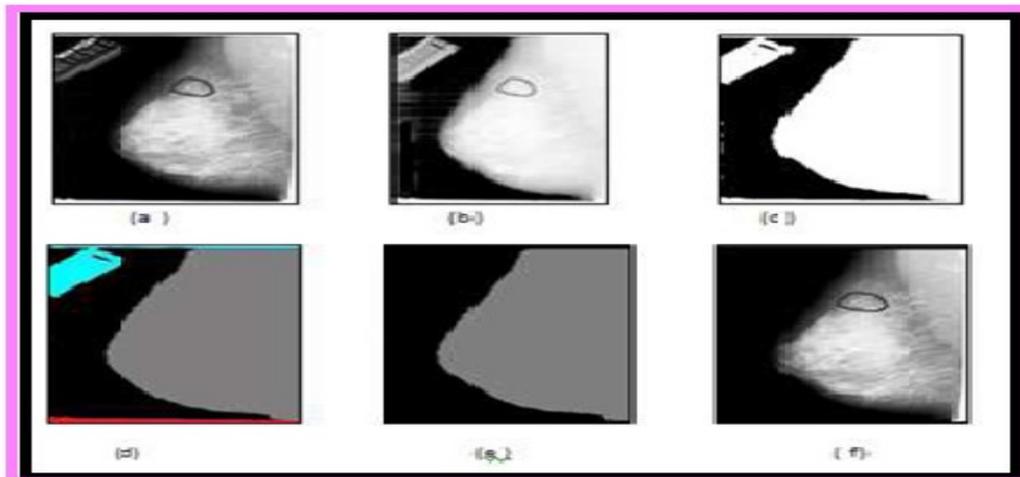


Figure 3.23: résultat final du fond

La détection des régions d'intérêt, se fait dans ce cas en appliquant les ensembles de niveaux.

La figure suivante, illustre l'application de l'approche des ensembles des niveaux sur une image présentant une tumeur maligne en utilisant pour l'initialisation, le niveau de gris maximum.

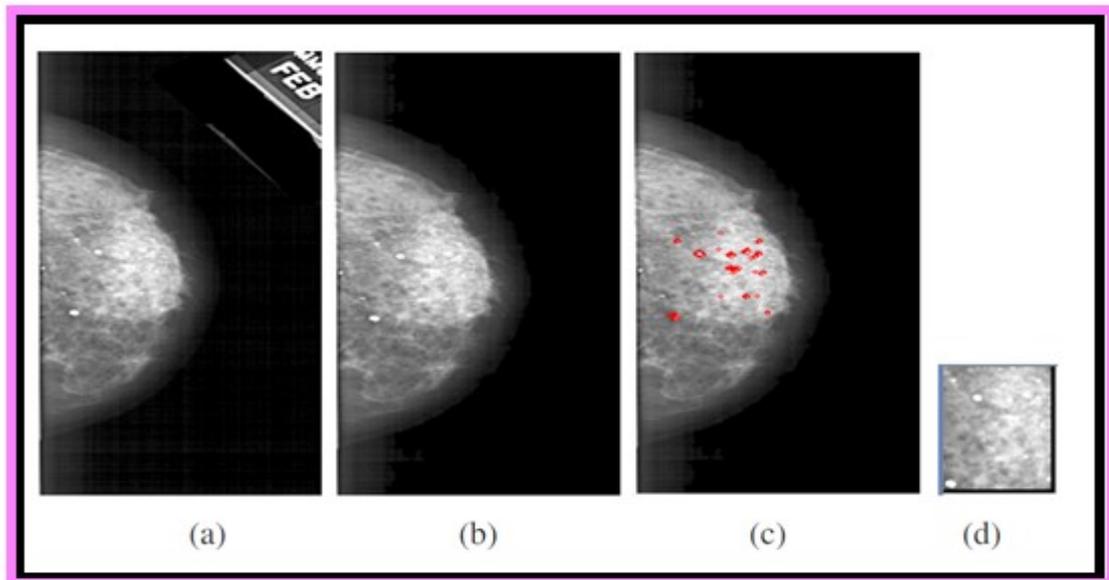


Figure 3.24 : détection de la région d'intérêt : (a) image originale, (b) détection de la glande mammaire, (c) application des ensembles de niveaux , (d) Région détectée.

3.7 Conclusion

Nous venons de présenter dans ce chapitre, les approches que nous allons développer et appliquer sur des images mammographiques, en vue de l'extraction de structures pathologiques.

Nous avons étudié chacune des approches par regroupement, suivant les modèles déformables paramétriques et géométriques, pour enfin voir les avantages de la coopération entre eux et pouvoir ainsi exploiter l'information du contour via l'application du modèle déformable ('SNAKE, LEVEL SET '), et des régions à travers 'les K MEANS'. Cette coopération permet, de pallier aux problèmes rencontrés dans la détection des tumeurs mammographiques.

Dans le chapitre suivant, nous allons développer chacune de ces approches pour les appliquer sur des données mammographiques qui présentent des distorsions architecturales, des calcifications et des lésions spiculées.

Chapitre 4 Application, tests et interprétation des résultats

Le système que nous développons dans ce mémoire, réalise l'extraction de structures pathologiques à partir d'images mammographiques, suivant des modèles déformables (snakes et level set) et par regroupement (kmeans) ; modèles dont les algorithmes ont été décrits dans le chapitre précédent.

Les pathologies étudiées, sont issues de la base de données MIAS (Mammographic Image Analysis Society) [5]. Ces images de type MLO (incidence latérale oblique) sont numérisées avec une résolution de 50 μm par pixel sur 8 bits. La résolution spatiale de chaque image, est de 1024 x 1024 pixels. Les 45 images étudiées, présentent des images normales, des images avec des calcifications, celles indiquant des distorsions architecturales, d'autres des lésions spiculées, suivant des cas bénins et malins.

4.1 Environnement de travail

4.1 .1 Matériel utilisé

Ce travail a été réalisé avec un ordinateur portable (pc) modèle TOSHIBA avec des caractéristiques suivantes :

-  Mémoire RAM de 2 Go,
-  disque 250 Go.

4.1.2 Langage de programmation

L'implémentation de notre travail, a été réalisée en utilisant le logiciel Matlab (R2009b) (cf. Figure 4.1).

Matlab est un système interactif de programmation scientifique, pour le calcul numérique et la visualisation graphique. Développé à l'origine, pour le calcul matriciel (le nom Matlab est dérivée de cette représentation Matlab =Matrix laboratory), il offre aujourd'hui bien d'autres possibilités, dont certaines seront décrites dans la suite, Il contient des bibliothèques spécialisées (toolbox) qui répondent à des besoin spécifiques : analyse numérique , traitement du signal , traitement de l'image , etc [21].

Matlab est un interpréteur : les instructions sont interprétées et exécutées ligne par ligne.

Matlab est un langage très performant utilisé pour :

-  le calcul scientifique;
-  l'acquisition des données;
-  le développement des algorithmes;
-  la modélisation et la simulation;
-  l'analyse, l'exploration et la visualisation des données et des résultats.

Le Matlab offre un environnement de développement qui comprend plusieurs fenêtres :

-  le bureau de travail de MATLAB "Desktop" ;
-  la fenêtre de commande "Command Windows" ;
-  la fenêtre Historique «Command History» ;
-  l'espace de travail «Workspace» ;
-  l'aide de Matlab.

Le logiciel Matlab possède:

-  les structures de contrôle de tous les langages de haut niveau;
-  la possibilité d'écrire des fonctions;
-  l'environnement graphique de développement;
-  l'interface de développement.

Les boites à outil (Toolbox) sont organisées autour de différents thèmes :

- statistique;
- réseaux de neurones ;
- traitement d'images.

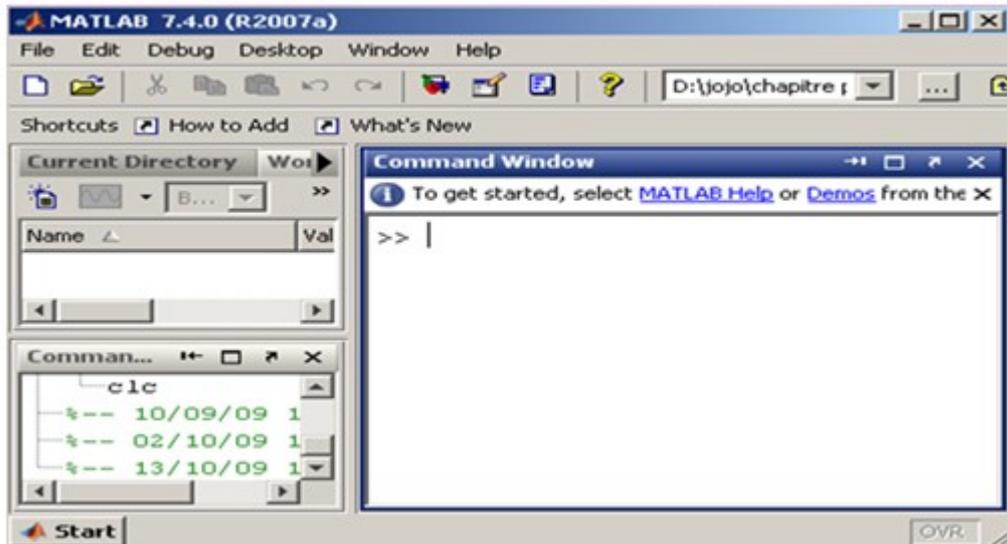


Figure 4.1 : présentation du logiciel matlab

4.1.3 Présentation du GUIDE

Le placement des objets est réalisé par sélection dans la boite à outils, mise en place et mise à dimension à la souris. Un double-clic sur chaque objet, permet de faire apparaître un menu avec les propriétés de cet objet. Leur modification et l'aperçu de ces modifications sont immédiats. A la fin, le code est généré automatiquement et l'interface est enregistrée sous deux fichiers portant le même nom mais dont les deux extensions sont différentes (cf. Figure 4.2 et 4.3) Le premier contient la définition des objets graphiques, le second contient les lignes de code qui assurent le fonctionnement de l'interface graphique.

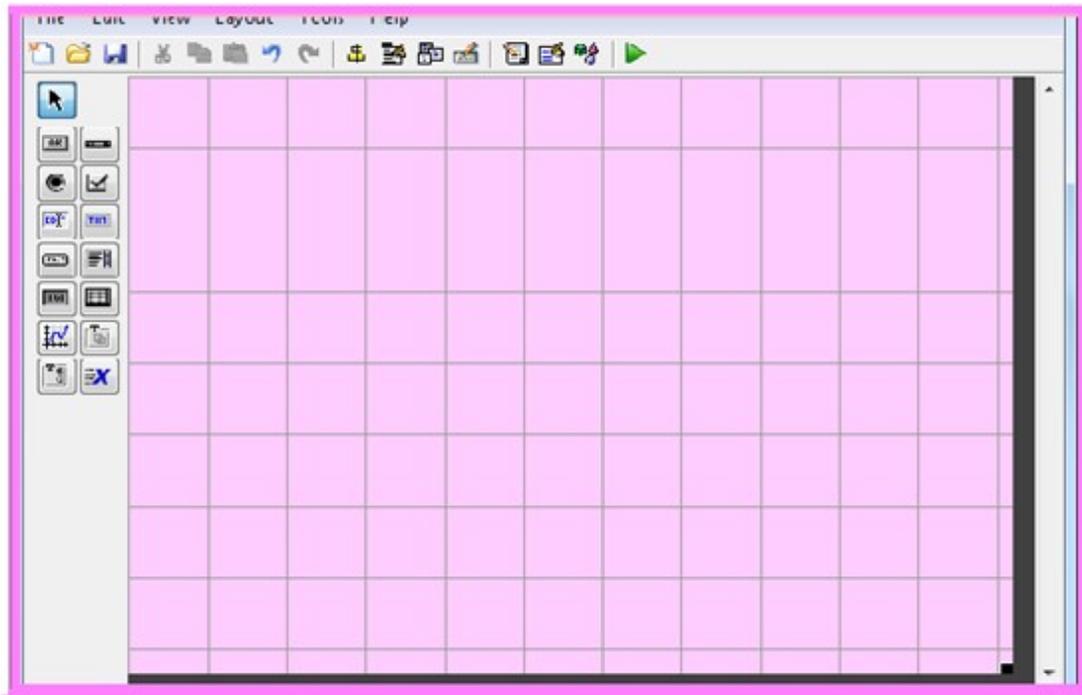


Figure 4.2: fenêtre de l'interface

Le GUIDE est un outil graphique sous MATLAB. Cette fenêtre permet de faciliter les tâches pour créer une interface graphique.

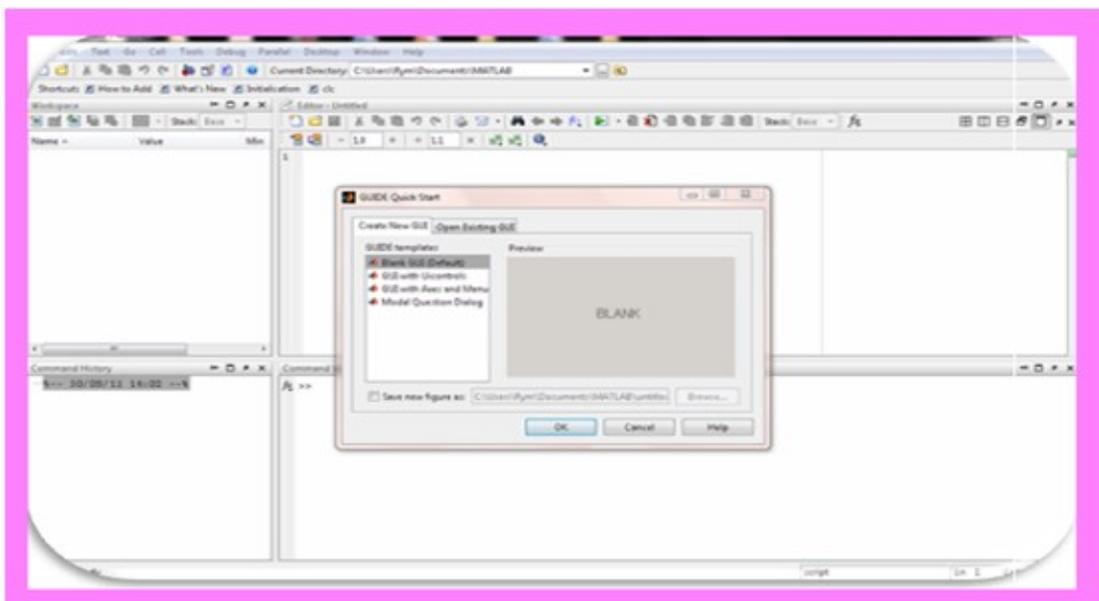


Figure 4.3: fenêtre du GUIDE

4.2 Présentation du système développé

Notre système permet l'extraction de structures pathologiques mammographiques suivant les contours actifs, les ensembles de niveaux, les méthodes par regroupement ainsi que leur coopération, pour exploiter les informations des régions et des contours simultanément. Notre premier traitement est effectué, par la méthode des Kmeans, suivant différentes valeurs des paramètres K. La seconde partie, a été réalisée par le partitionnement de l'image en contours, suivant les modèles des contours actifs et des ensembles de niveaux, suivant l'algorithme de Chan et Vese (décrit dans le chapitre précédent). La troisième partie, est effectuée par la coopération de ces différents modèles, en vue d'une détection des lésions mammographiques.

Le système général *esquissant* notre méthodologie, est donné par le synoptique suivant:

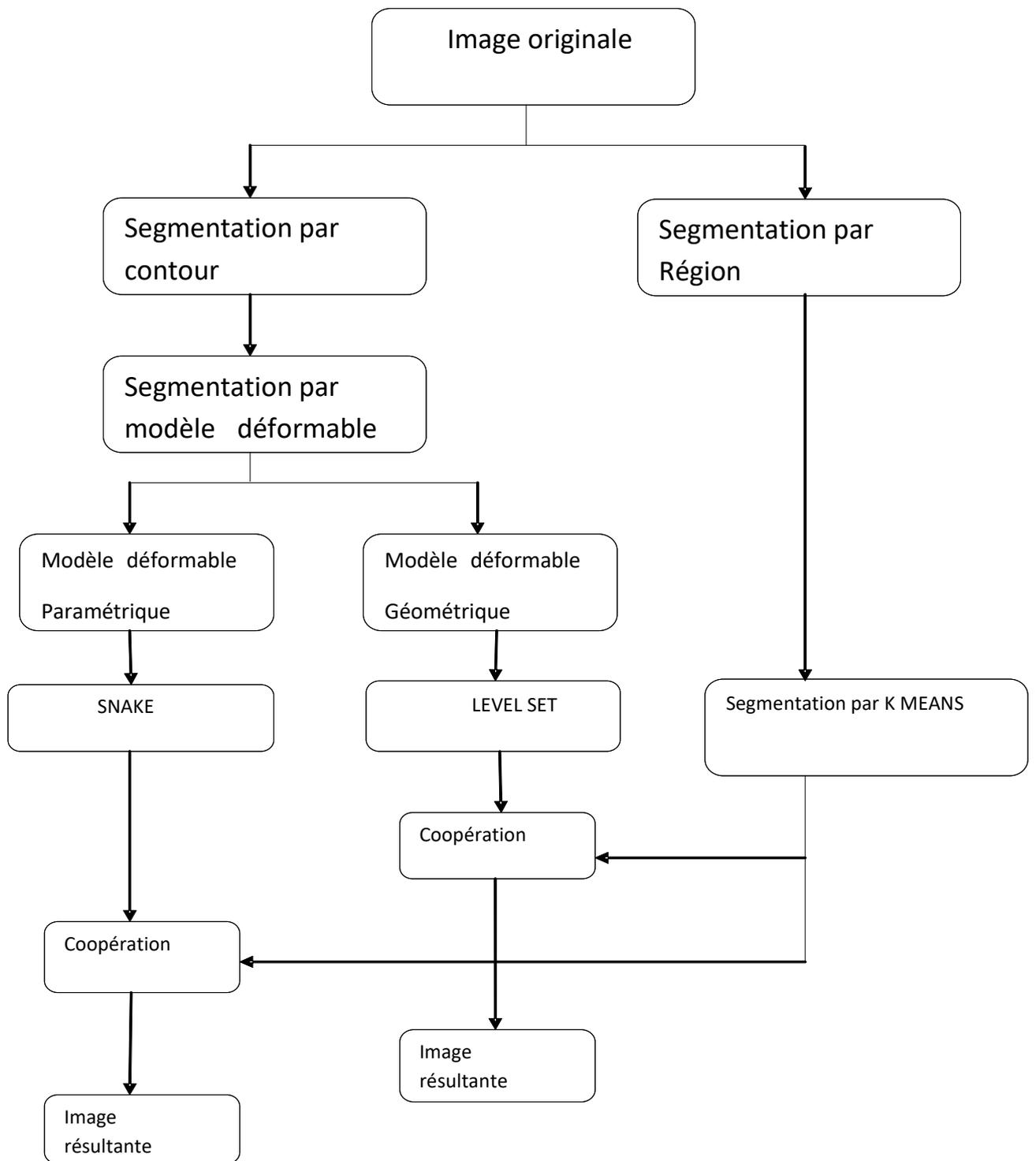


Figure 4.4 : synoptique du système développé

4.2.1 Images utilisées

Les images de la base MIAS, utilisées présentent des images mammographiques avec des distorsions architecturales, des calcifications des lésions spiculées ainsi que des cas sains (cf. Figures 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8).

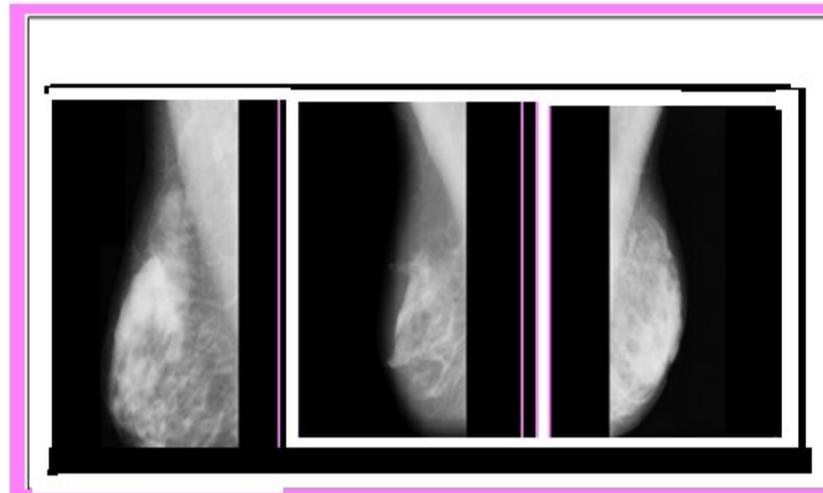


Figure 4.5 : images avec des distorsions architecturales

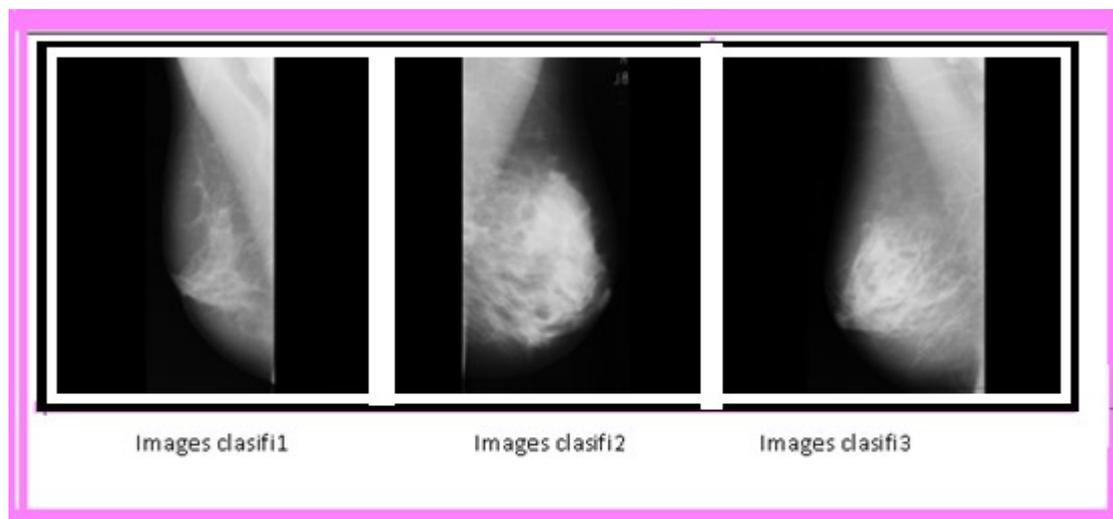


Figure 4.6 : images avec calcifications

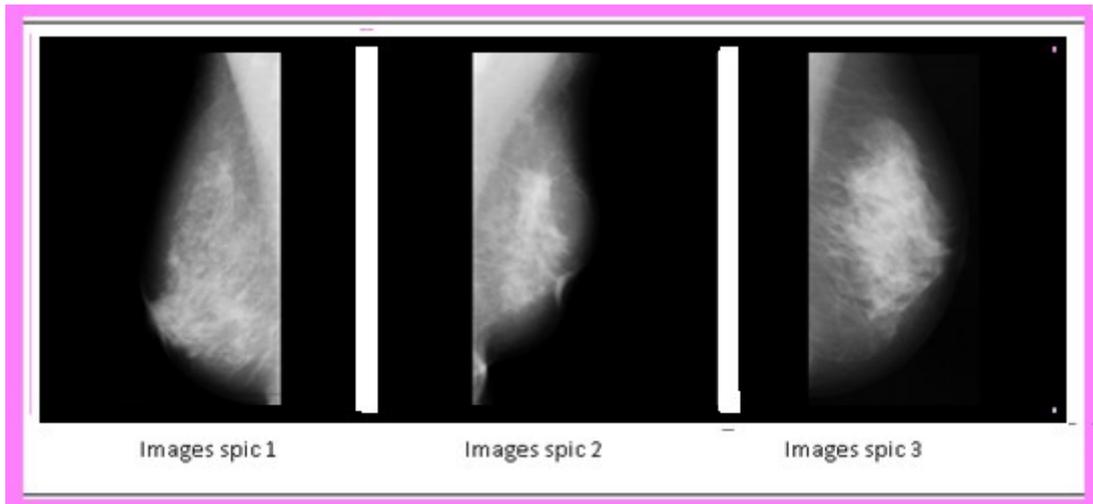


Figure 4.7. images avec des lésions spiculées

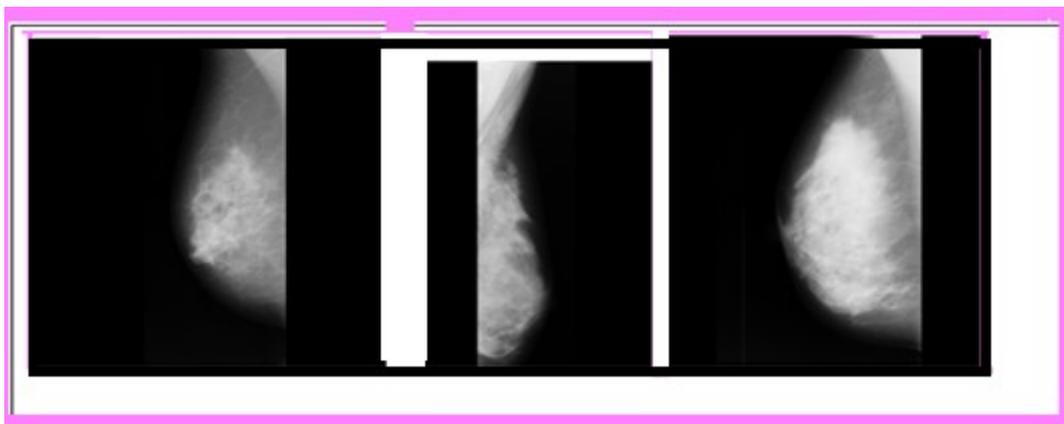


Figure 4.8: images avec des cas sains

4.2.2. Présentation de l'interface de l'application

Nous avons mis en œuvre les différents modèles étudiés, sous matlab avec une interface pratique (cf. Figure 4.9), permettant à l'utilisateur de visualiser les images obtenues par la segmentation des k-means et level set (Chan et Vese) et la segmentation des k-means et snakes, simplifiant l'interaction entre l'utilisateur et le système. Nous proposons ainsi, un ensemble d'outils graphiques implémentés à cet effet.

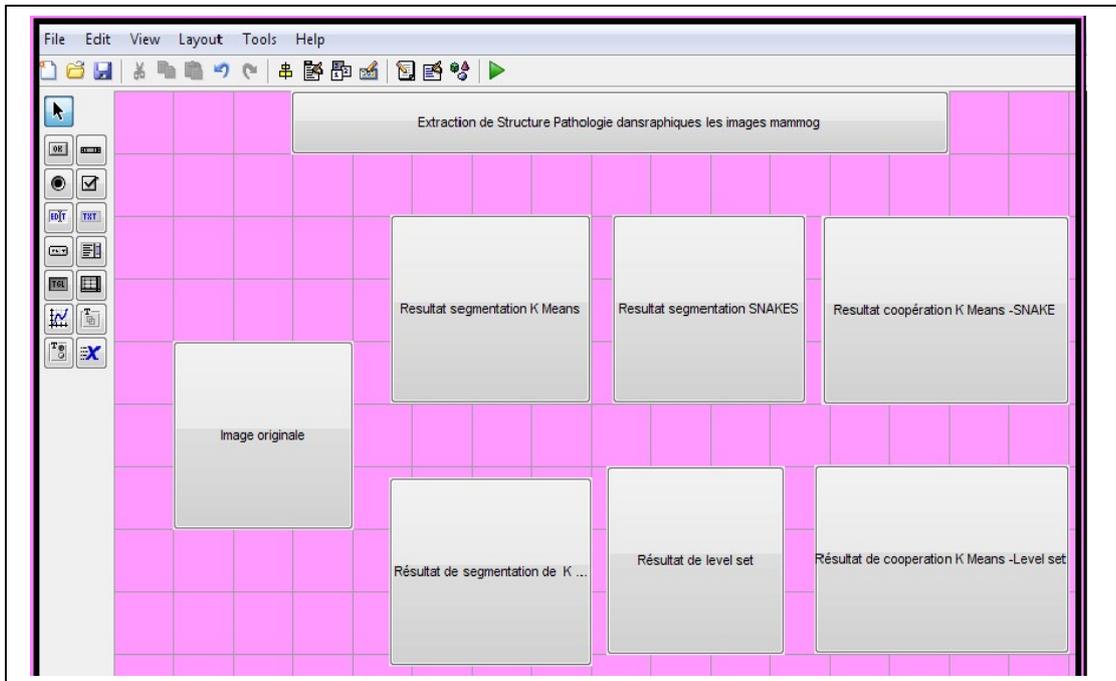


Figure 4.9: interface de l'application développée

1. Segmentation par les k-means

L'utilisateur doit initialiser les paramètres de l'algorithme, indiquer le nombre de classes, la segmentation se fait automatiquement et le nombre de classes est choisi par l'utilisateur ($k=2, \dots, n$).

2. Segmentation par les snakes

Au départ l'utilisateur, sélectionne le nombre d'itérations voulu, après avoir initialisé le contour manuellement en cliquant sur les points choisis en vue de l'évolution du contour selon les paramètres des snakes.

3. Coopération entre les K-means et les snakes

De la même façon que pour les k means, on sélectionne le contour initial manuellement sur la région et l'évolution se fait.

Le critère d'arrêt de l'évolution se fait, lorsque le contour détecte la forme indiquée, par l'initialisation.

4. Segmentation par la méthode des level set

Au départ l'utilisateur sélectionne le nombre d'itérations voulu, en choisissant le contour d'initialisation sur l'image. L'évolution se fait quelques secondes après jusqu'à l'arrêt.

5. Coopération entre K-means et level set

Les étapes sont identiques aux précédents modèles. Le critère d'arrêt de l'évolution est déterminé, en fonction de la forme pathologique à atteindre.

4.3 Résultats et interprétation des algorithmes développés

Nous présentons dans une première étape, les résultats obtenus en utilisant les algorithmes de k means puis dans une seconde étape, les tests issus des contours actifs soit paramétrique « SNAKES », et géométrique « LEVEL SET ». La troisième étape, concerne les résultats de notre approche coopérative.

4.3.1 Résultats de la segmentation par approche régions

Pour vérifier le bon fonctionnement de l'algorithme de classification étudié au chapitre précédent, nous le testons sur les images mammographiques présentant les différentes lésions tumorales; ce qui impliquera d'augmenter le nombre de classes selon les régions avoisinant la lésion.

L'algorithme des K-means peut être utilisé, pour effectuer une segmentation d'une image qui présente des zones de couleur relativement uniforme. Les figures suivantes, illustrent l'application de ce partitionnement.

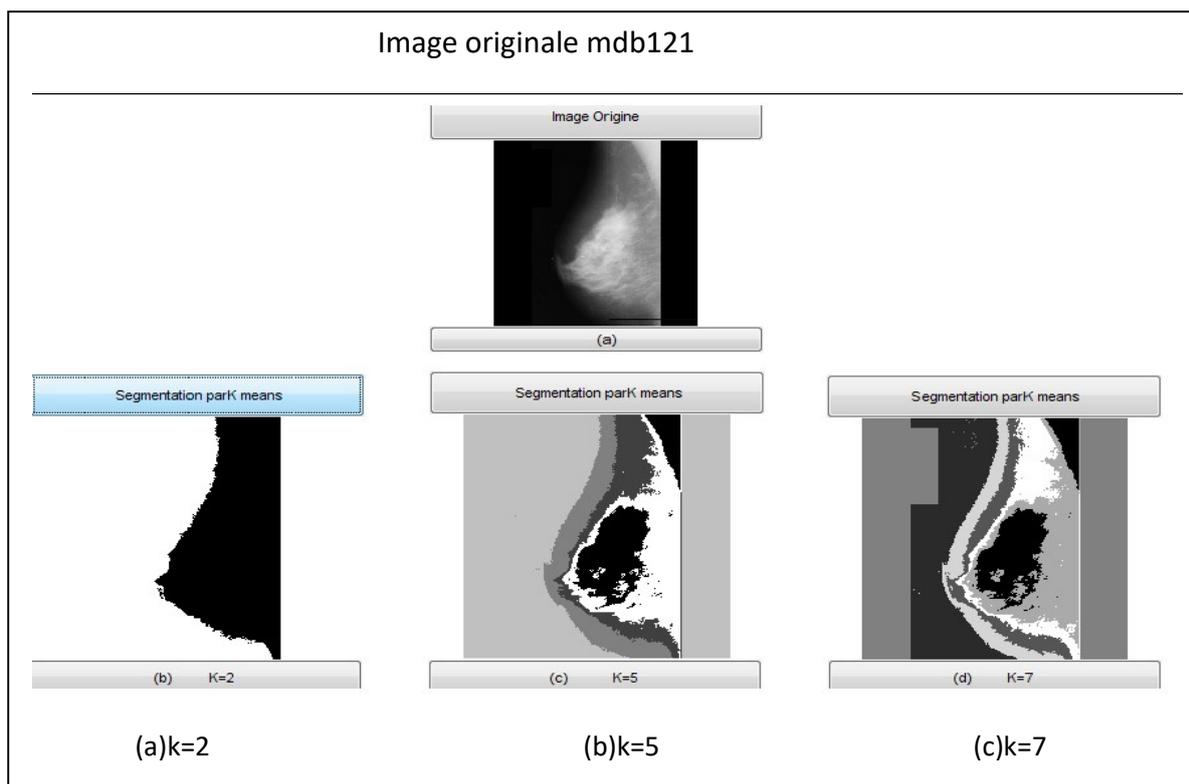


Figure 4.10: résultats de la segmentation de K MEANS pour le cas de distorsions architecturales

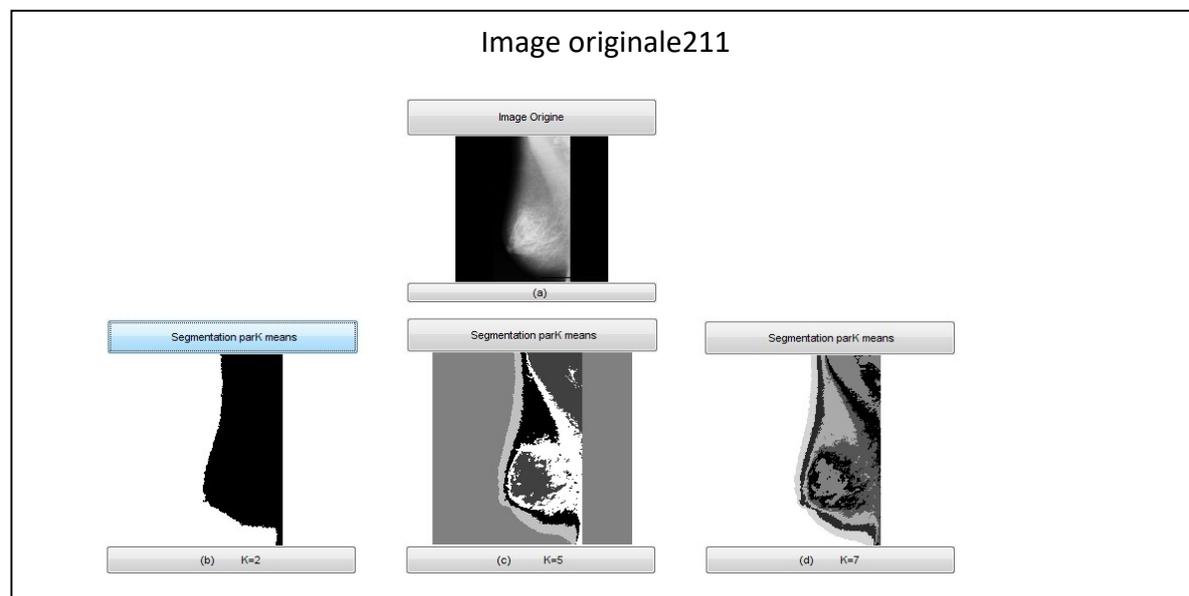


Figure 4.11: résultats de la segmentation de K MEANS pour le cas de calcifications

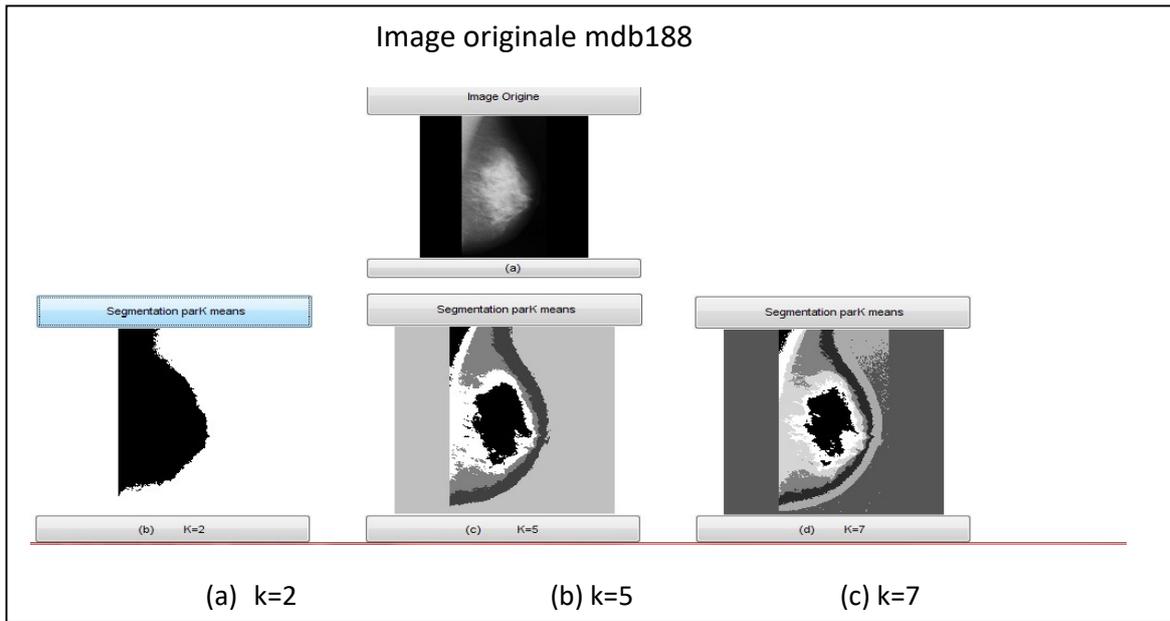


Figure 4.12 : résultats de la segmentation de K MEANS pour le cas de lésions spiculées

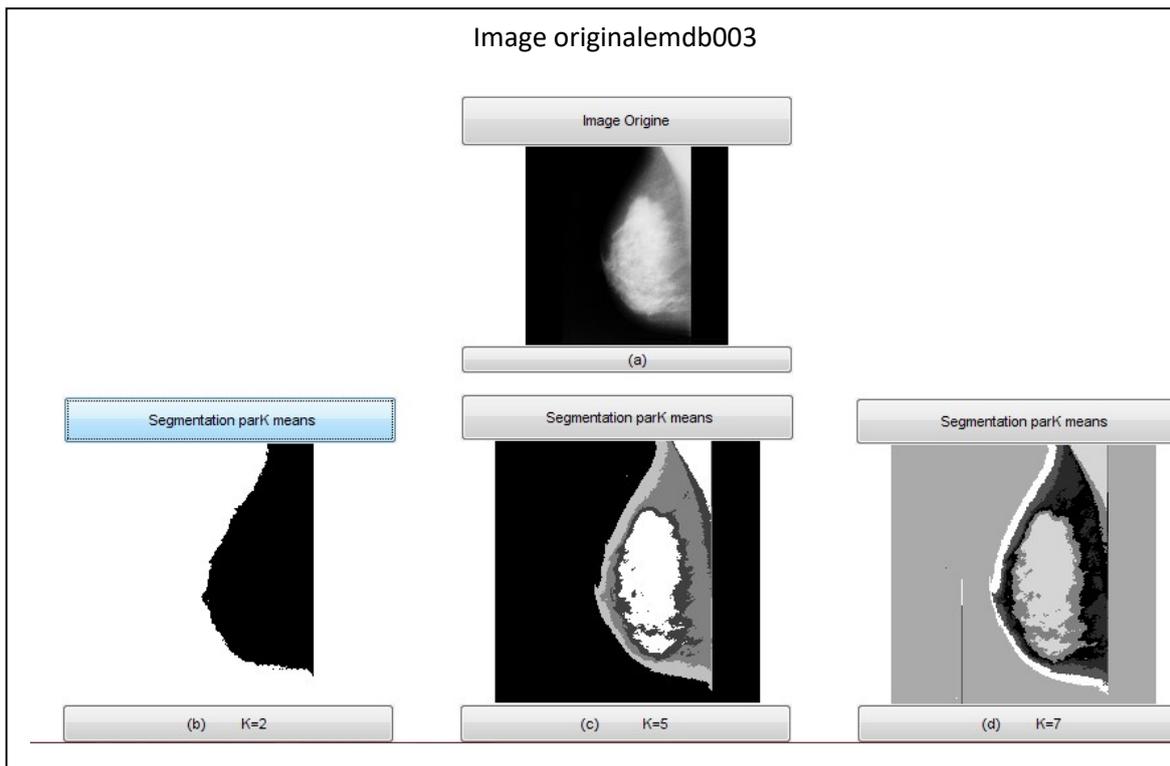


Figure 4.13 : résultats de la segmentation de K MEANS pour le cas sain

Discussion

On remarque qu'au-delà de $K=7$, le résultat de la segmentation est pratiquement le même. En effet, en augmentant le nombre de classes pour un seuil fixé, la variance des classes diminue et par conséquent le nombre de «pixels bien classés» augmente et c'est pourquoi du bruit apparaît à la frontière des classes. Une façon de diminuer ce phénomène, est de baisser le seuil. Malheureusement, d'autres problèmes surgissent, puisque la diminution du seuil implique une diminution du nombre de «pixels bien classés»

4.3.2 Résultats de la segmentation en contours par les snakes

Dans ce qui suit, nous allons présenter les différents résultats de la segmentation par le modèle déformable paramétrique. Nous avons fixé, pour ce qui suit les paramètres à des valeurs que nous jugeons satisfaisants pour cette application, après des tests expérimentaux.

➤ Description de la palette des paramètres d'entrée :

Dans l'espace utilisateur, des coefficients spécifiques aux SNAKES ont été inclus (cf. Figure 4.14) :

- Alpha : paramètre d'élasticité du SNAKE ;
- Beta : paramètre de rigidité du SNAKE ;
- Gama : paramètre de viscosité du SNAKE;
- Kappa : le poids des forces externes;
- ITR SNAKE : nombre d'itérations.



Déformation du SNAKE	
Alpha (élasticité)	0.5
Beta (rigidité)	0
Gama (viscosité)	1
Cappa (Ext flu)	0.5
Itérations	20

SNAKE traditionnelle

Figure 4.14 : Palette des paramètres des SNAKES

➤ Initialisation manuelle du contour

L'initialisation du SNAKE (cf. figure 4.15) se fait manuellement à l'aide de la souris. Il suffit de choisir des points et la liaison entre eux, se fait automatiquement. Un clic sur le bouton droit de la souris permet de lancer la déformation du SNAKE, après avoir initialisé le SNAKE et choisi le nombre d'itérations.

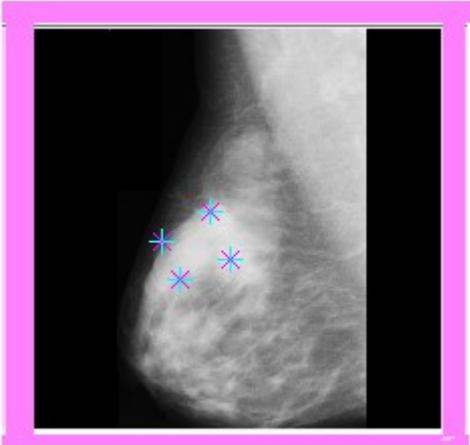


Figure 4.15: initialisation manuelle du Snake dans l'interface utilisateur

L'application des snakes pour l'extraction des structures pathologiques à partir d'images mammographiques est donnée par les figures suivantes:



Figure 4.16: résultats des snakes sur des images avec des distorsions architecturales

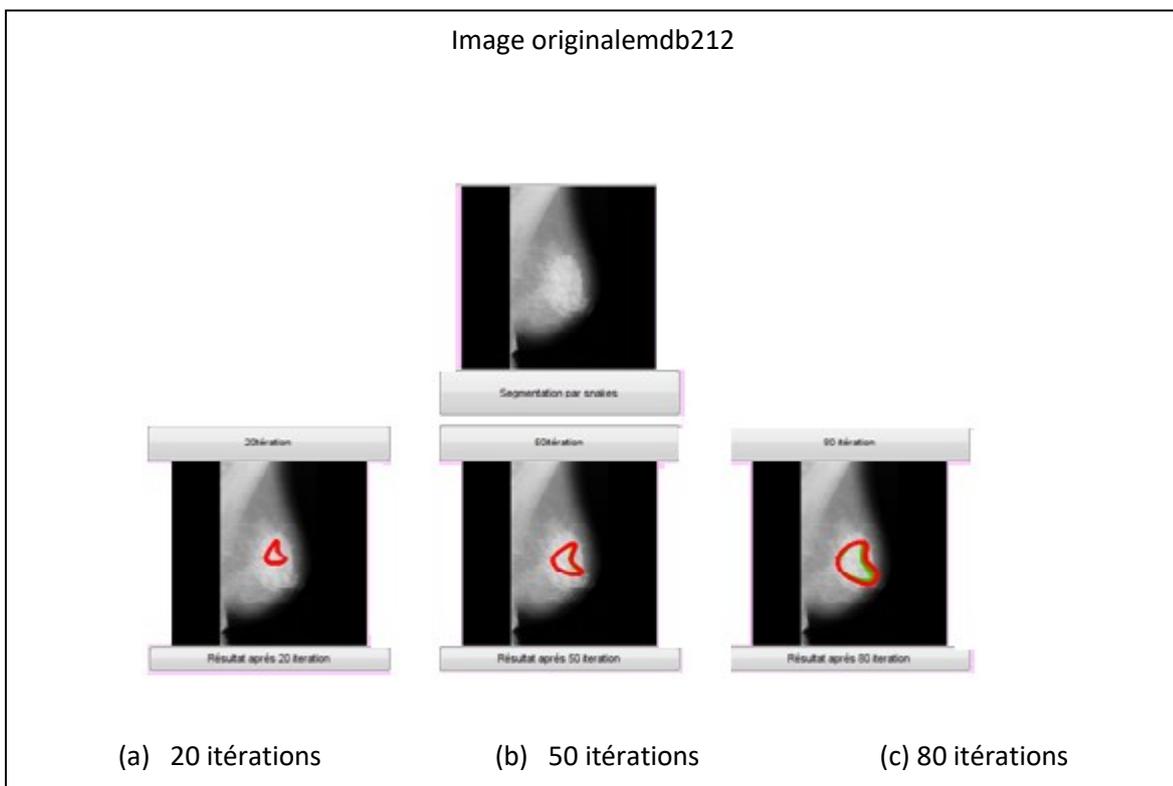


Figure.4.18 : résultats des snakes sur des images avec des lésions spiculées

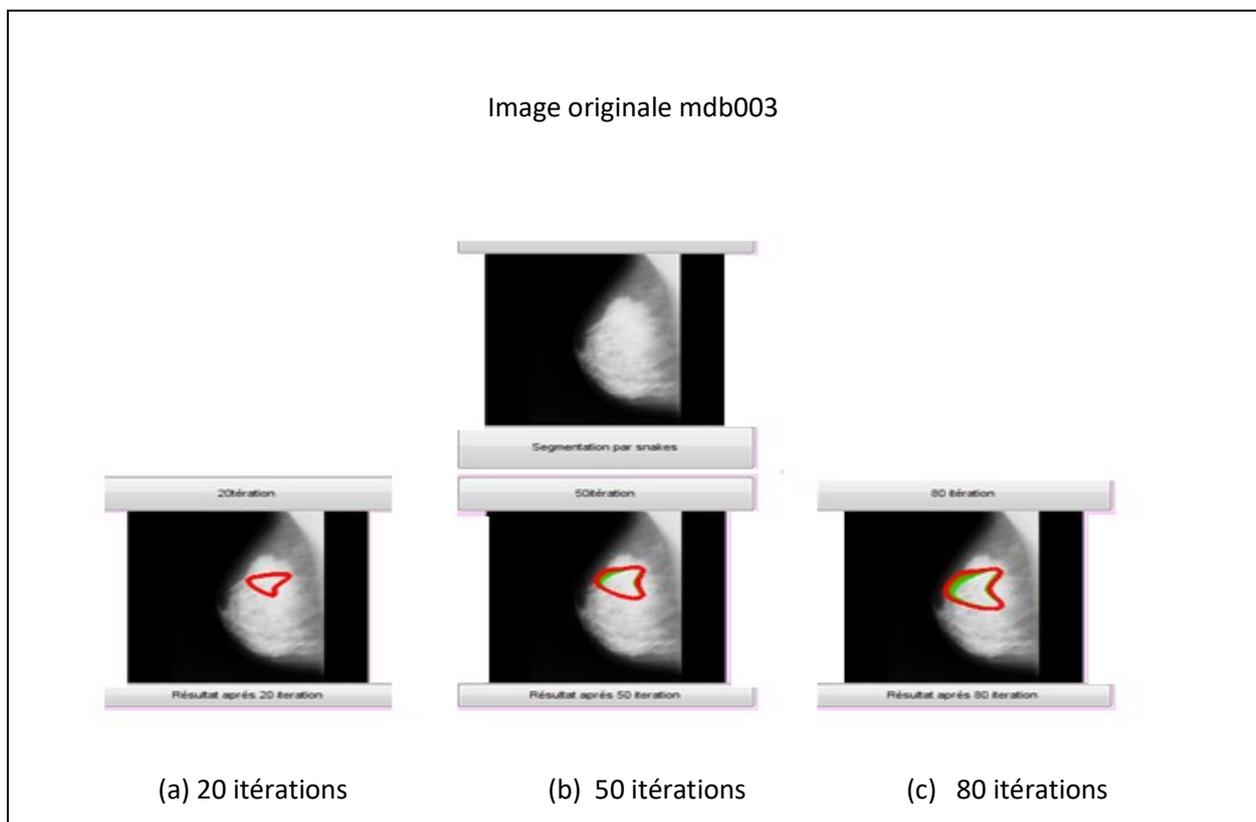


Figure.4.19 : résultats des snakes sur des images saines

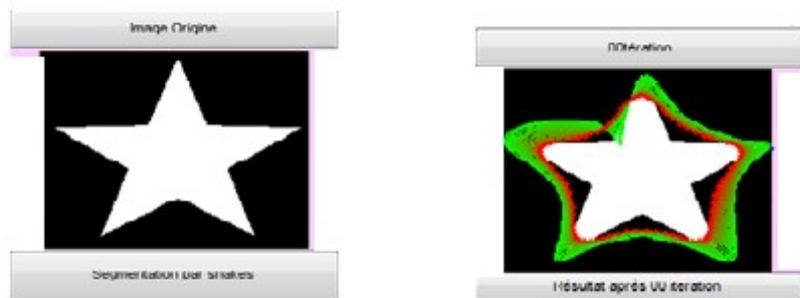


Figure.4.20: résultats des snakes sur une image classique

➤ **Interprétation**

- Nous utilisons une image classique, pour attester de la robustesse de l’algorithme. L’image mammographique est d’une structure plus complexe;
- les résultats montrent que le contour actif traditionnel, ne peut pas rentrer dans les concavités même après plusieurs itérations;
- On remarque l’algorithme des SNAKES est très rapide même après plusieurs d’itérations.

4.3.3 Application de la coopération entre Régions – contours

Cette application, illustre la coopération des deux catégories d’approches employées, l’une portant sur des informations régions, l’autre sur des informations contours.

➤ **Principe général de la coopération Région – contour**

En premier lieu, nous avons adopté une segmentation initiale en utilisant la méthode de K MEANS. A partir de celle-ci, nous récupérons le masque contenant l’objet d’intérêt. Ce masque va servir de contour initial, pour la segmentation basée sur le contour (Modèle implémenté via SNAKE, LEVEL SET). Les figures suivantes, présentent les résultats obtenus sur les différentes images mammographiques.

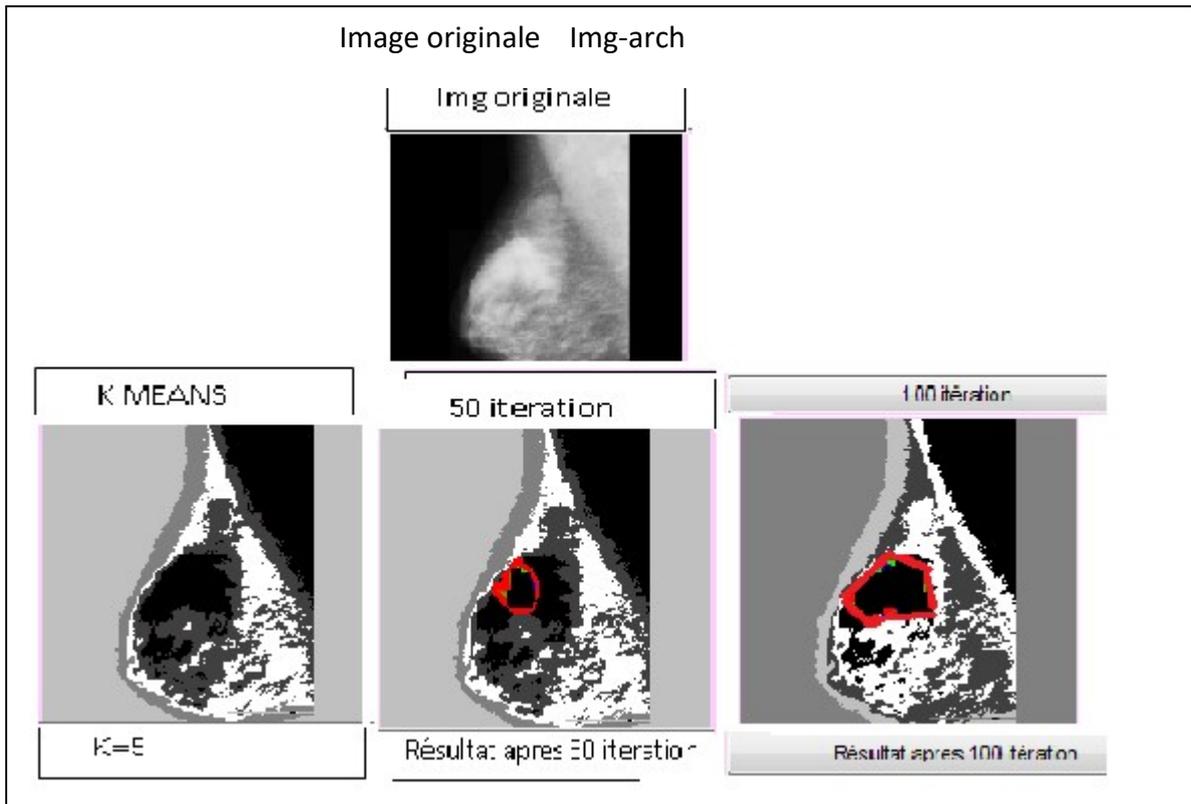


Figure.4.21 : résultats de la coopération sur une image avec des distorsions architecturales

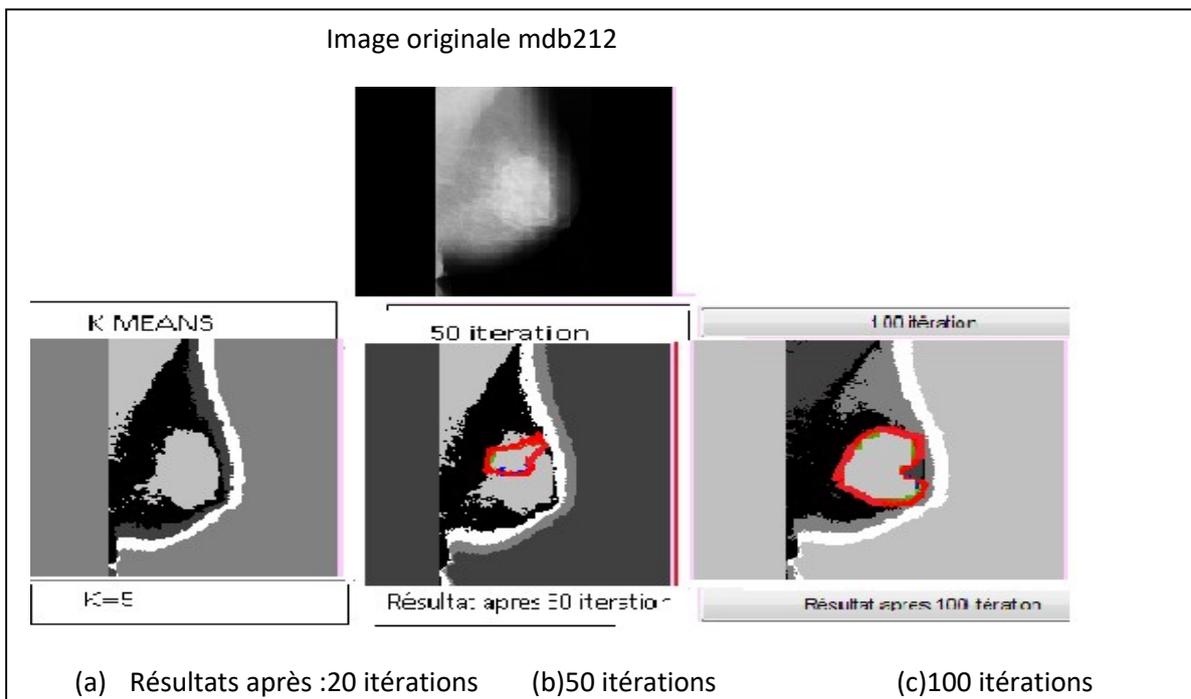


Figure.4.22 : résultats de la coopération sur une image avec des calcifications.

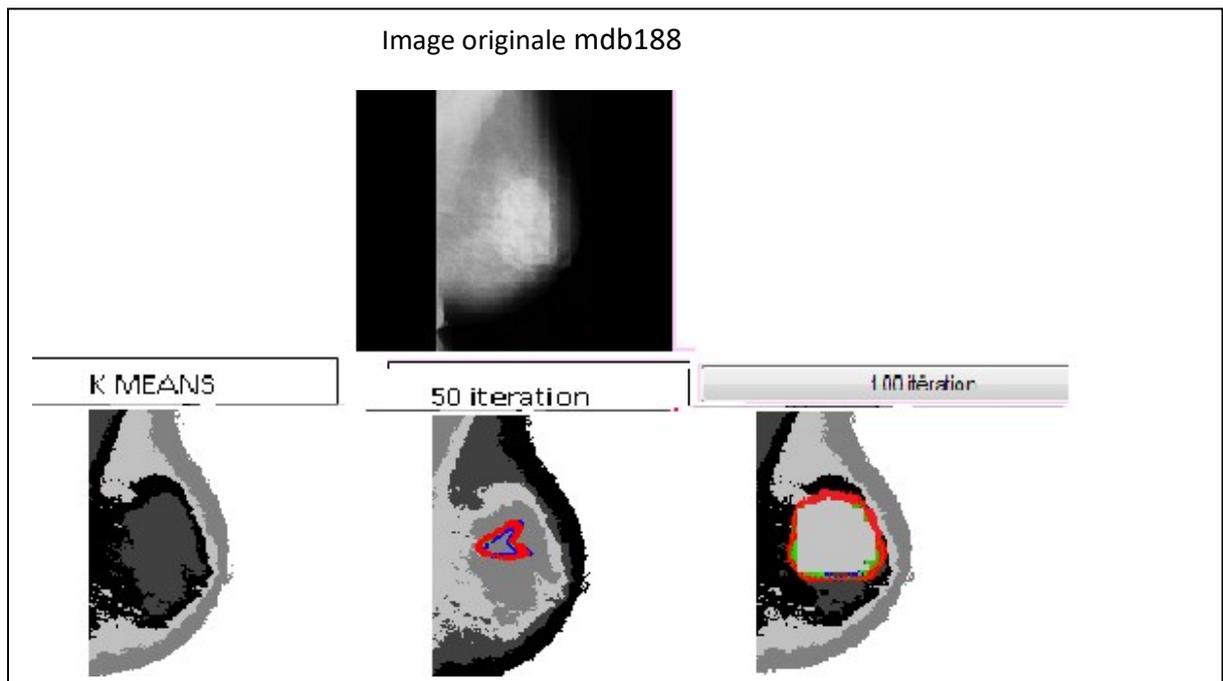


Figure.4.23 : résultats de la coopération sur une image avec des lésions spiculées

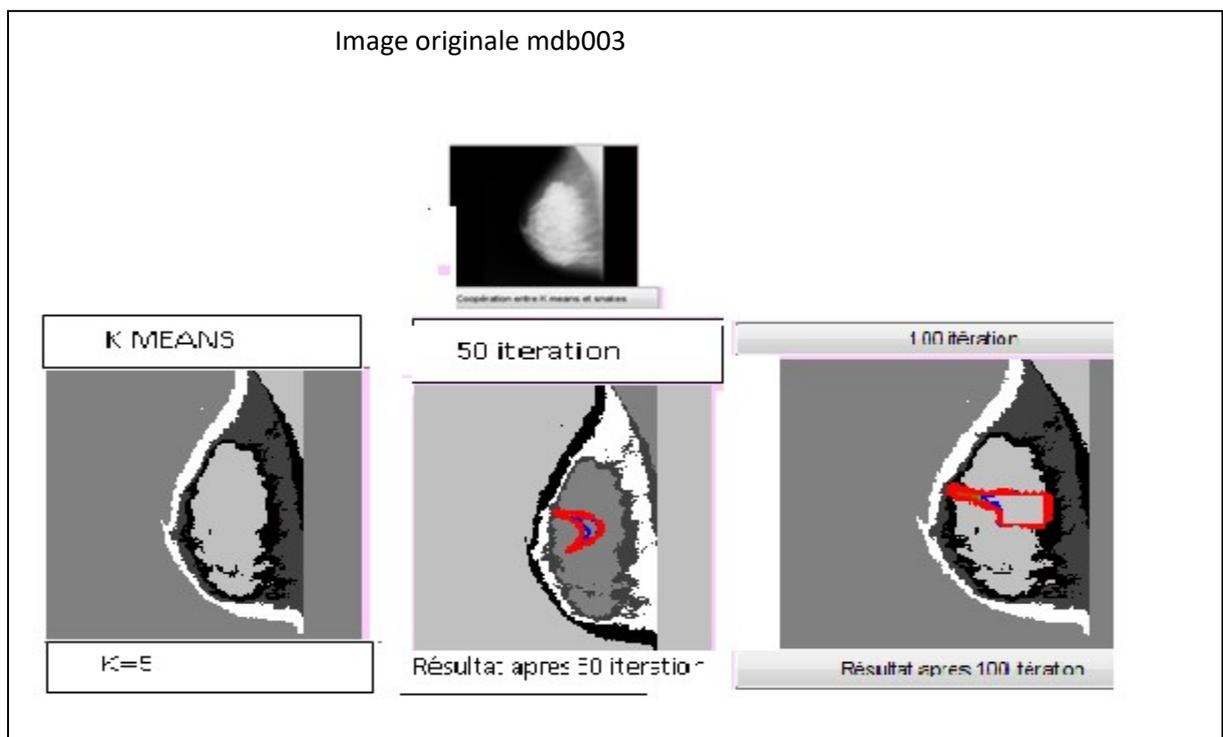


Figure.4.24 : résultats de la coopération sur une image saine

Remarque

La coopération entre les deux approches, a engendré un meilleur résultat et une évolution du contour plus rapide.

4.3.4 Application des level sets traditionnels à la segmentation

➤ Description de la palette des paramètres d'entrée

Comme nous l'avons expliqué précédemment, le choix des paramètres n'est pas pris en charge automatiquement. De ce fait, nous avons testé plusieurs paramètres afin d'obtenir des bons résultats.

Après le choix de la méthode, l'interface nous affiche les paramètres de la méthode choisie (cf. figure 4.25) :

-  Time step : évolution plus ou moins rapide;
-  Sigma : pour rendre l'image plus ou moins mince ;
-  Le nombre d'itérations;
-  Alpha : qui prend le signe (-) si le contour initial est en dehors de l'objet d'intérêt sinon il prend le signe (+).



Figure 4.25 : palette des paramètres des level set traditionnels

➤ **Initialisation manuelles du contour initial**

Le choix du contour se fait manuellement à partir de la souris (cf. Figure 4.26). Après avoir choisi le contour initial, l’algorithme nous affiche le contour toutes les 10 itérations afin de rendre l’évolution de la courbe plus claire, et nous permettre d’apprécier les résultats.

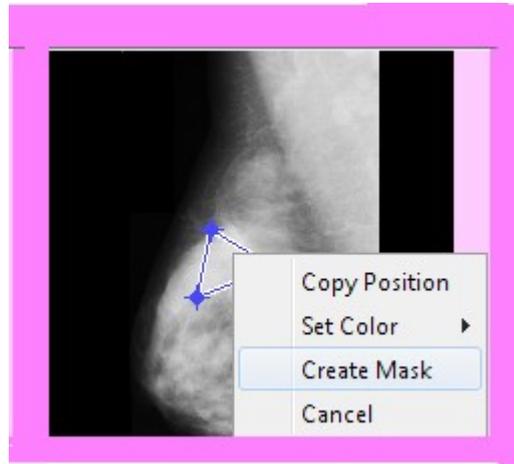


Figure 4.26: Initialisation manuelle du level set dans l’interface utilisateur

Les résultats de la segmentation par les ensembles de niveaux, sont donnés par les figures suivantes:

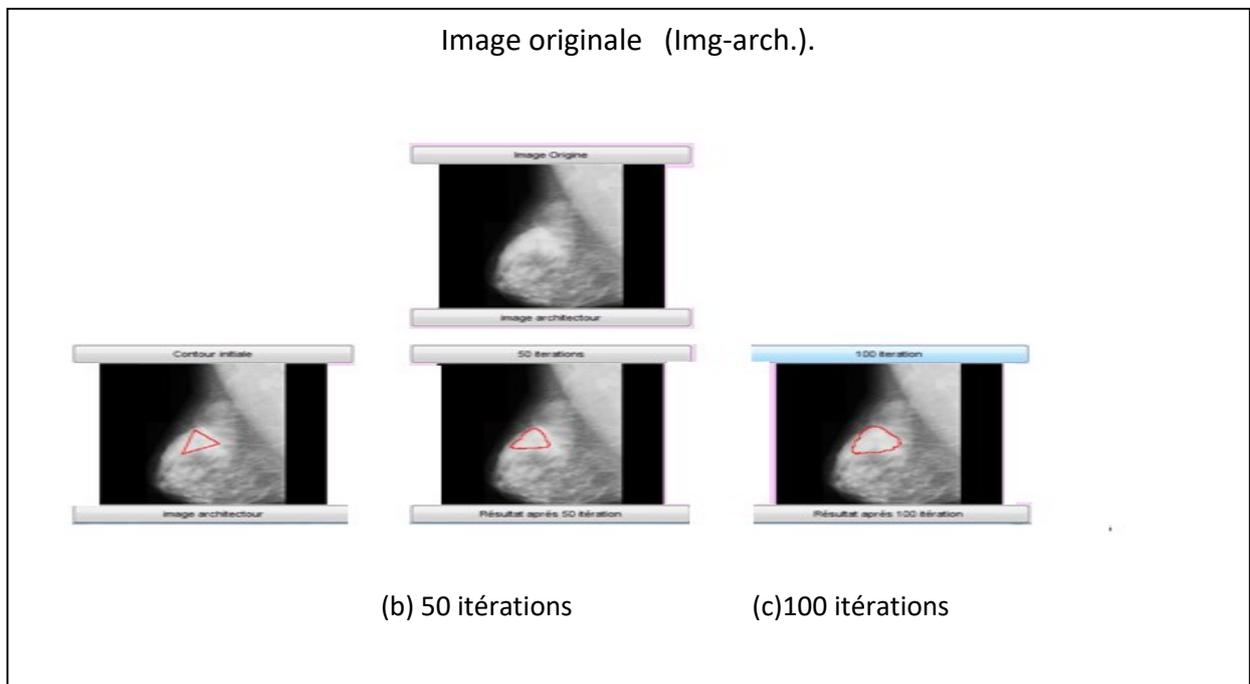


Figure 4.27: résultats de la segmentation par level set sur une image avec des distorsions architecturales

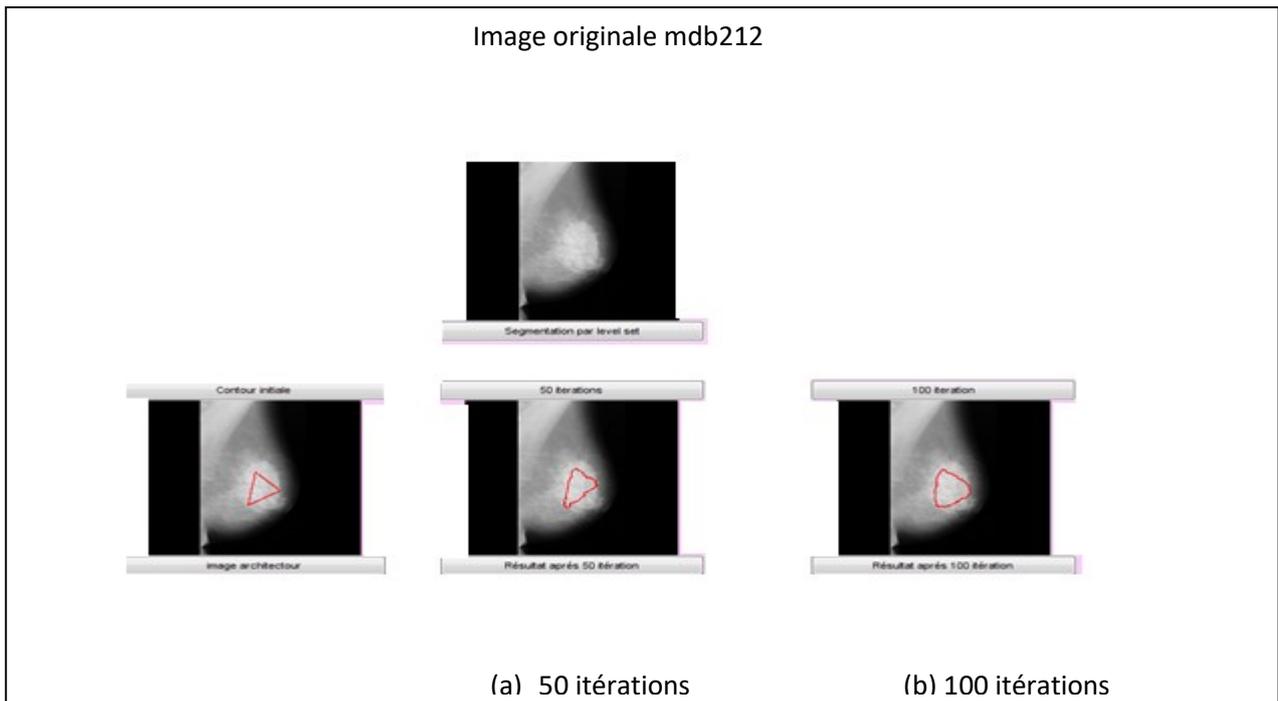


Figure 4.28 : résultats de la segmentation par level set sur une image avec des calcifications.

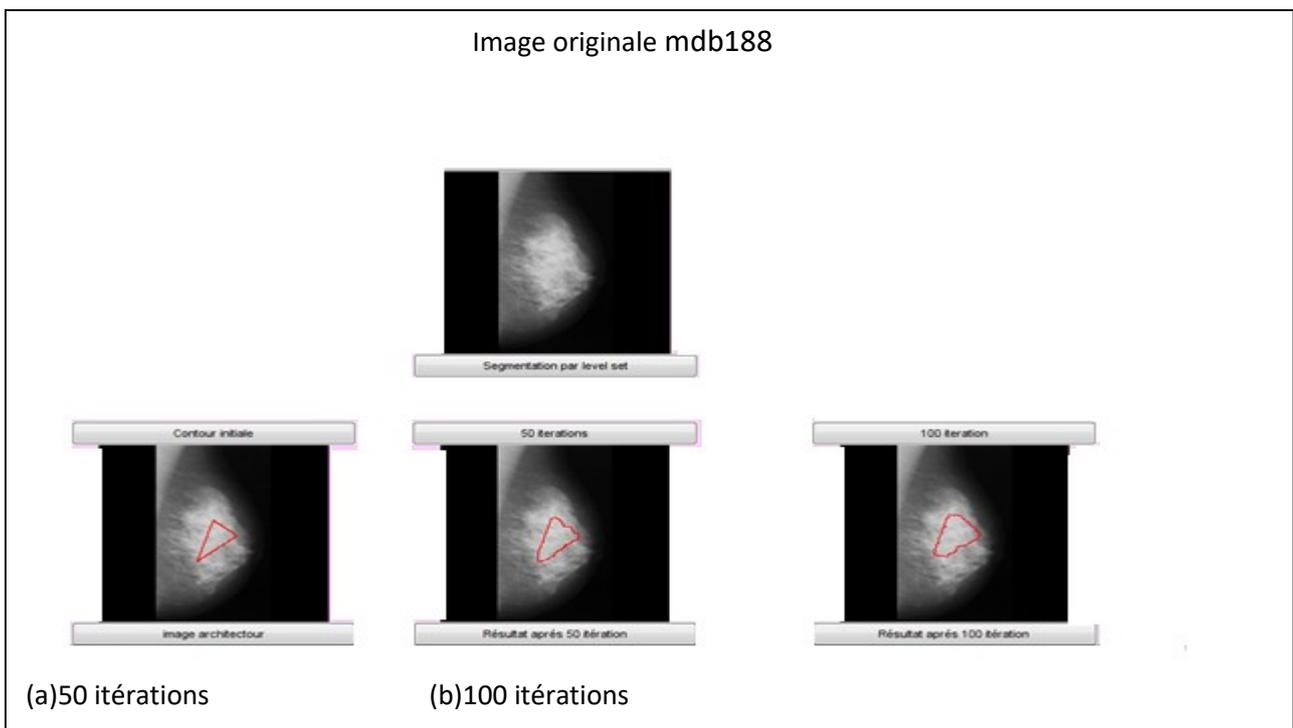


Figure.4.29 : résultats de la segmentation par level set sur une image avec des lésions spiculées

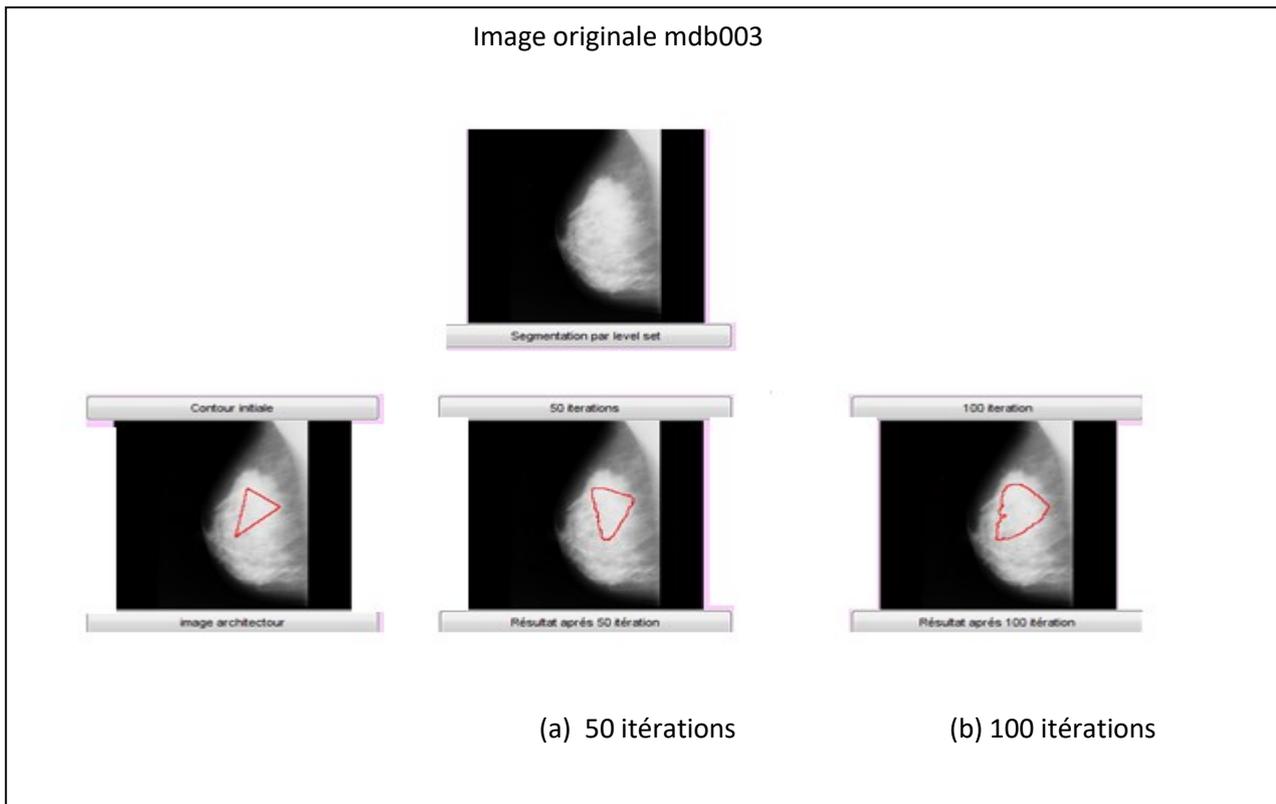


Figure.4.30 : résultats de la segmentation par level set sur une image mammographique normale

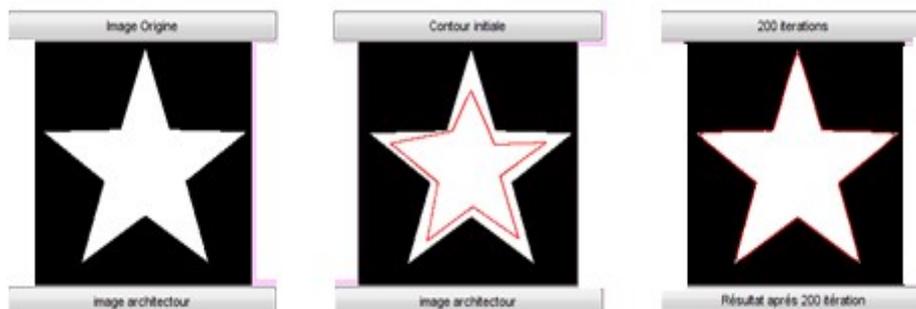


Figure.4.31 : résultat de la segmentation par level set sur une image classique

➤ **Interprétation**

- Dans les images mammographiques, on remarque après l'évolution du contour avec un grand nombre d'itérations que le temps d'exécution est très faible mais le contour dépasse la tumeur détectée;

- Lorsqu'on diminue le nombre d'itérations, le temps d'exécution de level set est rapide mais les résultats ne sont pas satisfaisants. Il faut donc trouver un compromis entre le choix du contour initial et le nombre d'itérations ;
- Le nombre d'itération diminue considérablement grâce à l'initialisation automatique.

4.3.5 Application de la coopération entre k-means et level set

La coopération entre les kmeans et les level set, se fait en prenant en considération le masque qui contient la région d'intérêt à partir de la segmentation initiale. Les figures suivantes, illustrent l'application de cette coopération :

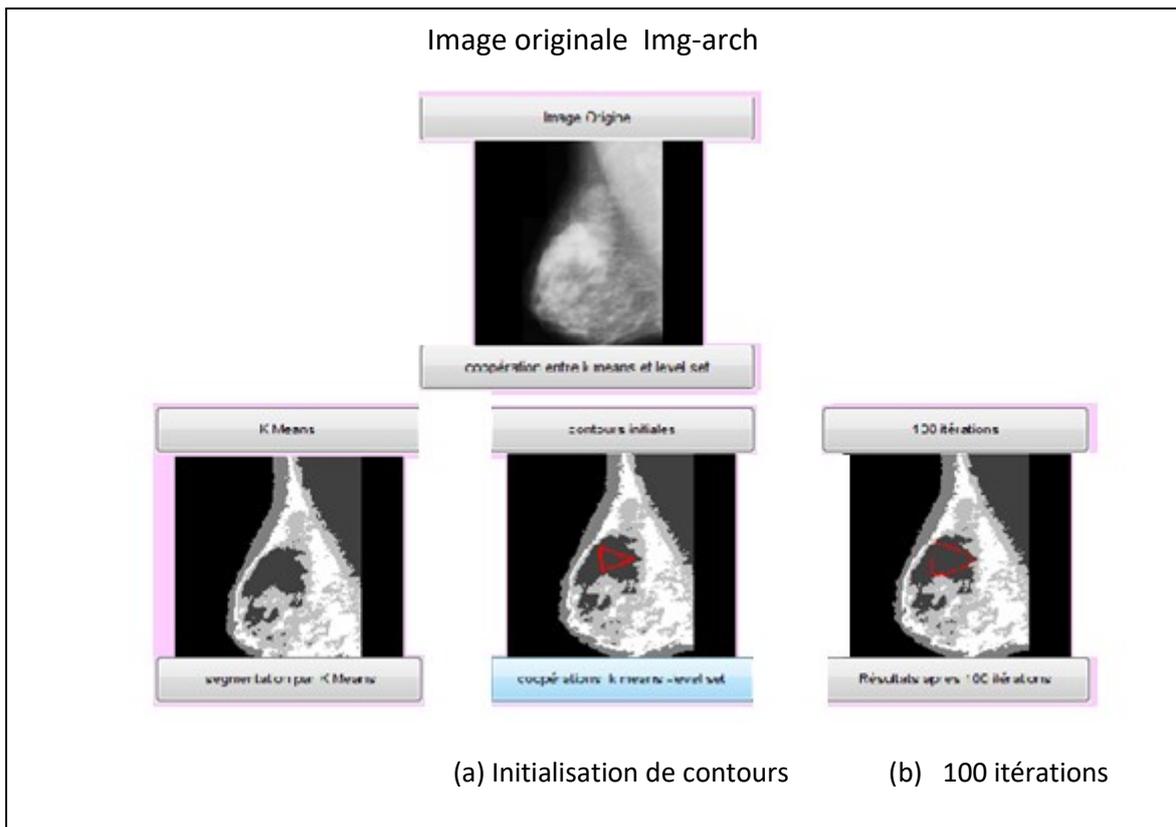


Figure.4.32 : résultat de la segmentation coopérative Kmeans-level set sur une image avec des distorsions architecturales

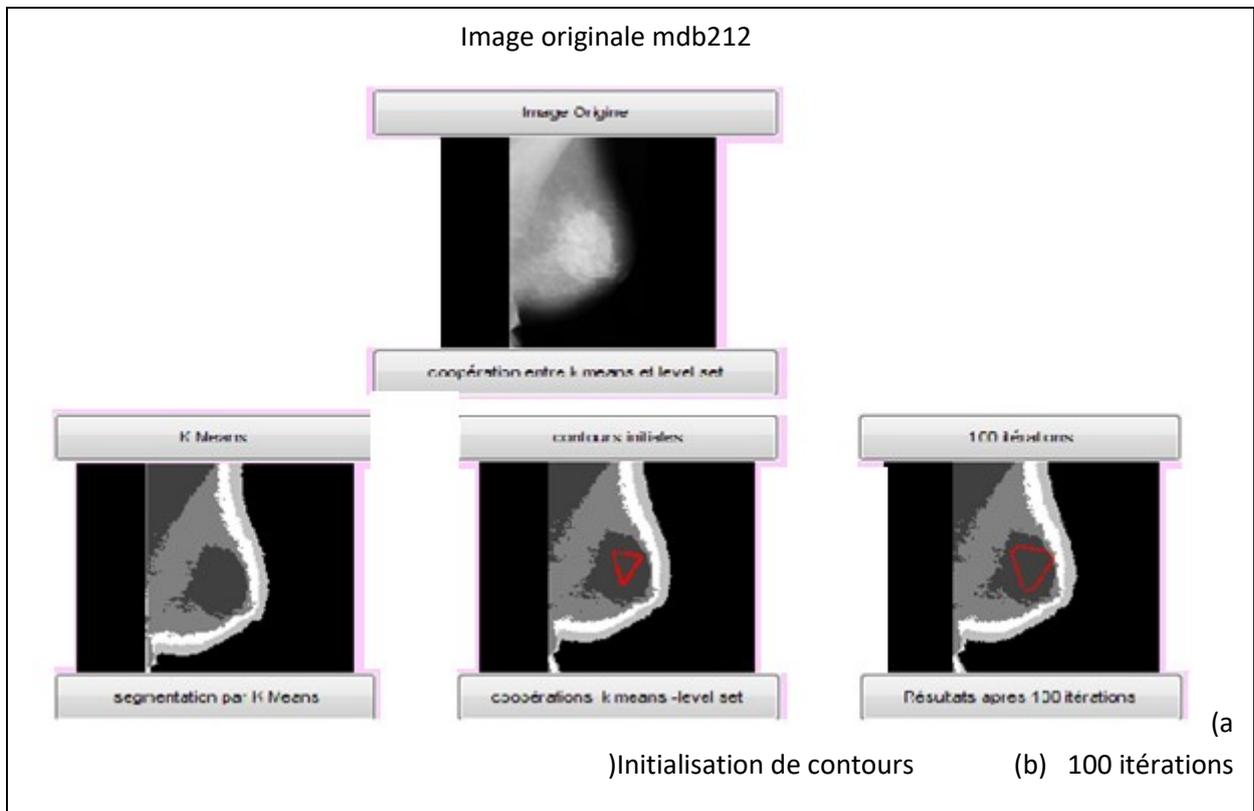


Figure.4.33 : résultat de la segmentation coopérative Kmeans-level set sur une image avec des calcifications

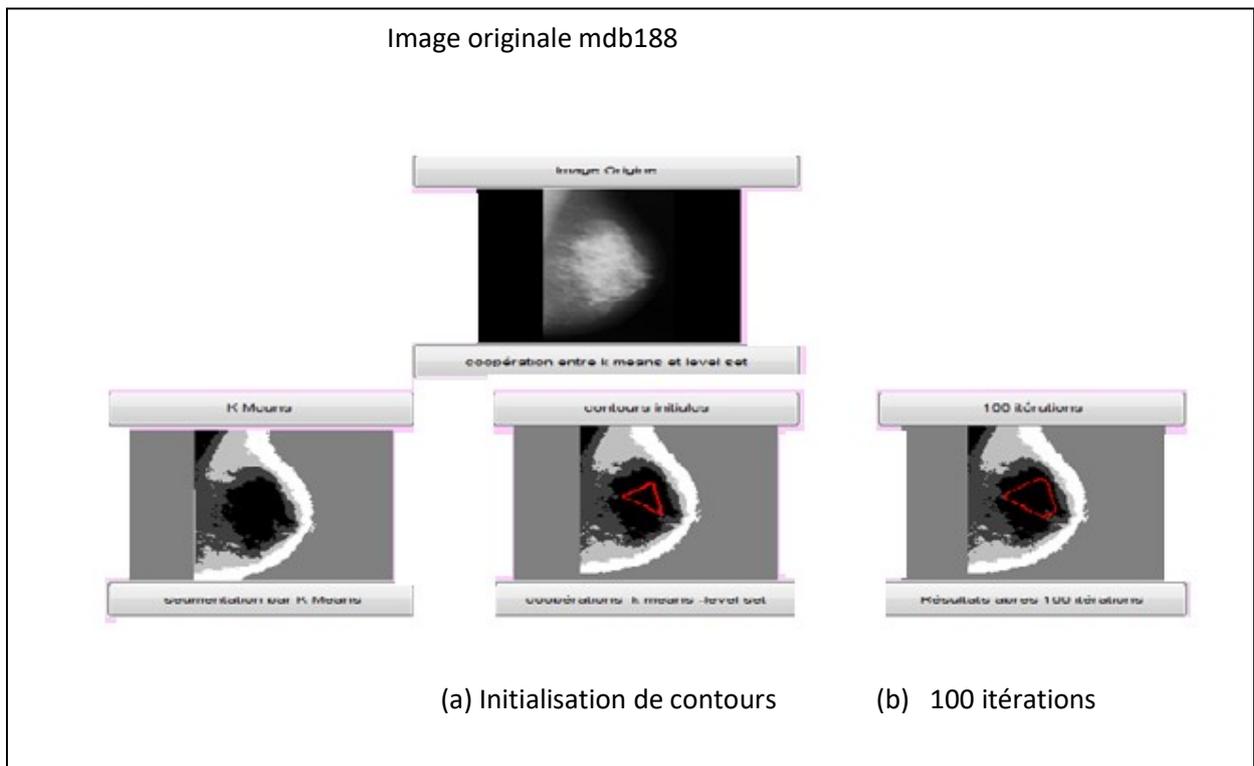


Figure 4.34 : résultat de la segmentation coopérative Kmeans-level set sur une image avec des lésions spiculées

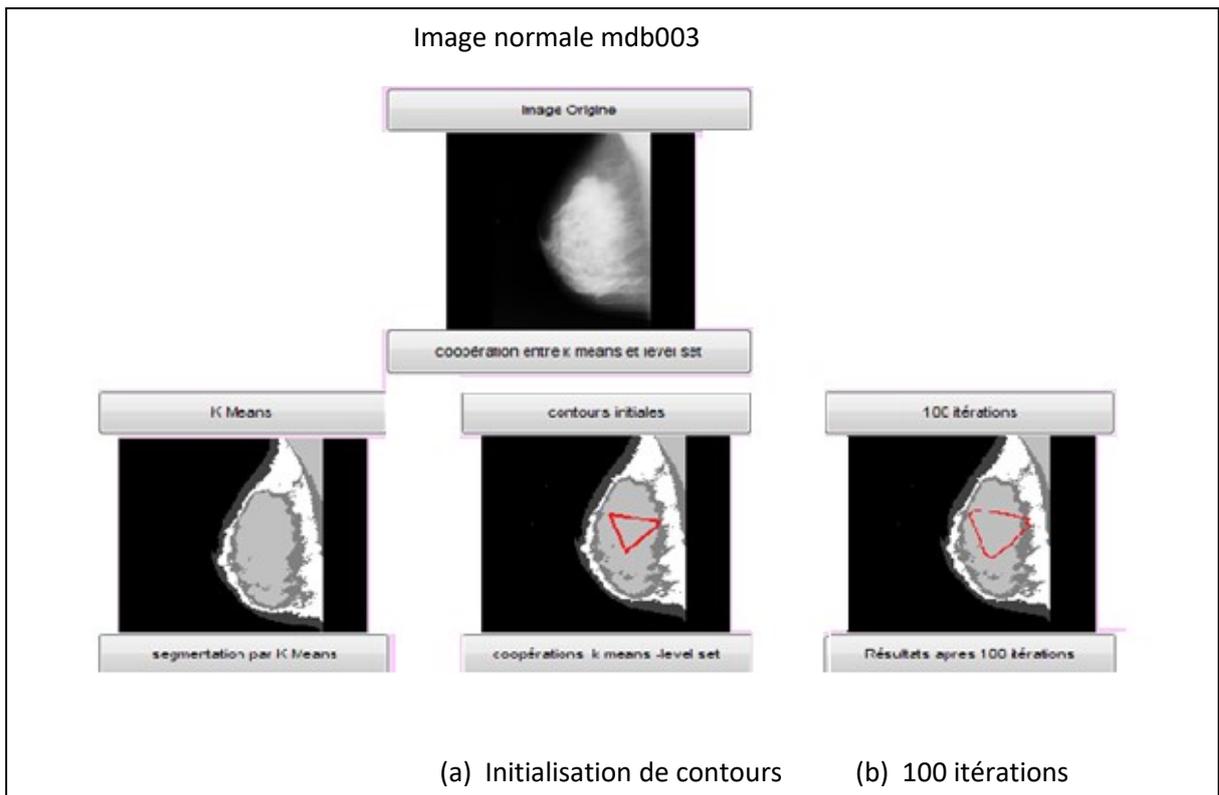


Figure.4.35: résultat de la segmentation coopérative Kmeans-level set sur une image mammographique saine

➤ **Remarque**

La coopération entre les deux approches, donne de meilleurs résultats que chacune des approches prises séparément avec un temps d'exécution, plus rapide.

➤ **Discussion**

Le Processus de la coopération nous permet d'avoir des résultats de segmentation satisfaisants sur les images mammographiques; en tenant compte du bon choix des paramètres, tels que le nombre de classes pour les kmeans et le contour initial. Nous avons exploité les avantages de ces deux types de segmentation pour aboutir à un résultat de segmentation plus précis et plus fidèle que celui obtenu à l'aide d'une seule technique.

4.4 Conclusion

Le processus de la coopération réalisé suivant les modèles déformables et les modèles par regroupement, a prouvé sa robustesse en le testant sur une image standard pour mieux l'évaluer sur les images mammographiques. Les structures pathologiques mammographiques, ont été détectées suivant le choix convenable du nombre de classes et du contour initial.

Nous remarquons dans le cas du modèle paramétrique que pour le même nombre d'itérations, le SNAKE arrivait à converger rapidement mais pour le modèle géométrique, le level set traditionnel n'arrivait pas à converger. Ceci est dû au nombre d'itérations minimum. Néanmoins, les level set permettent de gérer automatiquement le changement de topologie de la courbe en cours d'évolution, de même que la bonne convergence et leurs progressions vers les fortes concavités. Ceci est d'une grande utilité, dans la détection des distorsions architecturales dans une image mammographique, comme le montrent les résultats obtenus.

Conclusion générale

Dans ce projet, nous avons étudié et développé, un système d'extraction de structures pathologiques mammographiques telles que les calcifications, les distorsions architecturales ou les lésions spiculées en vue d'une analyse clinique. Nous nous sommes focalisées sur les travaux du laboratoire LATSI et ceux de Boujelben, pour opter vers une méthode coopérative des contours actifs et des méthodes par regroupement, qui permet de prendre en considération les informations des contours et des régions.

Le travail de recherche proposé dans ce mémoire, se situe dans l'étude d'une méthode de segmentation optimisée, qui permette de mieux délimiter la forme de la lésion dans les images mammographiques.

Le processus de la coopération séquentielle réalisé suivant les modèles déformables et les modèles par regroupement, a prouvé sa robustesse, lorsque nous choisissons les paramètres convenables, à savoir le nombre de classes dans le cas des Kmeans et le nombre d'itérations pour l'évolution du contour. L'initialisation est effectuée par l'approche région et le raffinement par l'approche contour. Les résultats engendrés avec une variation de paramètres, sont satisfaisants, puisque l'application coopérative sur des images mammographiques, a détecté la forme des lésions convenablement, en tenant compte des concavités et des points anguleux, ce qui n'est pas le cas pour les techniques de segmentation prises séparément.

Des améliorations sont possibles pour ce travail, comme l'automatisation de l'initialisation du contour. D'autres techniques peuvent être étudiées, telle que la coopération entre les opérations de la morphologie mathématique, qui tiennent compte de la forme, pour extraire le masque et les ensembles de niveaux, pour faire évoluer le contour.

Bibliographie

- [1] A.Bendib , N . Benzidane H.Guendouz , A.Abdelouahab, Dépistage du cancer du sein, Journée scientifique sur le cancer du sein, association d'aide aux malades atteints de cancer, El-Badr, CHU, F.Fanon, Blida, Février 2010
- [2] P. Kestner , 'Analyse multifractale 2D et 3D à l'aide de la transformation en ondelettes : application en mammographie et en turbulence développée, mammographie et en turbulence développée', thèse de doctorat, Université de Bordeaux, 2003.
- [3] H. Tristant, M. Benmussa, J. Bokobsa , Mammographie et échographie mammaire de l'image au diagnostic, Editions, Flammarion 1988.
- [4] J. Giron, F. Joffre, 'Bases physiques et évolution de l'imagerie radiologique, Editions Masson, 1993
- [5] Medical Image/Video Engineering Group, MIAS: Mammographic Image Analysis Society, <http://www.wiau.man.ac.uk/services/MIAS/MIASweb.html>
- [6] J. P. Cocquerez ,S. Philipp, ' Analyse d'images : filtrage et segmentation', Editions Masson, 1995.
- [7] J.J Toumazet: 'Traitement d'image par l'exemple', SYBEX, Paris, 1987.
- [8] S.BOYER, ' Détection de contours ', <http://www.inrialpes.fr>, 2003
- [9] F. Bellet, M. Salotti, C. Garbay, "Une approche opportuniste et coopérative pour la vision de bas niveau", Traitement du Signal, Vol. 12, n°5, p. 479-494, décembre 1995.

[10] S. Mavromatis, O. Coulon, Analyse d'image et introduction à la classification, <http://www.esil.univ-mrs.fr/~smavroma> et <http://www.esil.univ-mrs.fr/~ocoulon>

[11] M.Boubou, contribution aux méthodes de classification non supervisée, thèse de doctorat, Université C. Bernard Lyon 1, 2007

[12] I.Sebari et D.Chen. HE, les approches de segmentation d'images par coopération régions-contours, Revue Télédétection, vol. 7, n° 1-2-3-4, p. 499-506, 2007.

[13] J-J. ROUSSELLE : ' Les contours actifs, une méthode de segmentation, application à l'imagerie médicale', thèse de doctorat, Université de Tours, 2003.

[14] M. Gastaud : 'Modèles de contours actifs pour la segmentation d'images et de vidéos', thèse de Doctorat, Université de Nice –Sophia Antipolis, 2005.

[15] Y. Zinbi , Y. Chahir , A. Elmoataz , Extraction d'objets vidéo : une approche combinant les contours actifs et le flot optique ' Actes des sixièmes journées Extraction et Gestion des Connaissances (EGC'06), 2006.

[16] P. Vigneaux: 'Méthodes level set pour des problèmes d'interfaces en micro fluidique', thèse de doctorat, Université Bordeaux , 2007.

[17] Chunming Li , Chenyang Xu ,Changfeng GUI , and Martin D , fox : 'Level set evolution without .Re -initialization : A New variationnal formulation', Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) , 2005

[18] F. Boudierba, B. Ahmed Yahia , Analyse topologique des images mammographiques, mémoire d'ingénieur, université Sâad Dahlab de Blida 2010

[19] K. Cissé Frantao, Caractérisation texturale de calcifications mammographiques, mémoire de master, université Sâad Dahlab de Blida 2011

[20] A. Boujelben, H. Tmar, J.Mnif, M. Abid, Automatic application level set approach in detection calcifications in mammographic image, International Journal of Computer Science & Information Technology (IJCSIT) Vol 3, No 4, pp 1-14, 2011.

[21] R C. Gonzalez et P Wintz, ' Digital image processing using matlab' , Pearson edition, 2005.