

Chapitre 1: Techniques d'Analyse d'Images Médicales

Introduction	4
1. Cancer du sein	4
2. Imagerie médicale mammaire.....	5
2.1. Mammographie	5
2.2. Echographie mammaire.....	6
2.3. IRM mammaire.....	8
3. Diagnostic assisté par ordinateur	9
3.1. Extraction de la région d'intérêt	10
3.2. Extraction des paramètres	10
3.3. Sélection des paramètres	10
3.4. Classification	11
4. Segmentation statique	11
4.1. Segmentation basée région	12
4.1.1. Opérateurs morphologiques.....	12
4.1.2. Techniques de seuillage.....	13
4.1.3. Croissance de régions.....	13
4.1.4. Accroissement de régions.....	13
4.1.5. Ligne de partage des eaux	14
4.2. Segmentation basée contour.....	14
4.2.1. Approches dérivatives	14
4.2.2. Filtres optimaux.....	15
4.2.3. Templates	16
4.2.4. Modèles pyramidaux	16
4.2.5. Surfaces déformables	17
4.3. Segmentation statistique	17
5. Segmentation spatio-temporelle	17
5.1. Champs de Markov	18
5.2. Flux optique	19
5.3. Segmentation par graphe.....	19
5.4. Algorithme pendant par grappes	20
5.5. Contour actif (Snakes).....	21
Conclusion	21

Introduction

Une large étude bibliographique est nécessaire pour introduire la thématique de traitement d'image médicale. Nous définissons tout d'abord le cancer du sein ainsi que les techniques d'imagerie médicale (mammographie, échographie mammaire et IRM mammaire) tout en présentant leurs avantages et leurs inconvénients.

Ensuite, nous présentons l'outil de diagnostic assisté par ordinateur (CAD) suivi des méthodes de segmentation statique utilisées pour l'analyse de l'image médicale à savoir les méthodes basée région, les méthodes basée contour et les méthodes statistiques. Parmi les méthodes basée région, nous pouvons citer les opérateurs morphologiques, les techniques de seuillage, la croissance de région, l'accroissement de régions, et les lignes de partage des eaux. Alors que pour la segmentation basée contour, nous pouvons citer les approches dérivatives, les filtres optimaux, templates, les modèles pyramidaux, et les surfaces déformables. Pour la segmentation statistique, l'algorithme Espérance-Maximisation est très utilisé dans la littérature.

Enfin, nous détaillons quelques méthodes utilisées pour réaliser la segmentation spatio-temporelle pour le suivi de la forme de la lésion dans une séquence d'image à savoir les champs de Markov, le flux optique, la segmentation par graphe, l'algorithme pendant par grappes, et le contour actif.

1. Cancer du sein

Le cancer du sein est un cancer se développant à partir des unités qui produisent le lait, les ducto-lobulaires du sein, essentiellement chez la femme. C'est une tumeur maligne qui touche la glande mammaire. Les cellules malignes se multiplient de manière désordonnée jusqu'à créer une tumeur qui s'attaque aux tissus sains avoisinants. Cette tumeur peut propager des cellules cancéreuses dans tout l'organisme : nous disons alors qu'elle « métastase ».

Une étude statistique a montré que le cancer du sein est l'un des cancers les plus propagés de nos jours. En Tunisie, il représente 30 % des cancers féminins. Une tunisienne sur 24 âgée entre 0 et 24 ans en sera atteinte. Son incidence passera de 30 pour 100 000 femmes en 2008 à 60 pour 100 000 femmes en 2020.

La figure1 montre l'incidence de ce cancer par tranche de 100 000 habitants dans les cinq continents pour l'année 2002.

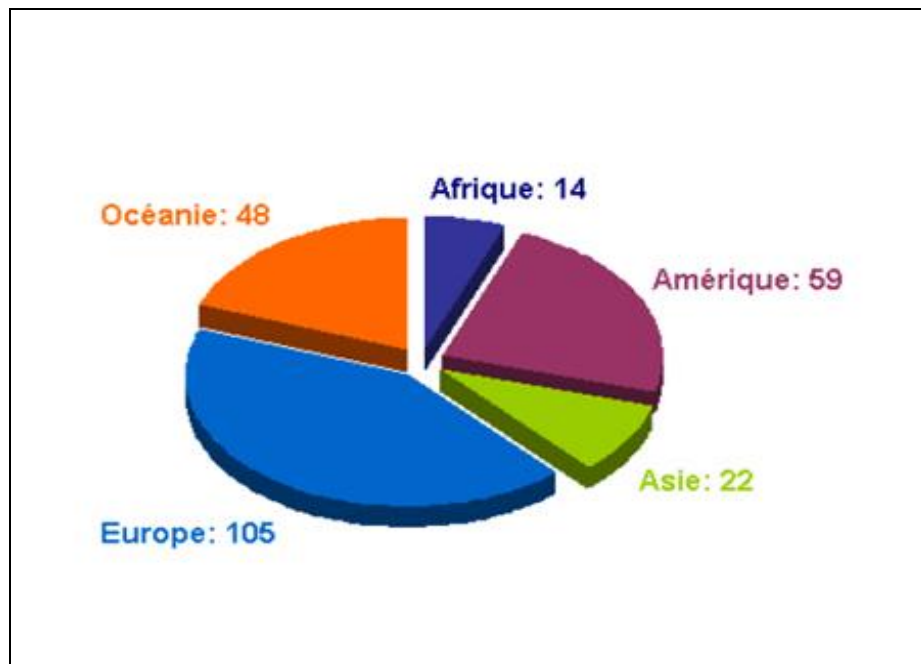


Figure 1. Incidence du cancer du sein pour les cinq continents en 2002

À l'échelle du globe, nous estimons qu'il y a eu 1 151 298 nouveaux cas de cancer du sein en 2002, ce qui représente une moyenne de 37 cas par 100 000 habitants.

2. Imagerie médicale mammaire

De nos jours, nous disposons de plusieurs examens cliniques pour réaliser un diagnostic de cancer du sein dont nous pouvons citer la mammographie, l'échographie mammaire, et l'imagerie par résonance magnétique.

2.1. Mammographie

La mammographie étudie la glande mammaire et permet de dépister à un stade précoce un cancer du sein. Elle recherche des anomalies telles que des opacités et des microscalcifications. Elle permet aussi un repérage des lésions avant un geste chirurgical : un fil métallique (harpon) est placé sous contrôle de la mammographie et guidera le chirurgien pour enlever cette masse anormale. Cet examen est indiqué chez toutes les femmes après 40 ans et doit être réalisé tous les deux à trois ans et lors de la découverte d'une boule dans le sein ou d'un écoulement anormal du mamelon.

L'examen de mammographie utilise les rayons X qui sont des rayons invisibles émis par un tube ressemblant à une grosse ampoule électrique (tube radiogène). Ces rayons vont être plus ou moins arrêtés par les différentes parties du corps humain. Les rayons qui auront pu traverser sont détectés et permettent de réaliser des images de l'intérieur du corps.

Son principe consiste à radiographier chaque sein de face et de profil pour visualiser l'intégralité de la glande mammaire. L'examen doit être réalisé dans la première partie du cycle menstruel c'est-à-dire dans les dix premiers jours du cycle. Le radiologue commencera par la palpation manuelle des seins puis un premier sein est placé dans le mammographe, puis progressivement comprimé. Après avoir vérifié sa bonne position, le cliché radiographique est pris. Le sein est décomprimé et l'opération est recommencée pour le deuxième sein.

L'ensemble des clichés pris sous forme d'image doit être traité par les radiologues pour extraire les informations dont ils auront besoin pour faire leurs diagnostics.

- *Avantages*

- L'unique technique de dépistage du cancer du sein à un stade précoce,
- Les microcalcifications sont visibles,
- Peut être utilisée pour réaliser une macrobiopsie sous vacuum,
- Les lésions sont visibles dans les seins graisseux.

- *Limites*

- La nature du nodule (solide ou liquidien) ne peut pas être différenciée,
- Les lésions ne sont pas visibles pour les seins denses,
- L'utilisation des rayons X peut gêner quelques patientes et surtout les femmes enceintes.

2.2. Echographie mammaire

Une échographie mammaire est un examen clinique qui utilise des ultrasons pour produire des images en temps réel c'est-à-dire visible immédiatement de l'intérieur du sein. Effectuée par un radiologue, une échographie est très utile pour voir la nature, liquide ou solide, des nodules palpés ou découverts sur une mammographie.

Cet examen complète et précise les images obtenues par une mammographie mais ne la remplace pas. Il permet aussi de guider une biopsie pour obtenir des prélèvements du tissu mammaire.

Une échographie mammaire est réalisable à n'importe quel moment du cycle menstruel. Il n'est pas utile d'être à jeun ni de suivre un régime particulier et aucune préparation n'est nécessaire. Si la patiente prend des médicaments, elle doit en informer le radiologue.

Le radiologue réalise un examen clinique des seins et recherche des ganglions anormaux au niveau des aisselles. Il applique par la suite sur les seins un gel permettant un bon contact entre la peau et la sonde d'échographie. Ensuite, il examine systématiquement tous les secteurs des seins pour rechercher l'anomalie non expliquée par la mammographie, et il prend des photos de ce qu'il voit à l'écran.

Le tableau suivant montre les différentes caractéristiques que peut présenter une lésion en faveur de la bénignité ou de la malignité.

Tableau 1. *Caractéristiques des lésions dans une image échographique*

	Signes de bénignité	Signes de malignité
Forme	Ovale Ronde	Irrégulière
Orientation	Parallèle	Non parallèle
Contour	Circonscriit Macro lobulé	Indistinct Micro lobulé Spiculé
Limite de la lésion	Interface abrupte	Haloéchogène
Type d'échogénicité	Anéchogène hypoéchogène	Complexe hyperhéchogène
Signes acoustiques postérieurs	Pas de signes acoustiques Renforcement postérieur	Ombre Aspect combiné
Tissus environnants		Modification des canaux Modification du ligament de Cooper Oedème Distorsion architecturale Épaississement cutané Rétraction / irrégularité cutanée

- *Avantages*

- La nature du nodule est différenciable,
- Efficace pour l'examen des seins denses,
- Guide la microbiopsie qui est plus simple, plus rapide et moins chère que la macrobiopsie,
- Complète la mammographie.

- *Limites*

- Microcalcifications non visibles,
- N'est pas un examen de dépistage.

2.3. IRM mammaire

L'imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM) est une technique d'imagerie médicale d'apparition récente (début des années 1980) permettant d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps. Elle est basée sur le principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN): en appliquant une combinaison d'ondes électromagnétiques à haute fréquence sur les seins et en mesurant le signal réémis par certains atomes (comme l'hydrogène), il est possible de déterminer la composition chimique et donc la nature des tissus biologiques en chaque point du volume imagé.

Pour réaliser l'examen, la patiente s'allonge sur le ventre dans une sorte de long tunnel qui constitue la machine. Après avoir été injecté par un produit de contraste, le gadolinium, le radiologue peut visualiser l'éventuelle vascularisation déclenchée par les tumeurs du sein.

L'IRM a une telle sensibilité lorsqu'elle est négative, elle permet d'exclure à 99 % la présence d'un cancer invasif du sein. Cette technique détecte toute anomalie, même bénigne, et elle est surtout indiquée pour les femmes à haut risque, c'est-à-dire celle qui ont eu plusieurs antécédents de cancers dans la famille, ou qui ont "hérité" un gène familial anormal. Une IRM mammaire n'est pas un examen de dépistage mais elle permet de compléter et de préciser l'exploration de certaines anomalies du sein détectées à la mammographie ou à l'échographie.

- *Avantages*

- Surveillance du sein opéré et / ou traité pour cancer du sein pour la recherche d'une récurrence,
- Surveillance d'une tumeur sous chimiothérapie première ou hormonothérapie pour apprécier la régression tumorale,
- L'IRM permet de détecter des anomalies invisibles à la mammographie ou à l'échographie.

3. Diagnostic assisté par ordinateur

Il n'est pas possible, dans certains cas, de préciser à l'aide des seules études d'imagerie si une tumeur est bénigne ou cancéreuse. En cas de doute, le radiologue peut soit surveiller les patientes par de nouvelles explorations à court terme (source d'anxiété potentielle pour les patientes) ou réaliser des prélèvements pour l'analyse histologique des tissus. Compte tenu des sensibilités et spécificité de cet examen, un certain nombre de biopsies sont réalisées pour des lésions qui sont en fait bénignes. Nous avons donc intérêt à améliorer les performances de l'échographie et ainsi de diminuer le nombre de biopsies inutiles, d'où la nécessité d'un outil d'aide au diagnostic.

Le diagnostic assisté par ordinateur (CAD) (Chen *et al.*, 2003), (Joo *et al.*, 2004), (Shah *et al.*, 2004) est une étape fondamentale vers l'automatisation, dont la mise en œuvre fait apparaître de nombreuses exigences techniques et cliniques.

Dans ce projet, nous cherchons à réaliser un outil de diagnostic assisté par ordinateur pour l'échographie mammaire dans le but d'étudier la malignité ou la bénignité de la lésion.

Les différentes étapes pour effectuer cet outil sont les suivantes :

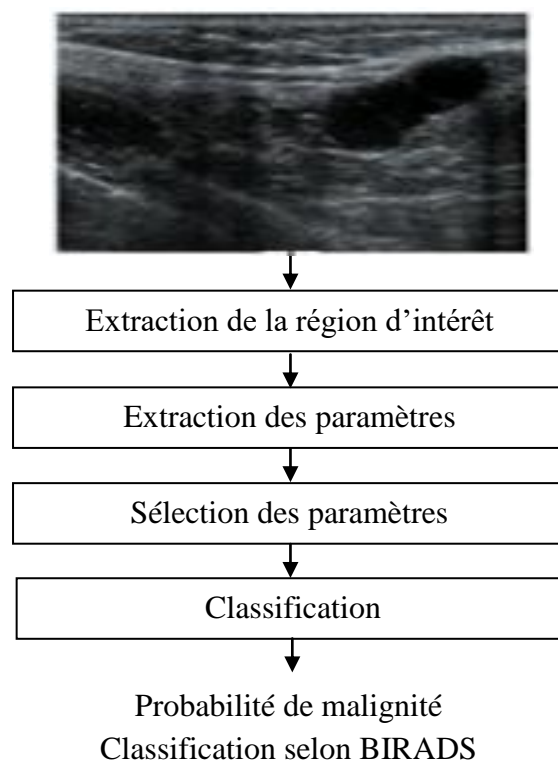


Figure 2. Diagramme de l'outil de diagnostic assisté par ordinateur

3.1. Extraction de la région d'intérêt

Cette étape est basée sur la technique de segmentation permettant d'isoler dans l'image les objets sur lesquels doit porter le traitement, et de séparer les régions d'intérêt du fond.

En échographie mammaire, plusieurs caractères descriptifs sont fréquemment employés dans l'analyse et l'interprétation de l'échographie (tableau1). Ces caractères sont basés essentiellement sur l'étude de la forme, du contour et du type d'échogénicité d'une lésion. Donc, nous avons intérêt à faire une segmentation des masses afin de déterminer leur forme, étudier si le contour est limité ou non et si l'interface avec le tissu environnant est nette ou non, et enfin de faire une analyse de texture de la masse. L'extraction de la région d'intérêt est donc une phase primordiale dans la conception du CAD puisqu'elle présente la principale source d'erreur. Plusieurs auteurs (Chen *et al.*, 2003), (Joo *et al.*, 2004), (Shah *et al.*, 2004) ont négligé cette phase. En effet, c'est le radiologue qui prend la responsabilité de réaliser la délimitation du contour des masses manuellement dans une image échographique.

Cependant, et afin de rendre le processus du CAD plus fiable, nous avons pensé à segmenter d'une façon automatique une séquence d'images échographiques. En effet, nous pouvons atteindre plus de précision lors de l'étude des différentes coupes parce que l'aspect de malignité peut ne pas apparaître que sur quelques coupes seulement.

3.2. Extraction des paramètres

La seconde étape qui suit la segmentation est l'extraction des paramètres qui peuvent être soit morphologiques décrivant la forme ou le contour de la masse, soit régionaux caractérisant par exemple l'échogénicité de la masse. Ces paramètres extraits à partir de la lésion segmentée sont en relation avec sa taille, le rapport hauteur maximale sur largeur maximale du nodule, le nombre de lobulations, la texture du tissu de la lésion...

3.3. Sélection des paramètres

Cette étape consiste à sélectionner un ensemble de paramètres aboutissant à la meilleure classification. En effet, il arrive parfois que certains paramètres n'aient aucun effet sur le résultat. Il existe plusieurs techniques de l'intelligence artificielle pour effectuer la sélection telles que les algorithmes génétiques et la sélection point par point.

3.4. Classification

Cette dernière étape permet la différenciation entre les lésions bénignes et les lésions malignes. Plusieurs méthodes sont utilisées pour réaliser la classification à savoir : les réseaux de neurones artificiels, l'analyse discriminante, la méthode bayésienne, la logique floue, la transformé d'ondelette, les méthodes statistiques ...

Généralement, la classification est basée sur le classement donné par BIRADS (*Breast Imaging Reporting and Data System*) (Bokobsa *et al.*, 2005) qui est expliqué dans le tableau 2.

Tableau 2. Classification BIRADS

Catégorie	Signification	Description	Surveillance
ACR0	Évaluation incomplète		
ACR1	Négatif	pas de lésion trouvée	surveillance de routine
ACR2	constatations bénignes	pas de signe de malignité (exp. Kyste)	1 à 2 ans
ACR3	anomalie probablement bénigne	la malignité est hautement improbable (exp. Fibroadénome)	4 à 6 mois
ACR4	Anomalie suspecte	probabilité de malignité faible ou modérée	une biopsie est à envisager
ACR5	Haute probabilité de malignité	cancer presque certain	une action appropriée doit être entreprise
ACR6	Cancer connu	malignité prouvée par biopsie, avant d'instituer le traitement	

4. Segmentation statique

La segmentation statique est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis dans une image fixe dans le temps. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image considérée.

Il existe trois approches de segmentation statique :

- Segmentation basée région
- Segmentation basée contour,
- Segmentation statistique.

4.1. Segmentation basée région

Cette méthode repose sur la recherche de zones possédant des attributs communs tels que la luminosité, le contraste, la texture....

Dans cette technique, les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité sont regroupés en régions distinctes. Plusieurs techniques existent pour réaliser ce type de segmentation dont nous pouvons citer : les opérateurs morphologiques, les techniques de seuillage, la croissance de régions, l'accroissement de régions, la ligne de partage des eaux...

4.1.1. Opérateurs morphologiques

La morphologie mathématique consiste à comparer l'image à analyser à l'aide d'un ensemble d'éléments structurants que nous déplaçons de façon à ce que leur origine passe par toutes les positions de l'image, pour mettre en évidence certaines de ses caractéristiques.

En suivant ce principe, il est alors possible de rechercher la plus grande valeur, ou la plus petite, dans le domaine de l'image défini momentanément par la présence de l'élément structurant et l'affecter au pixel de l'image sur lequel le centre de l'élément structurant est positionné :

- *Erosion*

Elle consiste à parcourir l'image et lorsque nous tombons sur un pixel n'appartenant pas au fond, nous regardons ses voisins en utilisant le parcours semi aléatoire, et nous prenons celui qui a le plus petit niveau de gris que nous assignons au pixel ayant les mêmes coordonnées dans la surface résultat.

- *Dilatation*

Elle consiste à parcourir l'image et lorsque nous tombons sur un pixel appartenant au fond, nous regardons ses voisins en utilisant le parcours semi aléatoire, et nous prenons celui qui a le plus haut niveau de gris que nous assignons au pixel ayant les mêmes coordonnées dans la surface résultat.

4.1.2. *Techniques de seuillage*

Le but du seuillage est de mettre en évidence tous les éléments de l'image respectant un critère de sélection défini sur son histogramme.

Le seuillage n'est pas nécessairement une opération qui s'effectue manuellement : la valeur du seuil peut être obtenue de manière automatique. Le seuillage automatique est basé sur l'analyse de la distribution en fréquence (cumulée ou histogramme) des niveaux de gris associés à l'image. Le principe des méthodes de seuillage automatique est d'utiliser des méthodes de traitement des données (maximisation d'entropie, maximisation de la variance inter ou intra classes...) pour trouver automatiquement la valeur du seuil qui sépare au mieux les objets du fond à partir de l'histogramme des niveaux de gris.

4.1.3. *Croissance de régions*

Les algorithmes de croissance de régions parcourent l'image à partir des regroupements initiaux de pixels, appelées germes. Puis, par propagation itérative, ils ajoutent aux pixels déjà regroupés certains pixels voisins. Cet ajout ne peut se faire qu'à condition que les pixels déjà regroupés satisfassent un ou plusieurs critères de similarité vis-à-vis de la région en cours de constitution.

Les chercheurs (Letteboer *et al.*, 2004) se concentrent donc sur la définition des critères d'homogénéité. De ce fait, ces chercheurs ont développé un algorithme qui définit automatiquement ces critères de façon locale à la région intéressée. Les paramètres de ces mêmes critères sont estimés par un échantillonnage effectué sur un parcours aléatoire commençant du point de germe.

L'avantage par rapport aux autres méthodes de croissance de région adaptative, c'est qu'elle est moins sensible à la position du dépôt du germe et permet une segmentation individuelle des structures. Le modèle adaptatif est complètement automatique et il est complété par l'utilisation des pixels ayant le plus petit gradient dans l'image non segmentée comme point de germes.

4.1.4. *Accroissement de régions*

La segmentation par accroissement de régions ou par division / fusion ont pour principe d'effectuer un découpage arbitraire de l'image, de réaliser des tests de "cohésion" des zones puis de modifier ces zones.

Le fonctionnement de l'algorithme de division / fusion (split & merging) est le suivant : Dans un premier temps, nous commençons par découper l'image en zones de taille moyenne. Puis nous parcourons chacune des régions en cherchant si elle vérifie un critère d'homogénéité.

Si la zone est homogène, nous ne faisons rien, sinon, nous la divisons en quatre sous régions jusqu'à avoir des régions homogènes. Puis, commence alors l'étape de fusion pendant laquelle nous regroupons les zones contiguës correspondant à la même région. Nous obtenons ainsi une segmentation de l'image mais sans avoir de frontières précises entre les objets.

4.1.5. Ligne de partage des eaux

La ligne de partage des eaux utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue comme un relief si nous associons le niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants.

Pour l'obtenir, il faut imaginer l'immersion d'un relief dans de l'eau en précisant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La ligne de partage des eaux est représentée par les points où deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion.

Cette transformation morphologique est la principale méthode de segmentation d'images proposée par la morphologie mathématique. L'efficacité de la ligne de partage des eaux en tant qu'outil de segmentation dépend essentiellement des marqueurs de départ (minima).

4.2. Segmentation basée contour

La segmentation basée contour permet de détecter les transitions entre les régions de l'image. L'intérêt principal des méthodes de segmentation selon l'approche contour (frontière) est de minimiser le nombre d'opérations nécessaires en cas d'itération du processus sur des séries d'images peu différentes les unes des autres.

Les techniques d'extraction de contour sont multiples. Parmi lesquels, nous pouvons citer : les approches dérivatives, les filtres optimaux, le contour actif (Snake), les templates, les modèles pyramidaux, les surfaces déformables...

4.2.1. Approches dérivatives

Un contour est une frontière entre deux différents milieux (2 couleurs, 2 niveaux de gris,...). Pour déterminer la position des éventuels contours, nous appliquons des méthodes

dérivatives. Dans ces méthodes, nous utilisons l'image dérivée qui met en évidence les variations des niveaux de gris. Quand il y a une forte variation, cela est souvent dû à un changement de teinte, d'éclairement ou de texture et de façon générale à un changement de zone. Nous pouvons soit utiliser la dérivée première de l'image et chercher les maximums, soit la dérivée seconde de l'image et chercher en quels points elle s'annule.

- *Approche Gradient*

Une approximation discrète de la notion de gradient pour les fonctions permet de mesurer les changements significatifs de l'intensité des niveaux de gris dans les images. Le gradient est un vecteur dont les composantes mesurent le changement rapide de l'intensité des pixels avec la distance aux directions x et y .

- *Approche Laplacien*

Le filtre Laplacien est un filtre de convolution particulier utilisé pour mettre en valeur les détails qui correspondent à une variation rapide de luminosité. D'un point de vue mathématique, le Laplacien est une approximation de la dérivée d'ordre 2, pour une image à deux dimensions. Il permet de réduire les erreurs de fausses alarmes en rejetant les gradients de faible intensité. Le Laplacien est donc idéal pour rendre visibles les contours des objets, d'où son utilisation dans la reconnaissance de formes.

4.2.2. Filtres optimaux

- *Filtre de Canny*

C'est un modèle pour extraire des contours tenant compte du phénomène de bruit qui se superpose à l'image. Canny suppose que la détection du contour est effectuée par convolution de l'image $I(x)$ avec une fonction $f(x)$ et le contour c'est le maximal de la sortie $\theta(x)$:

$$\theta(x_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} I(x) f(x_0 - x) dx \quad (1)$$

À partir du modèle de contour, Canny a défini trois critères (bonne détection, bonne localisation et réponse unique) pour trouver la fonction $f(x)$ pour que $\theta(x)$ soit maximale au point $x=0$.

- *Filtre de Deriche*

Le filtre de Deriche tient compte des critères de Canny mais c'est une réalisation récursive du filtrage. Deriche a proposé un autre filtre de dérivation qui optimise les critères qui sont

définis par Canny. Il a imposé les conditions en changeant les limites. Le filtre de Deriche est plus rapide que celui de Canny dès que nous utilisons une matrice de plus de 5×5 , c'est pourquoi il est beaucoup utilisé.

Ces filtrages de l'image ont tendance à ne pas donner forcément des contours très fins, il arrive que ces contours soient étalés, voire flous. Nous utilisons donc des méthodes d'amincissement par extraction des maxima locaux pour réduire le bord des contours à un seul pixel de large afin d'avoir une segmentation précise de l'image.

4.2.3. *Templates*

Dans cette approche, nous utilisons une forme géométrique aussi appelée patron (template) que l'on va tenter de localiser sur l'image. Le principe est de connaître exactement (ou presque) la forme de l'objet que nous recherchons et de parcourir toute l'image pour placer le template à l'endroit le plus vraisemblable. Ceci est beaucoup plus contraignant que d'avoir besoin de savoir combien d'éléments sont présents dans l'image.

Il existe des travaux sur des templates déformables (Vu, 2004) qui se rapprochent des contours actifs : nous localisons le meilleur endroit pour placer le template dans l'image puis nous le laissons se déformer pour correspondre au mieux à l'image.

4.2.4. *Modèles pyramidaux*

Ces systèmes de segmentation consistent à utiliser des images réduites par deux à chaque fois par rapport à l'image initiale. Nous pouvons donc choisir la hauteur de la pyramide en fixant le nombre de divisions que nous autorisons (demi image, quart d'image, huitième d'image, ...). Un trop petit nombre de divisions revient à faire la segmentation sur l'image initiale ce qui n'est évidemment pas intéressant. Trop de divisions donnent une image microscopique sur laquelle nous ne pouvons plus trouver le contour.

Les méthodes pyramidales peuvent être utilisées pour placer des templates. Pour effectuer la segmentation, nous recherchons tout d'abord le contour dans une image au $1/8^{\text{ème}}$ par exemple, où le traitement est extrêmement rapide vu la faible taille de l'image. Ensuite, nous recherchons dans l'image au quart en initialisant le contour à partir de l'image $1/8^{\text{ème}}$. Puis, nous affinons au fur et à mesure le tracé du contour pour finalement obtenir une segmentation de l'image à sa taille initiale.

4.2.5. Surfaces déformables

La surface déformable est à la base d'un icosaèdre (20 faces triangulaires), dont chaque triangle est itérativement divisé en 4 triangles plus petits tout en ajustant la distance de chaque sommet au centre pour former la meilleure estimation de la sphère possible. Chaque sommet a 5 ou 6 voisins, selon sa position relative à l'icosaèdre original. Notre surface compte au final 10242 sommets. Après avoir été initialisée, la surface subira une série de déformations (déplacements minimes de chaque sommet de la surface) dirigées par 3 forces qui sont :

- Une force qui maintient un écart moyen entre chaque sommet,
- Une force qui contrôle le rayon de courbure de chaque partie de la surface,
- Une force liée aux intensités de l'image.

4.3. Segmentation statistique

La segmentation statistique (Salzenstein *et al.*, 1998) des images est considérée comme innovante comparant aux autres types de segmentation. Parmi les méthodes utilisées pour réaliser cette segmentation, nous citons l'algorithme Espérance-Maximisation. Cet algorithme appartient à une classe d'algorithmes qui permettent de trouver le maximum de vraisemblance des paramètres de modèles probabilistes lorsque le modèle dépend de variables latentes non observables.

Nous utilisons souvent l'Espérance-Maximisation pour la classification de données, en apprentissage machine, ou en vision artificielle. Cette technique alterne des étapes d'évaluation de l'espérance (E), où nous calculons l'espérance de la vraisemblance en tenant compte des dernières variables observées, et une étape de maximisation (M), où nous estimons le maximum de vraisemblance des paramètres en maximisant la vraisemblance trouvée à l'étape E. nous utilisons ensuite les paramètres trouvés en M comme point de départ d'une nouvelle phase d'évaluation de l'espérance.

5. Segmentation spatio-temporelle

L'analyse globale d'un processus dynamique à partir de séquences d'images est à ce jour encore peu développée. En effet, l'ajout d'une dimension supplémentaire entraîne une augmentation de la complexité des méthodes incluant des régularisations spécifiques et des systèmes de production d'images.

Plusieurs approches ont été proposées pour effectuer la segmentation et le suivi de structures déformables qui d'un point de vue de l'application médicale concernent des modalités différentes. Ce type de traitement combine les propriétés spatiales et temporelles pour obtenir une meilleure segmentation en utilisant un seul processus.

5.1. Champs de Markov

Le principe est de définir des énergies locales entre groupes de sites reflétant les interactions entre niveaux de gris. L'énergie globale est alors reliée à la probabilité d'apparition de l'image dans le cadre des champs de Gibbs.

Le champ de Markov est défini comme suit : « X est un champ de Markov si et seulement si la probabilité conditionnelle locale en un site n'est fonction que de la configuration du voisinage du site considéré ».

Relaxation spatio-temporelle: Dans la segmentation spatio-temporelle, nous parlons de séquence d'étiquettes et de séquence d'observations sur une tranche plutôt que de champ d'étiquettes et champ d'observations dans la segmentation statique. Le terme séquence d'étiquettes devra être associé à une tranche temporelle limitée de la séquence d'images traitée.

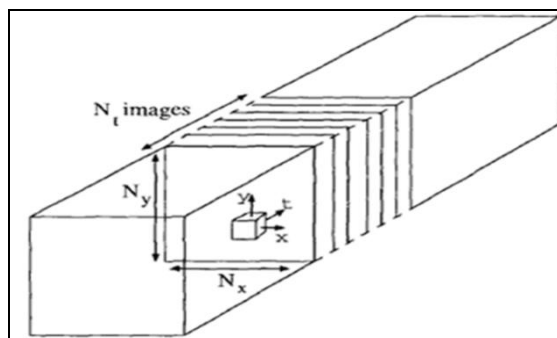


Figure 3. Tranche d'image sur laquelle agit une relaxation spatio-temporelle

L'originalité de cet algorithme (Carier *et al.*, 1997) concerne la définition d'un champ de Markov à trois dimensions (x, y, t) qui est par conséquent associé à un voisinage V cubique d'ordre 3. Nous supposons que l'illumination est quasi constante entre deux images successives (variations lentes entre les instants t et $t + 1$) et que les coordonnées x et y sont fixes.

La figure 4 montre le résultat de l'application du champ de Markov sur une image de synthèse.

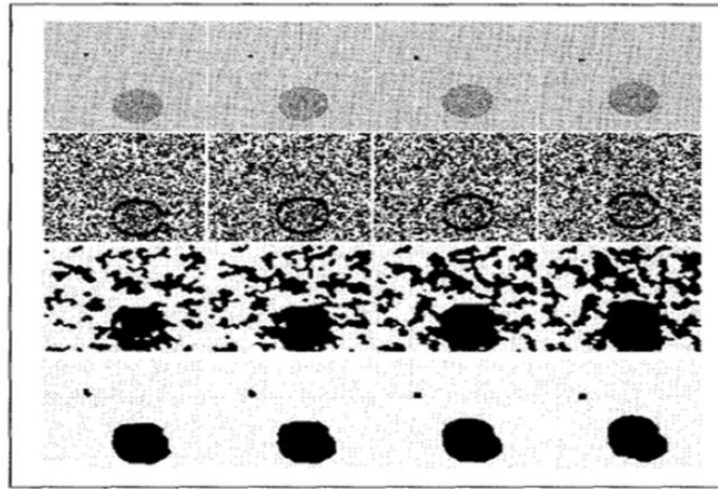


Figure 4. *Résultat de l'application du champ de Markov sur une image de synthèse (Carier et al., 1997)*

5.2. Flux optique

L'algorithme du flux optique (GaliC *et al.*, 2000) a deux principales phases. Dans la première phase les coefficients du gradient E_x , E_y , E_t sont comptés des images de contribution. Ils représentent une estimation du gradient de l'image dans l'espace et dans le temps. Dans la seconde phase, les vecteurs du flux optique sont calculés. Dépendant du contenu de l'image, le nombre d'itération doit être choisi.

5.3. Segmentation par graphe

Nous utilisons les graphes d'adjacence (Galmar *et al.*, 2008) en limitant les relations entre nœuds par une grille fixée pour réaliser une segmentation spatio-temporelle. L'agrégation et la reconstruction des volumes sont réalisées par propagation entre pixels connexes. Cet algorithme présente l'avantage d'être générique et ne dépend pas de la structure de graphe utilisée. Nous l'appliquons directement à la segmentation d'image en extrayant un graphe à partir d'un maillage carré et en utilisant un maillage cubique pour le flux vidéo. La construction du graphe et la segmentation nécessitent, lors de la phase de croissance, de

disposer de l'ensemble de la séquence. La procédure de segmentation comporte les étapes suivantes :

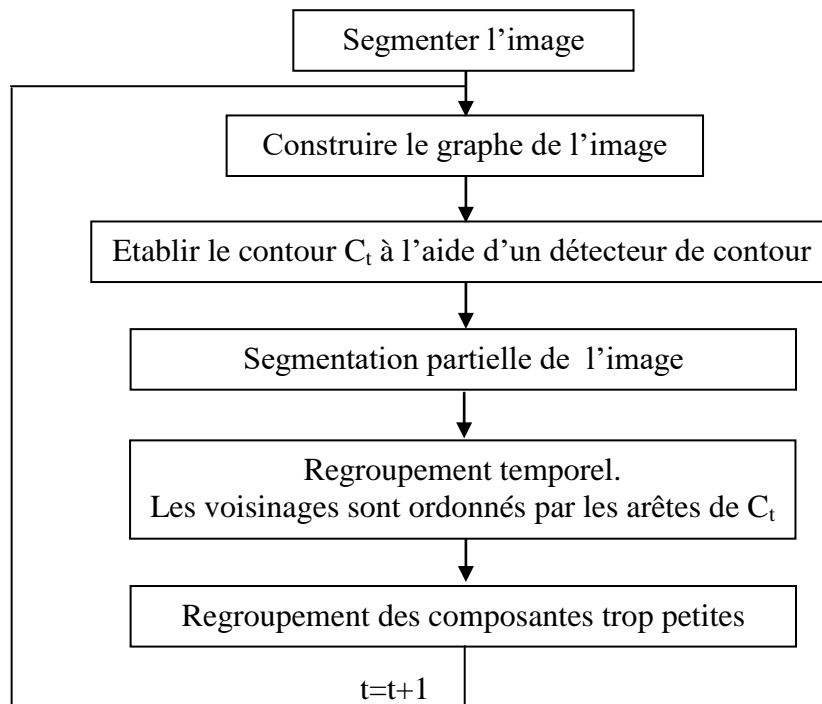


Figure 5. *Segmentation par graphe*

5.4. Algorithme pendant par grappes

Dans cette approche (GaliC *et al.*, 2000), nous n'utilisons pas une simple trame mais plusieurs trames d'images pour segmenter les objets d'intérêt. Pour cela, nous extrayons les caractéristiques de l'image actuelle qui va être segmentée et les caractéristiques de la trame d'image voisine à la séquence. Les caractéristiques extraites sont regroupées en utilisant un algorithme par grappes pour déterminer les caractéristiques des régions de l'image.

Les deux caractéristiques sur lesquels est basé cet algorithme sont :

- La luminosité d'image qui est utile pour la segmentation parce que les régions de l'objet d'intérêt sont brillantes tandis que le contexte (la formation) est surtout sombre.
- La norme Euclidienne du vecteur du flux optique.

En utilisant les susdites caractéristiques, nous obtenons les deux types d'informations spatiales et temporelles sur la scène.

5.5. Contour actif (Snakes)

Il s'agit d'une méthode semi-interactive proposée en 1987 par Kass (Kass *et al.*, 1988) dans laquelle l'opérateur place dans l'image, au voisinage de la forme à détecter, une courbe initiale de contour. Cette courbe sera amenée à se déformer sous l'action de plusieurs forces : une force interne, une force potentielle, et une force externe.

Dans les images échographiques, les propriétés géométriques des formes sont fortement détériorées, la continuité et la connexité sont très souvent perdues lors de l'acquisition. La technique des contours actifs convient particulièrement bien à la segmentation d'image échographique, par l'apport de ces propriétés géométriques, si nous disposons des connaissances à priori sur l'objet que nous souhaitons détecter.

Quelque soit le type d'image, l'utilisation des contours actifs est toujours la même. En fait, seul le choix de l'énergie associée à l'image va varier en fonction des caractéristiques utilisées.

Conclusion

Ce premier chapitre a permis de faire une mise en point sur la thématique de recherche concernant l'analyse et le traitement des images médicales. Nous avons bénéficié d'une large étude bibliographique débutant par une définition du cancer du sein et des différentes techniques utilisées pour réaliser un dépistage, suivie d'une présentation des différentes étapes de traitement qui vont servir à réaliser un outil de diagnostic assisté par ordinateur. Enfin, nous avons énuméré quelques méthodes de segmentation statique et spatio-temporelle ce qui nous a permis de proposer une méthode pour réaliser une segmentation spatio-temporelle d'une séquence d'image échographique qui fera l'objet du deuxième chapitre et dont la mise en œuvre sera l'objet du chapitre trois.