

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

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDE

pour obtenir le grade de
MASTER EN ÉLECTRONIQUE BIO-MÉDICAL
Spécialité : SIM

présenté et soutenu publiquement
par

Melle. Saïdi Fatima Zahra

le 27 Juin 2012

Titre:

Réalisation d'algorithmes de segmentation : Application sur des images du cancer du sein

Jury

Président du jury:

Pr. A. Bessaid

Professeur à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen

Examineurs :

Mr. O. Behaddada

MA-A à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen

Mlle. A. Feroui

MA-B à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen

Directeur de mémoire :

Pr M.A. CHIKH

Professeur à l'université Aboubekr Belkaid-Tlemcen

Co-Directeur de mémoire

Mr. M. Ammar

MA-A à l'université de Boumerdes

Remerciements

Avant toute chose nous tenons à remercier Dieu pour l'accomplissement de ce projet.

Ma haute gratitude, mes profonds respects, mes sincères remerciements et reconnaissances à mon Directeur de mémoire Mr CHIKH M.A, professeur à l'université de Tlemcen, pour sa patience et ses judicieux conseils.

Je tiens à remercier également mon Co-Directeur Mr Ammar Mohamed, pour ses aides et ses éclairages techniques. Je remercie les membres de jury qui ont accepté de juger ce travail et d'y apporter leur caution :

Pr. A. Bessaid, qui me fait le grand honneur d'accepter la présidence du jury.

Monsieur O. Behaddada, maître assistant A à l'université Abou Bekr Belkaid-Tlemcen, ainsi que Melle A. Feroui maître assistant B à l'université Abou Bekr Belkaid-Tlemcen, pour l'honneur qu'ils me font en acceptant de participer à ce jury.

J'adresse mes vifs remerciements à tous les enseignants qui, par leurs enseignements, leurs encouragements et leurs aides, ont contribué à ma formation.

Je tiens aussi à remercier, Melle Saïdi Meryem et Melle Settouti Nesma pour leur aide au long de tout ce projet de fin d'étude.

Résumé

Le traitement des images médicales est une discipline nouvelle, riche et variée, mais dans laquelle les nombreuses méthodes existantes sont délicates à appliquer aux problèmes réels. Les travaux de ce mémoire s'articulent autour de deux axes : l'utilisation de différents algorithmes de segmentation d'images microscopiques acquises à partir des biopsies du sein qui représentent des tumeurs bénignes et malignes, à savoir la segmentation par morphologie mathématique (la Ligne de Partage des Eaux), la segmentation par détection de discontinuités (approche gradient et approche Laplacien), et la segmentation par détection de similarités (K-Means, Fuzzy C-Means FCM et l'Optimisation par Essaim de Particules OEP), et le second axe est la classification des tumeurs malignes en appliquant un réseau de neurone de type Perceptron Multicouches(PMC) et Support Vector Machine (SVM), où nous avons obtenu respectivement un taux de classification de 72.73% et 95.45% .

Mots clés

Segmentation, classification, K-Means, FCM, PSO, transformé de Radon, SVM, PCM.

Abstract

The medical image processing is a new discipline, rich and varied, but in which the many existing methods are difficult to apply to real problems. The work of this thesis focused around two axes : the use of different algorithms for segmentation of microscopic images acquired from breast biopsies who represent benign and malignant tumors, using segmentation by mathematical morphology(watershed), segmentation by detecting discontinuities (gradient approach and Laplacian approach), and segmentation by detection of similarities (K-Means, Fuzzy C-Means FCM and Particle Swarm Optimization PSO), and the second axis is the classification of malignant tumors by applying a neural network type Multilayer Perceptron (MLP) and Support Vector Machine (SVM), where we obtained respectively classification rate of 72.73% and 95.45%.

Keywords

Segmentation, classification, K-Means, FCM, PSO, Radon Transform , SVM, PCM.

Table des matières

Remerciements	
Remerciements	
Résumé	i
Abstract	ii
Table des matières	iii
Table des figures	vi
Liste des tableaux	viii
Glossaire	ix
Glossaire	ix
Introduction générale	1
Introduction générale	1
1 Cancer du sein	3
1 Introduction	3
2 Anatomie du sein	3
3 Les maladies des seins	4
3.1 Les tumeurs bénignes et autres affections bénignes	4
3.2 Les tumeurs malignes	5
4 Le cancer du sein	5
5 Causes du cancer du sein	6
6 Classification du cancer du sein	7
6.1 Carcinome In situ	7
6.2 Carcinome canalaire infiltrant (ou invasif)	7
6.3 Carcinome lobulaire infiltrant (ou invasif)	8
6.4 Carcinome médullaire	8
6.5 Carcinome colloïde	8
6.6 Carcinome tubulaire	8
6.7 Cancer du sein inflammatoire	8
7 Stades du cancer du sein	9

8	Dépistage du cancer du sein	11
8.1	Mammographie	11
8.2	Échographie mammaire	13
8.3	Imagerie par résonnance magnétique (IRM)	13
9	Diagnostic du cancer du sein	15
9.1	Diagnostic cytologique ou histologique	15
10	Traitement du cancer du sein	17
10.1	Chirurgie	17
10.2	Radiothérapie	18
10.3	Chimiothérapie	18
10.4	Thérapie hormonale	19
10.5	Thérapie ciblée	19
11	Méthodes préventives conte le cancer du sein	19
12	Conclusion	20
2	Traitement d'image	21
1	Introduction	21
2	L'image numérique	21
2.1	Représentation matricielle	21
2.2	Représentation vectorielle	21
2.3	Les catégories d'image	22
2.4	Caractéristiques de l'image numérique	23
3	Prétraitement	25
3.1	Filtre passe-haut	26
3.2	Filtre passe-bas (filtre moyen)	26
3.3	Filtre passe-bande	27
3.4	Filtre médian	28
4	Segmentation d'image	28
4.1	Segmentation morphologique	29
4.2	Méthodes de détection de discontinuités	33
4.3	Méthodes de détection de similarités	37
4.4	Segmentation par texture	44
5	Classification d'images	45
5.1	Classification par Réseaux de Neurones	45
5.2	Classification par Machines à Support Vecteurs	46
6	Conclusion	47
3	Contribution, tests et résultats	48
1	Introduction	48
2	Notre contribution	48

3	Base d'images	49
4	Prétraitement	49
5	Application de la segmentation	50
5.1	Segmentation morphologique	50
5.2	Segmentation par détection de discontinuités	53
5.3	Segmentation par détection de similarités	55
6	Application de la classification	58
6.1	Extraction des primitives	59
7	Discussions	60
7.1	Segmentation par LPE	60
7.2	Segmentation par approche contour	60
7.3	Segmentation par approche région	62
8	Classification	63
9	Environnement de programmation	64
10	Conclusion	64
	Conclusion et perspectives	65
	4 Bibliographie	66

Table des figures

1.1	(a) Schéma anatomique du sein [1].(b) Lobe en détail [17]	4
1.2	Les ganglions lymphatiques et les métastases du cancer du sein [17].	5
1.3	Stades du cancer du sein.	11
2.1	Image binaire	22
2.2	Image en niveau de gris	22
2.3	Image couleur	23
2.4	Histogramme d'image peu contrastée	24
2.5	Histogramme d'image à fort contraste	24
2.6	Exemple de filtres passe-haut et passe-bas. (a) Image Lena d'origine.(b) Image après filtrage passe-haut. (c) Image après filtrage passe-bas.	27
2.7	(a) : image originale. (b) : image après filtrage passe-bande.	27
2.8	(a) :Image bruitée (impulsionnel 20%). (b) :Coupe Mediane 5x5 sur bruit impulsionnel.	28
2.9	Principe de la LPE.	29
2.10	(a) Contours. (b) Vue 3D	30
2.11	Illustration de la sur segmentation.	30
2.12	(a) marqueur $\lambda = 95$. (b) LPE sur l'image reconstruite	32
2.13	(a) marqueur du fond $h = 15$. (b) LPE sur l'image reconstruite	32
2.14	LPE avec marqueurs manuel.	32
2.15	(a)Image originale. (b)Image marquée. (c)LPE sur image marquée	33
2.16	Détection de contours sur Lena.	34
2.17	Illustration de contours à fermer sur Lena.	34
2.18	Gradient d'une image à 2 régions.	35
2.19	Différentes approches pour la détection de contour.	37
2.20	Segmentation par seuillage.	38
2.21	(a)Image source.(b)K-moyennes sur l'intensité (gris).(c)K-moyennes sur la couleur.	40
2.22	Quantification en 4 couleurs avec différents algorithmes de classification de pixels non supervisés.	41
2.23	(a)Textures périodiques.(b)Textures aléatoires.	44

2.24	Réseaux de neurones.	45
2.25	Structure d'un reseau de neurones multi-couches.	46
2.26	(a) Recherche de l'hyperplan optimal; (b) Hyperplan optimal, marge et vecteurs supports.	47
3.1	Schéma des différentes étapes du système d'analyse d'images microscopiques.	49
3.2	(a)Image originale (tumeur bénigne).(b)Image en NG.(c)Image filtrée par le filtre médian.(d)Image filtrée par le filtre moyen.	50
3.3	Schéma de la LPE.	50
3.4	Application des lignes de partage des eaux sur une tumeur bénigne.(a)Tumeur bénigne.(b)Sur-segmentation.(c)Minima locaux.(d)Marqueurs externes.(e)Marqueurs internes et externes.(f)Résultats de la LPE.	51
3.5	Application des lignes de partage des eaux sur une tumeur maligne.(a)Tumeur maligne.(b)Sur-segmentation.(c)Minima locaux.(d)Marqueurs externes.(e)Marqueurs internes et externes.(f)Résultats de la LPE.	52
3.6	Application des différents opérateurs sur une tumeur bénigne.(a)Tumeur bénigne.(b)Opérateur de Roberts.(c)Opérateur de Sobel.(d)Opérateur de Prewitt.(e)Le Laplacien	54
3.7	Application des différents opérateurs sur une tumeur maligne.(a)Tumeur maligne.(b)Opérateur de Roberts.(c)Opérateur de Sobel.(d)Opérateur de Prewitt.(e)Le Laplacien	55
3.8	Application de seuillage automatique et manuel sur une tumeur bénigne.(a)Tumeur maligne.(b)Histogramme.(c)Seuillage automatique.(d)Seuillage manuel ($s=0.4313$)	56
3.9	Segmentation FCM sur des tumeurs bénigne et maligne.(a)Tumeur bénigne.(b)Segmentation FCM (4 classes).(c)Tubulo-alvéoles.(d)Tumeur maligne.(e)Segmentation FCM (4 classes).(f)Tubulo-alvéoles.	57
3.10	Segmentation PSO sur des tumeurs bénigne et maligne.(a)Tumeur maligne.(b)Segmentation PSO (4 populations).(c)Tumeur bénigne.(d)Segmentation PSO (4 populations).	58
3.11	Espace de l'image et Espace de Radon	59

Liste des tableaux

3.1	Résultats de la classification	60
3.2	Avantages et inconvénients de la LPE	60
3.3	Gradient Vs Laplacien	61
3.4	Avantages et inconvénients du seuillage.	62
3.5	Avantages et inconvénients des K-Means et Fuzzy C-Means (FCM).	62
3.6	Avantages et inconvénients des K-Means et Fuzzy C-Means (FCM).	62
3.7	Avantages et inconvénients de OEP.	63
3.8	Résultats de la classification	63

Glossaire

- Aromatase : Enzyme qui transforme les androgènes en œstrogènes.
- FCM : Fuzzy C Means
- Ganglions lymphatiques auxiliaires : Ganglions lymphatiques situés sous les bras.
- OEP : Optimisation par Essaim de Particule.
- Oestrogènes : Hormone sexuelle principalement féminine ; groupe d'hormones présent chez les hommes et les femmes.
- PMC : Perceptron Multi : Couches
- Progesterone : Avec les oestrogènes ce sont les hormones féminines par excellence.
- PSO : Particle Swarm Optimisation.
- RN : Réseau de Neurones.
- Se : Sensibilité.
- Sp : Spécificité.
- SVM : Support Vector Machine
- Tamoxifène : Anti :œstrogène administré par voie orale dans le traitement du cancer du sein.
- Thérapie hormonale : Tout traitement inhibant la stimulation hormonale du développement des cellules cancéreuses.
- THS ou THM : Traitement médicamenteux à base d'hormones prescrit à la ménopause.
- Tumeur : Groupe de cellules cancéreuses.
- Tumorectomie : Intervention qui enlève seulement la tumeur. Elle peut aussi être appelée zonectomie ou quadrantectomie.

Introduction générale

L'importance que revêt l'imagerie médicale tient d'abord au fait qu'une image est un concentré d'information bien plus efficace qu'un texte ou qu'une explication verbale. L'interprétation de ces images est l'un des domaines de recherche les plus encourageants, étant donné qu'il offre des facilités pour le diagnostic et les décisions thérapeutiques d'un grand nombre de maladies tel que le cancer du sein.

À l'échelle mondiale, le cancer du sein occupe la deuxième place en termes de fréquence. Dans le monde, le taux de survie à 5 ans est de 61 %. De même que pour d'autres cancers, les causes de cette pathologie demeurent en partie inconnues, toutefois on admet une influence génétique et environnementale.

Le cancer du sein est une néoplasie touchant les cellules mammaires, lesquelles commencent à proliférer de manière incontrôlée. Il existe différents types de cancer du sein : carcinome canalaire, carcinome lobulaire, carcinome inflammatoire, sarcome mammaire et autres tumeurs rares.

Le dépistage porte sur divers facteurs, notamment la densité des tissus mammaires. C'est pourquoi le recours à une stratégie multi-modalités est recommandé ; en effet, les nouvelles directives en matière de dépistage, de diagnostic et de suivi du traitement proposent d'associer différentes technologies : mammographie, échographie, IRM, biopsie et informatique médicale.

Dans le but de construire un système d'aide au diagnostic nous avons eu recours à la segmentation des images qui constitue le cœur de tout système de vision ; c'est une étape importante dans le processus d'analyse des images et aussi à la classification des images segmentées.

De nombreuses méthodes ont été développées pour répondre aux différents problèmes d'interprétation et d'extraction de l'information à partir d'images médicales.

Il existe plusieurs travaux de classification sur les images mammographiques. Campos et al. [1] ont utilisé les RNs pour la classification des mammographies et ont obtenu un taux de classification de 97.3%. Dans l'article [2], les auteurs ont utilisé une méthode basée sur l'augmentation du contraste de densité pondérée et ont obtenu un taux de classification de 82.33%. Christoyianni et al. [3] ont utilisé la méthode d'analyse de composantes indé-

pendantes et ont obtenu un taux de 79.31% pour la reconnaissance des lésions malignes et bénignes. Par contre concernant les travaux sur les images de biopsie, nous pouvons citer par exemple : les travaux de Brook et al. [4] qui ont utilisé les méthodes ACP (Analyse de la Composante Principale) pour l'extraction des caractéristiques et SVM (Support Vector Machin) pour la classification d'une base de 361 images de biopsie et ont obtenu un taux d'erreur de 6.6%. Dans [5], les auteurs ont extrait les composantes connectées des images et ont utilisé les RNs pour la classification de la base de 40 images de biopsie, le taux de classification obtenu est de 98% mais il faut noter que les tests ont été effectués sur la base d'apprentissage. En 2005, Hwang et al. [6] ont utilisé les ondelettes et les RNs et ont obtenu un taux de classification de 87.78%. Dans [7], les auteurs ont utilisé le classifieur SVM pour classer des images segmentées par la méthode du seuillage adaptatif et ont obtenu un taux de classification de 95.37%. Ballerini et Franzén ont testé sur une base de 200 images de biopsie un classifieur basé sur les algorithmes génétiques et la morphologie mathématique et ont obtenu un taux de 87%.

Dans ce mémoire, nous considérons deux principaux problèmes : le premier est lié à la segmentation d'images de biopsie du sein afin d'extraire les tubulo-alvéoles, le deuxième concerne la classification des différents types de tumeurs (bénignes ou malignes), et nous l'avons organisé comme suit :

Chapitre 1 : nous avons présenté les notions essentielles liées à l'anatomie du sein et des généralités sur la maladie du cancer du sein.

Chapitre 2 : nous présentons des généralités sur le traitement d'image, les différentes techniques de segmentation (contour/région) et deux techniques de classification.

Chapitre 3 : nous avons représenté et discuté des résultats obtenus par l'utilisation des algorithmes étudiés.

Chapitre 1

Cancer du sein

1 Introduction

Le cancer du sein est la maladie la plus redoutée par les femmes, de par sa fréquence mais surtout son extrême gravité, qui mène inexorablement à la mort quand le diagnostic est établi tardivement. Le ministère du Travail a initié, en collaboration avec la Cnas, un programme de dépistage gratuit de la pathologie. Mais de l'avis d'experts, cela reste insuffisant car il ne cible que les femmes affiliées à la Sécurité sociale et aussi par manque de structures. Chaque année, l'Algérie enregistre 7 000 nouveaux cas de cancer du sein. Selon de nombreux oncologues, cette statistique ne reflète nullement la réelle prévalence de la maladie. La fréquence serait plutôt de 50 nouveaux cas pour 100 000 habitants, ce qui donnerait environ 15 000 cancers du sein diagnostiqués annuellement.[15]

2 Anatomie du sein

Le sein est un tissu extrêmement hétérogène où coexistent des structures canalaire, glandulaire, fibro-conjonctive et adipeuse 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.

Ce tissu épithélial est hormono-dépendant. Les oestrogènes provoquent la prolifération du système galactophorique. La progestérone agit sur la différenciation sécrétoire.

Du tissu conjonctif se trouve à l'intérieur et entre les lobules. Il est également sensible au climat hormonal : les oestrogènes provoquent une infiltration oedémateuse qui est limitée par les progestatifs.

Le tissu graisseux est variable selon le degré d'adiposité de la femme.

L'équilibre du tissu mammaire est sous la dépendance des hormones :

- Les oestrogènes 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'oedème du tissu conjonctif.

- La progestérone possède au niveau du sein une activité anti-oestrogénique puissante avec diminution de la prolifération galactophorique et de l'oedème du tissu conjonctif.[16]

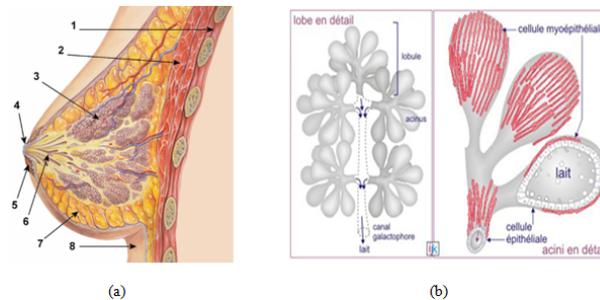


FIGURE 1.1 – (a) Schéma anatomique du sein [1].(b) Lobe en détail [17]

1. Cage thoracique.
2. Muscles pectoraux.
3. Lobules.
4. Mamelon.
5. Aréole.
6. Canaux galactophores.
7. Tissu adipeux.
8. Peau.

3 Les maladies des seins

3.1 Les tumeurs bénignes et autres affections bénignes

Les tumeurs bénignes ont des contours bien délimités. Elles ont une croissance lente et restent localisées dans le tissu ou l'organe dans lequel elles sont apparues. Elles n'entraînent pas de métastases dans d'autres endroits du corps. Les tumeurs bénignes sont composées de cellules qui ressemblent aux cellules normales du tissu concerné. On dit qu'elles sont bien différenciées.

La tumeur bénigne qui se développe le plus souvent dans le sein est le fibroadénome. Les autres affections bénignes du sein sont :

- les kystes.
- les changements fibrokystiques.
- les l'hyperplasie.
- les l'écoulement du mamelon.

– les la gynécomastie.

La plupart des masses du sein ne sont pas synonymes de cancer, mais seul l'examen anatomopathologique réalisé après une biopsie permet de vérifier qu'il ne s'agit pas d'un cancer.[18]

3.2 Les tumeurs malignes

Les tumeurs malignes ont des contours le plus souvent mal délimités. Certaines sont toutefois bien limitées et peuvent alors être considérées un temps comme bénignes ; ceci pouvant retarder le diagnostic de cancer.

Les cellules cancéreuses qui composent les tumeurs malignes présentent diverses anomalies par rapport à des cellules normales : forme et taille différentes, contours irréguliers... On parle de cellules indifférenciées car elles ont perdu leurs caractéristiques d'origine.

Les tumeurs malignes ont tendance à envahir les tissus voisins. Elles peuvent entraîner des métastases : des cellules cancéreuses s'échappent de la tumeur primitive et vont coloniser une autre région du corps, pour y former une nouvelle tumeur qu'on appelle tumeur secondaire ou métastase.

C'est grâce à l'examen anatomopathologique d'un échantillon de tumeur que l'on peut déterminer si elle est cancéreuse ou non.[18]

4 Le cancer du sein

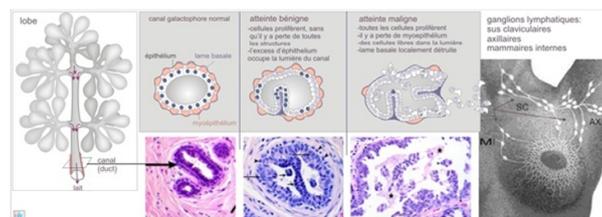


FIGURE 1.2 – Les ganglions lymphatiques et les métastases du cancer du sein [17].

Un cancer signifie la présence de cellules anormales qui se multiplient de façon incontrôlée. Dans le cas du cancer du sein, les cellules peuvent rester dans le sein ou se répandre dans le corps par les vaisseaux sanguins ou lymphatiques. La plupart du temps, la progression d'un cancer du sein prend plusieurs mois et même quelques années. [1]

Selon la localisation des cellules à l'origine du cancer, lobule ou canal, on parle de cancer lobulaire ou de cancer canalaire. Le cancer se produit localement, formant une masse cellulaire primitive (néoplasme), parfois appelée « tumeur maligne primaire », qui, avec le temps, envahit les structures avoisinantes saines (infiltration ou invasion). En empruntant le réseau lymphatique les cellules malignes peuvent atteindre des organes très éloignés.

C'est le processus de métastase. La survenue de ce processus est attestée par la présence de cellules malignes dans les ganglions lymphatiques voisins du sein ; ganglions axillaires et sus-claviculaires (dont l'examen histopathologique est un élément capitale du pronostic et du traitement). La dissémination des cellules peut également s'effectuer par voie sanguine. De façon importante, les métastases aggravent la pathologie en perturbant profondément le fonctionnement des organes contaminés. [17]

Le cancer du sein est le cancer le plus diagnostiqué chez les femmes à travers le monde, autant avant qu'après la ménopause. Une femme sur 9 sera atteinte d'un cancer du sein au cours de sa vie, et 1 femme sur 27 en mourra. Le plus souvent, le cancer du sein survient après 50 ans. Le taux de survie 5 ans après le diagnostic varie de 80 % à 90 %, selon l'âge et le type de cancer. [1]

Le nombre de personnes atteintes a progressé légèrement, mais régulièrement, au cours des 3 dernières décennies. Par contre, le taux de mortalité a continuellement diminué au cours de la même période, grâce aux progrès réalisés en matière de dépistage, de diagnostic et de traitement.

Mentionnons que les hommes peuvent aussi en être touchés ; ils représentent 1 % de l'ensemble des cas. [1]

5 Causes du cancer du sein

Il n'existerait pas de facteur unique responsable de l'apparition d'un cancer du sein. En réalité, plusieurs facteurs de risque ont été mis en évidence. Cette notion de risque est relative. Elle signifie seulement que la probabilité de développer ce type de cancer est un peu plus élevée que la moyenne et certains facteurs de risque qui accroissent la probabilité de cette maladie ont été définis :

- L'âge - le cancer du sein atteint plus fréquemment les femmes de plus de 50 ans .
- Les antécédents familiaux - si la mère ou la sœur d'une femme a été frappée de cette affection avant la ménopause, 1 ou 2 gènes liés au cancer du sein pourraient être en cause .
- Des antécédents de cancer du sein .
- Des antécédents familiaux de cancer des ovaires .
- L'âge au moment de la première grossesse - les femmes qui n'ont pas eu d'enfant ou celles qui ont donné naissance à leur premier enfant quand elles avaient plus de 30 ans .
- L'âge auquel les menstruations se sont établies - des menstruations survenant à un jeune âge (soit moins de 12 ans) .
- L'apparition tardive de la ménopause - l'interruption du cycle menstruel après l'âge 55 ans accroît le risque de cancer du sein.
- Le tabagisme - des études récentes semblent indiquer que le risque de cancer du sein

avant l'âge de 50 ans est 70 % plus élevé pour les femmes qui commencent à fumer de façon régulière dans les 5 ans qui suivent l'apparition des menstruations que pour les non-fumeuses.

- Des seins denses.
- Une radiothérapie au thorax, surtout si elle a été reçue avant l'âge de 30 ans.
- La consommation d'alcool.
- Une hormonothérapie substitutive (œstrogènes et progestérone) accroît légèrement le risque après 5 ans de traitement.
- Les contraceptifs oraux augmentent légèrement le risque s'ils sont pris pendant plusieurs années .
- Une obésité qui s'accompagne d'une consommation excessive de calories et de matières grasses.

L'augmentation du risque de cancer du sein associée aux facteurs précités est souvent assez faible sur le plan statistique. En fait, pour la plupart des femmes, le seul facteur de risque est leur âge, quand elles ont plus de 50 ans. [19]

6 Classification du cancer du sein

La classification des types de cancer du sein est réalisée en fonction de l'origine du cancer (vaisseaux ou lobules), la pénétration des cellules (invasive ou non) à travers les vaisseaux ou lobules, et l'aspect du cancer sous le microscope.

6.1 Carcinome In situ

In situ signifie que le cancer reste confiné aux vaisseaux ou lobules sans envahir le tissu avoisinant dans les seins ou sans se propager vers les autres organes du corps. Il existe deux types de Carcinome In Situ.

- Carcinome lobulaire in situ : aussi dénommé néoplasie lobulaire. Le cancer prend origine dans les lobules mais ne pénètre pas à travers les parois lobulaires. La plupart des spécialistes du cancer du sein pensent que le carcinome lobulaire in situ ne devient généralement pas un cancer invasif mais les femmes atteintes de ce type de cancer courent un plus grand risque de développer un cancer invasif dans un de leurs seins.
- Carcinome canalaire in situ : représente le type de cancer du sein non effractif le plus fréquent. Les cellules cancéreuses à l'intérieur des vaisseaux ne se propagent pas à travers les parois des vaisseaux vers le tissu du sein.

6.2 Carcinome canalaire infiltrant (ou invasif)

Les cellules cancéreuses qui prennent leur origine dans les vaisseaux galactophores du sein émettent à travers les parois des vaisseaux pour envahir le tissu adipeux du sein. Elles

peuvent pénétrer dans les vaisseaux lymphatiques ou les vaisseaux sanguins et se propager vers les parties du corps métastase). Le carcinome canalaire infiltrant ou invasif représente environ, 80% des cancers du sein.

6.3 Carcinome lobulaire infiltrant (ou invasif)

L'origine de ce type de cancer sont les glandes galactogènes. De même que le carcinome canalaire, ce cancer peut se propager au-delà du sein vers les autres parties du corps. Les carcinomes lobulaires invasifs représentent environ 10% à 15% des cancers du sein invasifs.

6.4 Carcinome médullaire

Ce type particulier de cancer canalaire infiltrant possède un contour plus ou moins bien défini et distinct entre le tissu tumoral et le sein normal. Il possède aussi plusieurs caractéristiques particulières, y compris la taille importante des cellules cancéreuses et la présence des cellules du système immunitaire sur la marge de la tumeur. Il représente environ 5% de tous les cancers du sein.

Le carcinome médullaire a un pronostic légèrement meilleur (perspective de survie) et un risque de métastase légèrement plus bas que le cancer invasif, tubulaire ou canalaire de la même taille.

6.5 Carcinome colloïde

Ce type rare de cancer canalaire invasif aussi dénommé carcinome mucineux, est formé de cellules cancéreuses productrices de mucus. Le carcinome colloïde a un pronostic légèrement meilleur et un risque de métastase légèrement inférieur aux cancers invasif, lobulaire ou canalaire de même taille

6.6 Carcinome tubulaire

Le carcinome tubulaire est un type particulier de carcinome canalaire qui représente environ 2% de tous les cancers du sein. Ce cancer a un pronostic légèrement meilleur et un risque de métastase légèrement inférieur aux cancers invasifs, lobulaire ou canaux de la même taille.

6.7 Cancer du sein inflammatoire

Le cancer du sein inflammatoire représente environ 1% des cancers du sein invasifs. La peau du sein atteint devient rouge, chaude et ressemble à une peau d'orange. Ce nom particulier a été retenu il y a plusieurs années pour désigner ce type de cancer du sein parce que le tissu paraissait enflammé. Par contre, les médecins savent aujourd'hui que ces

changements ne sont pas dus à l'inflammation mais plutôt à la propagation des cellules cancéreuses dans les canaux lymphatiques de la peau.

Le cancer du sein inflammatoire possède un plus grand risque de propagation et un moins bon pronostic que les cancers invasifs lobulaires ou canaux typiques. Le cancer du sein inflammatoire est automatiquement classifié dans le stade IIIB sauf s'il s'est déjà propagé aux autres organes au moment du diagnostic. Une telle propagation est plus fréquente dans le cancer du sein inflammatoire ce qui le classe dans le stade IV (voir la description des stades).[20]

7 Stades du cancer du sein

Les cancers sont classifiés par stade. La stadification ou staging d'un cancer est un processus qui permet de déterminer l'importance du cancer dans le corps et sa localisation. Les médecins définissent le stade d'un cancer à l'aide d'informations recueillies à partir des examens, des analyses des tumeurs, des ganglions lymphatiques et des organes distants.

- Le stade clinique est déterminé grâce à des informations obtenues des examens du médecin et des tests d'imagerie (radiographies, mammographies etc.).
- Le stade pathologique comprend des informations obtenues de l'ablation du cancer et des ganglions lymphatiques.

Le stade d'un cancer de sein représente l'un des facteurs les plus importants pour évaluer le pronostic (perspective de l'avenir) ou le risque du cancer de revenir ou de se propager vers d'autres organes. La décision sur le meilleur traitement dépend donc du stade du cancer.

Le pronostic de chaque femme atteinte du cancer du sein varie selon le stade et autres facteurs du cancer tels que les récepteurs d'hormones, la santé générale et le traitement. Le système utilisé le plus couramment pour décrire la croissance et la propagation du cancer du sein est le système TNM de stadification (ou la classification TNM), aussi nommé le système du American Joint Committee on Cancer (AJCC).

Avec la classification TNM, les informations sur la tumeur près des ganglions lymphatiques et la métastase d'organes distants sont combinées et un stade est alloué à des groupes TNM spécifiques. Les stades regroupés sont décrits à l'aide du numéro 0 et les chiffres romains de I à IV.

T signifie la taille du cancer (mesurée en centimètres). **N** signifie l'extension vers les ganglions lymphatiques dans la région du sein et **M** représente la métastase (extension vers les organes distants du corps).

Catégories T Les catégories T sont basées sur la taille du cancer, sa localisation dans le sein et son envahissement du tissu avoisinant.

- **T0** Pas d'évidence de tumeur primaire.

- **Tis** Carcinome in situ ou cancer du sein non effractif.
- **T1** Le cancer fait 2 ou moins de 2 cm en diamètre.
- **T2** Le cancer fait plus de 2 cm mais moins de 5 cm en diamètre.
- **T3** Le cancer fait plus de 5 cm en diamètre.
- **T4** Le cancer peut être d'une taille quelconque et s'est étendu à la paroi thoracique ou vers la peau.

Carcinome canalaire in situ (CCIS) Les cellules cancéreuses sont situées à l'intérieur du canal du sein et n'ont pas envahi la paroi canalaire vers le tissu qui l'entoure. **Carcinome lobulaire in situ (CLIS)** Aussi nommé néoplasie lobulaire. Les cellules normales se développent dans le lobule du sein (glandes galactogènes), mais ne pénètrent pas à travers la paroi lobulaire. Le CLIS n'est pas réellement un cancer, mais les femmes atteintes du CLIS ont un plus grand risque de développer un cancer du sein invasif ultérieurement. Catégorie N : La catégorie N est fonction des ganglions lymphatiques atteints par le cancer, au cas où il y en aurait.

- **N0** Le cancer n'a pas envahi les ganglions lymphatiques.
- **N1** Le cancer a envahi les ganglions lymphatiques de l'aisselle du même côté du sein atteint. Les ganglions lymphatiques ne sont pas encore attachés l'un à l'autre ou au tissu avoisinant.
- **N2** Le cancer a envahi les ganglions lymphatiques de l'aisselle du même côté du sein atteint. Les ganglions lymphatiques sont attachés l'un à l'autre ou au tissu avoisinant.
- **N3** Le cancer a envahi les ganglions lymphatiques mammaires internes (situés sous le sein et à l'intérieur de la cage thoracique).

Catégories M La catégorie M varie selon l'extension du cancer vers des organes ou tissu distants.

- **M0** Pas d'extension de cancer à distance.
- **M1** Le cancer pourrait s'être propagé vers des organes distants ou aux ganglions lymphatiques supra-claviculaires (au-dessus de la clavicule).

Groupement de stade pour le cancer du sein Une fois que les classes **T,N,** et **M** ont été assignées, ces informations sont regroupées pour déterminer un stade **0,I, II, III,** ou **IV.**[20]

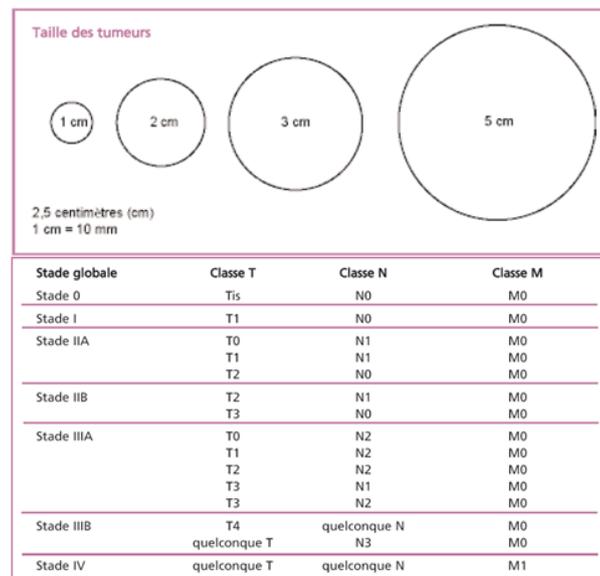


FIGURE 1.3 – Stades du cancer du sein.

8 Dépistage du cancer du sein

Le symptôme le plus évident pour dépister un cancer du sein est la présence d'une masse solidaire de la peau dans le sein. Celle-ci est généralement détectable par le médecin lors d'une palpation. Des symptômes annexes du cancer du sein sont parfois observés : rougeur, lésion du mamelon,... Une douleur peut être ressentie mais ce n'est pas un symptôme pour diagnostiquer un cancer du sein puisque beaucoup de femmes ressentent une douleur à l'approche de leurs règles. [21]

Les éléments à surveiller pour détecter un cancer du sein sont :

- Une modification de l'apparence du sein (changement de taille ou de forme, anomalies de la peau).
- L'apparition dans le sein d'une boule de diamètre supérieur à 1 cm.
- L'apparition d'une grosseur sous l'aisselle.

8.1 Mammographie

La mammographie a pour but de déceler au plus tôt des anomalies avant même qu'elles n'aient provoqué des symptômes cliniques. Elle peut permettre, ainsi, de détecter des cancers bien avant qu'ils ne soient palpables.

8.1.1 La technique

Pour réaliser cet examen, le Manipulateur en électroradiologie médicale utilise un mammographe. Cet appareil se compose d'un générateur de rayons X de faible énergie (entre 20 et 50 keV) et d'un système de compression du sein.

L'examen consiste à comprimer à tour de rôle les deux seins puis à les exposer à une faible dose de rayons X. La compression est obtenue par une pelote de compression spécialement conçue pour ce type d'exploration et réglée par un manipulateur pour qu'elle soit indolore ou parfaitement tolérée par la patiente. Cette compression permet l'étalement des tissus mammaires ce qui facilite la visualisation des structures du sein et permet de réduire la dose de rayons X délivrée. Plusieurs clichés sont alors réalisés.

La radiographie est réalisée sur des films argentiques ou sur des systèmes de radiologie digitale de haute qualité (pixels de $50\mu m$ au maximum et détecteurs haute *Detective Quantum Efficiency (DQE)*).

8.1.2 Résultats

Après la mammographie, un radiologue analyse les clichés, interroge la patiente et réalise un examen clinique : il examine l'aspect de la peau et du mamelon. Il palpe les seins et recherche de ganglions anormaux. La mammographie ne permet pas toujours de donner d'emblée un diagnostic définitif : elle permet de voir s'il existe une anomalie dans le sein, mais elle ne permet pas de déterminer avec certitude s'il s'agit ou non d'un cancer.

8.1.3 Effets indésirables

La douleur lors de l'examen liée à la compression du sein entre deux plaques est fréquente mais de faible intensité.

L'anxiété liée à un examen de dépistage par mammographie toucherait 20 à 60 % des femmes. Cette anxiété semble moins importante chez celles à qui l'on communique rapidement les résultats d'examen.

Le premier risque consécutif à la mammographie de dépistage est le surdiagnostic. De 20 à 49 % des femmes participantes à un dépistage mammographique régulier auront au moins un résultat faussement positif après 10 examens.

La mammographie utilise des rayons X et aucune lésion radio-induite n'a été démontrée depuis que cette technique existe, la dose de radiations étant généralement très faible (Après une telle dose, le corps peut habituellement réparer les quelques cellules endommagées). En l'absence d'étude sérieuse sur l'effet des radiations ionisantes utilisées dans les campagnes de dépistages du cancer du sein, les modèles mathématiques indiquent que le risque de cancer radio induit et la mortalité consécutive décroissent avec l'âge. En effet, une étude britannique estime à 91 pour 100 000 les décès par cancer induit si une mammographie est proposée tous les trois ans aux femmes à partir de 20 ans, et à 11 si le dépistage n'est proposé qu'à partir de 50 ans.

8.2 Échographie mammaire

Une échographie mammaire est un examen qui utilise des ultrasons pour produire des images de l'intérieur du sein. Cet examen est pratiqué par un radiologue. Une échographie est très utile pour voir la nature, liquide ou solide, des nodules palpés ou découverts sur une mammographie.

8.2.1 La technique

Une échographie fournit des images "en temps réel", c'est-à-dire visibles immédiatement. Elle permet ainsi de comparer ce que l'on sent avec les doigts (lors de la palpation) et ce que l'on voit sur l'écran. Elle permet aussi de guider un prélèvement. 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. Aucune préparation n'est nécessaire.

Le radiologue réalise un examen clinique des seins et recherche des ganglions anormaux au niveau des aisselles. Il applique ensuite sur les seins un gel permettant un bon contact entre la peau et la sonde d'échographie. Ce gel est hypoallergénique ; par conséquent, une allergie au produit est exceptionnelle. Le radiologue examine systématiquement tous les secteurs du ou des seins pour rechercher l'anomalie non expliquée par la mammographie. L'échographie dure en moyenne 5 à 10 minutes. Si des prélèvements sont réalisés au même moment, elle dure plus longtemps. Le radiologue prend des photos de ce qu'il voit à l'écran.

8.2.2 Résultats

L'échographie mammaire permet de voir s'il existe certaines anomalies dans le sein, mais elle ne permet pas toujours de déterminer avec certitude s'il s'agit ou non d'un cancer. Pour cela, il faut réaliser d'autres examens complémentaires. Le radiologue vous explique le résultat de l'examen clinique et de l'échographie. Dans certains cas, il n'est pas possible de donner d'emblée un diagnostic définitif. Le radiologue réalise ou conseille d'autres examens (IRM des seins ou prélèvements) pour établir le diagnostic.

8.2.3 Effets secondaires

L'échographie est une méthode d'imagerie médicale peu coûteuse, ne nécessitant ni préparation particulière du patient ni hospitalisation. Elle ne comporte pas le risque des rayons X. Il n'y a pas d'effet secondaire connu. [22]

8.3 Imagerie par résonance magnétique (IRM)

L'Imagerie par Résonance Magnétique, est un moyen d'investigation dans le dépistage et le suivi thérapeutique des cancers. Proposant une visualisation de coupes anatomiques

extrêmement fines, elle permet de différencier les tissus pathologiques des tissus sains et de réaliser une "cartographie" très précise et en trois dimensions des tumeurs.

8.3.1 La technique

L'IRM utilise les modifications provoquées par un champ magnétique, envoyé par la machine, dans les noyaux des atomes d'hydrogène présents dans l'organisme.

Cet examen est indolore, très fiable, et non invasif.

L'imagerie par résonance magnétique n'utilise pas les rayons X.

L'appareil est constitué d'un tunnel formé d'un aimant très puissant entourant le lit d'examen sur lequel s'allonge le patient.

L'appareil d'IRM, pèse plusieurs tonnes, et ressemble à un gros cylindre percé au centre. Un ordinateur reconstitue les images obtenues.[23]

8.3.2 Résultats

Lors de l'examen les tissus émettent des signaux collectés par des antennes réceptrices. Ces signaux sont traités par l'ordinateur pour former une image. Les images sont ensuite imprimées sur films.

Les clichés seront étudiés et interprétés par le médecin radiologue. Ce dernier établira un diagnostic et transmettra un compte rendu à votre médecin qui vous indiquera, le cas échéant, le traitement à mettre en œuvre.

La distinction lésion bénigne / maligne se fait sur la base des deux critères suivants :

- Son aspect morphologique : Très souvent, une tumeur maligne se présente comme une masse à contour irrégulier, à bord spiculée. A l'inverse, une tumeur bénigne, comme un fibroadénome, apparaît comme une masse ovale à bord bien régulier.
- L'évolution de la prise de contraste au cours du temps : De manière caractéristique, cette prise de contraste est très forte durant les trois premières minutes. Après ce pic initial, l'intensité du signal de la lésion est « constante » ou diminue progressivement au cours du temps. On peut ainsi tracer une courbe qui marque l'évolution du signal de la lésion en fonction du temps et c'est précisément la forme de cette courbe qui va donner des arguments en faveur de la bénignité ou de la malignité de la lésion.[24]

8.3.3 Limitation

Parmi toutes les modalités radiologiques, l'IRM est certainement la technique la plus performante dans la recherche des lésions du sein. Rarement, une prise de contraste diffuse du tissu fibroglandulaire peut limiter l'interprétation de l'examen, voire même masquer une lésion.

La spécificité de l'IRM est un peu moins bonne. Des petits foyers de prise de contraste sont difficilement caractérisables. Certaines lésions bénignes comme les fibroadénomes peuvent

avoir un comportement identique à celui des tumeurs malignes. Cette situation requiert très souvent une biopsie ou une exérèse.

On peut rencontrer également des situations où l'on trouve à l'IRM une prise de contraste dont l'aspect est inquiétant, et dans le même temps, ne voir aucune lésion sur les mammographies et à l'échographie (même après réexamen). Il existe alors une indication à effectuer une biopsie sous IRM.[24]

9 Diagnostic du cancer du sein

Le diagnostic de certitude de cancer du sein est obligatoirement cytologique ou histologique : lorsqu'une anomalie mammaire a été dépistée, une ponction ou biopsie doit être réalisée. En cas de cancer, c'est elle qui affirmera le diagnostic.

Même si la lésion est très suspecte en mammographie ou échographie, le diagnostic pré-opératoire est aujourd'hui indispensable pour deux raisons :

- Il peut éviter de nombreuses chirurgies inutiles s'il ne s'agit pas d'un cancer.
- Il permet d'optimiser d'emblée la chirurgie s'il s'agit d'un cancer du sein : si ce cancer est de petite taille par exemple, une intervention sur un ganglion (ex : ganglion sentinelle) pourra être programmée et permettra à la patiente d'éviter un curage axillaire. Dans d'autres cas par exemple, le traitement pourrait être d'abord médical (néo-adjuvant) pour permettre une chirurgie ensuite moins lourde.

Dans de très rares cas, ce diagnostic pré-opératoire n'est pas possible en raison de la localisation des images radiologiques qui sont, par exemple, non accessibles à une biopsie. La chirurgie permettra de poser le diagnostic.

9.1 Diagnostic cytologique ou histologique

- **Si la lésion est palpable** : une ponction cytologique ou une biopsie peut être faite avec le repère de la palpation (situation de plus en plus rare actuellement car la taille des lésions diminue régulièrement).
- **Si la lésion est une « boule » ou un « nodule » non palpable** la ponction ou biopsie sera faite sous repérage soit par échographie, soit par mammographie.
- **S'il s'agit de microcalcifications** : le diagnostic doit être fait par une biopsie sous repérage mammographique nommée « macrobiopsie stéréotaxique ».[25]

9.1.1 La ponction cytologique

Une ponction cytologique consiste à prélever des cellules au niveau d'une anomalie du sein. Les cellules sont analysées au microscope afin d'identifier la nature de la lésion, de décider si un traitement est nécessaire et si c'est le cas, d'orienter les médecins sur le choix du traitement.

Les cellules sont prélevées à travers la peau (prélèvement percutané) à l'aide d'une seringue et d'une aiguille fine. On parle aussi de ponction à l'aiguille fine. Plus rarement, lorsque la lésion dans le sein évoque un cancer, cette ponction est également effectuée dans des ganglions de l'aisselle.

Peu douloureuse et rapide, cette technique ne nécessite pas d'anesthésie locale ni d'hospitalisation ; elle est effectuée par le gynécologue, le radiologue ou le chirurgien.

Cette technique est de moins en moins utilisée au profit des biopsies percutanées. En général, la ponction cytologique n'est pas suffisante pour établir le diagnostic ; il est nécessaire de prélever un fragment de tissu au niveau de l'anomalie du sein.[26]

9.1.2 La biopsie percutanée

Une biopsie percutanée consiste à prélever des fragments de tissus au niveau d'une anomalie du sein, à l'aide d'une aiguille, à travers la peau. Elle est réalisée par un radiologue. Les tissus prélevés sont ensuite analysés au microscope afin de déterminer si la lésion est cancéreuse, d'en identifier la nature et d'orienter les médecins sur le choix du traitement. Selon le diamètre de l'aiguille utilisée, on parle de microbiopsie (3 à 5 millimètres) ou de macrobiopsie (5 à 10 millimètres).

Parfois, notamment lorsque la lésion est très petite et non palpable ou pas bien visible à l'échographie, le radiologue peut s'aider de radiographies afin de guider avec précision son aiguille jusqu'à l'anomalie.

Lorsque le guidage est réalisé par une mammographie, on parle de biopsie stéréotaxique. Lorsqu'il s'agit d'une échographie, on parle de biopsie échoguidée.

Les microbiopsies et macrobiopsies sont des techniques de diagnostic : ce ne sont pas des traitements. Elles ne remplacent donc pas la chirurgie en cas de cancer.

Une biopsie n'aggrave pas le cancer.

9.1.2.1 Les avantages d'une biopsie percutanée

- La biopsie percutanée est plus rapide à mettre en œuvre, moins invasive et moins coûteuse qu'une biopsie chirurgicale.
- Elle est aussi efficace qu'une biopsie chirurgicale pour établir un diagnostic .
- Elle ne provoque pas de cicatrice visible sur la peau et n'entraîne pas de modification de l'aspect du sein lors des mammographies suivantes.
- Elle évite une intervention chirurgicale lorsque l'analyse montre que l'anomalie est bénigne.
- Lorsque l'anomalie est cancéreuse, les prélèvements permettent au médecin de choisir avec la patiente le traitement le mieux adapté.[27]

9.1.3 La biopsie chirurgicale

Une biopsie chirurgicale consiste à enlever, par chirurgie, une partie ou la totalité d'une anomalie au niveau du sein, identifiée au préalable par des examens d'imagerie (mammographie souvent associée à une échographie).

Elle est rarement effectuée et uniquement nécessaire dans le cas où une biopsie percutanée n'a pas permis de faire le diagnostic de cancer (soit par ce que sa réalisation était impossible, soit parce qu'il y a une discordance entre une image suspecte et une biopsie qui elle ne confirme pas la suspicion de cancer).

Ce type de prélèvement est réalisé par un chirurgien, sous anesthésie générale.[28]

9.1.4 Bilan d'extension

On dispose également d'un certain nombre d'examens pour savoir si la maladie s'est étendue à d'autres parties de l'organisme. Ils constituent le "bilan d'extension". Seront pratiqués analyses de sang, radiographie thoracique, scintigraphie osseuse et bilan biologique, avec notamment dosage des marqueurs tumoraux (CA15-3). Le cancer du sein pouvant essaimer dans les poumons, le foie, les os ou le cerveau, le médecin peut demander des examens spécifiques pour ces organes. L'ensemble de ces examens permet au médecin d'apprécier l'étendue, ou stade de la maladie. On évalue la taille de la tumeur, l'existence clinique d'un envahissement ganglionnaire, puis la présence de métastases à distance du sein. Il s'agit de la "classification T.N.M" qui permet au médecin d'élaborer une stratégie thérapeutique.[29]

10 Traitement du cancer du sein

Depuis plusieurs années, les femmes atteintes de cancer du sein bénéficient de traitements de plus en plus efficaces. De plus en plus personnalisée, la prise en charge dépend du stade d'évolution de la tumeur, de ses caractéristiques, de l'âge et de l'état de santé de la patiente.

Pour guérir le cancer du sein, on fait appel à la chirurgie, à la radiothérapie, à la chimiothérapie, à l'hormonothérapie, la thérapie ciblée ou encore à une association d'une ou de plusieurs de ces modalités thérapeutiques.

10.1 Chirurgie

La chirurgie est souvent le premier traitement entrepris. Elle sert à enlever la tumeur cancéreuse. Dans le cas du cancer du sein, elle se nomme mastectomie. La mastectomie est partielle ou segmentaire (une partie du sein est enlevée) ou totale (tout le sein est retiré). On y ajoute presque toujours une chirurgie aux ganglions lymphatiques de l'aisselle. Le

choix du type de mastectomie repose entre autres sur la taille de la tumeur, son type et son emplacement dans le sein. La préférence de la femme est aussi prise en compte.

- **Mastectomie partielle ou tumorectomie** : Le chirurgien enlève le tissu cancéreux (tumeur) ainsi qu'un peu de tissu sain autour de la tumeur. On la nomme aussi chirurgie conservatrice du sein.
- **Mastectomie totale** Le sein est entièrement retiré : les glandes mammaires, le tissu gras, le mamelon et de la peau. On la choisit lorsqu'il n'est pas possible de faire une mastectomie partielle. Cela se fait dans environ 20 % à 25 % des cas de cancer du sein. Selon le cas, une reconstruction du sein peut être exécutée en même temps que la mastectomie ou à un moment ultérieur.
- **Chirurgie aux ganglions lymphatiques** : Afin de déterminer le stade de la maladie et de choisir le meilleur traitement après la chirurgie, il est presque toujours essentiel de savoir si le cancer a atteint les ganglions lymphatiques situés au creux de l'aisselle, du côté atteint. Ces ganglions drainent la lymphe qui circule dans le sein. Cela peut se faire soit en enlevant seulement les premiers ganglions de cette chaîne (c'est ce qu'on nomme la biopsie du ou des ganglions sentinelles), soit en enlevant la chaîne complète. Cette ablation cause parfois des complications, comme un lymphoedème dans un bras (côté atteint). Le lymphoedème est une accumulation de lymphe. Il est causé par la perturbation des voies de drainage habituelles. Il est plus rare si l'on retire seulement les ganglions sentinelles. Pour en connaître davantage sur sa prévention et son traitement, voyez l'encadré plus bas.[30]

10.2 Radiothérapie

La mastectomie partielle doit généralement être suivie de radiothérapie afin de détruire les cellules cancéreuses qui pourraient être demeurées dans le sein. Elle réduit le risque qu'une tumeur réapparaisse.

En cas de mastectomie totale, la radiothérapie n'est pas toujours nécessaire. Pour en savoir plus sur ce traitement, consultez notre fiche Cancer.

10.3 Chimiothérapie

La chimiothérapie utilise une classe de médicaments, appelés antinéoplasiques, pour traiter les cancers. Pour le cancer du sein, elle est habituellement administrée après la chirurgie. Elle permet de détruire les cellules cancéreuses qui se seraient échappées de la tumeur principale. Le choix d'entreprendre ou non une chimiothérapie dépend du stade d'évolution de la maladie. Pour en savoir plus sur ce traitement, consultez notre fiche Cancer.

10.4 Thérapie hormonale

La thérapie hormonale est, la plupart du temps, combinée à la chirurgie, à la radiothérapie ou à la chimiothérapie.

Si l'examen de la tumeur montre que le cancer a des récepteurs hormonaux, son développement est donc stimulé par les hormones sexuelles (les oestrogènes et la progestérone). Certains médicaments peuvent ralentir ou arrêter la progression d'un tel cancer en bloquant l'action des hormones.

Il existe 2 types de médicaments anti-hormonaux.

- Les anti-oestrogènes, comme le tamoxifène (Nolvadex-D®) qui se fixe à la surface des cellules cancéreuses, sur les récepteurs normalement occupés par les oestrogènes. Ce médicament est administré par voie orale sous forme de comprimés.
- Les inhibiteurs de l'aromatase : l'anastrozole (Arimidex®), le letrozole (Femara®) et l'exémestane (Aromasin®). Ils empêchent la production d'oestrogènes par les tissus gras et les glandes surrénales. On utilise ces médicaments seulement chez les femmes ménopausées. Il s'agit également de comprimés administrés par voie orale.[30]

10.5 Thérapie ciblée

Parfois, chez les femmes atteintes d'un cancer du sein infiltrant, les cellules cancéreuses surexpriment le gène HER2. Cela provoque une croissance plus rapide de la tumeur. Lorsque c'est le cas, on peut donner un médicament, le trastuzumab (Herceptin®), qui bloque spécifiquement l'action du gène HER2. Ce médicament s'administre par injection intraveineuse.

La recherche se poursuit pour trouver d'autres thérapies biologiques. Ce type de traitement provoque généralement moins d'effets indésirables que la chimiothérapie et la thérapie hormonale, car il est plus ciblé.[30]

11 Méthodes préventives conte le cancer du sein

Les bonnes habitudes de vie (exercice physique, saine alimentation comprenant suffisamment de légumes et de fruits, arrêt du tabagisme, consommation d'alcool modérée, etc.) et le maintien d'un poids santé contribuent à réduire le risque de plusieurs types de cancers, incluant le cancer du sein.

Les fruits et légumes sont une source importante de vitamines anti-oxidantes dans l'alimentation. D'autres composants chimiques présents peuvent agir au moyen de mécanismes hormonaux. Par exemple le soja contient des isoflavones incluant la généistine qui sont des phytoestrogènes et qui ont une faible activité oestrogénique. Chez l'animal, ces composants protègent contre le cancer du sein probablement en bloquant les récepteurs hormonaux ; et il est fort probable que cela s'applique aussi sur l'être humain. Le soja constitue

la principale source de protéines dans les pays asiatiques où on trouve un taux plus bas de cancer du sein comparativement aux pays occidentaux.

12 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté des notions de base concernant l'anatomie, les classes et les causes du cancer du sein.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter les différentes méthodes de segmentation pour isoler la tumeur dans le cas d'un cancer du sein.

Chapitre 2

Traitement d'image

1 Introduction

La segmentation fait partie d'une chaîne de traitement d'image : différentes transformations sont appliquées à l'image avant de pouvoir être séparée en régions. Faire abstraction de ces étapes successives rendrait plus difficile la compréhension et la justification des traitements, et ne permettrait pas d'avoir une vision globale du problème. Ce chapitre débutera sur une description des dégradations qui peuvent altérer une image, pour ensuite décrire des méthodes de restauration. Ces méthodes sont souvent utilisées en prétraitement de la segmentation. La section suivante traitera particulièrement de la segmentation. Nous parlerons en premier lieu de la binarisation, étape souvent préliminaire à la segmentation, après nous se focaliserons sur les différentes techniques de segmentation.

2 L'image numérique

2.1 Représentation matricielle

Une image numérique est représenté par des matrices d'unités élémentaires (appelées pixels) qui représentent chacun une portion de l'image. Une image est définie par :

- Le nombre de pixels qui la compose en largeur et en hauteur.
- L'étendue des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chaque pixel.

2.2 Représentation vectorielle

Les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation).

2.3 Les catégories d'image

Il existe trois catégories d'image :

2.3.1 Les images binaires (noir ou blanc)

C'est la représentation d'images la plus simple, un pixel peut prendre uniquement les valeurs noir ou blanc. C'est typiquement le type d'image que nous utilisons pour scanner du texte quand celui ci est composé d'une seule couleur.

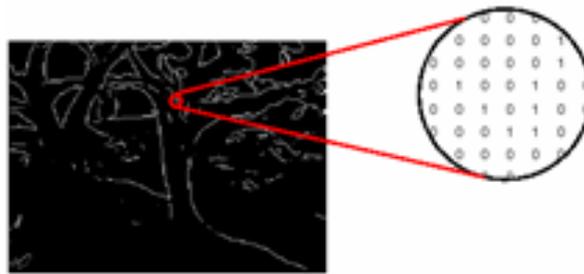


FIGURE 2.1 – Image binaire

2.3.2 Les images en teintes de gris

En général, les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris codé sur un octet. C'est une image à 256 couleurs, simplement chacune de ces 256 couleurs est définie dans la gamme des gris.

Par convention la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale).

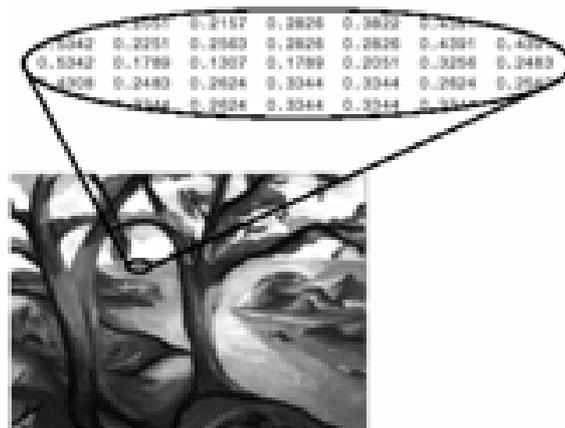


FIGURE 2.2 – Image en niveau de gris

2.3.3 Les images couleurs

S'il existe plusieurs modes de représentation de la couleur, le plus utilisé pour le manie- ment des images numériques est l'espace couleur Rouge, Vert, Bleu (R, V, B).

Cet espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est à dire que le mélange des trois composantes (R, V, B) donne une couleur.

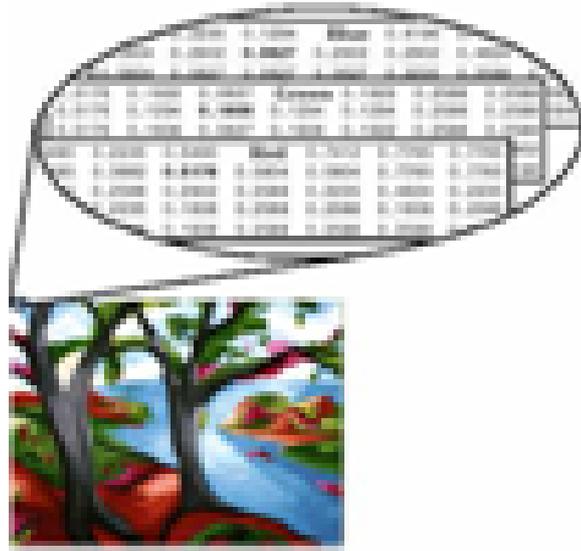


FIGURE 2.3 – Image couleur

2.4 Caractéristiques de l'image numérique

2.4.1 Résolution

Un pixel n'a pas de taille bien définie. Pour représenter la taille d'un pixel, il faut connaître la résolution utilisée pour représenter ce pixel, donc elle définit le nombre de pixels par unité de longueur elle permet ainsi d'établir le rapport entre le nombre de pixels d'une image et la taille réelle de sa représentation sur un support physique.

La résolution d'une image numérique s'exprime en PPI (Pixel Per Inch) ou PPP (Pixels Par Pouce). La résolution d'impression d'une imprimante se détermine en DPI (Dot Per Inch) ou PPP (Points Par Pouce).

2.4.2 Histogramme

Un histogramme est un graphique statistique, il permet de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus foncé (à gauche) au plus clair (à droite).

Ainsi, l'histogramme d'une image en 256 niveaux de gris sera représenté par un graphique possédant 256 valeurs en abscisses, et le nombre de pixels de l'image en ordonnées.

Pour les images en couleur plusieurs histogrammes sont nécessaires. Par exemple pour une image codée en RGB :

- Un histogramme représentant la distribution de la luminance.

- Trois histogrammes représentant respectivement la distribution des valeurs respectives des composantes rouges, bleues et vertes.

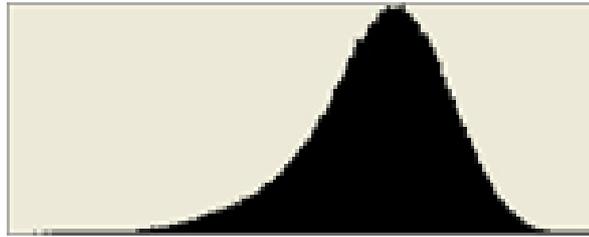


FIGURE 2.4 – Histogramme d'image peu contrastée

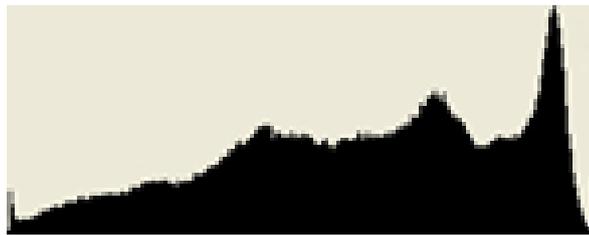


FIGURE 2.5 – Histogramme d'image à fort contraste

2.4.3 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si $L1$ et $L2$ sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$$

2.4.4 Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface. Une bonne luminance se caractérise par :

- Des images lumineuses (brillantes)
- Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir, ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- L'absence de parasites.

2.4.5 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur.

2.4.6 Contour

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. L'épaisseur d'un contour est d'un pixel ou plus.

2.4.7 Texture

Les textures décrivent la structure des contours c'est la disposition locale d'un ensemble de pixel. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.

2.4.8 Région

Une région est un ensemble de pixels connexe et homogène et est délimitée par un contour, c'est-à-dire que ces pixels vérifient les caractéristiques de la région.

2.4.9 Connexité

Le déplacement dans une image doit obéir aux règles de voisinage qui sont :

- Le voisinage à 4-connexité : les 4 pixels pris en compte sont ceux qui partagent un arc avec le pixel courant.
- Le voisinage à 8-connexité : les 8 pixels pris en compte sont ceux qui partagent un arc ou un sommet avec le pixel courant.

2.4.10 Homogénéité

Une région est homogène si les caractéristiques (niveau de gris, couleur, texture...) des pixels qui la composent possèdent une plus grande ressemblance entre eux qu'avec les pixels appartenant à d'autres régions.

3 Prétraitement

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, les effets des bruits (parasites) doivent être éliminé en lui faisant subir un traitement appelé filtrage qui consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données.

Le système linéaire utilisé est appelé filtre numérique, parmi ces systèmes, nous distinguons : les filtres passe-bas (lissage), filtres passe-haut (accentuation), filtres passe-bande (différenciation).

3.1 Filtre passe-haut

Le filtre passe-haut est un filtre linéaire principalement utilisé pour traiter les images dont les petits détails ne sont pas assez présents. En effet, tout comme pour le son où les hautes fréquences correspondent à de rapides variations, les petits détails d'une image correspondent à des hautes fréquences. C'est le changement brutal de caractéristiques qui entoure le petit détail qui fait qu'il se trouve dans les hautes fréquences. Par exemple, pour une musique dont on souhaite retrouver le son d'un triangle (son particulièrement aigu, donc dans les hautes fréquences) au milieu d'un orchestre symphonique, on appliquera un filtre passe-haut pour réduire le volume des autres instruments qui se trouvent dans des fréquences plus faibles que le triangle. L'idée est la même pour une image, où le triangle est le petit détail noyé dans le reste de l'image (l'orchestre), on cherche alors à augmenter les transitions brutales de l'image.

En pratique, la réalisation d'un filtre passe-haut se fait en convoluant l'image avec un masque dérivateur. Dans le principe, un filtre passe-haut peut se résumer à un filtre qui estompe le centre de l'image fréquentielle (là où se trouvent les basses fréquences). Or, ce filtrage est strictement identique à une convolution dans le domaine spatial d'après l'équation suivante :

$$I_F(\mu, \sigma) = I(\mu, \sigma) \times H(\mu, \sigma) \Leftrightarrow i_F(x, y) = i(x, y) \otimes h(x, y), \text{ avec } I(\mu, \sigma) = TF(i(x, y))$$

Avec IF l'image filtrée dans le domaine fréquentiel, iF l'image filtrée dans le domaine spatial, TF la transformé de Fourier, H un filtre, \times la multiplication classique et \otimes la convolution. Ce filtre est donc particulièrement adapté pour traiter le flou car il fait ressortir les petits détails que le flou a estompés. Cependant, une adaptation de l'algorithme est nécessaire pour prendre en compte la direction du flou dans le cas du flou de mouvement. Comme le filtrage n'est pas un outil magique, il a des effets négatifs, dont le principal est d'amplifier le bruit de l'image. En effet, le bruit est particulièrement présent dans les hautes fréquences et traiter une image par un filtre passe-haut augmentera indifféremment petits détails et bruit. [31]

3.2 Filtre passe-bas (filtre moyen)

Contrairement au filtre passe-haut, le filtre passe-bas privilégie les grandes zones uniformes de l'image. Comme nous l'avons vu précédemment, la fréquence se calcule en fonction de la vitesse de changement de caractéristique dans l'image, donc une zone uniforme aura peu de changements et donc aura une fréquence faible. Dans le même principe que pour un filtre passe-haut, une implémentation possible est de convoluer l'image avec

un noyau pour gommer les hautes fréquences. Il est souvent intéressant, en traitement d'image, d'utiliser un filtre passe-bas.

En effet, un filtre passe-bas permet de réduire le bruit grâce à la localisation du bruit dans les hautes fréquences. La simplicité du filtre lui permet d'être rapide et facile à mettre en place, mais les hypothèses sur lesquelles il se base sont beaucoup trop réductrices (bruit uniforme, gaussien. . .). Le principal inconvénient du filtre est de « flouter » l'image, faisant perdre les petits détails ainsi que les contours. Afin de mieux réduire le bruit, les recherches se sont alors tournées vers des applications non-linéaires pour essayer de lisser les régions homogènes sans toucher aux zones de discontinuités. [31]



FIGURE 2.6 – Exemple de filtres passe-haut et passe-bas. (a) Image Lena d'origine.(b) Image après filtrage passe-haut. (c) Image après filtrage passe-bas.

3.3 Filtre passe-bande

Le filtre passe-bande est utilisé pour passer les fréquences à l'intérieur du domaine sélectionné et atténuer les fréquences hors de ce domaine.

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Son but est d'éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas. Seule la différence entre l'image source et l'image traitée est conservée. [32]

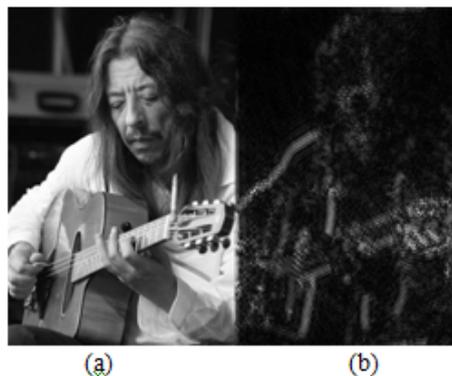


FIGURE 2.7 – (a) : image originale. (b) : image après filtrage passe-bande.

Et comme filtre non linéaire nous avons :

3.4 Filtre médian

On considère les N pixels contenus dans une fenêtre d'analyse par exemple une zone de 3×3 pixels. La valeur du pixel central de la fenêtre est remplacée par la valeur médiane à l'ensemble des valeurs contenues dans la fenêtre. La valeur médiane est la valeur pour laquelle on observe $(N-1)/2$ pixels de valeur supérieure et $(N-1)/2$ de valeur inférieure. Dans la fenêtre d'analyse suivante, la valeur du pixel central est remplacée par 0,4.

0.1	0.2	0.2
0.4	0.9	0.5
0.3	0.6	0.7



FIGURE 2.8 – (a) :Image bruitée (impulsionnel 20%). (b) :Coupe Médiane 5x5 sur bruit impulsionnel.

4 Segmentation d'image

La segmentation est sans doute la tâche qui mobilise le plus d'efforts. Certes, cette étape importante du traitement n'apparaît pas toujours de façon explicite, mais nous pouvons affirmer qu'elle est toujours présente, même lorsque les images à analyser sont simples. Le terme segmentation a en fait plusieurs sens, selon le type d'images sur lequel nous travaillons, selon la nature des outils de segmentation utilisés et surtout selon ce que nous attendons de cette procédure. Et de ce dernier point naît sans doute une première confusion : celle qui consiste à penser qu'il existe, pour une image donnée, une seule segmentation valable, exacte, parfaite de cette image et qu'un bon algorithme est celui qui tend à se rapprocher le plus de cette segmentation idéale. De ce point de vue, une définition adéquate de la segmentation d'images pourrait être : segmenter une image consiste à extraire, de façon aussi exacte que possible, les "objets" présents dans cette image. Cette définition n'est pas très opératoire puisqu'elle ne fournit aucun moyen de caractériser les objets intéressants dans l'image si ce n'est en affirmant que ce sont précisément ceux qui seront exhibés par la segmentation. Nous aboutissons ainsi à une seconde confusion, qui procède du même schéma de pensée que la première, et qui consiste à croire que la segmentation permet de comprendre l'image analysée.

Au contraire, nous ne segmentons correctement une image que si elle a été comprise,

c'est-à-dire si nous sommes capables de désigner les objets que nous jugeons intéressants dans cette image. [33]

4.1 Segmentation morphologique

4.1.1 Quelques notions

La morphologie mathématique est une théorie non linéaire, fondée sur les ensembles et treillis. Elle est utilisée en analyse d'image.

– Dilatation et érosion de fonction :

On peut définir la dilatation d'une fonction X par un élément structurant B tridimensionnel, comme une nouvelle fonction notée $\delta_B(x) = X \oplus B$.

De la même façon, on peut définir l'érosion d'une fonction X par un élément structurant tridimensionnel B . Cette transformation notée $\epsilon_B(X) = X \ominus B$

4.1.2 Ligne des partages des eaux (LPE)

La ligne de partage des eaux possède, en traitement d'images, la même signification que celle qui nous permet d'appréhender les bassins versants des différents fleuves d'un pays. Ce sont les lignes de crête qui délimitent ces bassins et qui forment donc la ligne de partage des eaux ainsi que le montre la figure suivante :

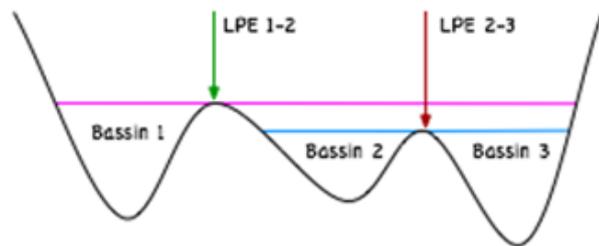


FIGURE 2.9 – Principe de la LPE.

En faisant monter l'eau dans les bassins 2 et 3, ceux-ci finissent par se rejoindre en la ligne de partage des eaux 2-3 (symbolisée par une flèche rouge). De la même façon, lorsque le niveau continue de monter, les bassins 1 et 2 se rejoignent en la ligne 1-2 (symbolisée par la flèche verte).

On se sert de cette technique pour segmenter une image, i.e. pour regrouper en régions les différents pixels d'une image en réalisant dans un premier temps une détection de contours. Les contours vont alors former des reliefs (si l'on observe l'image en trois dimensions, le niveau de gris étant la hauteur) et la recherche de la ligne de partage des eaux nous donnera les frontières entre chaque région comme dans la figure suivante :

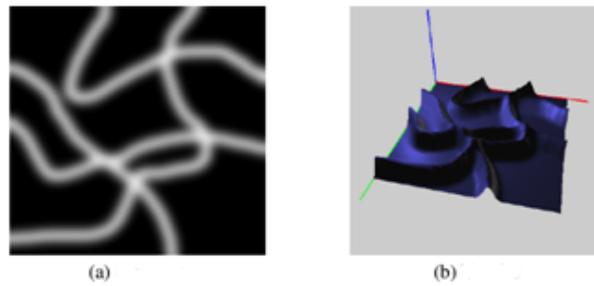


FIGURE 2.10 – (a) Contours. (b) Vue 3D

L'image (a) représente un ensemble de contours calculés sur une image. L'image (b) est la vue 3D et convient parfaitement pour représenter la ligne de partage des eaux. Chaque contour est une montagne qui sépare les bassins versants des fleuves coulant dans les vallées. Ce sont ces lignes de crête des montagnes que nous allons essayer d'extraire.

Une façon simple de trouver la ligne de partage des eaux est de partir des points les plus bas du relief et de les inonder peu à peu. On voit alors se former les bassins versants. Lorsque deux bassins versants se rejoignent, en général sur une ligne de crête, le point de jonction appartient à la ligne de partage des eaux.

Notons enfin que l'on n'applique pas la LPE à l'image originale mais à son gradient (morphologique). Cela crée ainsi des lignes de partage des eaux aux points de discontinuités du niveau de gris, ce qui est intéressant pour les applications de segmentation. [34]

Observons maintenant le résultat de la LPE sur l'image Lena :

L'image de Lena est une image riche de détails et de difficultés pour la segmentation : la faible différence de contraste du haut du chapeau, complexité des plumes. Néanmoins certaines de ces caractéristiques sont relativement faciles à extraire comme l'épaule par exemple. C'est une bonne image de test pour la segmentation.



FIGURE 2.11 – Illustration de la sur segmentation.

La LPE du gradient est sur-segmentée. Ceci est dû au fait que les images gradient des images naturelles contiennent un grand nombre de minima (dû au bruit du système de prise de vue par exemple ou à variations locales non significatives des niveaux de gris ou encore aux textures des régions). Chaque minimum génère un bassin versant dans la LPE. Concernant la connexité, on peut envisager l'utilisation de la 4-connexité ou bien de la 8-connexité. Tout dépendra du type d'image et du type de traitement à effectuer. Dans

le cadre de la ligne de partage des eaux on utilisera par défaut la 8-connexité.

Il existe plusieurs méthodes qui permettent de pallier à cette sur-segmentation.

- La première consiste à filtrer l'image originale afin de supprimer tous les minima non-significatifs : c'est l'approche filtrage.
- La deuxième consiste à choisir le nombre de minima locaux et donc le nombre de zones que l'on souhaite mettre en évidence grâce à la LPE : c'est l'approche marqueurs (swamping). [35]

4.1.2.1 L'approche marqueurs

Les objets placés dans une image apparaissent comme des régions à niveau de gris homogène. Ces régions sont mises en évidence par le gradient morphologique, dont les minima définissent en fait des marqueurs. Néanmoins le gradient morphologique comporte bien trop de minima non-significatifs que l'on va donc chercher à supprimer. L'idée de l'approche par marqueurs est de contraindre la LPE à considérer un ensemble de marqueurs préalablement et judicieusement choisi.

La réalisation de cette idée exige deux choses : dans un premier temps, construire les marqueurs et ensuite intégrer cette information dans l'image originale.

Par la reconstruction géodésique de l'image originale par l'image de marquage on obtient une image modifiée dont les minima correspondent à ceux définis par l'image de marquage.

La reconstruction géodésique consiste à reconfigurer les minima d'une image. Le procédé de reconstruction crée une image égale à l'originale dans les zones d'intérêt et élimine les minima non marqués (swamping). On opère alors une LPE sur cette image modifiée.

On sélectionne les marqueurs qui seront sources de l'immersion dans la LPE. Il faut qu'un seul minimum du gradient apparaisse à l'aplomb de chaque tache et qu'un seul minimum soit présent dans le fond.

La construction des marqueurs se fait par la recherche des ensembles connexes de points faisant partie des objets à segmenter. Quand les minima sont remplacés par des marqueurs il est primordial de contrôler la place de ces marqueurs. On doit choisir les marqueurs en s'assurant que les marqueurs contiennent les minima significatifs de l'image. Les marqueurs doivent être choisis tels qu'ils soient contenues dans les sous bassins versant, c'est à dire les parties du bassin inondées avant le premier débordement. [36]

Il existe plusieurs méthodes de type morphologique qui permettent de déterminer de tels ensembles.

4.1.2.1.1 Marqueurs intérieurs : méthode du chapeau haut de forme

Dans cette méthode, on extrait les éléments plus petits que l'élément structurant. C'est à dire qu'on considère comme marqueurs les éléments qui sont à l'intérieur du chapeau haut de forme. Cette transformation est définie comme la différence entre l'image f et son ouvert de taille λ .

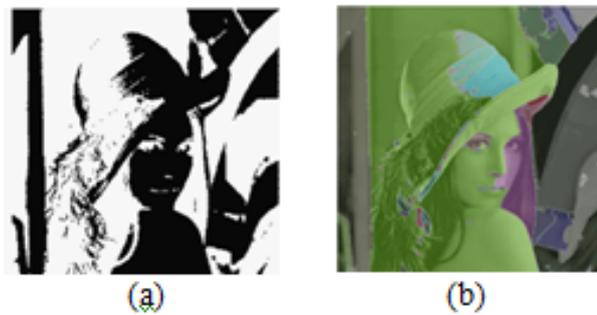


FIGURE 2.12 – (a) marqueur $\lambda = 95$. (b) LPE sur l'image reconstruite

4.1.2.1.2 Marqueurs intérieurs : méthode des h minima

Cette méthode consiste à déterminer les régions minimales de l'image obtenue par reconstruction géodésique par érosion de l'image source I par J , translatée de I d'un niveau h . Cette reconstruction géodésique a pour effet de "comblé" les bassins versant non significatifs (ce qui suppose un bon choix de h) pour ne conserver que les minima intéressants.



FIGURE 2.13 – (a) marqueur du fond $h = 15$. (b) LPE sur l'image reconstruite

4.1.2.1.3 Marqueurs intérieurs : choix manuel

Une solution intéressante pour le choix des marqueurs est la délimitation grossière et manuelle des zones d'intérêt de l'image source. Cette méthode s'applique lorsque la forme ou la position des objets à détourner est très complexe. Essayons cette méthode avec l'image de lena. A gauche l'image de marquage utilisée pour la reconstruction de l'image originale et à droite le résultat de la LPE effectuée sur cette image.

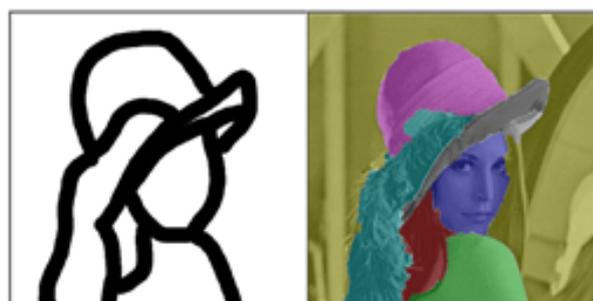


FIGURE 2.14 – LPE avec marqueurs manuel.

La méthode est particulièrement efficace. En effet on a choisi manuellement la position des minimums du gradient ou plutôt on a exclu les zones où l'on ne voulait pas que l'algorithme cherche. Ainsi les cheveux côté miroir ne sont pas détectés. Bonne méthode, un peu fastidieuse peut-être. [36]

Voici l'algorithme de la LPE :

Algorithm 1 Algorithme LPE

Entrer image en noir et blanc 8 bits.

$T \leftarrow$ Transformée en distance de l'image

$R = \{\text{ensemble des régions}\} \leftarrow \emptyset$

Pour $i = (\text{intensitmaximaledans}T) \rightarrow 0$ **faire**

$S_i \leftarrow \{\text{pixels } p \in T \text{ d'intensité } I \text{ non associés à une région de } R\}$

Tant que $S_i \neq \emptyset$ **faire**

Tant que il existe $p \in S_i$ adjacent à une région de R **faire**

Si p est adjacent à une seule région $r \in R$ **alors**

$r \leftarrow r \cup \{p\}$

Sinon

associer p à la couleur de fond

$S_i / \{p\}$

Fin Si

Fin Tant que

Si $S_i \neq \emptyset$ **alors**

soit $\bar{p} \in S_i$

$\bar{r} \leftarrow \{\bar{p}\}$

$R \leftarrow R \cup \{\bar{r}\}$

$S_i \leftarrow S_i \setminus \{\bar{p}\}$

Fin Si

Fin Tant que

end Pour

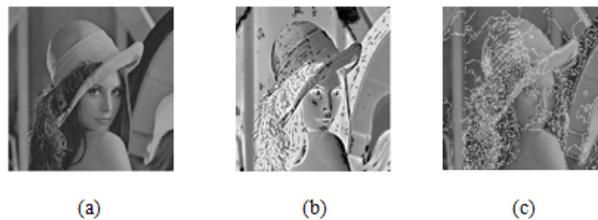


FIGURE 2.15 – (a)Image originale. (b)Image marquée. (c)LPE sur image marquée .

4.2 Méthodes de détection de discontinuités

Les approches contours cherchent à extraire les contours présents dans l'image, en se basant sur l'étude des changements abrupts de la fonction de luminance ou sur la discontinuité des propriétés des ensembles. [21]

La plupart des algorithmes qui lui sont associés sont locaux, c'est-à-dire qu'ils fonctionnent

au niveau du pixel.

Des filtres détecteurs de contours sont appliqués à l'image et donnent généralement un résultat difficile à exploiter sauf si les images sont très contrastées.

Les contours extraits sont la plupart du temps morcelés et peu précis, il faut alors utiliser des techniques de reconstruction de contours par interpolation ou connaître a priori la forme de l'objet recherché. [37]

Dans la segmentation par approches contours, il y a deux problématiques à résoudre, à savoir : - Caractériser la frontière entre les régions :

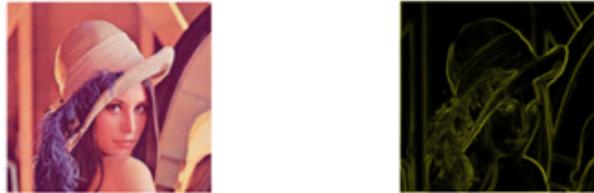


FIGURE 2.16 – Détection de contours sur Lena.

- Fermer les contours :



FIGURE 2.17 – Illustration de contours à fermer sur Lena.

Les contours dans une image proviennent des :

- Discontinuités de la fonction de réflectance (texture, ombre).
- Discontinuités de profondeur (bords de l'objet).

Pour les détecter, il existe deux types d'approches :

- Approche gradient : détermination des extrema locaux dans la direction du gradient.
- Approche Laplacien : détermination des passages par zéro du Laplacien.

4.2.1 Approche gradient

Le gradient d'une image est le vecteur $\nabla I(x, y)$ défini par :

$$\nabla I(x, y) = \left(\frac{\delta I(x, y)}{\delta x}, \frac{\delta I(x, y)}{\delta y} \right)$$

Il est donc caractérisé par un module m et une direction ϕ dans l'image :

$$m = \sqrt{\frac{\delta I(x, y)^2}{\delta x} + \frac{\delta I(x, y)^2}{\delta y}}$$

$$\phi = \arctan \frac{\frac{\delta I(x, y)}{\delta x}}{\frac{\delta I(x, y)}{\delta y}}$$

La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle. La dérivée de $I(x, y)$ dans une direction donnée d s'écrit : $\nabla I(x, y) \times d$ Le gradient d'une image filtrée a pour définition :

$$\nabla I'(x, y) = \nabla(I(x, y) \times h(x, y)) = \nabla I(x, y) \times h(x, y) = I(x, y) \times \nabla h(x, y).$$

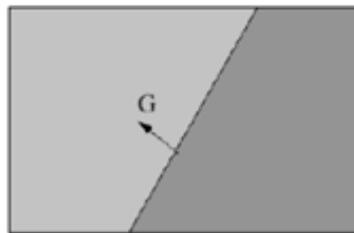


FIGURE 2.18 – Gradient d'une image à 2 régions.

Le gradient n'est autre qu'une dérivée vectorielle de l'image et permettent de détecter les contours du fait que les contours correspondent à des discontinuités d'ordre 0 de la fonction d'intensité. [37]

Cependant, le calcul de la dérivée nécessite un pré filtrage de l'image étudiée. Ce pré filtrage va être réalisé à l'aide d'un des opérateurs suivants :

4.2.1.1 Masque de Prewitt

Les masques dérivateur sont maintenant :

$$Gx = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$Gy = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

On combine à la fois un filtrage et une dérivée. Moins sensible au bruit que le calcul direct des dérivées. [38]

4.2.1.2 Masque de Sobel

Même principe mais autre filtrage préalable [38] :

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

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

4.2.1.3 Dérivée de gaussienne

Le filtrage précédent la dérivation peut être réalisé grâce à un masque gaussien G. Dans ce cas, le calcul de la dérivée en x se fait par [38] :

$$Ix = \frac{\delta(I \times G)}{\delta x} = I \times \frac{\delta G}{\delta x}$$

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \Rightarrow \frac{\delta G(x, y)}{\delta x} = -\frac{x}{2\pi\sigma^4} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

Le paramètre σ règle le degré de lissage.

Même raisonnement pour la dérivée en y.

4.2.2 Approche Laplacien (opérateur discret 2D)

Celui-ci peut-être estimé grâce à une convolution avec le masque :

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

Comme la dérivée seconde est très sensible au bruit, on préfère utiliser le laplacien à partir de dérivées de gaussiennes :

$$\nabla^2(IM \otimes G) = IM \otimes \nabla^2 G \text{ avec } G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{\delta^2 G}{\delta x^2} + \frac{\delta^2 G}{\delta y^2} = -\frac{1}{\pi\sigma^4} \times \frac{1 - x^2 - y^2}{2\sigma^2} \times \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

La variance σ règle le degré de lissage (La dimension du masque dépend de la variance). [38]

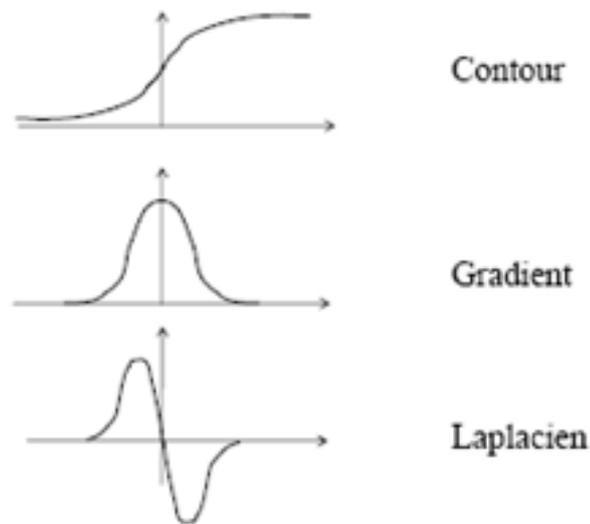


FIGURE 2.19 – Différentes approches pour la détection de contour.

4.3 Méthodes de détection de similarités

Les approches régions cherchent quand à elles, à détecter les zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité et vérifiant un critère d'homogénéité et de similitude. Parmi les approches régions, on distingue le seuillage, les méthodes de classification, la croissance de régions et la division-fusion. [39]

4.3.1 Le seuillage

Segmenter une image en couleurs peut être extrêmement coûteux. Traiter une image en couleurs de taille moyenne revient à caractériser quelques 500 000 points (800×600), et trouver la classe (ou le type) d'un point nécessite bien souvent la prise en compte de nombreux facteurs (l'histogramme, la couleur. . .). Afin de simplifier les traitements, de nombreuses recherches se sont orientées vers la binarisation de l'image. Binariser une image revient à segmenter l'image en deux classes : le fond et l'objet. [31]

Soit l'image I ($M \times N$), supposons que $f(x, y)$ représente le niveau de gris du pixel aux coordonnées (x, y) , $0 \leq x \leq M, 0 \leq y \leq N$ et s est le seuil choisi, les pixels de l'objet sont ceux ayant le niveau de gris inférieur à s et les autres ayant le niveau de gris supérieur à s sont des pixel du fond. Alors, l'image binarisée G est déterminée par les pixels (x, y) dont la valeur est :

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) > s \\ 0 & \text{si } f(x, y) \leq s \end{cases}$$

Selon [Horaud,1993], il existe trois grandes techniques de sélection du seuil s :

4.3.1.1 Seuillage global

Le principe du seuillage global est d'utiliser une valeur seuil à partir de laquelle on peut

choisir à quelle classe le pixel appartient. La transformée peut s'écrire ainsi :

$$\forall i, j \in N \times M \quad MI(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(i, j) > s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Avec

- $N \times M$: nombre de colonnes et de lignes de l'image ;
- I : image binarisée ;
- f : valeur fonction de l'image d'origine ;
- S : seuil de binarisation.

Le problème de la binarisation c'est le bon choix du seuil.

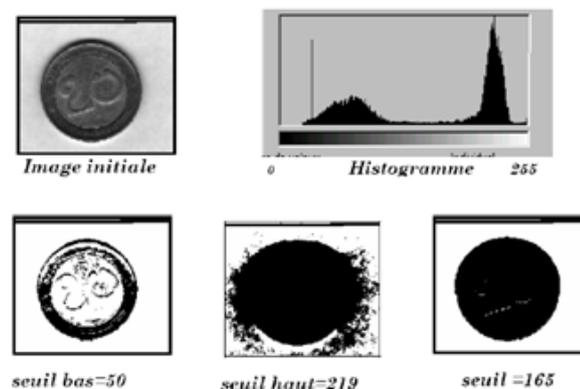


FIGURE 2.20 – Segmentation par seuillage.

4.3.1.2 Seuillage global

Dans ce cas, un seuil est calculé pour chaque pixel de l'image.

- Si la valeur du pixel $<$ seuil alors pixel = 0
- Sinon pixel = 1.

Le seuil local T peut être déterminé en effectuant des mesures statistiques sur le voisinage du pixel considéré :

$T = \text{moy. des intensités calculée sur un voisinage de chaque pixel.}$

$T = \text{valeur médiane} \rightarrow T = (\text{Min} + \text{Max})/2.$

4.3.1.3 Seuillage automatique (dynamique)

Le seuillage n'est pas nécessairement une opération qui s'effectue manuellement : la valeur de seuil peut être obtenue de manière automatique et ce seuillage est basé sur l'analyse de la distribution en fréquence (cumulée ou histogramme) des niveaux de gris associée à l'image. L'objectif des méthodes de recherche de seuil automatique est de déceler 2 "populations" sur l'histogramme, et de proposer la valeur qui permet de les séparer au mieux.

4.3.2 Méthodes de classification

Les pixels sont caractérisés par un ensemble d'attributs qui permettent la mise en évidence de leur organisation spatiale et hiérarchique. L'utilisation d'un outil de classification approprié permet la discrimination des différentes régions. Des classes sont produites de telle sorte que les pixels d'une même classe soient les plus similaires possibles, et les pixels de deux classes distinctes soient les plus différents possibles. Une région est alors formée de pixels connexes appartenant à une même classe. [10]

Il existe plusieurs méthodes de classification non supervisées les plus usuels sont la méthode des K-Means, l'algorithme Fuzzy C-Means (FCM) et l'optimisation par essaim de particules (PSO).

4.3.2.1 Segmentation par K-Means

Cette méthode est supervisée dans le sens où le nombre de classes doit être donné, mais pas nécessairement leurs paramètres. Son algorithme est le suivant [10] :

Algorithm 2 Algorithme K-means

Entrer k classes, centre v de classes, N données, partition initiale.

Sortie : partition finale.

Initialiser les centres $V(0)$ en choisissant aléatoirement k échantillons parmi les N pixels :

Calculer la partition initiale $U(t=0)$:

$$\mu(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{si } \|x_i - v_j\| = \min_k \|x_i - v_j\| \\ 0 & \text{autrement} \end{cases}$$

$i = 1, \dots, N$; $k = 1, \dots, K$; $t = 1$; (c.à.d si $i \in C_i$ alors x_i étant le vecteur d'attribut du i^{e} me pixel.)

repeat

Calculer les nouveaux centres $V(t)$ par le calcul des centres

$$v_j = \frac{\sum_{(i=1)^N} \mu_{ij} x_i}{\sum_{(i=1)^N} \mu_{ij}}, k = 1, \dots, K$$

Calculer la nouvelle partition $U(t)$;

$t = t+1$;

until $U(t) \neq U(t-1)$ ou $t \leq t_{max}$;

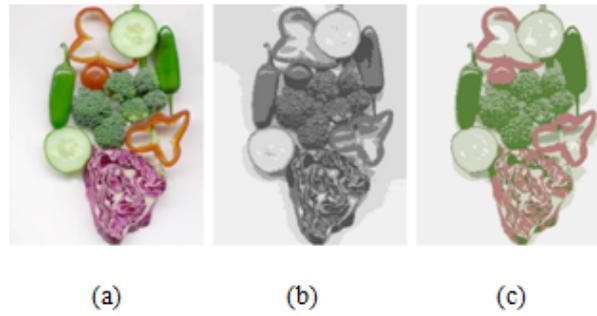


FIGURE 2.21 – (a)Image source.(b)K-moyennes sur l'intensité (gris).(c)K-moyennes sur la couleur.

4.3.2.2 Segmentation par Fuzzy C-Means (FCM)

Cet algorithme est une extension de l'algorithme des K-Means en introduisant une notion de flou dans la définition du degré d'appartenance. Son principe est de regrouper des individus dans K classes qui soient le plus homogènes et naturelles possibles. Les groupes obtenus doivent contenir des pixels les plus semblables, et entre groupes différents les individus doivent être le plus différents possible. En fait, la modélisation de l'imprécision s'effectue en considérant des frontières graduelles au lieu de frontières nettes entre les classes. L'incertitude s'exprime par le fait qu'un pixel possède bien des attributs qui l'assignent à une classe qu'à une autre. La classification floue assigne donc, non pas à un pixel une étiquette relative à une classe unique, mais son degré d'appartenance à chacune des classes. Ces valeurs expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région et sont appelées degré d'appartenance. Ce degré se situe dans $[0,1]$ et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes. Dans ce cas les pixels x_j ne sont plus assignées à une classe unique, mais à plusieurs par l'intermédiaire de degré d'appartenance u_{ij} du vecteur x_j à la classe V . Le but des algorithmes de classification est non seulement de calculer les centres de classe B mais aussi l'ensemble des degrés d'appartenances des vecteurs aux classes.

Si u_{ij} est le degré d'appartenance de x_j à la classe i , la matrice $U_{C \times N}$ $[u_{ij}]$ est appelée matrice de C-partitions floues si et seulement si elle satisfait aux conditions [10] :

$$\forall i \in \{1, \dots, K\}, \forall j \in \{1, \dots, N\} \begin{cases} \mu_{ij} \in [0, 1] \\ 0 < \sum_{j=1}^n \mu_{ij} < N \end{cases}$$

$$\forall i \in \{1, \dots, N\} \sum_{j=1}^n \mu_{ij} = 1$$

Voici l'algorithme FCM :

Algorithm 3 Algorithme FCM

Entrer k classes, centre v de classes, partition initiale, m degré flou.

Ensure: : partition finale.

Fixer arbitrairement un nombre de classes K ;

Initialiser la matrice de degré d'appartenance $U_{K \times N}[u_{ij}]$. Cette matrice représente la partition floue des données et doit vérifier la condition de normalisation.

$$\sum_{j=1}^K \mu_{ij} = 1; j \in \{1, \dots, N\}$$

repeat

Calculer les centres de classes

$$v_j = \frac{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^N \mu_{ik}^m}, i = 1, \dots, K$$

Mettre à jour la matrice d'appartenance

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{j=1}^K \left(\frac{1}{d_j^2(x_i, v_j)} \right)^{\frac{1}{m-1}}}, i = 1, \dots, K \text{ et } j = 1, \dots, N$$

until convergence

La condition d'arrêt n'est pas la stabilisation des centres mais la stabilisation de la matrice d'appartenance.

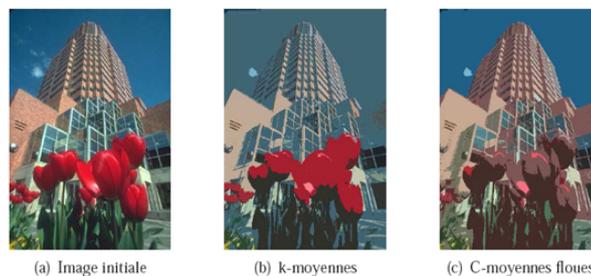


FIGURE 2.22 – Quantification en 4 couleurs avec différents algorithmes de classification de pixels non supervisés.

4.3.2.3 L'optimisation par essaim de particules (PSO)

L'optimisation par essaim de particules (PSO) appartient à la catégorie des systèmes d'intelligence en essaim originellement proposé par Kennedy et Eberhart comme simulation du comportement social et présenté comme méthode d'optimisation pour résoudre les problèmes d'optimisation en 1995. PSO est une technique évolutionnaire coopérative développée par Kennedy et Eberhart inspirée du mouvement collectif des groupes d'animaux. Ces animaux peuvent être vus comme des agents ayant la capacité de prendre leur propre décision en imitant le comportement réussi de leur voisinage tout en apportant leur expérience personnelle. En fait, PSO résulte d'une analogie avec le comportement collectif

du déplacement d'animaux. Dans les groupes d'animaux, chaque individu se déplace selon sa propre connaissance qui peut être accédée par le déplacement de ses voisins.

Le mot essaim décrit une collection d'individus interactifs. L'exemple classique d'un essaim est l'essaim d'abeilles autour de leur ruche ; néanmoins la métaphore peut être facilement étendue à n'importe quel autre système avec une architecture semblable, comme les colonies de fourmi et les bandes d'oiseaux.

Les essaims de particules s'inspirent des phénomènes de regroupement et de nuée d'oiseaux. Ils sont potentiellement porteurs de capacités d'optimisation due à leurs processus adaptatifs.

L'idée des algorithmes « d'optimisation par essaim de particules » a été premièrement proposée par Craig REYNOLDS sur les boîs de l'infographiste en simulant le vole des groupes d'oiseaux, à partir les trois règles simples suivantes :

1. Chaque individu doit suivre ses voisins.
2. Chaque individu se déplace à des vitesses et directions générales de ses voisins immédiats.
3. Chaque individu suit le centre de gravité de ses voisins immédiats.

De la même manière que les algorithmes évolutionnaires qui s'inspirent des mécanismes évolutifs pour mettre en œuvre des procédures d'optimisation, PSO repose sur les deux règles suivantes :

1. Chaque individu se souvient de sa meilleure position trouvée au cours de ses évolutions précédentes et tend à y retourner.
2. Chaque individu est informé de la meilleure position trouvée au sein de la population prise dans son ensemble et tend à s'y rendre.

Ce qui différencie le paradigme PSO (particle swarm optimisation) d'autres exemples évolutionnaires est la mémoire et l'interaction sociale entre les individus. Dans les autres paradigmes évolutionnaires, l'information importante que l'individu possède, est habituellement le génotype, c'est à dire sa position actuelle. Dans PSO, ce qui est vraiment important est la meilleure expérience précédente. C'est la conduite vers les meilleures solutions : chaque individu stocke sa meilleure position trouvée au cours du processus évolutionnaire. Le mécanisme responsable du prélèvement, l'équivalent de la recombinaison, est le comportement imitatif des individus dans leur voisinage social. Le fait que ce comportement est de nature stochastique explique le fait que l'algorithme peut prélever de nouvelles solutions dans des endroits de l'espace de recherche qui ne sont pas encore explorés par l'essaim.

Dans PSO, chaque particule est caractérisée par son propre vecteur de position et vecteur de vitesse. Le mouvement de ces vecteurs dans l'espace de recherche est contrôlé par les équations récursives suivantes :

$$\begin{cases} V_{id} = wV_{id} + C_1 \times r_1 \times (P_{id} - x_{id}) + C_2 \times r_2 \times (P_{gd} - x_{id}) \\ X_{id} = X_{id} + V_{id} \end{cases}$$

où :

X est la position d'une particule dans l'espace de recherche.

V représente la vitesse de la particule, c.-à-d. son changement de position pour chaque pas du temps.

i est son index

d est la d ème dimension dans l'espace de paramètre.

Pi et **Pg** sont respectivement la meilleure position personnelle de la particule **i** et la meilleure position trouvée dans son voisinage.

C1 et **C2** sont respectivement le facteur cognitif et le facteur social permettant le contrôle du comportement individuel et collectif de chaque particule.

r1 et **r2** sont des valeurs qui changent uniformément dans l'intervalle [0, 1] pour permettre une meilleure exploration de l'espace de recherche.

W s'appelle le poids d'inertie, il sert à contrôler l'équilibre entre l'exploration et l'exploitation de l'espace de recherche. [40]

Voici l'algorithme PSO :

Algorithm 4 Algorithme PSO

Entrer Population ,

Initialisation de la population

repeat

Pour $i = 1 \rightarrow \text{nombre}_{de} \text{particules}$ **faire**

Si $\text{fitness } \vec{x}_i < \text{fitness } \vec{p}_i$ **alors**

 mise à jour de Pbest $\vec{p}_i = \vec{x}_i$

 mise à jour de gbest $\vec{p}_g = \min_{\text{Voisinage}}$

Pour $d = 1 \rightarrow \text{Dimension}$ **faire**

 mise à jour de la vitesse et la position en utilisant :

$$\begin{cases} V_{pred} = C_4 * (X_g - X_{pred}) \\ X_{pred} = X_{pred} + V_{pred} \end{cases}$$

end Pour

Fin Si

end Pour

until Critère de terminaison soit satisfait

C4 est un nouveau paramètre ayant une valeur aléatoirement choisies entre 0 et une limite supérieure. Il sert à contrôler la vitesse du prédateur vers la meilleure particule.

4.4 Segmentation par texture

Bien que la notion de texture soit naturelle pour l'être humain, elle résiste depuis longtemps à toute tentative de définition. On peut s'en approcher en disant qu'une texture est une zone de l'image qui présente certaines caractéristiques d'homogénéité qui la font apparaître comme une zone unique. Nous pouvons aussi la décrire comme étant un ensemble de primitives de taille et de forme variables, présentant une organisation spatiale particulière.

Elle est une composante riche en information d'une image, elle devient donc un paramètre très important pour la compréhension et l'interprétation d'image.

Il existe deux types de textures : les textures périodiques définies par la répétition d'un motif de base et les textures dites aléatoires qui ont un aspect anarchiques mais qui apparaissent homogènes vis-à-vis de leur environnement.

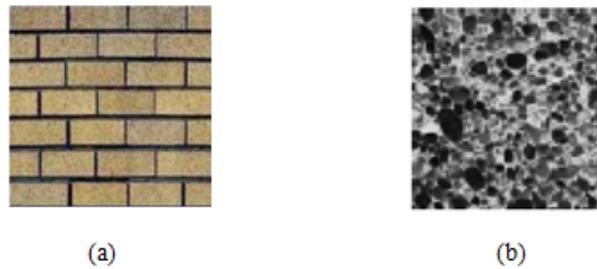


FIGURE 2.23 – (a)Textures périodiques.(b)Textures aléatoires.

L'analyse de texture regroupe un ensemble de techniques permettant de quantifier les différents niveaux de gris présents dans une image en termes d'intensité et de distribution dans le but de calculer un certain nombre de paramètres caractéristiques de la texture à étudier. Les applications possibles de l'analyse de texture sont la segmentation, la classification ou la caractérisation de textures homogènes.

Comme il existe deux grandes classes de textures, l'analyse peut se faire selon deux classes de méthodes :

4.4.1 Les méthodes structurelles

Elles permettent de décrire la texture en définissant les primitives et les "règles" d'arrangement qui les relient. Elles sont donc applicables sur les textures aléatoires.

4.4.2 Les méthodes statistiques

Elles étudient les relations entre un pixel et ses voisins et définissent des paramètres discriminants de la texture en se basant sur des outils statistiques. Généralement, elles sont utilisées pour caractériser des structures fines, sans régularité apparente. Plus l'ordre de la statistique est élevé et plus le nombre de pixels mis en jeu est important. [28]

La segmentation de textures est un problème difficile parce que généralement l'on n'a pas

de connaissances à priori sur les types et le nombre de textures dans l'image. En fait, aucune connaissance sur les textures existantes dans l'image n'est nécessaire afin de faire la segmentation de texture. La seule chose nécessaire est une manière pour dire que deux textures sont différentes.

5 Classification d'images

La classification est l'élaboration d'une règle de décision qui transforme les attributs caractérisant les formes en appartenance à une classe. Il existe plusieurs approches pour la classification qui sont partagés en deux grandes familles, le mode supervisé et le mode non-supervisé.

Les étapes de caractérisation et de classification des observations prototypes des classes constituent ce qu'on appelle la phase d'apprentissage. Celle-ci se distingue de la phase de décision qui consiste à affecter une nouvelle observation à l'une des classes définie lors de la phase d'apprentissage.

Il existe une multitude de méthodes de classification supervisée, les plus classiques sont la classification par réseaux de neurone et les séparateurs à vaste marge (SVM).

5.1 Classification par Réseaux de Neurones

Un réseau de neurones est un système qui s'inspire du système nerveux biologique, il est composé de neurones qui fonctionnent en parallèle. Comme dans la nature, le fonctionnement du RN dépend de la connections des neurones entre elles.

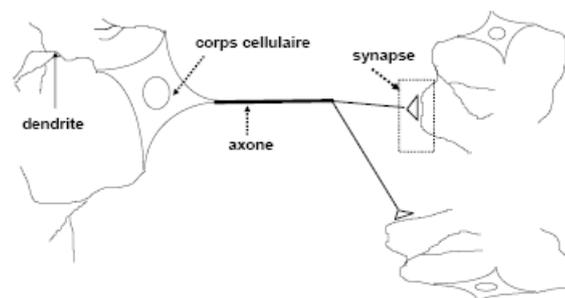


FIGURE 2.24 – Réseaux de neurones.

5.1.1 Le perceptron

C'est un des premiers réseaux de neurones, il est linéaire et monocouche. Les sorties des neurones ne peuvent prendre que deux états (-1 et 1 ou 0 et 1).

5.1.2 Perceptron Multi-couches

Ils sont une amélioration du perceptron comprenant une ou plusieurs couches intermédiaires dites couches cachées. Ils utilisent, pour modifier leurs poids, un algorithme de

rétro-propagation du gradient, qui est une généralisation de la règle de Widrow-Hoff. Il s'agit toujours de minimiser l'erreur quadratique, ce qui est assez simple quand on utilise une fonction f dérivable (la sigmoïde par exemple). On propage la modification des poids de la couche de sortie jusqu'à la couche d'entrée.

Les PMC agissent comme un séparateur non linéaire et peuvent être utilisés pour la classification, le traitement de l'image ou l'aide à la décision.[41]

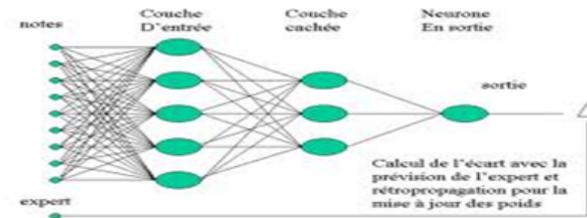


FIGURE 2.25 – Structure d'un reseau de neurones multi-couches.

5.2 Classification par Machines à Support Vecteurs

Les méthodes des Support Vector Machines (SVM) ont reçu une attention considérable ces dernières années et un grand nombre d'applications sont décrites dans la littérature. L'objectif des SVM est de maximiser la marge de séparation entre les classes. Une marge importante implique une faible dimension de VAPNIK ET CHERVONENKIS [33], qui a pour conséquence de bonnes performances en généralisation. Les SVM sont des algorithmes d'apprentissage faisant l'hypothèse que les éléments sont linéairement séparables s'ils sont préalablement projetés dans un espace à grande dimension adéquat.

Le principe des approches SVM est de trouver l'hyperplan optimal parmi l'ensemble des hyperplans possibles (figure (a) ci-dessous) permettant de classifier correctement les données (i.e. les données des classes de label $+1$ et -1 se trouvent de chaque côté de l'hyperplan) mais également tel que sa distance aux vecteurs (exemple d'apprentissage) les plus proches soit maximale (i.e. le plus loin possible de tous les exemples). Les vecteurs les plus proches sont alors dénommés "vecteurs supports" et la distance constitue la marge optimale. [14]

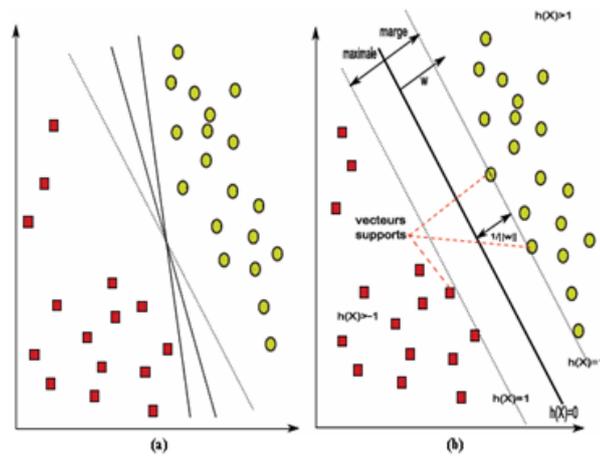


FIGURE 2.26 – (a) Recherche de l'hyperplan optimal ; (b) Hyperplan optimal, marge et vecteurs supports.

6 Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'ouvrir une petite fenêtre sur les techniques d'imagerie et de traitement d'images en commençant par le prétraitement où nous avons donné quelques méthodes de filtrage linéaire et non linéaire. Nous avons aussi étudié les méthodes de segmentation d'image où nous avons exposé les techniques de binarisation, les méthodes par classification (les k-moyennes et les fuzzy C-means), la segmentation par approche contour, région et texture.

Bien que le nombre de techniques différentes puisse faire croire à un sujet fermé, la segmentation d'images est loin d'être résolue. Elle reste un sujet d'actualité, malgré la multitude des documents, parce qu'il n'y a pas de solutions encore générales, mais aussi parce qu'il y a beaucoup d'applications possibles.

Nous avons aussi ouvert une petite fenêtre sur la classification supervisée en mentionnant deux méthodes très connues : réseaux de neurones et la classification par Machines à Support Vecteurs.

Chapitre 3

Contribution, tests et résultats

1 Introduction

Dans ce dernier chapitre nous présentons les résultats obtenus des applications des différentes méthodes de segmentation des images des biopsies du sein représentant des tumeurs bénignes ou malignes afin d'extraire les tubulo-alvéoles. Au lieu de choisir une seule méthode de segmentation nous avons opté pour plusieurs afin de faire une étude comparative. Pour cela nous divisons ce chapitre en 2 parties qui sont l'approche contour (l'approche gradient, Laplacien et ligne de partage des eaux) et l'approche région (méthodes de classification K-Means, Fuzzy C-Means et l'optimisation par essaim de particules). Ce chapitre sera aussi consacré à l'évaluation des résultats des différentes méthodes proposées.

2 Notre contribution

Notre objectif dans ce mémoire est de segmenter des images des biopsies du sein par la détection des tubulo-alvéoles. Le schéma suivant illustre la mise en œuvre de notre approche avec ses différentes étapes :

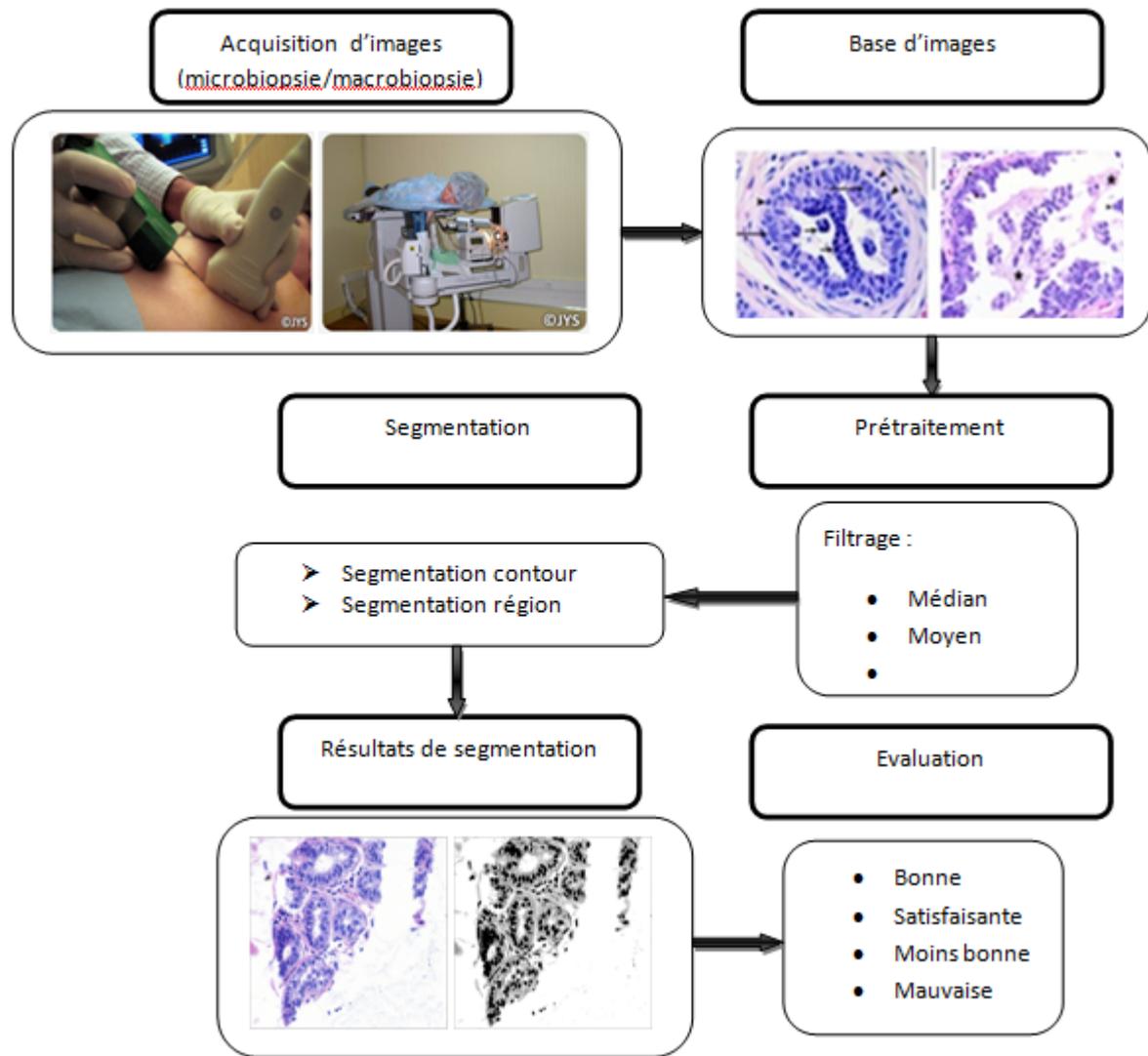


FIGURE 3.1 – Schéma des différentes étapes du système d'analyse d'images microscopiques.

3 Base d'images

Dans ce mémoire nous avons utilisé une base d'images Breast cancer cells, elle est composée de 57 images de biopsie mammaire dont 30 représentent des tumeurs bénignes et 27 des tumeurs malignes, de taille (768x 896) et de format TIFF. Elles ont été téléchargé du site "Center For Bio-Image Informatics" [31]. La UCSB Bio-Segmentation Benchmark est un ensemble de base de données d'images 2D et 3D dont l'objectif est de tester les algorithmes de traitement d'image tels que la segmentation, la classification, etc. . . .

4 Prétraitement

En général cette étape consiste à filtrer l'image, mais vu que nos images ne sont pas bruitées (le résultat est le même après avoir appliqué différents filtres), nous nous sommes

dispensés de cette opération.

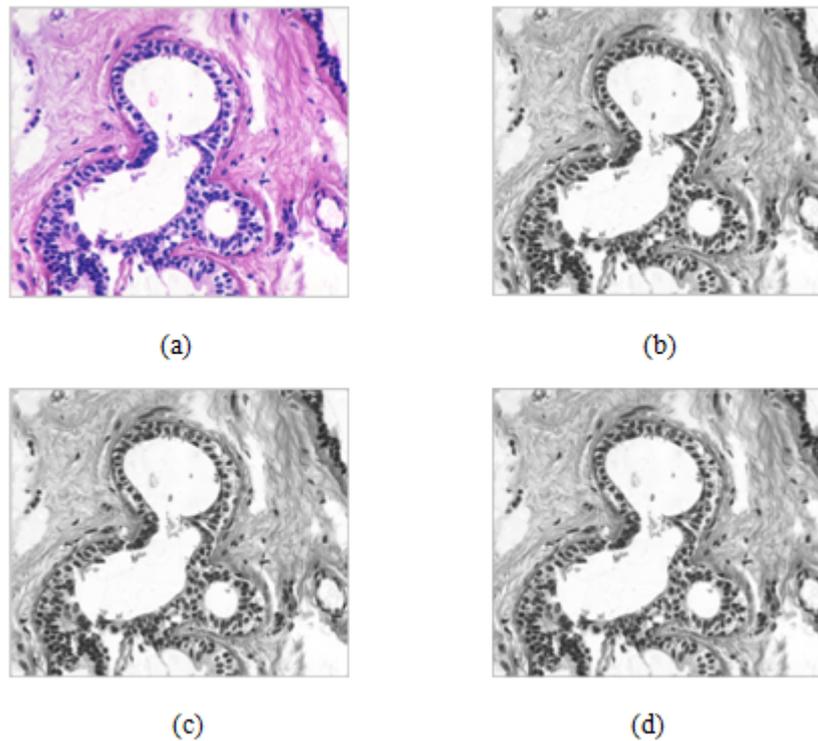


FIGURE 3.2 – (a)Image originale (tumeur bénigne).(b)Image en NG.(c)Image filtrée par le filtre médian.(d)Image filtrée par le filtre moyen.

5 Application de la segmentation

L'étape succédant au prétraitement d'images est la segmentation. Nous allons implémenter les différentes techniques de segmentation citées précédemment pour détecter les différents éléments du tissu. Par la suite nous détaillons les résultats obtenus de l'application de ces techniques sur notre base d'images.

5.1 Segmentation morphologique

5.1.1 Segmentation par LPE

Voici la démarche à suivre :

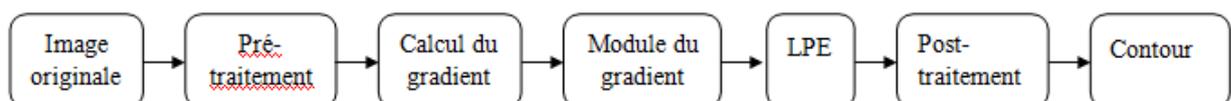


FIGURE 3.3 – Schéma de la LPE.

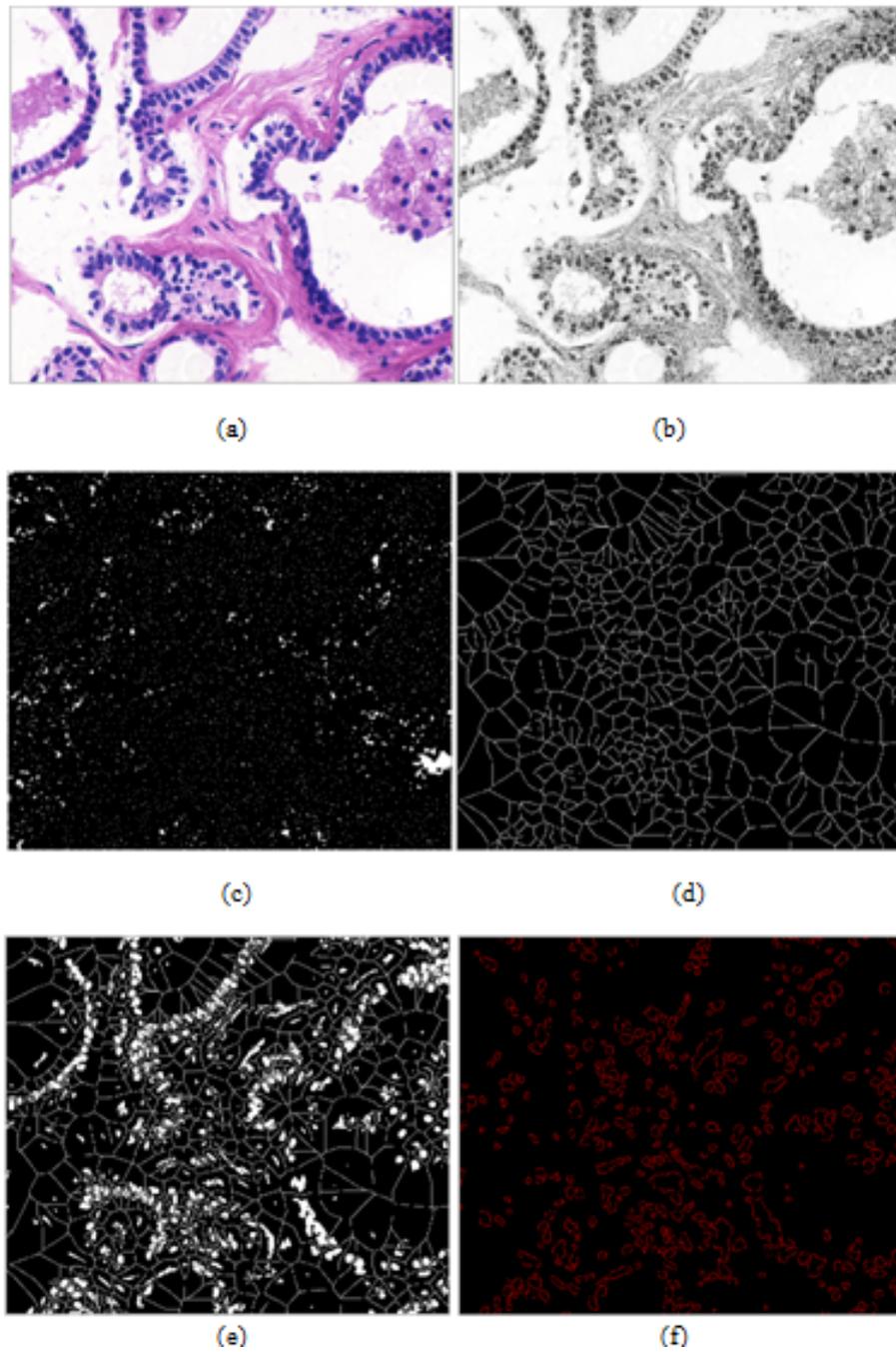


FIGURE 3.4 – Application des lignes de partage des eaux sur une tumeur bénigne.(a)Tumeur bénigne.(b)Sur-segmentation.(c)Minima locaux.(d)Marqueurs externes.(e)Marqueurs internes et externes.(f)Résultats de la LPE.

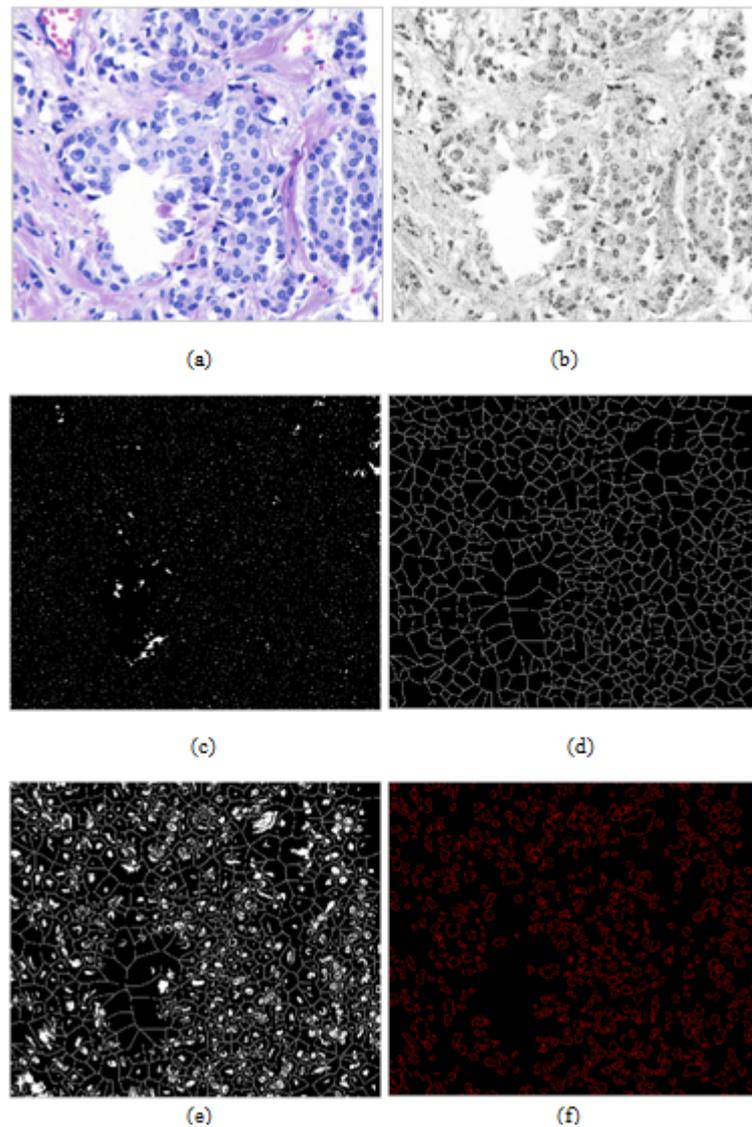


FIGURE 3.5 – Application des lignes de partage des eaux sur une tumeur maligne.(a)Tumeur maligne.(b)Sur-segmentation.(c)Minima locaux.(d)Marqueurs externes.(e)Marqueurs internes et externes.(f)Résultats de la LPE.

Nous remarquons que l'application de l'algorithme de la LPE sur des images naturelles produit une sur-segmentation, c'est pour ça nous avons utilisé des marqueurs comme solution, car ils ont pour rôle d'imposer la présence de certains bassins versants seulement de manière à contraindre la topologie de la LPE. Donc dans le but d'éviter cette sur-segmentation nous avons opté pour des marqueurs internes (minima locaux) pour marquer les objets à segmenter et des marqueurs externes contenant les objets à segmenter. Mais nous avons trouvé des difficultés au niveau du seuil à choisir pour réduire le nombre des minimax. Et comme nous avons pu l'illustrer dans les figures précédente le résultat n'est pas très satisfaisant malgré que nous ayons détecté certains contours.

5.2 Segmentation par détection de discontinuités

La segmentation par approche contour s'intéresse aux contours de l'objet dans l'image. La plupart des algorithmes qui lui sont associés sont locaux, c'est-à-dire qu'ils fonctionnent au niveau du pixel.

Des filtres détecteurs de contours sont appliqués à l'image et donnent généralement un résultat difficile à exploiter. Les contours extraits sont la plupart du temps morcelés et peu précis, il faut alors utiliser des techniques de reconstruction de contours par interpolation ou connaître a priori la forme de l'objet recherché.

Formellement, ce type d'algorithme est proche des méthodes d'accroissement de régions fonctionnant au niveau du pixel. Ces techniques purement locales sont en général trop limitées pour traiter des images complexes.

5.2.1 Approche gradient

On rappelle que le gradient en un pixel d'une image numérique est un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction. L'amplitude est directement liée à la quantité de variation locale des niveaux de gris.

Il existe de très nombreux opérateurs différents (Roberts, Sobel, Prewitt, ...) qui ont globalement les mêmes propriétés.

5.2.2 Approche Laplacien

Les opérateurs de gradient vus précédemment exploitent le fait qu'un contour dans une image correspond au maximum du gradient dans la direction orthogonale au contour. Or le passage par zéro de la dérivée seconde d'une rupture d'intensité permet également de mettre en évidence le contour. La dérivée seconde est donc déterminée par le calcul du Laplacien.

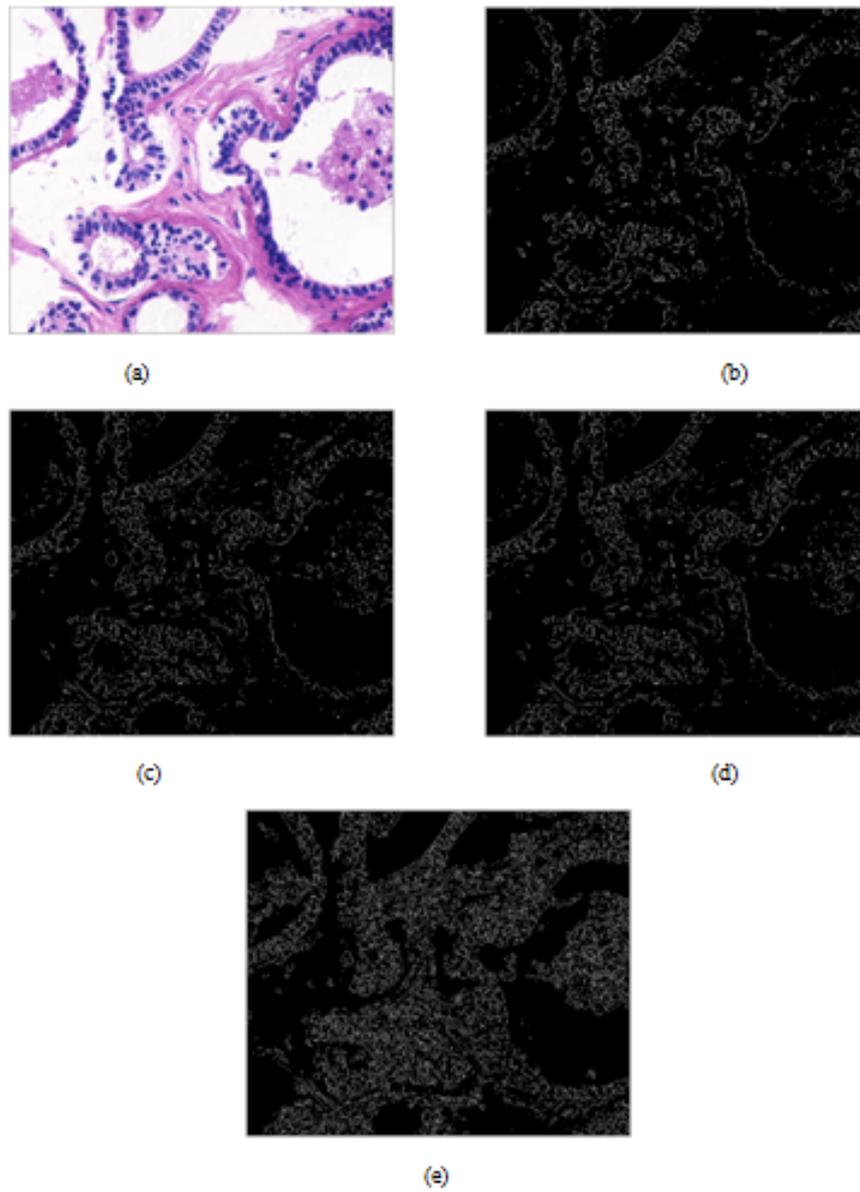


FIGURE 3.6 – Application des différents opérateurs sur une tumeur bénigne.(a)Tumeur bénigne.(b)Opérateur de Roberts.(c)Opérateur de Sobel.(d)Opérateur de Prewitt.(e)Le Laplacien

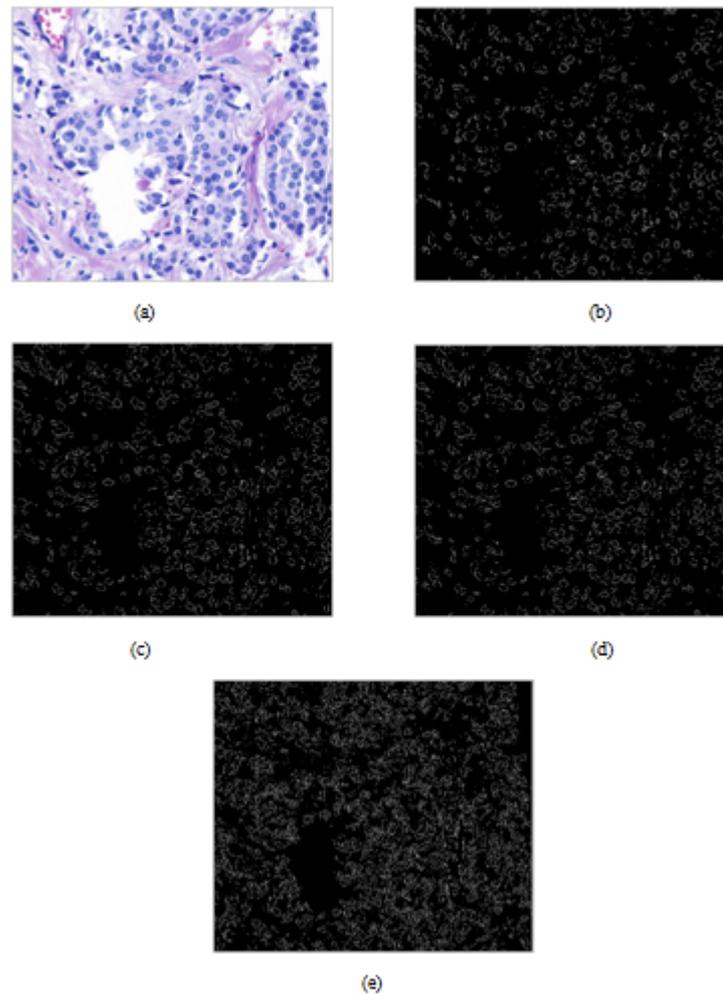


FIGURE 3.7 – Application des différents opérateurs sur une tumeur maligne.(a)Tumeur maligne.(b)Opérateur de Roberts.(c)Opérateur de Sobel.(d)Opérateur de Prewitt.(e)Le Laplacien

Nous remarquons que pour les deux images les contours sont mal définis car les contours des images originales ne sont pas bien marqués.

5.3 Segmentation par détection de similarités

Dans cette partie nous nous consacrons à la segmentation par région qui est une approche spécifique dans laquelle nous cherchons à construire des surfaces en regroupant des pixels voisins suivant un critère d'homogénéité. Pour cela, nous avons suivi deux démarches différentes.

5.3.1 Méthodes de seuillage

Le grand problème de cette procédure c'est le bon choix du seuil.

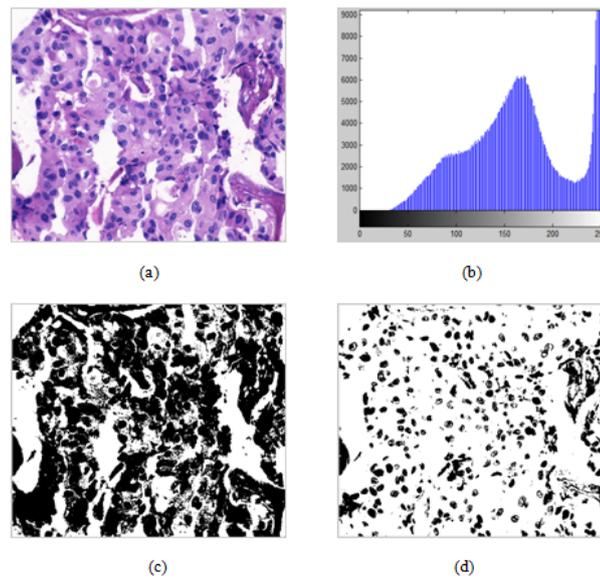


FIGURE 3.8 – Application de seuillage automatique et manuel sur une tumeur bénigne.(a)Tumeur maligne.(b)Histogramme.(c)Seuillage automatique.(d)Seuillage manuel ($s=0.4313$)

Nous remarquons que le seuillage automatique ne nous donne pas de mauvais résultats par contre le seuillage manuel nous offre des résultats satisfaisants car nous nous sommes basés sur la répartition des pixels de l’histogramme de l’image afin d’extraire le seuil. Nous avons utilisé un seuillage global (binarisation) pour partitionner l’image en deux classes seulement (l’objet et le fond).

5.3.2 Méthodes de classification

Les méthodes de classification automatique (techniques globales) ont pour objectif d’établir une relation entre l’ensemble des points de l’image et l’ensemble des classes. Le résultat de la segmentation est une image où chaque point image porte l’étiquette d’une classe. Ces méthodes diffèrent entre elles par la manière de calculer les représentants ou noyaux des classes, et les limites de ces classes. Pour notre travail nous avons utilisé 3 approches : K-Means, Fuzzy C-Means (FCM) et l’Optimisation par Essaim de Particules (PSO).

5.3.2.1 Segmentation par K-Means

Le critère de segmentation ici est la couleur des pixels. Nous choisissons k régions de couleur différentes. Chaque point est affecté à la région ayant la couleur la plus proche, ensuite nous recalculons la couleur de chaque région, jusqu’à ce qu’elles soient plus distinctes. Nous avons appliqué l’algorithme sur nos images, nous avons obtenus les résultats suivants :

K-means est une technique objective, elle minimise la valeur d’un certain critère numérique. C’est une technique d’optimisation. Comme c’est souvent le cas en optimisation, l’algorithme K-means s’arrête lorsqu’il ne peut plus faire baisser la valeur du critère.

Le grand inconvénient c'est le choix de la valeur de K , le nombre de classes. Ce choix peut se faire par simple examen visuel dans le cas de données bidimensionnelles, mais il n'en est pas de même pour des données de dimension supérieure. Il n'existe en général pas d'indications claires sur le nombre approprié de classes, et un "mauvais choix" pour la valeur de K conduira alors à une typologie sans rapport avec la réalité.

Un aspect notable de cette segmentation est le fait que deux objets éloignés peuvent appartenir à la même région. Une des difficultés de cette méthode et le choix du nombre de classes.

Nous remarquons que le résultat de cette segmentation est satisfaisant et notons qu'à chaque exécution la classe assignée à chaque région n'est pas la même.

5.3.2.2 Segmentation par Fuzzy C-Means (FCM)

Nous avons testé cette méthode sur nos images et voici ce que nous avons obtenu comme résultats :

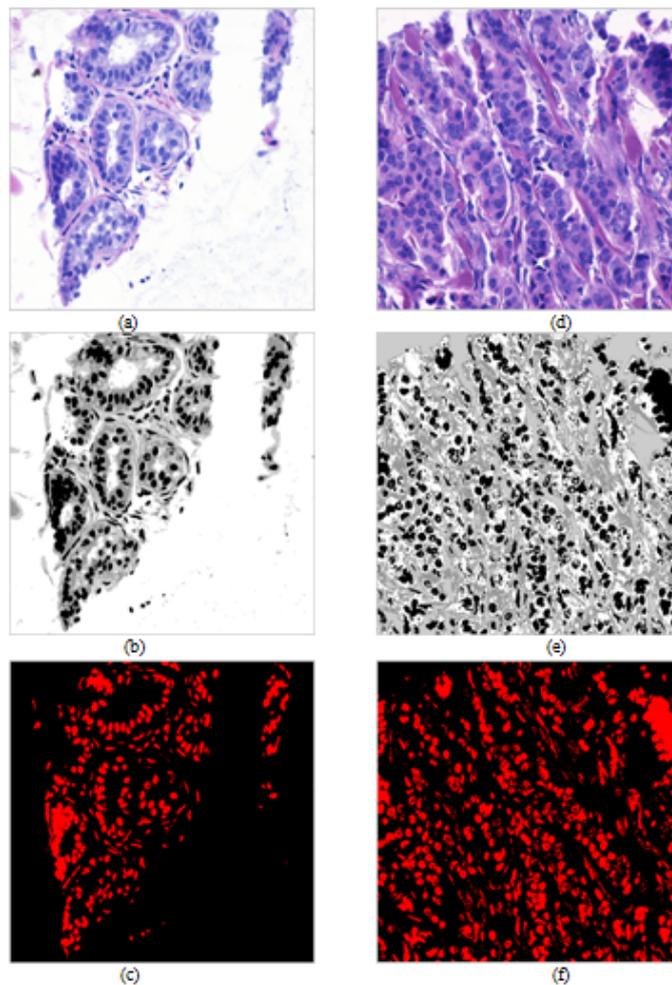


FIGURE 3.9 – Segmentation FCM sur des tumeurs bénigne et maligne.(a)Tumeur bénigne.(b)Segmentation FCM (4 classes).(c)Tubulo-alvéoles.(d)Tumeur maligne.(e)Segmentation FCM (4 classes).(f)Tubulo-alvéoles.

Comme dans le cas de la segmentation de K-Means nous avons trouvé des difficultés au

niveau du choix du nombre de classes et nous l'avons modifié pour chaque image. Nous remarquons que le résultat de cette segmentation est bon, mais nous aurions aimé disposer d'images segmentées faites par un expert pour pouvoir faire une comparaison afin d'évaluer le résultat par des valeurs et non pas juste par des observations visuelles.

5.3.2.3 Segmentation par Optimisation par Essaim de Particules (PSO)

L'application de cette fonction sur nos images nous a donné le résultat suivant :

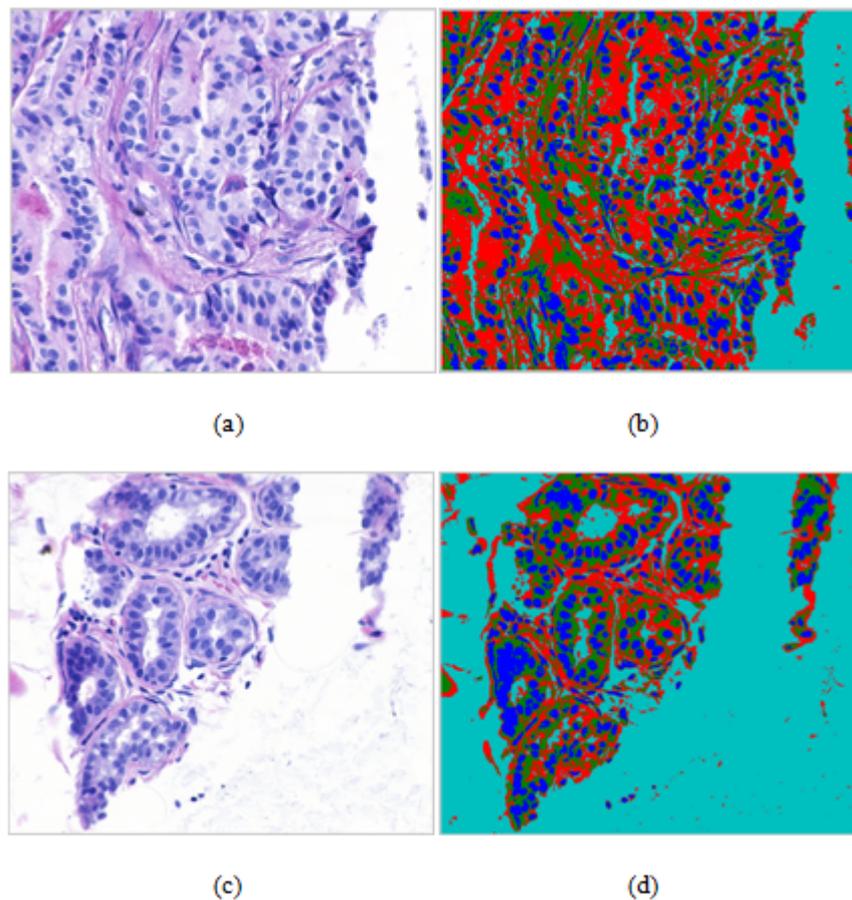


FIGURE 3.10 – Segmentation PSO sur des tumeurs bénigne et maligne.(a)Tumeur maligne.(b)Segmentation PSO (4 populations).(c)Tumeur bénigne.(d)Segmentation PSO (4 populations).

En choisissant le nombre de populations 4 nous avons segmenté les deux images en 4 régions (Rouge, Verte, Cyan et Bleu). Nous considérons que c'est une segmentation satisfaisante.

6 Application de la classification

Pour la classification des images de biopsie, nous avons utilisée deux algorithmes à apprentissage supervisé : PMC et SVM que nous avons appliqué sur les images segmentées par FCM.

6.1 Extraction des primitives

L'extraction des caractéristiques dans le domaine de la reconnaissance de formes est la phase la plus importante car l'identification dépend de ces primitives.

Dans ce travail, nous avons eu recours à la transformée de Radon qui permet de décrire une image par un ensemble de projection qui contient l'information directionnelle.

Soient (x,y) les coordonnées cartésiennes d'un point un espace à 2D, $f(x,y)$ une fonction continue. La transformée de Radon de $f(x,y)$, notée $R_f(\rho, \theta)$ est définie par la relation suivante :

$$R_f(\rho, \theta) = \iint f(x, y) \delta(\rho - x \cos \theta - y \sin \theta) dx dy$$

ρ : la distance la plus courte entre l'origine et la ligne. θ : l'angle de l'orientation de la ligne.

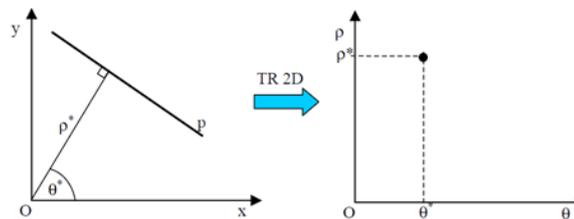


FIGURE 3.11 – Espace de l'image et Espace de Radon

L'application de la transformée sur une image nous renvoie un tableau [180x1] qui représente la transformée de Radon pour les 180 degrés de θ .

Ces deux classifieurs seront évalués en fonction de leur sensibilité, spécificité, taux de classification, matrice de confusion et degré de réduction de données.

1. Sensibilité (Se) : Représente la probabilité que le test soit positif si la tumeur est maligne. $Sensibilit(\%) = VP / (VP + FN) \times 100$
2. Spécificité (Sp) : Représente la probabilité que le test soit négatif si la tumeur est bénigne. $Spécificit(\%) = VN / (VN + FP) \times 100$
3. Taux de classification : Représente la probabilité que la tumeur soit bien classé.
Taux de classification = $(VN + VP) / (VN + FN + VP + FP) \times 100$

Avec VP, VN, FP et FN représente respectivement :

- Vrai positif : une tumeur maligne classée maligne ;
- Vrai négatif : une tumeur bénigne classée bénigne ;
- Faux positif : une tumeur bénigne classée maligne ;
- Faux négatif : une tumeur maligne classée bénigne.

Nous avons décomposé la base en deux sous base, la base de teste contenant 11 images et le reste a été utilisé pour effectuer l'apprentissage.

Les résultats obtenus de la classification des images de la base de teste par les PMCs et SVMs sont représenté dans le tableau suivant :

Méthode	Taux de classification (%)	Spécificité (%)	Sensibilité (%)
SVM	95.45	100	75
PMC	72.73	57.14	100

TABLE 3.1 – Résultats de la classification

7 Discussions

7.1 Segmentation par LPE

Avantages	Inconvénients
- Contour d'épaisseur 1	- Image ne doit pas avoir de trous pour la segmentation de particules.
- Contour fermé	- Lenteur (se limite aux images statiques)
- Respect des jonctions	- Concept global (à partir d'un point, on ne peut connaître son bassin versant)
	- SURSEGMENTATIONS

TABLE 3.2 – Avantages et inconvénients de la LPE

7.2 Segmentation par approche contour

Le module du gradient permet de quantifier l'importance du contour mis en évidence, c'est-à-dire l'amplitude du saut d'intensité relevé dans l'image et la direction du gradient permet de déterminer l'arête présente dans l'image. En effet, la direction du gradient est orthogonale à celle du contour.

Le principe de la détection de contours par l'utilisation du gradient consiste à calculer d'abord le gradient de l'image dans deux directions orthogonales puis le module du gradient. Il s'agira ensuite d'effectuer une sélection des contours les plus marqués, c'est-à-dire les points de plus fort contraste.

Les résultats obtenus lors des expériences présentées précédemment permettent de dégager quelques généralités sur les operateurs de détection de contours étudiés.

7.2.1 Approche gradient

7.2.1.1 Opérateur de Roberts

il permet de calculer un gradient le long des diagonales de l'image. Il ressort de notre

étude que le filtre de Roberts produit des contours plus fins et mieux localisés que les autres operateurs car il constitue le filtre local différentiel de taille minimale (il évalue localement sur un voisinage 2x2 la norme du gradient selon les diagonales a leur point de rencontre). Il a longtemps été utilise car son implémentation est très facile a mettre en œuvre et son cout en calcul très faible. Nous savons que ses principaux désavantages restent son extrême sensibilité au bruit (ce n'est pas un inconvénient pour nous puisque nos images ne sont pas bruitées) et sa faible réponse aux contours peu marques. Ces raisons nous poussent a conseiller l'utilisation du filtre de Roberts dans le cas d'images de synthèse ou d'images naturelles présentant des contours bien marques et sans bruit.

7.2.1.2 Opérateurs de Prewitt et Sobel

Le calcul de gradient est mené par l'intermédiaire de deux masques, le premier effectuant un gradient horizontal, le second un gradient vertical. Ils produisent des contours plus épais et donc moins bien localisés que l'opérateur de Roberts mais ils sont connus pour être plus résistants au bruit. Ces deux effets opposés sont lies a la combinaison d'un filtrage passe bas le long des lignes et des colonnes avec le filtrage dérivateur du même type que Roberts. Ce filtrage passe bas rend ces operateurs plus résistants au bruit mais effectue en même temps un lissage des contours qui les rend plus épais. Ces deux operateurs donnent des résultats identiques en termes d'épaisseur et de localisation des contours, mais différent légèrement en ce qui concerne la résistance au bruit (filtrage passe bas différent), ce qui n'est pas d'une grande aide pour nous puisque comme nous l'avons mentionné précédemment nos images ne sont pas bruitées.

7.2.2 Approche Laplacien

Nous remarquons que dans ce cas nous pouvons extraire tout les contours de l'image, mais comme il y a beaucoup d'objet dans nos images c'est quasiment inutile d'utiliser cette approche car ça sera difficile pour nous de différencier les différents objets.

Méthode	Avantages	Inconvénients
- Gradient	<ul style="list-style-type: none"> - Résistant au bruit - Contour fermé - Donne la direction des contours 	<ul style="list-style-type: none"> - Plus lent que le Laplacien. - Lenteur (se limite aux images statiques) - Epaisseur des contours.
- Laplacien	<ul style="list-style-type: none"> - Rapidité d'exécution. - Précision de détection. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sensible au bruit.

TABLE 3.3 – Gradient Vs Laplacien

7.3 Segmentation par approche région

Cette approche nous a donné de meilleurs résultats que celle de l'approche contour.

7.3.1 Seuillage

Les méthodes par histogrammes sont en général :

- Rapides à calculer.
- Peu sensibles au bruit.

Mais elles n'intègrent pas (ou peu) d'information géométrique ou topologique sur les régions. Ce sont des méthodes globales, au sens où la décision d'appartenance d'un pixel à une région dépend toujours de l'image entière.

Méthode	Avantages	Inconvénients
Seuillage d'histogramme	Universel, temps réel, simplicité Fonctionne bien sur des histogrammes multi-modaux	Le choix des seuils Connaître le nombre de classes Apparition de faux éléments (aucune prise en compte de la composante spatiale)

TABLE 3.4 – Avantages et inconvénients du seuillage.

7.3.2 Méthodes de classification

7.3.2.1 K-Means et Fuzzy C-Means (FCM)

Méthode	Avantages	Inconvénients
K-Means & Fuzzy C-Means	Efficaces lorsque les objets de l'image (essentiellement le fond et les caractères) sont clairement séparés.	Choix préalable du nombre K ou C de clusters. Temps de calcul souvent élevé.

TABLE 3.5 – Avantages et inconvénients des K-Means et Fuzzy C-Means (FCM).

K-Means	FCM
Image faible résolution	Image grande résolution

TABLE 3.6 – Avantages et inconvénients des K-Means et Fuzzy C-Means (FCM).

7.3.2.2 Optimisation par Essaim de Particules Nous avons remarqué qu'en appliquant les 2 méthodes FCM et PSO sur la même image nous donne le même résultat mais à une différence près, pour avoir le même résultat il nous faut N classes pour FCM et N+1 populations pour la PSO.

Avantages	Inconvénients
Peu sensible à l'initialisation	Convergence lente à l'étape de la recherche locale (capacité faible dans une recherche locale)
Simple à implémenter	
Facile à paralléliser pour le traitement concurrent	
Très peu de paramètres à régler	
Algorithme très efficace de la recherche globale	

TABLE 3.7 – Avantages et inconvénients de OEP.

8 Classification

Le tableau suivant présente la matrice de confusion obtenu par les algorithmes sur la base de test : Nous remarquons que la méthode SVM donne un meilleur taux de classification

	Bénigne	Maligne	Méthode
Bénigne	7	0	SVM
Maligne	1	3	
Bénigne	4	3	PMC
Maligne	0	4	

TABLE 3.8 – Résultats de la classification

que les PMCs avec une spécificité de 100 % par contre les PMCs reconnaissent tout les cas de tumeur maligne c.à.d quand les PMCs commettent une erreur de classification c'est en confondant une tumeur bénigne comme étant maligne, par contre la SVM confond une tumeur maligne comme étant bénigne ce qui est plus grave. Nous aurions aimé avoir accès à une base d'images plus étendu pour tester nos classifieurs sur des cas plus nombreux. Malheureusement, dans ces cas de travaux, il n'est pas possible de comparer avec un état de l'art car les bases d'images ne sont pas disponibles et les auteurs utilisent leur propre base de données. Mais nous pouvons quand même déduire que la transformé de radon assure une extraction de primitives idéal pour les images de biopsie ce qui conduit à une bonne reconnaissance de forme par les différent classifieurs.

9 Environnement de programmation

En ce qui concerne le langage de programmation, nous avons opté pour Matlab qui est un langage de programmation de quatrième génération et un environnement de développement ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet la manipulation de matrice, afficher des courbes et des données, mettre en œuvre des algorithmes, créer des interfaces utilisateurs, et peut s'interfacier avec d'autres langages comme le C, C++, Java, et Fortran. Il peut s'utiliser seul ou bien avec des toolbox (« boîte à outils »).

10 Conclusion

Nous avons présenté quelques approches permettant de segmenter une image parmi elles la détection de contour qui sont basées sur la détection des maxima du gradient de l'image ou sur celle des passages par zéro du Laplacien sans oublier une autre méthode de détection de similarité qui est la LPE. Nous avons également détaillé la détection de région en appliquant des binarisations et aussi la segmentation par méthodes de classification où nous avons abordé FCM et K-Means qui nous ont fournis des résultats assez corrects. Nous avons aussi vu une autre méthode qui est la segmentation par PSO qui nous a présenté de bons résultats également. Il existe néanmoins plusieurs autres méthodes non abordées dans ce travail qui offrent des perspectives très intéressantes.

Nous avons aussi testé deux algorithmes d'apprentissage PMCs et SVM pour la classification de nos images en utilisant celles qui ont été segmentées par FCM afin de détecter et différencier les tumeurs malignes des tumeurs bénignes.

Conclusion et perspectives

Le cancer touche près de 40 000 personnes chaque année en Algérie dont environ 9 000 cas du cancer de sein. Une pathologie qui cause le décès de 3 500 femmes par an, selon les informations rapportées dans le numéro un de la revue de l'association El Amel.

Beaucoup de travaux ont été mené afin d'effectuer le diagnostic du cancer du sein et la segmentation des différentes cellules permet non seulement de mieux les caractérisées mais aussi d'aider le médecin dans son diagnostic.

Dans ce mémoire de master nous avons commencé par la description de quelques notions médicales sur le cancer du sein puis nous avons passé en revue différentes méthodes de segmentation que nous avons appliqué sur des images de la base Breast cancer cells téléchargées à partir du site "Center For Bio-Image Informatics" qui sont basées sur deux approches essentielles :

- Les approches contours qui nous ont fournit des résultats inexploitable à cause de leurs médiocrités.
- Les approches régions, par contre nous ont donné des résultats satisfaisants, à l'image de la technique de segmentation dite FCM où nous avons utilisé deux algorithmes de classification SVM et PMC avec des taux de classification respectifs de 95.45% et 72.73%.

Les perspectives qui s'ouvrent, suite à notre travail sont :

- L'amélioration de la segmentation en utilisant d'autres approches. Dans ce contexte, nous proposons d'implémenter des algorithmes se basant sur l'approche texture.
- L'automatisation de l'initialisation des trois méthodes K-Means, FCM et PSO.
- L'amélioration du temps de réponse des deux algorithmes FCM et K-Means.
- Application d'autres méthodes de classification.

Chapitre 4

Bibliographie

1. P. sante. (2012) Passeport sante. <http://www.passeportsante.net/fr/>.
2. L. F. Campos, A. C. Silva, and A. K. Barros, Diagnosis of Breast Cancer in Digital Mammograms Using Independent Component Analysis and Neural Networks. CIARP, 2005.
3. N. Petrick, N. Sahiner, H. Chan, M. Helvie, S. Paquerault, and L. Hadjiiski, "Breast cancer detection : Evaluation of a mass-detection algorithm for computer-aided diagnosis," *Radiology*, vol. 224, 2002.
4. I. Christoyianni, A. Koutras, and G. Kokkinakis, "Computer aided diagnosis of breast cancer in digitized mammograms," *Comp. Med. Imag. & Graph*, vol. 26, pp. 309-319, 2002.
5. A. Brook, R. Eran, I. Kimmel, and R. Peleg, "Breast cancer diagnosis from biopsy images using generic features and svms," Technion - Computer Science Department, Tech. Rep., 2008.
6. T. Mattfeldt, H. Gottfried, V. Schmidt, and H. Kestler, "Classification of spatial textures in benign and cancerous glandular tissues by stereology and stochastic geometry using artificial neural networks," *J.Microscopy*, vol. 2, pp. 143-158, 2000.
7. H. Hwang, B. Choi, H. Lee, H. Yoon, Y. Nam, and H. Choi, "Multiresolution wavelet-transformed image analysis of histological sections of breast carcinomas," *Cellular Oncology*, vol. 27, pp. 237-244, 2005.
8. T. Goudas and I. Maglogiannis, *Advanced Cancer Cell Characterization and Quantification of Microscopy Images*, Inai ed., 2012, pp. 315-322.
9. L. Ballerini and L. Franzen, *Genetic Optimization of Morphological Filters with Applications in Breast Cancer Detection*, evoworkshops ed., 2004, pp. 250-259.
10. M. LEHAMEL, "Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals," Ph.D. dissertation, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2010.
11. S. Murugavalli and V. Rajamani, "A high speed parallel fuzzy c-mean algorithm for brain tumor segmentation," *BIME Journal*, vol. 6, pp. 29-34, 2006.

12. P. Jolissaint, "La transformée de radon dans le plan," SSPMP, 2005.
13. M. Parizeau, "Le perceptron multicouche et son algorithme de rétropropagation des erreurs," Département de génie électrique et de génie informatique. Université Laval, Tech. Rep., 2004.
14. S. IDBRAIM, "Méthodes d'extraction de l'information spatiale et de classification en imagerie de télédétection : Applications à la cartographie thématique de la région d'Agadir (maroc)." Ph.D. dissertation, Université Med V-Agdal & Université Paul Sabatier de Toulouse. Centre des Etudes Spatiales de la Biosphère & GSCM-LRIT Faculté de Sciences de Rabat, 2009.
15. Souhila HAMMADI, Dépistage du cancer du sein : La hantise de toutes les femmes, <http://www.liberte-algerie.com>.
16. http://www.doctissimo.fr/html/sante/encyclopedie/sa_1133_sein.htm
17. <http://www.cellb>
18. <http://www.e-cancer.fr:82/cancerinfo/les-cancers/cancer-du-sein/les-maladies-du-sein>
19. http://santecheznous.com/channel_condition_info_details.asp?disease_id=23&c&relation_id=57296
17. www.hanys.org/quality/.../Breast-Cancer-Guidelines-French.pdf
18. <http://curie.fr/fr/la-fondation/espace-informations/les-dossiers-pedagogiques/cancer-du-sein/comment-diagnostiquer-un-cancer-du-sein-002331>
19. <http://fr.wikipedia.org/wiki/Mammographie>
20. <http://sante-medecine.commentcamarche.net/faq/3669-irm-imagerie-par-resonance-magnetique#la-technique-de-l-irm>
21. http://www.info-radiologie.ch/irm_seins.php
22. http://www.igr.fr/fr/page/diagnostic_1297
23. <http://www.e-cancer.fr/cancerinfo/les-cancers/cancer-du-sein/le-diagnostic/la-ponction-cytologique>
24. <http://www.e-cancer.fr/cancerinfo/les-cancers/cancer-du-sein/le-diagnostic/biopsie-percutanee>
25. <http://www.e-cancer.fr/cancerinfo/les-cancers/cancer-du-sein/le-diagnostic/biopsie-chirurgicale>
26. <http://www.e-sante.fr/cancer-sein-diagnostic/4/guide/616/paragraphe7>
27. http://www.passeportsante.net/fr/Maux/Problemes/Fiche.aspx?doc=cancer_sein_pm
28. Thibault LELORE, Segmentation d'image : Application aux documents anciens, Mémoire de Master de recherche « Architectures logicielles distribuées », Université de Nantes.
29. BOUCETTA Aldjia, Etude de l'effet des Transformées de Décorrélation en Compression des Images Couleurs RGB, Mémoire de Magister en informatique « Ingénierie des systèmes informatique », Université de Batna.

30. Serge BEUCHER, Segmentation d'images et morphologie mathématique, Thèse de doctorat, l'Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris.
31. Bertrand COLLIN, LPE : Un outil pour la segmentation, Rapport ENSTA Paris-Tech.
32. <http://www.tsi.telecom-paristech.fr/pages/enseignement/ressources/beti/lpe2/lpe/lpe.htm>
33. <http://www.tsi.telecom-paristech.fr/pages/enseignement/ressources/beti/lpe2/marqueurs/ma>
34. Julien DUBOIS, Segmentation par approche contours, Université de Rouen.
35. www.isir.upmc.fr/UserFiles/File/clady_homepage/.../2-Contour.pdf
36. Hadjer LAGUEL, Déploiement sur une plateforme de visualisation d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents, Mémoire d'ingénieur en Traitement d'images, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene.
37. Salima NEBTI, Optimisation par écosystèmes artificiels : application à la segmentation d'image, Mémoire de Magister en Informatique, Université Mentouri de Constantine.
38. Fabien Moutarde, Introduction aux réseaux de neurones, CAOR, MINES ParisTech