

## **Remerciements**

*Je tiens à remercier en premier lieu le Dieu le tout puissant de ma avoir aidé à faire se modeste travail.*

*Je tiens à remercier cordialement mes très chers parents par leur prière et leurs encouragements pour accomplir ce parcours. Dans le même cadre, je remercie mes sœurs et mes frères, d'avoir été présents à mes côtés*

*Je tiens à exprimer ma reconnaissance, et adresser toute ma gratitude à mes encadreurs **Mr. Yazid Cherfaet Mme. Assia Cherfa**. Je les remercie d'avoir accepté de diriger ce travail, en le supervisant avec patience, et en l'orientant avec de judicieux conseils.*

*Je remercie également les membres du jury pour avoir accepté d'examiner ce mémoire.*

*Je remercie tout particulièrement les enseignants de la filière de Génie biomédical pour la qualité d'enseignement qu'ils nous ont apporté, ainsi que tous mes camarades de la promo 2018, pour les merveilleux moments qu'on a passés ensemble.*

## Introduction générale

L'imagerie médicale représente l'ensemble des techniques permettant de visualiser une partie du corps humain ou d'un organe et d'en conserver une image dans le but de guider un geste thérapeutique ou de suivre à moyen terme les résultats d'un traitement.

Elle regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir de différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X, la résonance magnétique nucléaire, la réflexion d'ondes ultrasonores ou la radioactivité.

Force est de constater que l'étude du corps humain s'avère de plus en plus complexe et le fait d'acquérir des données statiques et dynamiques de ce métabolisme afin de donner une quantité importante d'informations semble une tâche assez compliquée. Le défi que doivent surmonter les chercheurs et les cliniciens afin de savoir comment acquérir, traiter et afficher ces quantités de données de manière à ce que ces informations soient assimilées, interprétées et utilisées afin de pouvoir générer des méthodes de diagnostics ainsi que des procédures thérapeutiques, souvent la présentation d'information sous forme d'image est l'approche la plus efficace pour relever ce défi. Les êtres humains abordent la connaissance et la découverte du monde extérieur grâce essentiellement au sens de la vue. Les médecins se basent sur les images pour mieux comprendre les mécanismes de l'être humain.

L'amélioration de la qualité et l'augmentation des possibilités d'aide au diagnostic sont les principaux objectifs des différentes méthodes de traitement d'images médicales. On retrouve d'abord plusieurs méthodes permettant de fusionner diverses modalités d'imagerie ou encore des images prises à différentes périodes. Un second domaine occupé par le traitement d'images médicales est la segmentation. La plupart des traitements médicaux ou des diagnostics nécessitent l'identification de régions d'intérêt sur les images. Ces opérations sont largement effectuées manuellement par un spécialiste qui trace sur l'image la région appropriée. Il s'agit d'une opération laborieuse et qui consomme le temps précieux de médecins spécialistes.

Il existe aujourd'hui de nombreux outils permettant de réaliser en partie plusieurs tâches de segmentation réalisées par les médecins. Une telle méthode permet de diminuer le temps requis par un spécialiste pour accomplir cette tâche.

La segmentation représente la première étape du traitement des images pour extraire des informations nécessaires à l'analyse de l'image. On distingue principalement deux types de segmentations : par régions et par contours. La segmentation par régions caractérise l'image à partir de l'homogénéité de la texture des régions qui la composent, tandis que la segmentation par contours délimite les différentes régions par leurs frontières.

Dans ce projet de fin d'étude, on s'intéresse aux techniques de segmentation par classification des masses au niveau de l'ovaire en utilisant une combinaison entre un filtre anisotropique qui est utilisé pour le débruitage et la méthode de k-means pour segmenter l'image en différentes structures anatomiques pour donner une meilleure segmentation, à partir des images IRM .

Ainsi pour élucider notre thème d'étude, nous présentons dans un premier chapitre L'Aspect médical de l'ovaire ; et puis dans un deuxième chapitre, L'état de l'art et la modalité des images choisies ; et dans le troisième chapitre les différents outils mathématiques utilisés ; et enfin dans un dernier chapitre, la segmentation des masses ovariennes (résultats et interprétations).

## ملخص

يتناول موضوع أطروحة نهاية الدراسة في الماجستير يعامل الكتل المبيضية التي حاولنا فيها إيجاد طريقة للكشف عن كتل المبيض. في هذه الورقة تستند إلى تقنيات معالجة الصور المختلفة مثل المورفولوجيا الرياضية. يتم استخدام طريقة تلقائية جديدة هي مزيج من مرشح متباين الخواص لتقليل الضوضاء وخوارزمية K-means لتقسيم الصورة إلى هياكل تشريحية مختلفة لإضفاء مزيد من التجزئة. الصور المقدمة عن طريق التصوير بالرنين المغناطيسي في تنسيق Bitmap وتطبيقه على بيئة Matlab.

**الكلمات المفتاحية:** كتلة المبيض، مرشح متباين الخواص، k-means clustering، التصوير بالرنين المغناطيسي، بيتاب، ما تلاب.

## Résumé

Le sujet de mémoire de fin d'étude en master traite les masses ovariennes dans lequel on a essayé de trouver une méthode de détection des masses ovariennes. Dans ce papier on se basant sur différents techniques de traitement d'image telles que la morphologie mathématique. Une nouvelle méthode automatique qui est une combinaison d'un filtre anisotrope est utilisée pour le débruitage et l'algorithme de K-means pour segmenter l'image en différentes structures anatomiques pour donner une meilleure segmentation. Des images fournis par imagerie par résonance magnétique en format BITMAP et l'appliquée sur l'environnement Matlab.

**Mots clés:** Masse ovarienne, filtre anisotrope, k-means clustering, IRM, Bitmap, Matlab.

## Abstract

The subject of our thesis of study in master treated the ovarian masses in which we tried to find a method for detecting ovarian masses. In this paper based on different image processing techniques such as mathematical morphology. A new automatic method that is a combination of an anisotropic filter is used for denoising and the K-means algorithm to segment the image into different anatomical structures to give better segmentation. Images provided by magnetic resonance imaging in BITMAP format and applied to the Matlab environment.

**Key words:** ovarian mass, anisotropic filter, k-means clustering, MRI, Bitmap, Matlab.





**Résumé**

**Liste des abréviations**

**Liste des figures et tableaux**

**Table des matières**

**Introduction Générale.....1**

**Chapitre 1 : Aspect Médical**

1.1 Appareil génital féminin.....3

1.1.1 Anatomie de l’ovaire.....5

1.1.2 Fonction ovarienne.....5

1.1.3 Fonction endocrine.....5

1.1.4 Fonction exocrine.....6

1.1.5 Cycle ovarien .....6

    a) Phase folliculaire.....6

    b) Phase ovulatoire.....7

    c) Phase lutéale.....7

1.2 Cancer des ovaires.....8

1.2.1 Les causes.....8

1.2.2 Les facteurs de risques.....8

    a) Les facteurs hormonaux.....9

    b) Les facteurs environnementaux.....9

1.2.3 Type de cancer des ovaires.....9

    a) Adénocarcinome.....9

    b) Tumeurs germinales.....10

    c) Tumeurs du stroma et des cordons sexuels.....10

1.2.4 Stadiation et classification anatomo-clinique de cancer de l’ovaire  
    correspondance FIGO-TNM.....11

1.2.5 Grades du cancer de l’ovaire.....13

1.3 Gènes de susceptibilité et le cancer de l’ovaire.....13

1.3.1 Généralité.....13

1.3.2 Définition de gène BRCA.....13

1.3.3 Structure de gène BRCA.....14

    a) Structure de gène BRCA1.....14

b) Structure de gène BRCA2.....	15
1.3.4 Rôle des gènes BRCA.....	15
a) Fonction de gène BRCA1.....	15
b) Fonction de gène BRCA2.....	16
1.4 Diagnostic.....	16
1.4.1 Examen clinique et gynécologique.....	17
1.4.2 Analyses biochimiques sanguines.....	17
1.4.3 Imagerie médicale.....	17
1.5 Traitement du cancer des ovaires.....	18
1.5.1 Chirurgie des cancers de l'ovaire.....	18
1.5.2 Chimiothérapie du cancer des ovaires.....	18
1.5.3 Radiothérapie du cancer des ovaires.....	18
1.5.4 Hormonothérapie du cancer des ovaires.....	18
1.6 Prévention contre le cancer des ovaires .....	19

## ***Chapitre 2 : Etat de l'art et Modalité Choisé***

2.1 Segmentation.....	21
2.1.1 Définition formelle.....	21
2.1.2 Les différentes approches.....	22
2.1.3 L'approche régions.....	23
2.1.4 L'approche contours.....	23
2.2 Les travaux précédents.....	24
2.3 La modalité choisie.....	27
2.3.1 Imagerie par résonance magnétique (IRM) .....	27
2.3.2 Principe de l'IRM.....	27
2.3.3 La résonance magnétique nucléaire (RMN).....	28
2.3.4 Les Pondérations de L'IRM.....	29
2.3.5 Artefacts de l'IRM (artefacts) [57] [58].....	30
a) Bruit.....	30
b) Mouvement.....	31
c) Effet du volume partiel.....	31
d) Variations du champ magnétique (inhomogénéité RF).....	31
2.4 Discussion.....	31

### **Chapitre 3 : Outils Mathématiques**

3.1	Notions de base sur traitement d'image.....	33
3.1.1	L'image.....	33
3.1.2	Les images numériques.....	33
a)	Définition d'image numérique.....	33
b)	Représentation des images numériques.....	34
3.1.3	Pixel.....	35
3.1.4	Voisinage.....	35
3.1.5	Contraste.....	36
3.1.6	Luminance.....	36
3.1.7	La définition et la résolution d'une image.....	36
3.2	Le traitement d'image.....	37
3.3	Seuillage (binarisation) .....	37
3.4	Opérateurs morphologies.....	38
3.4.1	Élément structurant.....	38
3.4.2	Dilatation.....	40
3.4.3	Érosion.....	41
3.4.4	Ouverture Et Fermeture.....	42
3.5	Utilité de l'ouverture et la fermeture.....	43
3.6	Filtre anisotrope.....	44
3.7	Méthodes de classification.....	46
3.7.1	Définition.....	46
3.7.2	Classification par Algorithme K-Means .....	47
a)	Principe.....	47
b)	Algorithme k-means.....	47
3.8	Discussion.....	49

### **Chapitre 4 : Résultats et Interprétations**

4.1	Matériel utilisé.....	50
4.1.1	Quelques concepts MATLAB.....	50
4.1.2	Format de l'image utilisé.....	50
4.2	Organigramme général du système proposé.....	51
4.3	Résultats et interprétations.....	52

a) Phase d'acquisition.....	52
b) Phase de Prétraitement.....	53
c) Phase de segmentation.....	57
d) Phase de post traitement.....	60
4.4 Discussion.....	61
<b>Conclusion Générale.....</b>	<b>62</b>
<b>Références Bibliographiques.....</b>	<b>64</b>

## **LISTE DES ABREVIATIONS**

**ADN** : Acide Désoxyribonucléique

**ARN** : Acide Ribonucléique

**BRCA 1 et 2** : Breast cancer (cancer du sein)

**CIRC** : Center International de Recherche sur le Cancer

**CT-SCAN** : Computed Tomography scan

**CERN** : Organisation Européenne pour la Recherche Nucléaire

**FIGO** : Fédération Internationale de Gynécologie et d'Obstétrique

**FSH** : Hormone Follicule-Stimulante

**HR** : Recombinaison Homologue

**HTS** : Hormonothérapie Substitutive

**IRM** : Imagerie par Résonance Magnétique

**LH** : Hormone Lutéinisante

**NG** : Niveau de Gris

**NNZ** : Number of Non Zero

**RMN** : Résonance Magnétique Nucléaire

**RF** : Radio Fréquences

**SVM** : Support Vector Machine.

**TDM** : Tomodensitométrie

**TNM** : Tumeur Node Métastase

**TE** : Temps d'écho

[Tapez ici]

**TR** : Temps de Répétition

**2D, 3D** : Deux, Trois Dimensions

[Tapez ici]

[Tapez ici]



## LISTE DES FIGURES ET TABLEAUX

**Figure 1.1** Appareil génitale chez la femme

**Figure 1.2** Coupe d'un ovaire

**Figure 1.3** Coupe d'un ovaire et cycle ovarien

**Figure 1.4** Variation des hormones au cours du cycle ovarien

**Figure 1.5** Les différents types de cancer de l'ovaire

**Figure 1.6** Localisation des gènes BRCA1 et BRCA2

**Figure 1.7** Structure du gène BRCA1

**Figure 1.8** Les fonctions du gène BRCA1

**Figure 1.9** Le rôle du gène BRCA2 dans la réparation des cassures double brins

**Figure 2.1** Les différentes approches de segmentation

**Figure 2.2** Exemple de segmentation en régions

**Figure 2.3** Exemple de segmentation en contour

**Figure 2.4** Un atome de spin non nul assure un mouvement de précession de Larmor autour d'un champ magnétique constant ( $B_0$ )

**Figure 3.1** Chaîne d'acquisition d'image numérique.

**Figure 3.2** Schéma type de la numérisation et du prétraitement.

**Figure 3.3** Transformation d'image en NG en image binaire

**Figure 3.4** Éléments structurants plans isotropes élémentaires. L'origine de chaque élément structurant est son centre

**Figure 3.5** Relation de voisinage pour un élément structurant carré à 8-

**Figure 3.6** Quelques exemples d'éléments structurants.

**Figure 3.7** Dilatation de X par un élément structurant B.

**Figure 3.8** Érosion de X par un élément structurant B.

**Figure 3.9** L'ouverture et la fermeture de X par B.

**Figure 3.10** Allure des fonctions

(a)  $g_1$  sur la courbe (1)

(b)  $g_2$  sur la courbe (2)

**Figure 3.11** Représentation de la barrière de diffusion  $K=15$ .

**Figure 3.12** Exemple de partition des classes à base de K-Means

**Figure 4.1** Schéma synoptique général de la méthode proposée

**Figure 4.2** Schéma synoptique de la phase d'acquisition d'image

**Figure 4.3** Image originale

**Figure 4.4** Schéma synoptique de la phase de prétraitement

**Figure 4.5** Image en niveaux de gris (NG)

**Figure 4.6** Sélection de la région d'intérêt

a) Rectangle de recadrage

b) Région sélectionnée

**Figure 4.7** Binarisation

a) Région d'intérêt

b) Histogramme

c) Image binarisé

d) Application du masque

**Figure 4.8** Filtrage anisotropique

a) Image originale

b) Image filtrée

**Figure 4.9** Schéma synoptique de la phase de segmentation

**Figure 4.10** Classification par K-means

a) Classification en 4 classes

b) La classe choisi

**Figure 4.11** Sélection de la classe tumorale

**Figure 4.12** La région tumorale

**Figure 4.13** Détection de contours

**Figure 4.14** Schéma synoptique de la phase de post traitement

**Figure 4.15** Résultat de la surface

**Tableau 1.1** Classification anatomocliniques des cancers de l'ovaire correspondance FIGO-TNM

**Tableau 3.1** Propriétés de l'érosion et de la dilatation

**Tableau 3.2** Propriétés de l'ouverture et de la fermeture

Le cancer de l'ovaire est le septième cancer chez la femme [1], il se situe en quatrième position des cancers gynécologique, derrière le cancer du sein, le cancer du col de l'utérus, et le cancer de l'endomètre [2] et il représente la quatrième cause de décès par cancer chez la femme [1] et la première cause de décès par cancer gynécologique [2]. Les tumeurs les plus fréquentes sont les tumeurs épithéliales, adénocarcinome[3].

Le taux de survie de cancer de l'ovaire est plus faible de tous les cancers gynécologiques [4], (la survie à 5ans pour les cancers de stade avancé est environ 40%) [5]. Il se caractérise partout dans le monde par un manque de connaissance des symptômes et un diagnostic à un stade avancé, et pour lequel il n'existe aucun moyen de guérison.

Chaque année, près d'un quart de 5 million de femmes à travers le monde reçoivent un diagnostic de cancer de l'ovaire et la maladie cause 140.000 décès. Contrairement à d'autre forme de cancer, les pays développés et en voie de développement sont touchés de la même façon par la maladie [4].

En Algérie, près de 2000 femmes algériennes atteintes de cancer de l'ovaire chaque année avec une fréquence accrue aux alentours de la quarantaine et de la soixantaine [6].

Le cancer de l'ovaire touche le plus souvent des femmes âgées de plus de 45 ans, il s'agit d'un cancer silencieux et récidivant qui impose une plus grande vigilance [7].

Les cancers de l'ovaire sont liés à une prédisposition génétique dans environ 5 à10% des cas. Les gènes BRCA1et BRCA2 sont responsables de cette prédisposition [8]. Il n'existe pas de dépistage du cancer ovarien à un stade précoce [7].

Notre travail consiste à donner une idée générale sur le cancer de l'ovaire et ces facteurs de risque

## 1.1 Appareil génital féminin

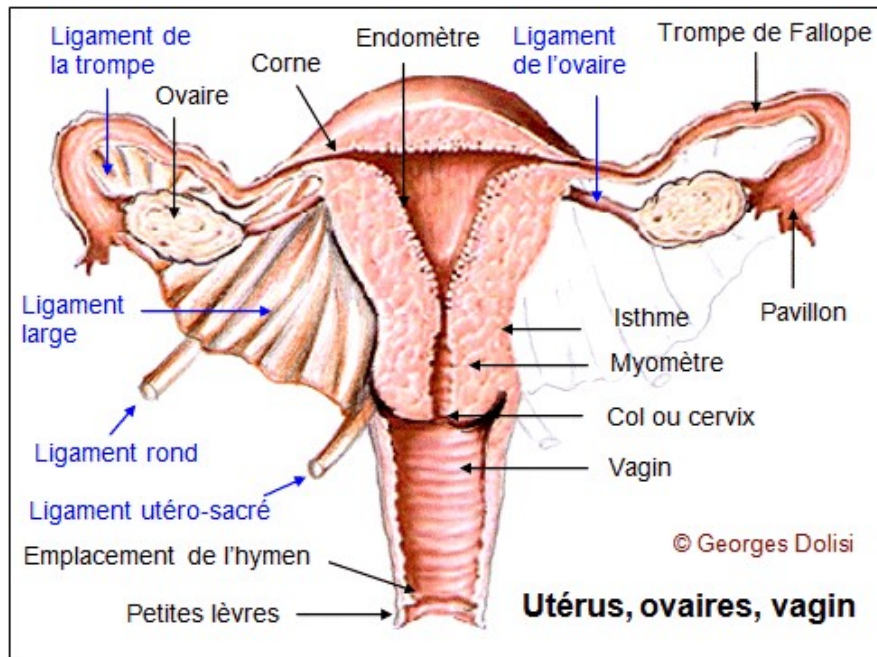
L'appareil génital féminin est l'ensemble des organes chargés de la reproduction chez la femme [9]. Il se compose : de deux glandes, les ovaires qui produisent les ovules, de deux trompes utérines qui produisent les ovules jusqu'à dans l'utérus, de l'utérus dans lequel se développe l'œuf fécondé, du vagin et de la vulve qui constituent les organes de la copulation [10]. L'activité génitale de l'appareil génital féminin est de durée relativement courte (30 à 35ans). Elle Commence à la puberté et fini à la ménopause [11].

L'appareil génital féminin possède six fonctions principales :

- La production de gamètes femelle, les ovules, par le processus de l'ovogenèse.
- L'accueil des gamètes males, les spermatozoïdes.

- La constitution d'un environnement approprié à la fécondation.
- La constitution d'un environnement pour le développement du fœtus.
- L'expulsion du fœtus à maturité.
- La nutrition du nouveau-né.

Ces fonctions sont toutes sous le contrôle de mécanismes hormonaux et nerveux [12].



*Figure 1.1.*Appareil génital chez la femme [13].

### 1.1.1 Anatomie de l'ovaire

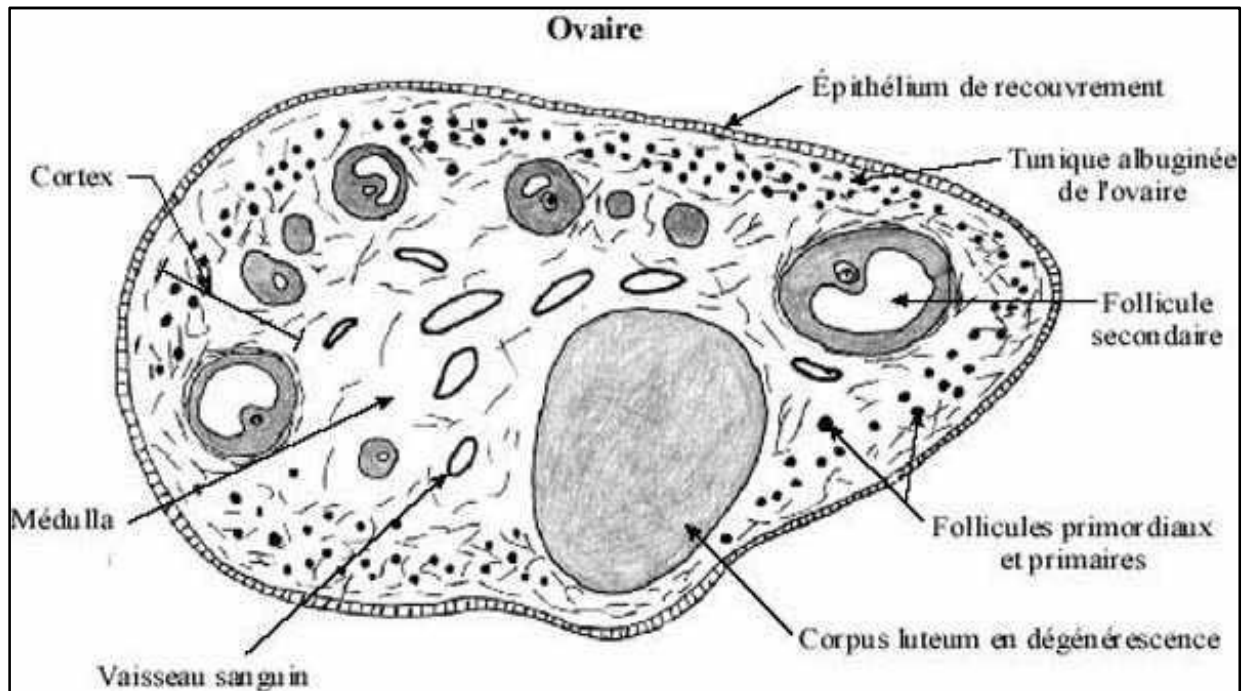
Les ovaires sont des petites glandes, grosses comme des amandes, enfouies profondément dans la partie supérieure du petit bassin. Ils sont reliés à l'utérus de part et d'autre par des ligaments et les trompes de Fallope ; ils sont en contact avec l'abdomen, les organes digestifs et le péritoine (Le péritoine est une grande poche de forme un peu compliquée et qui solidarise tous les organes digestifs) [16]. Chaque glande comporte un canal excréteur qui mesure 10 mm de longueur et 2 mm de largeur, chaque canal vient se jeter par un petit orifice dans le sillon nympho-hyménal [17].

Les ovaires sont maintenus en place dans l'abdomen grâce à trois ligaments:

- les ligaments propres de l'ovaire tendus entre la corne utérine et l'extrémité utérine de l'ovaire.
- ligaments suspenseur de l'ovaire, attachant l'extrémité tubaire de l'ovaire au rétropéritoine.
- le péritoine, formant le mésovarium, adhérent au bord antérieur de l'ovaire.

La structure histologique de l'ovaire:

- La région médullaire ou centrale, où se trouvent des tissus conjonctifs et des vaisseaux sanguins;
- La zone corticale qui comprend des structures cellulaires : les follicules ovariens[15].



*Figure 1.2.* Coupe d'un ovaire [18].

### 1.1.2 Fonction ovarienne

Les glandes sexuelles féminines assurent deux fonctions essentielles :

- Exocrine : élaboration de l'ovocyte « production d'ovocyte mature ovules ».
- Endocrine : sécrétion d'hormones stéroïdes[19].

### 1.1.3 Fonction endocrine

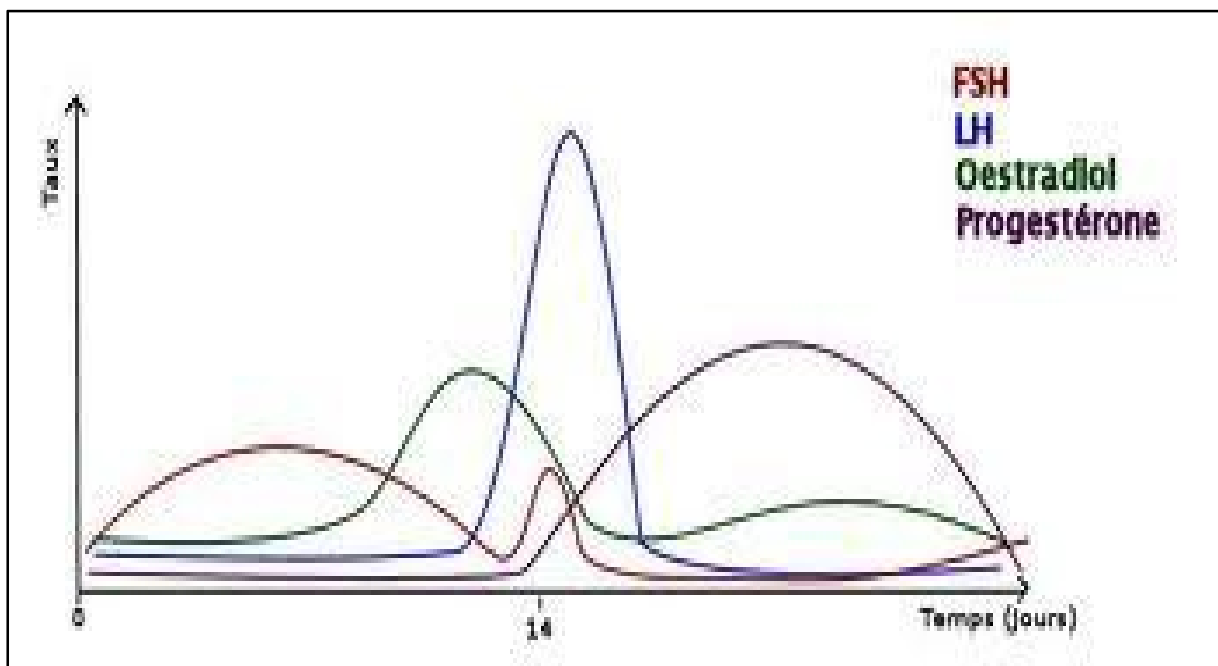
L'ovaire assure la sécrétion de trois types d'hormones sexuelles : les œstrogènes, la progestérone et les androgènes [20].

Il y a trois types d'œstrogènes secrétés par l'ovaire :

- l'oestrone (E1).
- l'oestradiol (E2).
- l'oestriol (E3)[14].

### 1.1.4 Fonction exocrine

L'ovaire permet la production des gamètes femelles à lieu au cours d'une maturation à partir de follicules. Ceux-ci, au nombre de 40000 environ, sont composés d'un ovocyte entouré de quelques cellules particulières, 400 de ces follicules arrivèrent au stade mûr de follicule de De Graff, sur sa paroi interne existe un petit monticule qui fait saillie dans la cavité et s'appelle le cumulus proligère. Il contient l'ovocyte, le tissu du cumulus s'étend sur le pourtour, où il s'appelle granulosa, la zone interne de la paroi folliculaire où s'implante le cumulus s'appelle thèque interne, c'est elle qui secrète les œstrogènes arrivé à maturation, la follicule se rompt et l'ovule est projeté lors de l'ovaire pour être capté par la trompe : c'est l'ovulation [21].



*Figure 1.3.* Variation des hormones au cours du cycle ovarien [22].

### 1.1.5 Cycle ovarien

Le cycle ovarien ou le cycle menstruel est l'ensemble des modifications de l'appareil génital féminin, du premier jour des règles jusqu'au premier jour des règles à venir. Le cycle menstruel dure 28 jours, ce cycle débute et se termine par les menstruations « règles » et comporte 3 grandes phases : La phase folliculaire, la phase ovulatoire et la phase lutéale.

**a) Phase folliculaire**

C'est la phase de croissance folliculaire, cette phase s'étend du 1er jour du cycle jusqu'à l'ovulation qui a généralement lieu le 14ème jour d'un cycle idéal de 28 jour. Il dur donc en moyenne 14 jour, mais sa durée peut varier considérablement d'une femme à l'autre.

Du premier au 14ème jour du cycle : la maturation folliculaire s'effectue sous l'influence de la FSH hypophysaire qui est déclenchée par la GnRH hypothalamique. Dès que les follicules sont assez gros, ils commencent à sécréter des œstrogènes, dont le taux va commencer à augmenter dès le 5ème jour du cycle. Ces œstrogènes vont alors diminuer la synthèse de la FSH par l'hypophyse, et la plupart des follicules qui ne sont plus stimulés par cette FSH vont commencer à dégénérer. Seul un follicule en générale, le plus sensible à la FSH va poursuivre sa croissance et arriver à maturation à la fin de cette phase. C'est le follicule dominant qu'à maturité portera le nom de follicule de De Graaf. Pendant ce temps, au niveau de l'utérus sous l'influence des œstrogènes, l'endomètre qui avait été éliminé lors des règles, commence à se régénérer ; c'est la phase proliférative.

**b) Phase ovulatoire**

L'ovulation est une période de courte durée (en moyenne 48 heures) qui se caractérise par la libération de l'ovocyte mature par l'ovaire et sa captation par l'ampoule de la trompe de Fallope. Dès que le taux d'œstrogène atteint un seuil, il stimule la sécrétion de LH par hypophyse.

Le taux de cette hormone augmente alors rapidement (c'est le pic de LH), et déclenche l'ovulation proprement dite, qui survient en moyenne 36 à 48 heures après le début de pic.

**c) Phase lutéale**

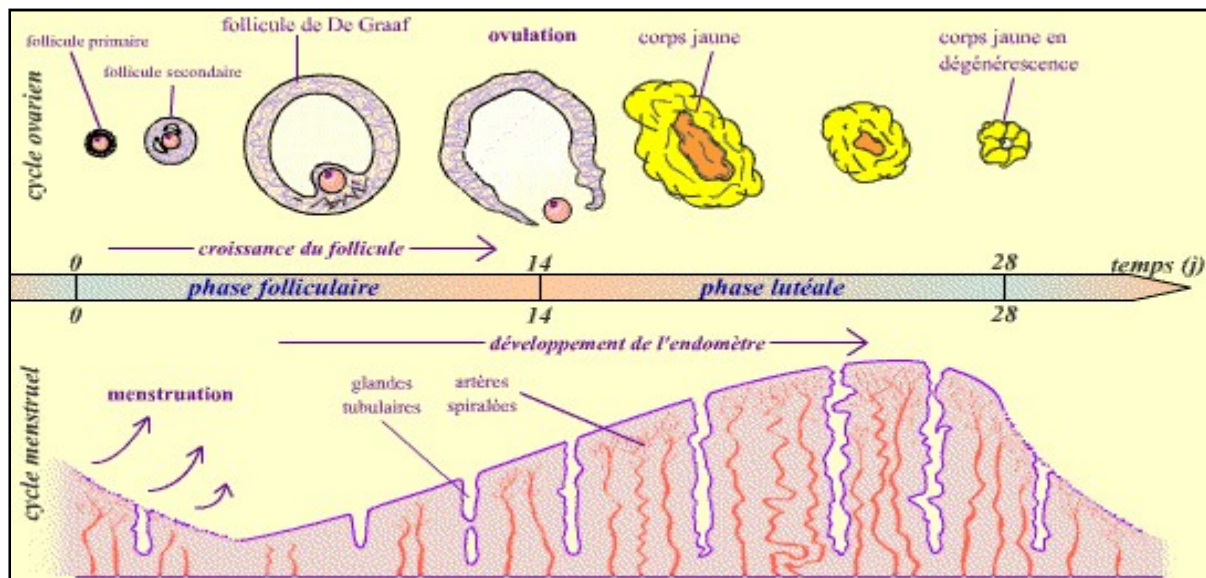
Cette phase s'étend de l'ovulation à l'arrivée des règles, sa durée est relativement constante et peu variable, de 12 à 16 jours. Elle est caractérisée par deux phénomènes :

-La formation et ensuite la dégénérescence du corps jaune : le follicule de De Graaf qui a libéré l'ovocyte mature va se remplir de sang « follicule hémorragique » et ses cellules vont se modifier, il va dès lors sécréter principalement de la progestérone (et aussi un peu d'œstrogènes) qui atteint un pic maximal vers le 9ème jour post-ovulatoire. En l'absence de fécondation et nidation, le corps jaune va commencer à régresser dès le 9ème jour qui suit l'ovulation et le taux de progestérone et des œstrogènes vont diminuer.

-Le développement de l'endomètre qui se prépare à une éventuelle nidation : sous l'action de la progestérone, la paroi de l'endomètre s'épaissit et se vascularise (phase sécrétoire). En absence de nidation suite à la chute de la progestérone, cette paroi va être éliminée en fin de



cycle, ce qui déclenche des saignements : les menstruations[23].



**Figure 1.4.** Cycle ovarien.

## 1.2 Cancer des ovaires

Un cancer de l'ovaire survient lorsque des cellules de l'ovaire, initialement normales, se transforment et se multiplient de façon anarchique jusqu'à former une tumeur maligne. Dans près de 9 cas sur 10, le cancer de l'ovaire se développe à partir des cellules épithéliales, on parle d'adénocarcinome. D'autres formes de cancers peuvent se développer à partir des follicules ovariens (tumeurs germinales malignes) ou de tissu de soutien qui forme le corps des ovaires (tumeurs du stroma et des cordons sexuels). Ces cancers sont rares.

Des tumeurs dites frontalières, ou borderline c'est-à-dire à la limite entre tumeurs bénignes (non cancéreuses) et tumeurs malignes (cancéreuses) sont également possibles [24].

### 1.2.1 Les Causes

La prédisposition génétique est la principale cause qui impacte sur l'incidence du cancer de l'ovaire. 10% des cancers de l'ovaire sont ainsi directement liés à une cause d'origine génétique. En effet, les gènes BRCA1 ou BRCA2 sont les gènes qui, avant l'âge de 60 ans, subissent une mutation qui va influencer le développement du cancer de l'ovaire. Les femmes qui n'ont pas eu d'enfant, les femmes ménopausées tardives et les femmes qui ont eu leurs règles très jeunes sont plus susceptibles d'avoir un cancer de l'ovaire[25].

### 1.2.2 Les facteurs de risque

Il existe plusieurs facteurs de risque suspectés d'être en lien avec une



augmentation des cancers de l'ovaire [27]. En dehors de l'âge, on peut distinguer trois grands types de facteurs de risque : génétiques, hormonaux et ceux liés à l'environnement [26].

#### **a) Facteurs hormonaux**

Les risques de développer un cancer de l'ovaire sont plus élevés chez les femmes :

- Qui n'ont pas eu d'enfants.
- Première grossesse tardive (qui a eu leur premier enfant à un âge tardif).
- Hypofertilité, qui a eu une puberté précoce.
- Ménopause tardive (>55ans),
- Impact de l'utilisation des traitements hormonaux, comme les femmes qui prennent des pilules contraceptives durant au moins 5ans ont un risque plus faible de cancer de l'ovaire [27].

#### **b) Facteurs environnementaux**

Environ 5 à 10% des cancers seraient liés à des facteurs environnementaux. Les différents agents environnementaux et professionnels qui pourraient constituer des facteurs de risque estiment que l'augmentation de cancer de l'ovaire sont : les solvants et produits dérivés, les poussières minérales de type fibres vitreuses synthétique, les pesticides, même les alimentations riches en graisses animales et les régimes riches en fruits et légumes, les composés organochlorés et organophosphorés, l'atrazine et les dithiocarbamates, des herbicides à base d'acide phénoxy [28].

### **1.2.3 Type de cancer des ovaires**

Le cancer des ovaires peut atteindre une seule des glandes ou les deux (dans 1/3 des cas). Parfois une tumeur peut être bénigne touchant généralement des femmes jeunes ; il s'agit alors d'un kyste (masse solide non cancéreuse) qui ne prolifère pas mais qu'il est indispensable d'enlever par intervention chirurgicale s'il persiste ou s'il grossit. Ensuite les tumeurs malignes qui sont existées à trois principaux types de cancer de l'ovaire classifiés en fonction du type de cellule à partir duquel ils se développent [29].

#### **a) Adénocarcinome**

C'est le type le plus fréquent de cancer de l'ovaire (environ 90% des cas). Cette tumeur se développe dans les cellules qui forment la couche externe de l'ovaire (les cellules

épithéliales). Un seul ovaire ou les deux ovaires peuvent être atteints [30]. Il en existe plusieurs formes :

- Les tumeurs séreuses (50% des cas).
- Les tumeurs mucineuses (10% des cas).
- Les tumeurs endométrioïdes (15% des cas).
- Les adénocarcinomes à cellules claires.
- Les tumeurs de Brenner.
- Les tumeurs mixtes épithéliales.
- Les carcinomes indifférenciés.

### **b) Tumeurs germinales**

Les tumeurs des cellules germinales sont un type rare de tumeurs de l'ovaire. Environ 5 à 10% des cas. Ils commencent dans les cellules qui forment les ovules dans l'ovaire. Ils sont habituellement trouvés dans des adolescentes et jeunes femmes. Et ils touchent généralement un seul ovaire. Contrairement à d'autres types de cancer de l'ovaire, qui n'ont pas tendance à avoir des symptômes très tôt, les cancers des cellules germinales causent de la douleur et l'inconfort qu'à ses débuts [31]. Elles comprennent les sous types suivants :

- Dysgerminomes.
- Tumeurs du sinus endodermique.
- Carcinome embryonnaire, tératome malin, choriocarcinome, poly embryome et tumeurs mixtes des cellules germinales[29].

### **c) Tumeurs du stroma et des cordons sexuels**

Environ moins de 5% des cas de cancer de l'ovaire, elles se développent à partir des cellules qui soutiennent les ovaires. Ces tumeurs touchent généralement les femmes âgées de moins de 50ans [29]. Il en existe deux sortes de kystes :

- **Les kystes fonctionnelles**

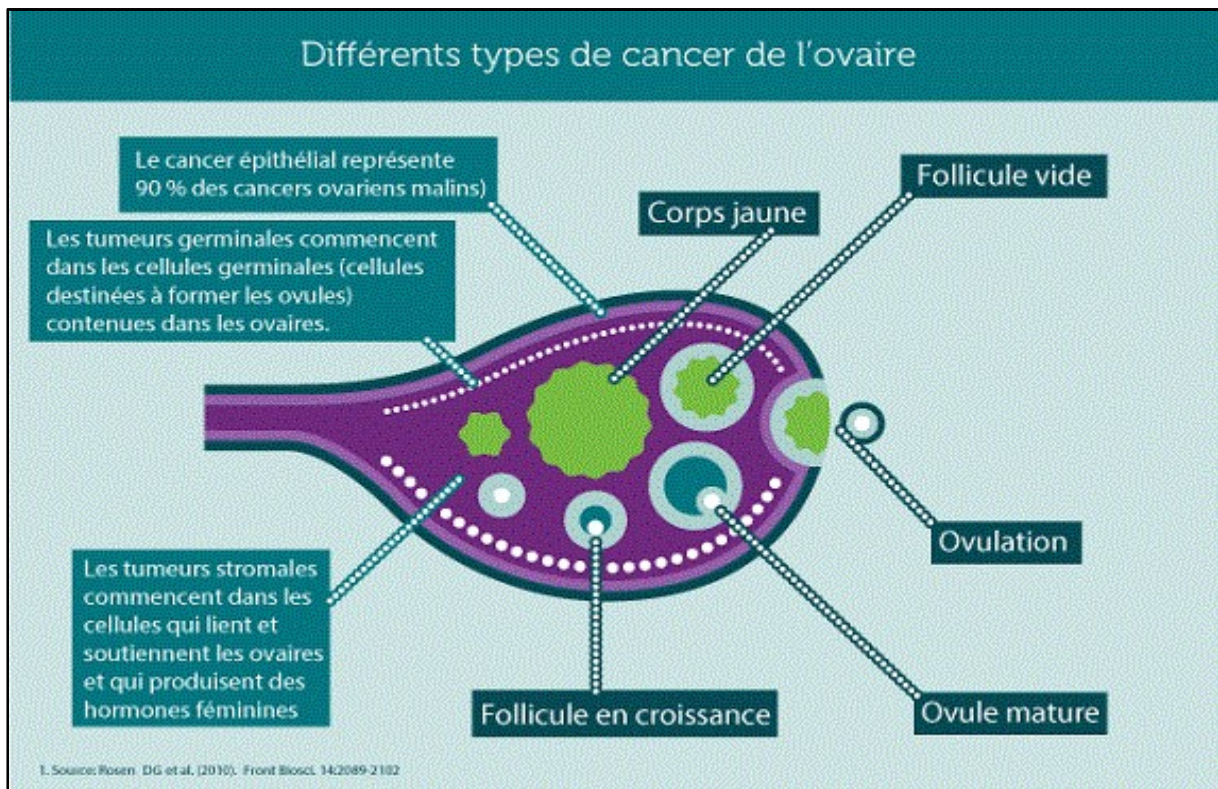
Ils représentent la grande majorité des cas de kystes de l'ovaire (environ 90%), ils évoluent au cours du cycle menstruel et sont souvent liés à une maturation anormale d'un ou plusieurs ovules, ils peuvent disparaître spontanément en quelques mois ou après un traitement oestroprogestatif.

- **Les kystes organiques**

Ils se caractérisent par des végétations internes, un diamètre supérieur à 6cm, une partie solide et une paroi épaisse. Ces kystes résultent d'un développement anormal des cellules de l'ovaire, dans de rares cas, ils peuvent s'agir d'un cancer qui doit être enlevés chirurgicalement car ils peuvent se compliquer ou dégénérer.

Il en existe plusieurs formes des kystes organiques classifiés selon le type de cellule qui structurent le kyste :

- Les kystes muqueux (les plus fréquents).
- Les kystes séreux.
- Les kystes dermoïdes [32].



*Figure 1.5.* Les différents types de cancer de l'ovaire [33].

#### 1.2.4 Stadification et classification anatomo-clinique des cancers de l'ovaire correspondance FIGO-TNM

La stadification est une façon de décrire ou de classer un cancer selon l'étendue de la maladie dans le corps. Le système de stadification auquel on le plus souvent recourt dans le cas du cancer de l'ovaire est la classification TNM.

La classification TNM sert de base à la classification de la fédération internationale de gynécologie et d'obstétrique (FIGO).

Les stades sont exprimés par un chiffre allant de 0 (le moins avancé) à IV (le plus avancé). La classification TNM signifie et prend en compte :

T : « Tumeur » suivie d'un chiffre allant de 0 à 3 décrit la taille de la tumeur et son extension.

N : « No de terme anglais pour les ganglions lymphatiques » suivie d'un chiffre allant de 0 à 3 indique si le cancer s'est étendu aux ganglions lymphatiques situé près de l'organe. Si les ganglions touchés sont fixés à d'autres structures anatomiques.

M : « Métastase » suivie d'un 0 ou d'un 1 indique si le cancer s'est étendu ou non à des organes distants (s'il a métastasé) [34].

Stade de la FIGO	TNM	Description
Stades I	T1	Tumeur limitée aux ovaires
IA	T1a	1 ovaire. capsule intacte, cytologie péritonéale négative
IB	T1b	2 ovaires, capsules intactes, cytologie péritonéale négative
IC	T1c	1 ou 2 ovaires ou rupture capsulaire ou cytologie positive
Stades II	T2	Tumeur limitée au pelvis
IIA	T2a	Extension à l'utérus ou aux trompes, cytologie péritonéale négative
IIB	T2b	Extension autres organes du pelvis (vessie, colon, rectum), cytologie péritonéale négative
IIC	T2c	IIA ou IIB + cytologie péritonéale positive
Stades III	T3 Et/ ou N1	Tumeur limitée à l'abdomen
IIIA	T3a	Extension péritonéale microscopique
IIIB	T3b	Extension péritonéale $\leq 2$ cm
IIIC	T3c	Extension péritonéale $> 2$ cm

	N1	Ganglions rétro-péritonéaux ou inguinaux
stades IV	M1	Métastases à distance

**Tableau 1.1.** Classifications anatomo-clinique des cancers de l'ovaire correspondance FIGO- TNM [35].

### 1.2.5 Grades du cancer de l'ovaire

Le grade du cancer correspond à son degré de malignité, c'est-à-dire à son agressivité, il est déterminé par l'analyse au microscope de cellules cancéreuses prélevées lors de la chirurgie ou lors d'une biopsie. Il existe trois grades, numérotés de 1 à 3 :

- Grade 1 correspond aux tumeurs les moins agressives, qui se développent lentement et sont bien différenciées.
- Grade 2 est un grade intermédiaire.
- Grade 3 correspond aux tumeurs les plus agressives qui se développent rapidement et présentent un risque élevé de se disséminer dans d'autres parties du corps [36].

## 1.3 Gènes de susceptibilité et le cancer de l'ovaire

### 1.3.1 Généralités

Les cancers de l'ovaire sont liés à une prédisposition génétique rare environ 5 à 10% des cas. Deux gènes sont principalement responsables de cette prédisposition : le gène BRCA1 et à un degré moindre le gène BRCA2, ces deux gènes jouent un rôle dans la prédisposition au cancer du sein environ 12% et 1.4% pour le cancer de l'ovaire. Ces risques sont augmentés chez une femme présentant une anomalie des gènes BRCA1 ou BRCA2 [38].

### 1.3.2 Définition de gène BRCA

Les gènes BRCA (Breast cancer = cancer du sein) sont des gènes de l'espèce humaine appartenant à une classe de gènes dits (gènes suppresseurs de tumeurs) ont été découverts en 1994 et 1995, respectivement le gène BRCA1 situé sur le bras long du chromosome 17 en 17q21 (plus de 600 mutations ou variations de séquence ont été identifiées sur ce gène. Le risque de développer au cours de la vie d'une femme un cancer du sein est d'environ 65% et un cancer de l'ovaire est d'environ 45%) et le gène BRCA2 situé sur le bras long du chromosome 13 en 13q12 (plus de 100 mutations ou variations de séquence ont été identifiées sur ce gène, chez une femme porteuse, le risque de développer au cours de sa vie un cancer du sein et d'environ 70% et un cancer de l'ovaire d'environ 15%).

Les gènes BRCA1 et BRCA2 Ce sont des gènes de très grandes tailles environ 80 kb

et présentant de grandes similitudes[37].

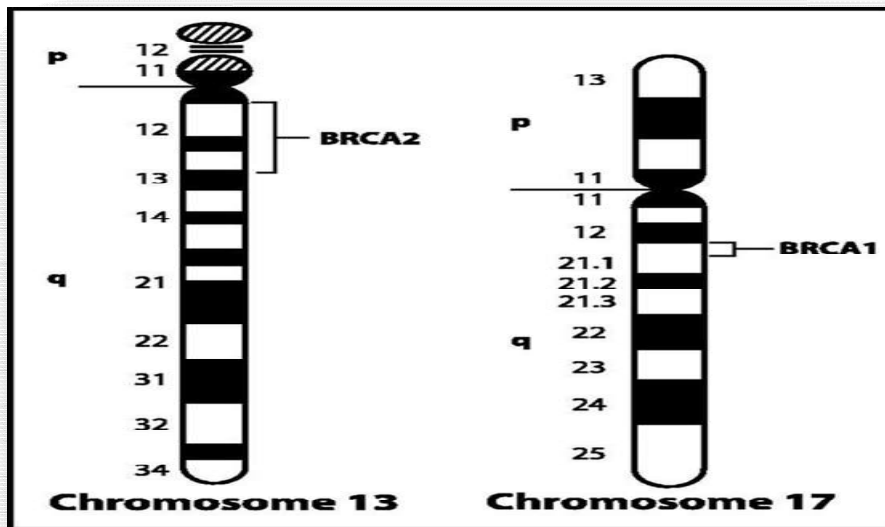


Figure 1.6. Localisation des gènes BRCA1 et BRCA2 [38].

### 1.3.3 Structure des gènes BRCA

#### a) Structure de gène BRCA1

Le gène BRCA1 est localisé sur le chromosome 17 en 17q21-1, il est constitué de 24 exons répartis sur 81 Kb d'ADN, dont 22 sont codants. La caractéristique de BRCA1 est la présence d'un grand exon central, l'exon 11 de 3426 Pb, qui représente 60% de la séquence codante, la taille des autres exons varie de 41 à 311 Pb. Les introns quant à eux représentent 91% de la séquence du gène et comportent de nombreuses séquences répétées dont 42% sont de type Alu. BRCA1 est ainsi l'un des plus riches gènes humains en séquence Alu. Le gène BRCA1 code pour une phosphoprotéine de 1863 acides aminés. Il donne naissance à un ARN messager d'une longueur de 7.8 Kb [39].

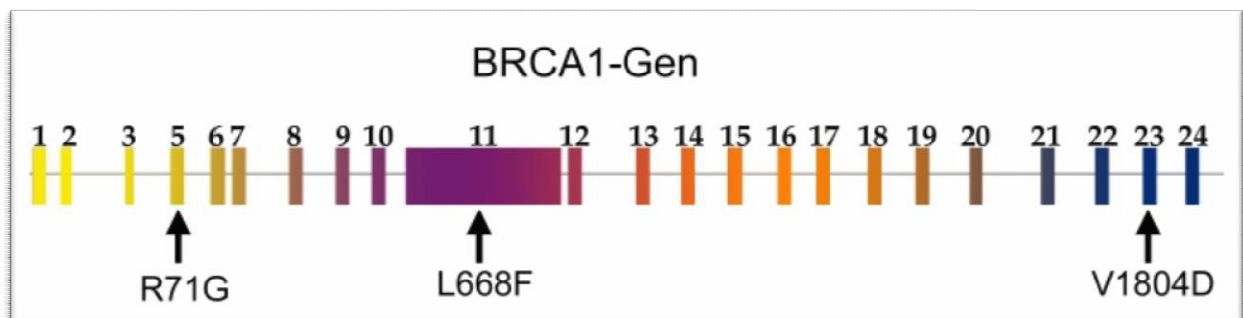


Figure 1.7. Structure de gène BRCA1 [40].



## b) Structure de gène BRCA2

Le gène BRCA2 se trouve sur le bras long du chromosome 13 en 13q12-13, il est constitué de 27 exons, dont 26 sont codants, répartis sur 84Kb d'ADN. Deux exons centraux de grandes tailles. Les exons 10 de 116pb et 11 de 4932pb représentent 59% de la séquence codante. Les introns représentent 86% de la séquence génomique. Les éléments répétés occupent 47% de la séquence génomique de BRCA2, le transcrit principal de BRCA2 de 11 Kb code pour une phosphoprotéine de 3418 acides aminés

Les deux gènes présentent donc un grand exon 11, et des sites d'initiations de la traduction dans l'exon 2 [39].

## 1.3.4 Rôle des gènes BRCA

### a) Fonction du gène BRCA1

Le gène BRCA1 appartient à une classe de gènes appelés gènes suppresseurs de tumeur. Comme beaucoup d'autres suppresseurs de tumeurs, la protéine produite à partir du gène BRCA1 aide à empêcher les cellules de se développer, et en divisant trop rapidement ou de manière incontrôlée.

Le gène BRCA1 se lie à de très nombreuses protéines cellulaires in vivo et semble avoir de multiples fonctions dépendantes du contexte cellulaire, dans les domaines de la réparation des dommages de l'ADN, en particulier par recombinaison homologue.

En aidant à la réparation de l'ADN, BRCA1 joue un rôle dans le maintien de la stabilité de l'information génétique d'une cellule et dans les phénomènes d'apoptose et dans le contrôle de différentes phases du cycle cellulaire. Le gène BRCA1 régule aussi la transcription de très nombreux gènes cibles comme GADD45, mdm2, c-myc, Elk1, p21 mais aussi de nombreux gènes impliqués dans les voies de signalisation des hormones sexuelles dont RE $\alpha$  [41].

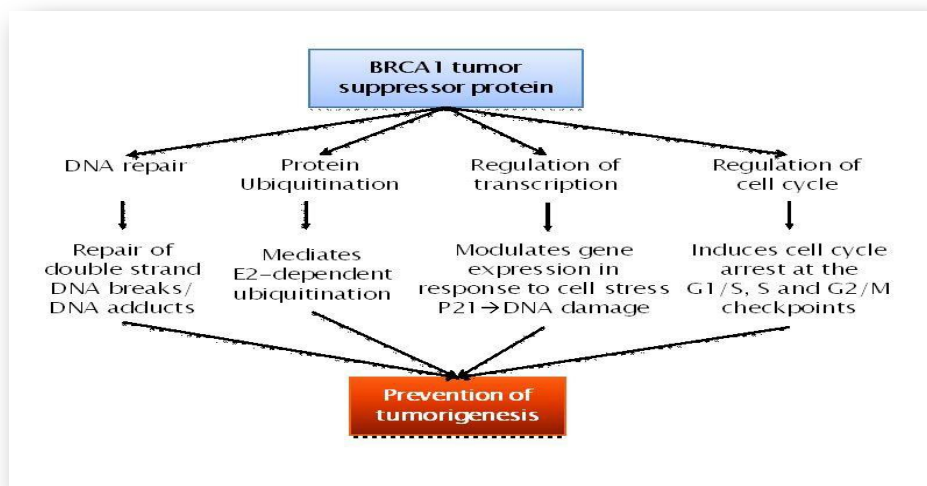


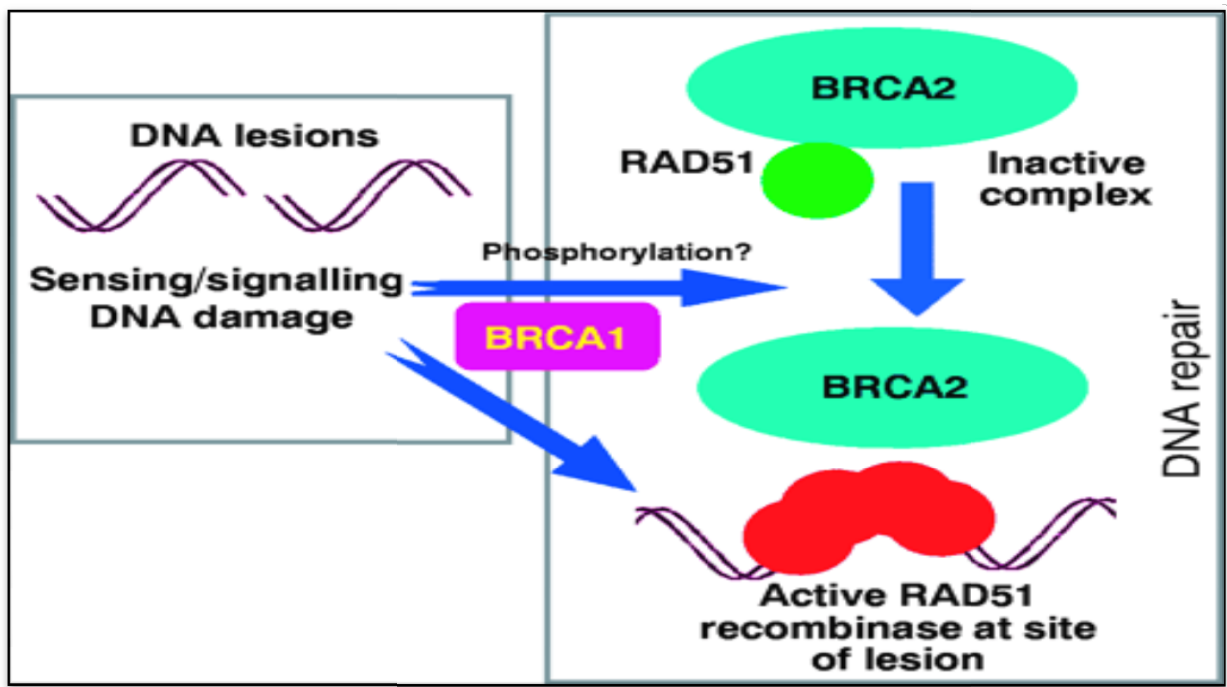
Figure 1.8. Fonctions de gène BRCA1 [42].

### b) Fonction du gène BRCA2

Le gène BRCA2 agit comme des gardiens du génome, il est l'une des protéines majeures du complexe de réparation des lésions de l'ADN par recombinaison homologue (HR) avec rad51. Le BRCA2 implique dans la régulation du cycle cellulaire et dans le maintien de la stabilité génomique.

Le gène BRCA2 joue un rôle essentiel dans la régulation de la transcription et dans le remodelage de la chromatine.

Globalement, les deux protéines BRCA1 et BRCA2 interviennent donc de façon majeure dans la réponse cellulaire aux lésions génotoxiques [43].



*Figure 1.9.* Rôle de BRCA2 dans la réparation des cassures double brin [43].

## 1.4 Diagnostic

Les cancers de l'ovaire sont des cancers de mauvais pronostic, environ 80% des cas sont trop souvent diagnostiqués à un stade avancé.

Le diagnostic du cancer de l'ovaire se fait à partir de l'examen chimique, gynécologique et par un dosage du marqueur tumoral, complété par des examens d'imagerie médicale, dont l'échographie pelvienne et l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Mais ce n'est que l'exploration chirurgicale qui permet d'établir le diagnostic et de faire un bilan précis de l'extension locale du cancer de l'ovaire.



### 1.4.1 Examen clinique et gynécologique

L'examen gynécologique permet au médecin de rechercher tout signe de cancer de l'ovaire. Lors de ces examens, il est possible que le médecin :

- Fasse un examen pelvien pour vérifier l'utérus, le vagin, les ovaires, les trompes de Fallope, la vessie et le rectum à la recherche de changements inhabituels.
- Palpe l'abdomen à la recherche d'une masse, d'un ballonnement ou de l'enflure d'organes comme le foie.

### 1.4.2 Analyses biochimiques sanguines

Lors d'une analyse biochimique sanguine, on mesure le taux de substances chimiques dans le sang. Elle permet d'évaluer la qualité de fonctionnement de certains organes et aussi de détecter des anomalies.

### 1.4.3 Imagerie médicale

Quand un médecin découvre une anomalie ou une augmentation du volume des ovaires, une échographie, une tomodensitométrie ou une IRM sont souvent prescrites pour affiner les résultats.

- **Échographie transvaginale**

Lors d'une échographie, on a recours à des ondes sonores de haute fréquence pour produire des images des structures du corps. On a recours à l'échographie transvaginale pour :

- Trouver une masse à l'ovaire et voir si c'est une tumeur solide ou un kyste rempli de liquide.
- Voir la forme et la taille de l'ovaire ainsi que son contenu.
- Voir s'il y a une accumulation de liquide dans l'abdomen (ascite).

- **Tomodensitométrie (TDM)**

Lors d'une TDM, on emploie des appareils radiographiques particuliers afin de produire des images à 3 dimensions et en coupes des organes, tissus, os et vaisseaux sanguins du corps. Un ordinateur assemble les clichés en images détaillées. On y a recours pour :

- Évaluer le bassin, l'abdomen et les ganglions lymphatiques entourant les ovaires,
- Savoir si le cancer c'est propagé à d'autres organes ou tissus,
- Aider le médecin à faire la biopsie d'une région qu'on croit affectée par les métastases...

- **Imagerie Par Résonance Magnétique (IRM)**

Imagerie Par Résonance Magnétique Abdomino-Pelvienne technique médicale utilisé pour permet de faire des coupes d'organes.

L'IRM ressemble à un CT-scan, dont on aurait remplacé les rayons X par des champs magnétiques très puissants. Ici aussi, le médecin peut obtenir une sorte de coupe transversale virtuelle de l'organisme. Les différents organes sont visualisés sur un écran ordinateur. Un produit de contraste (gadolinium) est généralement injecté avant l'examen. L'IRM donne en générale de meilleures images que le CT-scan au niveau des tissus mous.

### **1.5 Traitement du cancer des ovaires**

Le traitement du cancer de l'ovaire peut varier d'un établissement à l'autre, mais les plans de traitements sont généralement basés sur les éléments suivants :

- Le stade du cancer de l'ovaire,
- Le type et la taille de la tumeur,
- L'âge de la femme et son état de santé générale,
- Le fait que le cancer vient d'être diagnostiqué ou est réapparu [44].

Les traitements du cancer des ovaires sont la chirurgie, la chimiothérapie, la radiothérapie et l'hormonothérapie.

#### **1.5.1 Chirurgie des cancers de l'ovaire**

Le traitement des cancers des ovaires par chirurgie reste quasiment incontournable. Souvent, il est procédé à l'ablation des ovaires, des trompes de Fallope et de l'utérus.

#### **1.5.2 Chimiothérapie du cancer des ovaires**

Au niveau de la chimiothérapie utilisée en cas d'adénocarcinomes ou tumeurs épithéliales, les médicaments peuvent être :

- Du sel de platine (carboplatine, oxaliplatine, cisplatine, etc.).
- Du taxane.

Pour les tumeurs germinales ou stromales les médicaments peuvent être :

- Du sel de platine (carboplatine, oxaliplatine, cisplatine, etc.).
- De l'etoposide.
- Du bléomycine [45].

#### **1.5.3 Radiothérapie du cancer des ovaires**

La radiothérapie est un traitement utilisé dans le cancer des ovaires. Elle a pour but à

détruire les cellules cancéreuses à l'aide d'appareils qui émettent des rayons .Ces rayons doivent détruire les cellules cancéreuses qui pourraient subsister après la chirurgie [46].

Ce traitement utilisé pour soulager des douleurs provoquées par la tumeur ou si la patientene peut recevoir la chimiothérapie [45]. Un traitement par radiothérapie peut entraîner certains effets désagréables. Les réactions les plus fréquentes sont des perturbations du système digestif [46].

#### **1.5.4 Hormonothérapie du cancer des ovaires**

Ce traitement concerne essentiellement les tumeurs stromales [45].

#### **1.6Prévention contre le cancer des ovaires**

Il n'y a aucun moyen connu de prévenir le cancer de l'ovaire mais il y'a des moyens de prévention qui peuvent diminuer vos chances d'obtenir le cancer de l'ovaire :

- Contraceptifs oraux
- Grossesse
- Allaitement
- Ligature des trompes
- Eviter l'hormonothérapie substitutive (HTS)
- Ablation préventive des ovaires
- Eviter de s'exposer à l'amiante
- Régime alimentaire pauvre en graisses et riche en fibres et vitamines

Le cancer de l'ovaire est un cancer grave dont le taux de mortalité est important car il évolue sournoisement sans signe d'alerte, le diagnostic est donc très souvent fait tardivement à un stade relativement avancé ou les traitements sont moins efficaces. La prédisposition génétique est la principale cause qui impact sur l'incidence du cancer de l'ovaire. 5 à 10% des cancers de l'ovaire sont ainsi directement liés à une cause d'origine génétique, dont 45% sont en rapport avec une mutation constitutionnelle du gène BRCA1 et 15% sont en rapport avec une mutation constitutionnelle du gène BRCA2. Par ailleurs, certains métabolites permettent l'augmentation du cancer de l'ovaire comme par exemple les solvants et produits dérivés.

Plus 70% des tumeurs ovariennes peuvent atteindre un volume important avant de provoquer des signes et des symptômes, donc environ 80% des cas sont trop souvent

diagnostiqués à un stade avancé.

Les résultats de notre étude ont montré que l'apparition du cancer de l'ovaire, augmente proportionnellement avec l'âge. La fréquence la plus élevée a été observé pour des femmes entre 43 et 52ans. Ce qui coïnciderait avec la ménopause.

77% de femmes malades sont mariées, parmi lesquelles 36% présentent des avortements. L'augmentation du nombre d'avortement pourrait également avoir une incidence sur le risque de cancer des ovaires.

Environ 79% des patientes ont présenté leurs premières règles entre 12 et 14 ans. En effet plus l'âge des premières règles est précoce plus le risque de développer un cancer de l'ovaire est important en raison de nombre d'ovulations.

La majorité des patientes ont leurs cycle menstruel régulier environ 81% pour seulement

19% ont leurs cycles menstruels irréguliers, donc en règle générale le trouble du cycle menstruel est un facteur qui peut indiquer un cancer des ovaires.

Tous ces facteurs peuvent augmenter le risque de développer un cancer de l'ovaire, mais on peut réduire le risque d'avoir le cancer de l'ovaire par la grossesse et l'allaitement, la prise des contraceptifs oraux, la ligature des trompes et l'ablation préventive desovaires.

## Chapitre 2 : Etat de l'art et Modalité Choisé

Ce chapitre est consacré à la présentation des travaux antérieurs dans le traitement informatique des images d'une masse ovarienne et définition de la modalité utilisé. Ce passage en revue par les différentes approches de segmentation.

Dans un premier temps, nous définissons la segmentation et ses différentes approches, puis, dans un second temps, nous nous intéresserons aux différentes méthodes ou travaux faits, Enfin on va définir la modalité choisi. Il est organisé de la façon suivante :

### 2.1 Segmentation [47]

La segmentation est sans doute la tâche qui en analysed'imagesmobilise le plus d'efforts. Certes, cette étape important du traitement d'image n'apparaît pas toujours de façon explicite, mais on peut affirmer qu'elle est toujours présente, même lorsque les images à analyser sont simples. Le terme segmentation a en fait plusieurs acceptions, selon le type d'images sur lequel on travaille, selon la nature des outils de segmentation utilisés et surtout selon ce que l'on attend de cette procédure.

Il n'est pas aisé de trouver une seule définition de la segmentation car cette tâche est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage. Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours. Les régions font référence à des groupements de points ayant des propriétés communes. Les contours sont associés à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de points. Ces régions et contours sont supposés être pertinents, c'est dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours, leurs contours apparents.

#### 2.1.1 Définition formelle[47]

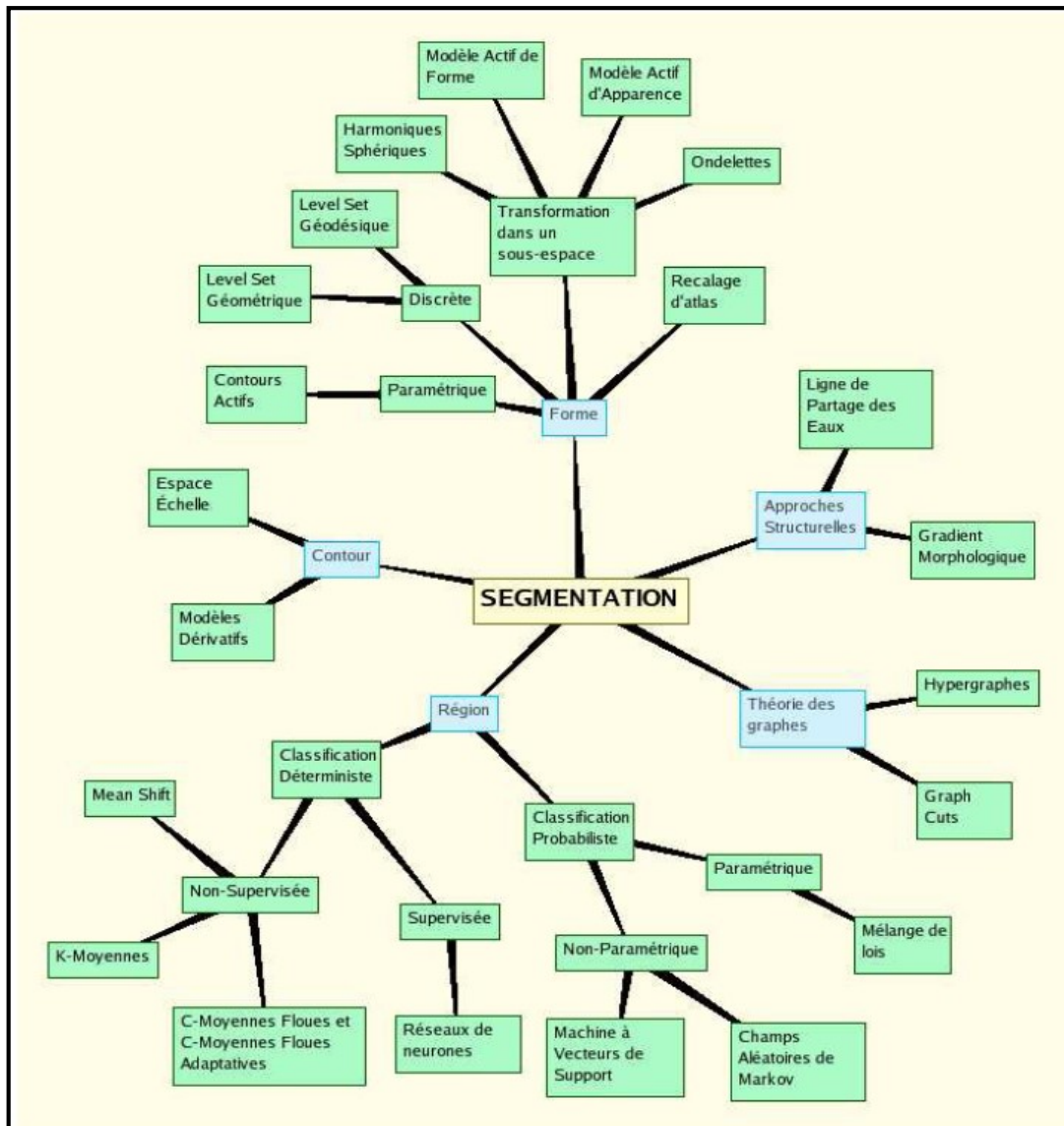
La segmentation est un traitement bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles  $R_i$  appelés régions tel que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i R_i \neq \Phi \\ \forall i, j \quad i \neq j, R_i \cap R_j = \Phi \\ A = \cup R_i \end{array} \right.$$

### 2.1.2 Les différentes approches[47]

La segmentation est un vaste sujet d'études et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique. En effet, pour valider correctement une segmentation d'objets naturels, comme en imagerie médicale, il faut disposer de la vérité terrain ; ce qui est bien difficile dans le cas de la segmentation, car comment définir de façon précise où commencent et où s'arrêtent les objets sur une image ? Il n'y a donc pas une, mais plusieurs segmentations possibles sur une même image et elles sont bien souvent subjectives. De même, selon ce que nous voulons segmenter, certaines techniques seront plus à même d'y parvenir.

Nous allons donc présenter diverses techniques connues de segmentation en les organisant selon l'approche qui les régit. Ainsi, nous avons retenu cinq approches, qui sont représentées sur la (Figure2-1).



**Figure 2.1.** Les différentes approches de segmentation.

La segmentation d'images se fait généralement selon deux approches :

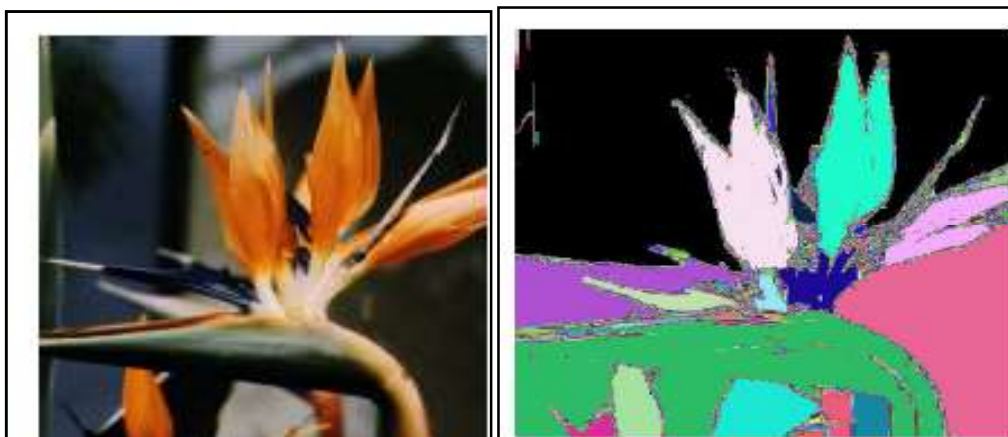
- l'approche contours.
- l'approche régions.

Chaque classe d'approche régions ou contours présente des avantages et des inconvénients :

- La détection de contours est sensible au bruit, des contours non significatifs peuvent être détectés et des contours significatifs interrompus.
- L'approche région est plus coûteuse en calcul, mais moins sensible au bruit

### 2.1.3. L'approche régions[47]

La segmentation en régions homogènes vise à segmenter l'image en se basant sur les propriétés intrinsèques des régions. Le choix de ces propriétés détermine ce que l'on appelle le critère de segmentation. Il est en effet nécessaire de définir ce que l'on entend par « l'homogénéité » d'une région de l'image. Le critère qui définit l'homogénéité est donc un point déterminant des performances de la segmentation. Les principaux critères utilisés sont : le niveau de gris et la couleur pour les images couleur, la texture et le mouvement.



(a)Image initiale(b)Image segmentée en régions

**Figure 2.2.**Exemple de segmentation en régions

### 2.1.4. L'approche contours[47]

## Chapitre 2 : Etat de l'art et Modalité Choisé

Les approches contours travaillent sur les discontinuités des images afin de déterminer les contours des régions. Les contours des régions sont détectés en premier, les régions sont obtenues ensuite en remplissant l'intérieur des contours fermés par une étiquette propre à chaque région. Les algorithmes sont fondés sur l'idée que, si deux régions voisines se distinguent par leurs propriétés, il existe entre ces régions une frontière sur laquelle le changement de propriété est notable.



(a) Image Initiale (b) Image segmentée en contour

**Figure 2.3.** Exemple de segmentation en contour

## 2.2 Les travaux précédents

📌 **N. Hottat<sup>1</sup>, T. Metens<sup>1</sup>, M. Kavec<sup>1</sup>, and C. Matos<sup>1</sup> (2008)** :IRM de diffusion dans les masses ovariennes : valeur de l'IRM de diffusion par rapport aux analyses IRM et histopathologiques en pondération T2 et T1. Seules quelques études sur pondérée en diffusion des lésions ovariennes ont été rapportées (1 à 3) et il existe peu de données disponibles concernant les lésions épithéliales. L'objectif de cette étude est donc de déterminer la précision de l'imagerie pondérée en diffusion dans la caractérisation des masses ovariennes chez les patientes subissant une IRM pelvienne. Ils ont conclu que dans cette étude, l'association d'images pondérées par diffusion et conventionnelles a augmenté la spécificité pour la caractérisation des lésions ovariennes de 81 à 85%. [48]

📌 **P.S.Hiremath, Jyothi R. Tegnoor (2010)** : Ils ont fait la détection automatique des follicules dans les images échographiques des ovaires à l'aide de la méthode Edge. Dans cet article, nous avons proposé un nouvel algorithme



## Chapitre 2 : Etat de l'art et Modalité Choisé

pour la détection de follicules dans les images ultrasonores des ovaires.. Il possède un schéma de reconnaissance d'objet typique (prétraitement, segmentation, extraction de caractéristiques et classification). Le prétraitement utilise un filtre passe-bas gaussien ou une transformation de contour pour la réduction du bruit, la segmentation basée sur les bords et les opérations morphologiques. La classification des régions segmentées pour la détection des follicules est basée sur les connaissances médicales relatives au paramètre géométrique, à savoir le rapport R entre la longueur de la longueur maximale et mineure des follicules. L'expérimentation a été réalisée sur 50 échantillons d'images et les résultats sont comparés à la détection manuelle du follicule par des experts médicaux. Les résultats expérimentaux démontrent l'efficacité de la méthode. La méthode 2 basée sur la transformation de Contour 1 et donne de bons résultats en raison de la segmentation améliorée par rapport à la méthode 1 basée sur le filtre passe-bas gaussien. [49]

✚ **Ashika Raj (2013)** :A utilisé la fonction de seuillage pour le dé bruitage de l'image dans le domaine des ondelettes. Avant le processus de segmentation, l'image ultrasonique est prétraitée en utilisant la technique d'amélioration du contraste par deux méthodes des opérations morphologie : Ouverture et fermeture morphologiques et Filtrage de Tophat et Bottomhat. L'algorithme de Fuzzy C Means était mis en œuvre pour la segmentation, Cet algorithme rend la détection des kystes plus facile et moins de temps. [50]

✚ **Ramya MM et Kiruthika V (2014)** : Ont proposé la segmentation automatique du follicule ovarien. Dans cet article. L'algorithme proposé utilise la transformée en ondelettes pour la réduction du bruit, la classification par k-means pour la classification, la segmentation basée sur les bords et la fusion d'images. La règle de classification pour la détection des follicules est basée uniquement sur les valeurs d'intensité. Les paramètres de texture des follicules doivent être pris en compte pour minimiser les erreurs de classification. La méthode proposée sert de base à la détection entièrement automatique des follicules. L'algorithme aide le radiologue à prendre une

décision claire quant à l'apparence du follicule par une inspection visuelle des images ultrasonores. Les résultats expérimentaux sont comparés à des inférences tirées par des experts médicaux et démontrent l'efficacité de la méthode proposée. [51]

✚ **Amel H(2014)** : Dans cet article présenté une nouvelle méthode pour extraire les masses ovariennes sur des images TDM, puis elle divise l'image après extraction de la masse de celui-ci en deux parties (gauche et droite), puis calculée la zone de masse dans chaque partie. Les méthodes de segmentation qui ont été utilisées dans cette méthode présentée ont donné de bons résultats dans l'abstrait des objets de fond. La base de données qui s'applique sur le système contient différentes images pour différentes sections pour les images ovariennes qui impliquent des volumes et des formes différents pour les masses. En raison du petit nombre de recherches dans les masses d'extraction de l'image ovarienne TDM, Elle compare les résultats du système avec les résultats obtenus manuellement en utilisant le curseur, Ce travail peut être étendu pour classer les masses en utilisant des techniques intelligentes telles que les réseaux neuronaux, la logique floue et le modèle markov, ou en utilisant l'analyse de symétrie pour détecter la masse ovarienne et également utilisé l'algorithme k-means de la partie de masse.[52]

✚ **S. Khazendar<sup>1</sup>, A. Sayasneh<sup>2</sup>, H. Al-Ass am<sup>1</sup>, H. Du<sup>1</sup>, J. Kaijs er<sup>3</sup>, L. Ferrara<sup>4</sup>, D. Timmerman<sup>3</sup>, S. Jassim<sup>1</sup>, T. Bourne<sup>2</sup>(2015)** : Dans cette étude, Ils ont développé et validé un modèle informatisé pour caractériser les masses ovariennes comme bénignes ou malignes. Sur des images échographiques statiques en mode B 2D Trans vaginal de 187 masses ovariennes présentant un diagnostic histologique connu ont été incluses. Les images ont d'abord été prétraitées et améliorées, puis des histogrammes de motifs binaires locaux ont été extraits de  $2 \times 2$  blocs de chaque image. Une machine à vecteurs de support (SVM) a été formée à l'aide d'une validation croisée stratifiée avec échantillonnage aléatoire. Le processus a été répété 15 fois et, à chaque tour, 100 images ont été sélectionnées de

manière aléatoire. Enfin ils ont montré qu'un SVM peut classer les images échographiques statiques en 2D de modes B statiques de masses ovariennes en catégories bénignes et malignes. La précision s'améliore si les caractéristiques LBP liées aux textures extraites des images sont prises en compte.[53]

## 2.3 La modalité choisie

On a choisie pour L'imagerie par résonance magnétique (IRM) comme modalité pour notre étude.

Le principe physique de l'IRM repose sur 2 phénomènes, la résonance magnétique nucléaire (RMN), et les propriétés magnétiques des atomes d'hydrogène présents dans le corps.

Dans ce qui suit nous présentons le principe physique de l'IRM.

### 2.3.1 Imagerie par résonance magnétique (IRM)[54] [55]

L'imagerie par résonance magnétique nucléaire (IRM) est une technique d'imagerie médicale d'apparition récente, non invasive et sans effets secondaires, permettant d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps. Elle est basée sur le phénomène physique de la résonance magnétique nucléaire. Il s'agit simplement d'observer la résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons d'eau contenus dans l'organisme. Le principe consiste à mesurer l'aimantation des tissus biologiques, et à reconstruire une image à partir de ces aimantations. Cette dernière est induite par l'hydrogène, qui s'y trouve en abondance dans le corps humain.

### 2.3.2 Principe de l'IRM[47]

Elle utilise un champ magnétique (aimant) et des ondes radio. Aucune radiation ionisante n'est émise. Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont ensuite excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique.

L'IRM repose sur le principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN) qui utilise les propriétés quantiques des noyaux atomiques pour la spectroscopie en analyse chimique.

L'IRM nécessite un champ magnétique puissant et stable, produit par un aimant supraconducteur qui crée une magnétisation des tissus par alignement des moments magnétiques de spin. Des champs magnétiques oscillants plus faibles, dits « radiofréquence », sont alors appliqués de façon à légèrement modifier cet alignement et produire un phénomène de précession qui donne lieu à un signal électromagnétique mesurable.

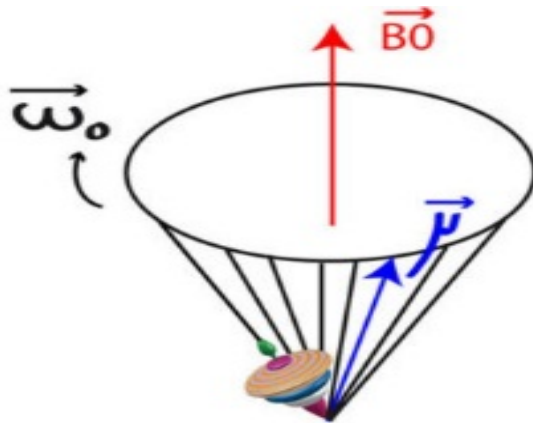
La spécificité de l'IRM consiste à localiser précisément dans l'espace l'origine de ce signal RMN en appliquant des champs magnétiques non uniformes, des « gradients », qui vont induire des fréquences de précession légèrement différentes en fonction de la position des atomes dans ces gradients. Sur ce principe qui a valu à ses inventeurs, **Paul Lauterbourg** et **Peter Mansfield** le prix *Nobel de physiologie ou médecine* en 2003, il est alors possible de reconstruire une image en deux dimensions, puis en trois dimensions, de la composition chimique et donc de la nature des tissus biologiques explorés.

### 2.3.3 La résonance magnétique nucléaire (RMN)[56]

L'IRM est basée sur un phénomène physique appelé la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) découvert en 1938 par Isidor Isaac Rabi, un des pères fondateurs du CERN à Genève (*Organisation Européenne pour la Recherche Nucléaire*) et qui obtiendra d'ailleurs le prix Nobel pour cette découverte en 1944. On dénombrera d'ailleurs pas moins de 5 prix Nobel ayant un rapport avec la RMN et l'IRM entre 1944 et 2003.

La RMN tire son explication du fait que les noyaux des atomes (les protons et les neutrons) possèdent une sorte de « **petit aimant** » interne que les physiciens appellent « **spin** ». On peut donc dire qu'un atome possède aussi un spin en ajoutant tous les spins de chaque particule qui le compose. A noter que si 2 petits aimants sont inverses l'un de l'autre, alors ils s'annulent et le spin résultant est ainsi nul.

Si on applique un **champ magnétique** à ces « petits aimants », ils vont alors se mettre à tourner sur eux même en décrivant un cône, un peu à la manière d'une toupie, c'est le phénomène de **la précession de Larmor**.



**Figure 2 .4**Un atome de spin non nul assure un mouvement de précession de Larmor autour d'un champ magnétique constant ( $B_0$ )

Ainsi, tous les atomes ayant un nombre de protons et de neutrons pair comme l'oxygène (4 protons + 4 neutrons) et le carbone (8 protons + 8 neutrons) ont un spin nul et ne sont donc pas soumis au phénomène de RMN. En revanche, tous les atomes ayant un nombre de protons et de neutrons impair sont soumis à ce phénomène de résonance magnétique tel l'**hydrogène** (1 seul proton). L'hydrogène est intéressant en RMN car il très bien connu des scientifiques et il est présent en grande quantité dans le corps humain dans les molécules d'eau ( $H_2O$ ).

### **2.3.4 Les Pondérations de L'IRM[56]**

En modifiant les paramètres d'acquisition IRM, notamment le temps de répétition entre deux excitations et le temps d'écho, temps entre le signal d'excitation et la réception de l'écho, l'utilisateur peut modifier la pondération de l'image, c'est-à-dire faire apparaître les différences de temps  $T_1$  et de temps  $T_2$  des différents tissus d'un organisme. Les tissus ayant des temps  $T_1$  et  $T_2$  différents en fonction de leur richesse en atome d'hydrogène et en fonction du milieu dans lequel ces derniers évoluent, peuvent renvoyer des signaux différents si l'on arrive à mettre en évidence ces différences de temps. Pour cela, on teste la réponse des atomes après des excitations particulières.

Des tissus différents ont des  $T_1$  différents. Après stimulation de radio-fréquence avec un temps de répétition court, on ne laisse pas le temps aux atomes d'hydrogène de certains tissus de revenir en position d'équilibre alors que, pour d'autres atomes d'hydrogène d'autres tissus, le temps est suffisamment long pour qu'il y ait un retour à l'équilibre. Lorsque l'on mesure l'état d'énergie des atomes des tissus, on note des écarts d'état entre ces différents

## Chapitre 2 : Etat de l'art et Modalité Choisé

atomes. Si on laissait un temps trop long, tous les atomes auraient le temps de revenir en position d'équilibre et l'on ne noterait plus de différences entre différents tissus.

Des tissus différents ont des T2 différents. Après stimulation par un temps d'écho long, on retrouve des décroissances d'énergie d'amplitude plus importante entre les tissus. Les différences de T2 étant plus discriminantes si le temps d'écho est long.

### ➤ **Pondération T1**

Les paramètres de la pondération

- Temps d'écho : TE = 10 à 20 ms (*ms = millisecondes*)
- Temps de répétition : TR = 400 à 600 ms

En utilisant un temps de répétition court et un temps d'écho court (neutralise les différences de temps T2), on obtient un contraste d'image pondérée en T1, pondération dite « anatomique » : en pondération T1 sur le cerveau, la substance blanche apparaît plus claire que la substance grise. Le **liquide céphalo-rachidien**, situé entre la substance grise et l'os apparaît lui nettement plus foncé.

Ces séquences sont également utilisées après injection de **produit de contraste**, pour caractériser une anomalie.

### ➤ **Pondération T2**

Les paramètres de la pondération :

- Temps d'écho : TE > 80 ms
- Temps de répétition : TR > 2 000 ms

En utilisant un temps de répétition long (neutralise les différences de temps T1) et un temps d'écho long, on obtient un contraste d'image dite pondérée en T2, dite aussi pondération « tissulaire » : L'eau et l'**œdème** apparaissent en hyper signal.

### **2.3.5 Artefacts de l'IRM (artefacts) [57] [58]**

Un certain nombre de facteurs peuvent affecter la qualité des images. Les erreurs (artefacts) d'acquisition en IRM sont de natures différentes de celles observées dans d'autres domaines du traitement d'images.

## Chapitre 2 : Etat de l'art et Modalité Choisé

On distingue essentiellement quatre effets : le bruit, le mouvement, les variations du champ magnétique et les effets de volume partiel.

### **a) Bruit**

Le bruit a des origines multiples, liées en partie au bruit de l'appareillage. Dans les images par résonance magnétique, l'objectif est d'augmenter le contraste entre les tissus, tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal/bruit élevé. Ces caractéristiques sont cependant contradictoires, et il est nécessaire de trouver un bon compromis entre résolution et bruit. Ainsi, on peut doubler la taille des pixels pour multiplier le rapport signal/bruit d'un facteur  $p$ , mais la résolution est divisée par deux. Le choix d'acquisition est donc un facteur déterminant.

### **b) Mouvement**

Le mouvement peut provenir de plusieurs sources. Il peut être lié au métabolisme comme la circulation sanguine ou la respiration (déplacement chimique). Il peut également être lié au mouvement du patient pendant l'acquisition. Dans tous les cas, le mouvement diminue la qualité de l'image et pose des problèmes d'interprétation. Les mouvements de la tête, sont responsables d'artefacts dans les IRM cérébrales.

### **c) Effet du volume partiel**

Quand un voxel renferme une surface située sur une frontière entre plusieurs tissus, l'intensité qui en résulte est un mélange (contribution) des intensités de tous les tissus présents au sein de ce voxel. Au niveau du cerveau, l'effet du volume partiel peut être observé à l'interface entre les différents tissus (matière blanche, matière grise, liquide céphalo-rachidien,...etc.) avec une plus grande ampleur entre la matière grise et le liquide céphalo-rachidien notamment au niveau des sillons corticaux. Il peut aussi se manifester lorsque de minuscules structures plus petites que la résolution de l'image sont présentes.

### **d) Variations du champ magnétique (inhomogénéité RF)**

Les variations de champ ont pour conséquence une variation des intensités d'un même

## Chapitre 2 : Etat de l'art et Modalité Choisé

tissu dans une direction quelconque de l'image. Ce phénomène est dû au fait que le champ magnétique n'est pas parfaitement homogène spatialement et temporellement pendant une acquisition. Il existe de plus des non-linéarités de gradient de champ magnétique. Des approches ont été proposées pour corriger les inhomogénéités du champ magnétique dans le cadre de prétraitements. Les distorsions de champ sont également analysées en détail et corrigées.

### **2.4 Discussion**

Durant notre recherche bibliographique, nous avons trouvé des méthodes de segmentation qui utilisent, soit un outil, soit une combinaison d'outils, pour la segmentation des masses ovariennes.

Après une étude approfondie de ces différentes recherches. Nous sommes intéressées dans notre travail à combiner deux méthodes de segmentation Filtre anisotrope et k means.

Dans le chapitre qui suit, nous définirons les méthodes que nous avons utilisées pour chaque étape de notre travail.



Dans les chapitres précédents, nous avons détaillé l'anatomie générale de l'ovaire et les origines des masses ovariennes, ainsi que les différentes méthodes et les différents outils qui ont été utilisés dans les travaux de l'imagerie médicale.

Ce chapitre est consacré à la présentation des différents outils utilisés dans notre travail.

### 3.1 Notions de base sur traitement d'image

#### 3.1.1 L'image

Une image est une représentation planaire d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel, elle est issue du contact des rayons lumineux provenant des objets formants la scène avec un capteur (caméra, scanner, rayons X, ...). Il ne s'agit en réalité que d'une représentation spatiale de la lumière.

L'image est considérée comme un ensemble de points auquel est affectée une grandeur physique (luminance, couleur). Ces grandeurs peuvent être continues (image analogique) ou bien discrètes (images digitales).

Mathématiquement, l'image représente une fonction continue FI, appelée fonction image, de deux variables spatiales représentée par  $FI(x, y)$  mesurant la nuance du niveau de gris de l'image aux coordonnées  $(x, y)$ .

La fonction Image peut se représenter sous la forme suivante :

$$FI : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$$
$$(x, y) \mapsto FI(x, y)$$

Avec :  $\mathbb{R}$  : ensemble des réelles.  
 $x$  et  $y$  : Deux variables réelles.

#### 3.1.2 Les images numériques

##### a) Définition d'image numérique

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

La numérisation est le processus qui permet de passer de l'état d'image physique (image optique par exemple) qui est caractérisée par l'aspect continu du signal qu'elle représente (une infinité de valeur de l'intensité lumineuse par exemple), à l'état d'image numérique qui est caractérisée par l'aspect discret (l'intensité lumineuse ne peut prendre que des valeurs quantifiées en un nombre fini de points distincts). C'est cette forme numérique qui permet une exploitation ultérieure par des outils logiciels sur ordinateur [59].

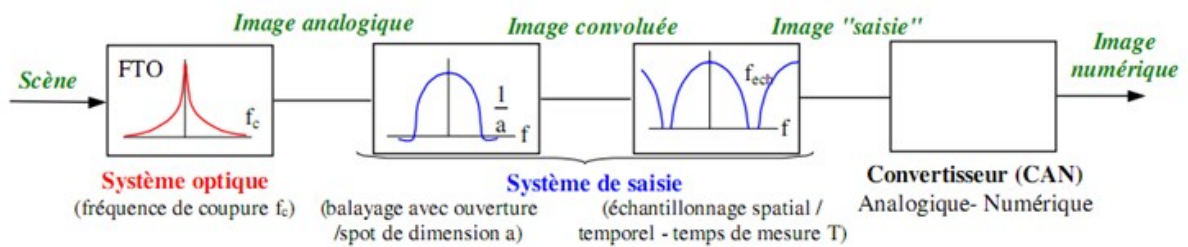


Figure 3.1 Chaîne d'acquisition d'image numérique.

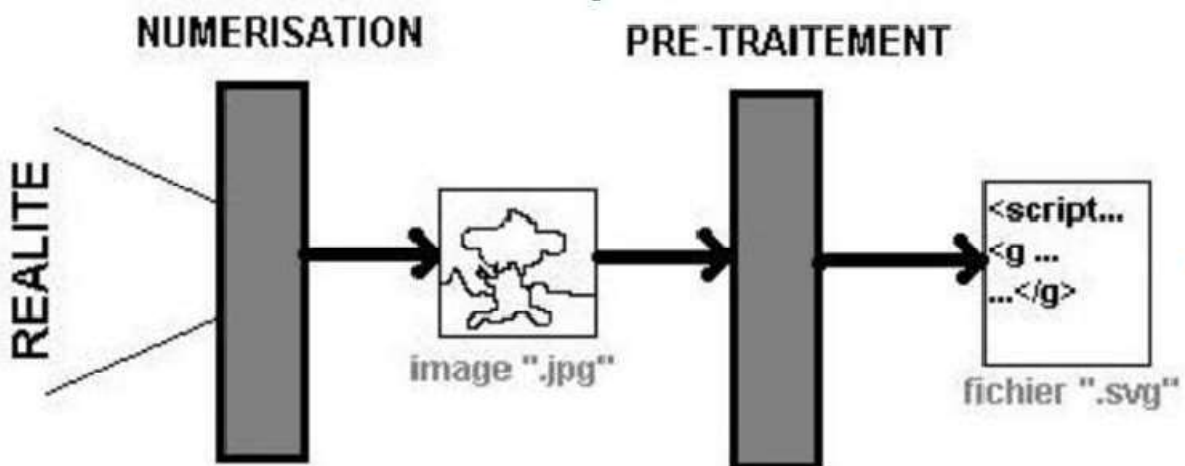


Figure 3.2 Schéma type de la numérisation et du prétraitement.

**b) Représentation des images numériques**

Une image numérique est une matrice de pixels repérés par leur coordonnées  $(x,y)$ . S'il s'agit d'une image couleur, un pixel est codé par 3 composantes RGB (rouge, vert et bleu) (chacune comprise au sens large entre 0 et 255), représentant respectivement les "doses" de rouge, vert et bleu qui caractérisent la couleur du pixel. S'il s'agit d'une image en niveau de gris, il est codé par 1 composante comprise au sens large entre 0 et 255, représentant la luminosité du pixel.

On distingue généralement deux grandes catégories d'images [60] :

❶ **Les images bitmap:** (appelées aussi images matricielle) : il s'agit d'images pixellisées, c'est-à-dire un ensemble de points (pixels) contenus dans un tableau, chacun de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur.

❷ **Les images vectorielles:** 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). Le principal inconvénient des images matricielles est qu'elles ne peuvent être redimensionnées sans perte de qualité. En revanche, les images vectorielles peuvent facilement s'afficher sous différentes échelles et s'adaptent à la qualité du dispositif d'affichage [61].

### 3.1.3 Pixel

Le pixel (abréviation venant de l'anglais : Picture élément) est l'élément de base d'une image ou d'un écran, c'est-à-dire un point. Le pixel se caractérise par ces coordonnées et son Intensité lumineuse (niveau du gris). Donc le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler le matériel et les logiciels d'affichage et d'impression [62].

### 3.1.4 Voisinage

Le plan de l'image est divisé en termes de formes rectangulaires ou hexagonales permettant ainsi l'exploitation de la notion de voisinage [63]. Le voisinage d'un pixel est formé par l'ensemble des pixels qui se situent autour de ce même pixel. On définit aussi l'assiette comme étant l'ensemble de pixels définissant le voisinage pris en compte autour d'un pixel [64]. On distingue deux types de voisinage :

- ✓ **Voisinage à 4:** On ne prend en considération que les pixels qui ont un coté commun avec le pixel considéré.
- ✓ **Voisinage à 8:** On prend en compte tous les pixels qui ont au moins un point en liaison avec le pixel considéré.

### 3.1.5 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image. Une image contrastée présente une bonne dynamique de la distribution des valeurs de gris sur tout l'intervalle des valeurs possibles, avec des blancs bien clairs et des noirs profonds. Au contraire une image peu contrastée a une faible dynamique, la plupart des pixels ayant des valeurs de gris très proches.

Si  $L_1$  et  $L_2$  sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines  $A_1$  et  $A_2$  d'une image, le contraste est défini par le rapport :

$$C = (L_1 - L_2) / (L_1 + L_2) \quad (3.1)$$

### 3.1.6 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, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. 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 [65].

### 3.1.7 La définition et la résolution d'une image

On appelle définition le nombre de points (pixel) constituant l'image, c'est-à-dire sa « dimension informatique » (le nombre de colonnes de l'image que multiplie son nombre de

lignes). Une image possédant 640 pixels en largeur et 480 en hauteur aura une définition de 640 pixels par 480, notée 640x480.

La résolution, terme souvent confondu avec la "définition", détermine par contre le nombre de points par unité de surface, exprimé en points par pouce (PPP, en anglais DPI pour Dots Per Inch) ; un pouce représentant 2.54 cm. La résolution 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. Une résolution de 300 dpi signifie donc 300 colonnes et 300 rangées de pixels sur un pouce carré ce qui donne donc 90000 pixels sur un pouce carré. La résolution de référence de 72 dpi nous donne un pixel de  $1"/72$ .

### 3.2 Le traitement d'image

Le traitement d'image est l'ensemble d'opérations qui permettent l'amélioration (filtrage, rehaussement de contraste), la modification (rotation, symétrie, ...) et l'extraction de l'information à partir des images (segmentation).

D'un point de vue syntaxique, les opérations de traitement d'images se scindent en trois catégories :

- **Les Opérations ponctuelles** : l'image d'un pixel donné n'est influencée que par la valeur de ce dernier. **Exemple:** le négatif d'une image, l'égalisation de l'histogramme...
- **Les Opérations locales** : l'image d'un pixel donné dépend de la valeur du pixel en question et de son voisinage. **Exemple:** le filtrage...
- **Les opérations globales** : l'image d'un pixel donné dépend de tous les pixels de la matrice qui représente l'image. **Exemple:** la transformée de Fourier d'une image [66].

### 3.3 Seuillage ( binarisation )[64]

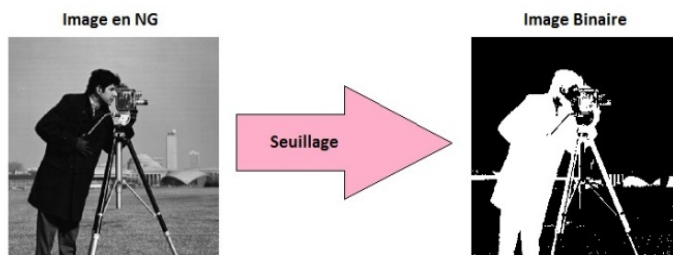
Il s'agit d'utiliser l'histogramme de l'image dans le but de partitionner l'image en une ou plusieurs partitions (objets). Chaque classe correspond à une gamme distincte de niveaux de gris. Ceci est réalisé en associant à chaque pic de l'histogramme une classe, le cas où la segmentation donne seulement deux classes est appelé binarisation.

La binarisation transforme l'image d'entrée en une image binaire c'est-à-dire que les pixels sont soit noir soit blanc, figure (3.3). La difficulté majeure de cette transformation est de trouver le bon seuil.

Soit l'image  $I$  ( $M \times N$ ), et supposons que  $f(x, y)$  représente le niveau de gris d'un pixel,  $S$  est le seuil choisi. Les pixels de l'objet sont ceux ayant un niveau de gris inférieur à  $S$  ; les pixels du fond sont ceux ayant un niveau de gris supérieur à  $S$ .

L'image binarisée  $H$  est déterminée par les pixels  $(x, y)$ , tels que :

$$H(x, y) \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) > S \\ 0 & \text{si } f(x, y) \leq S \end{cases} \quad (3.2)$$



*Figure 3.3* Transformation d'image en NG en image binaire

### 3.4 Opérateurs morphologies

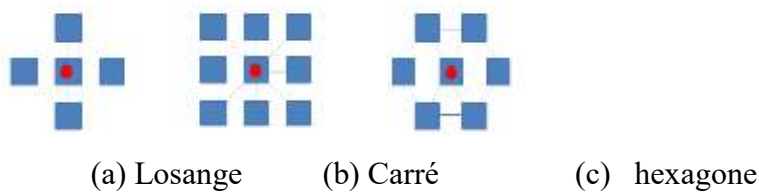
La morphologie mathématique a été introduite en 1975 par Georges Matheron, et constitue un outil puissant pour l'analyse du signal et de l'image.

Les opérations morphologies sont des filtres non-linéaires qui peuvent s'appliquer tant aux images binaires qu'à celles à niveaux de gris. Par exemple le filtre médian en fait partie. Nous allons décrire les 4 opérations morphologiques de base, à savoir la dilatation, l'érosion, l'ouverture et la fermeture, dans leur version pour les images binaires.[67]

#### 3.4.1 Élément structurant

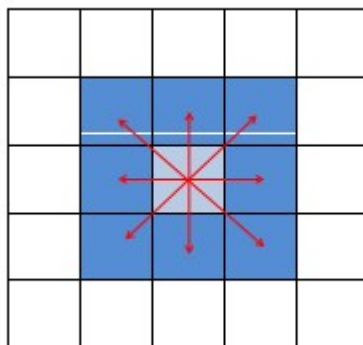
Un élément structurant (SE) est un ensemble appliqué à une image d'étude. Les SE "plans" consistent à un ensemble de point sans aucune valeur contrairement aux SE volumiques où des poids sont considérés. Les SE "plans" sont nommés ainsi car ces derniers sont uniquement deux dimensions dans le cas des images 2D.

Les opérateurs morphologiques fondamentaux requièrent la définition d'une origine pour chaque élément structurant. Cette origine permet le positionnement de l'élément structurant sur un point ou un pixel donné : un SE est à un point  $x$  signifie que son origine coïncide avec  $x$ . Un élément structurant est repéré donc par son origine. Les éléments structurants plan et isotopes élémentaires pour des grilles hexagonales et carrée sont représentés par la figure 3.4.



**Figure 3.4** Éléments structurants plans isotopes élémentaires. L'origine de Chaque élément structurant est son centre

Un élément structurant définit une relation de voisinage et de connexité dans une image. la relation se fait du centre vers les voisins comme le montre la figure 3.5 qui présente la relation de voisinage d'un élément structurant carré à 8 connexités.



**Figure 3.5** Relation de voisinage pour un élément structurant carré à 8-Connexités.

La forme et la taille de l'élément structurant doivent être adaptées aux propriétés géométriques des objets de l'image. Par exemple, des SE linéaires conviennent pour l'extraction des objets linéaires.

Nous allons détailler dans les sections qui suivent les opérateurs de base en morphologie [68].

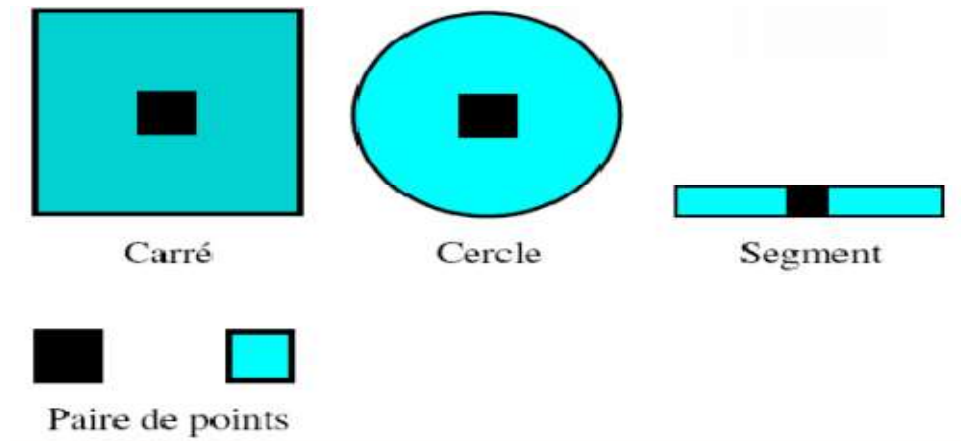


Figure 3.6 Quelques exemples d'éléments structurants.

### 3.4.2 Dilatation

Soit  $X$  une figure, à savoir un ensemble de pixels. Pour un élément structurant  $B$ , la *dilatation* de  $X$  par  $B$  est l'ensemble obtenu en remplaçant chaque pixel  $p$  de  $X$  par sa fenêtre  $B_p$ :

$$|Dil_B(X) = \cup \{B_p | p \in X\} \quad (3.3)$$

L'effet de la dilatation est d'abord d'élargir la figure, la hauteur et largeur de la figure dilatée seront les sommes respectivement des hauteurs et largeurs de la figure originelle et de l'élément structurant. Si l'élément structurant est décentré, la dilatation décalera la figure dans le même sens. Enfin les coins convexes de la figure seront déformés en fonction de l'élément structurant (par exemple si celui-ci est un disque, les coins convexes seront arrondis) [67].



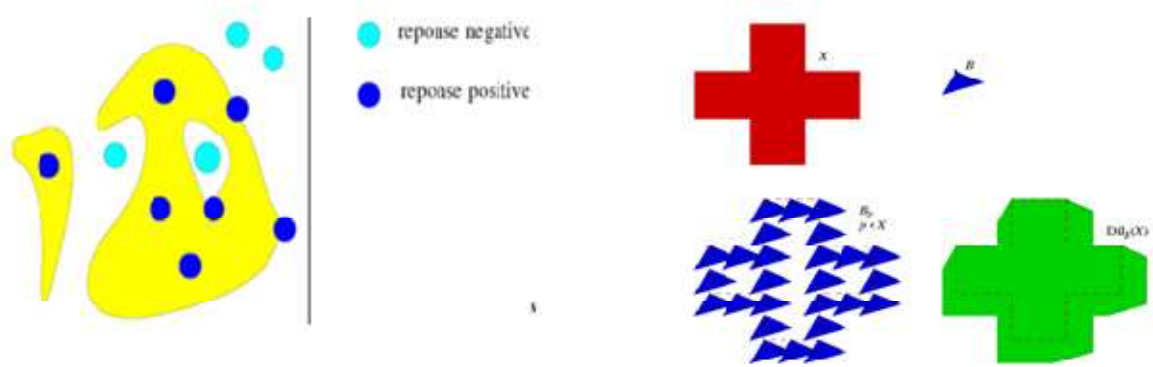


Figure 3.7 dilatation de X par un élément structurant B.

En haut à gauche ,la figure X ,et à droite ,élément structurant B (la boucle noire indiquant la position du point de référence).En bas à gauche ,les fenêtres  $B_p$  pour un certain nombre de pixels  $p \in X$  .en bas à droite ,la dilatation de X par B ;les coins convexes de la figure deviennent biseautés par les côtés du triangle B.

### 3.4.3 Érosion

Soit  $X$  une figure et  $B$  un élément structurant. L'érosion de  $X$  par  $B$  est l'ensemble des pixels  $p$  tels que la fenêtre  $B_p$  est incluse dans  $X$  :

$$Eros_B(X) = \{p | B_p \subseteq X\} \quad (3.4)$$

L'effet de l'érosion est d'abord de rétrécir la figure, la hauteur et largeur de la figure érodéeseront les différences respectivement des hauteurs et largeurs de la figure originelle et de l'élément structurant (en particulier si l'élément structurant est plus large ou plus haut que la figure, l'érosion de celle-ci sera vide). Si l'élément structurant est décentré, l'érosion décaleralala figure en sens inverse. Enfin les coins concaves de la figure seront déformés en fonction de l'élément structurant (par exemple si celui-ci est un disque, les coins concaves seront arrondis).

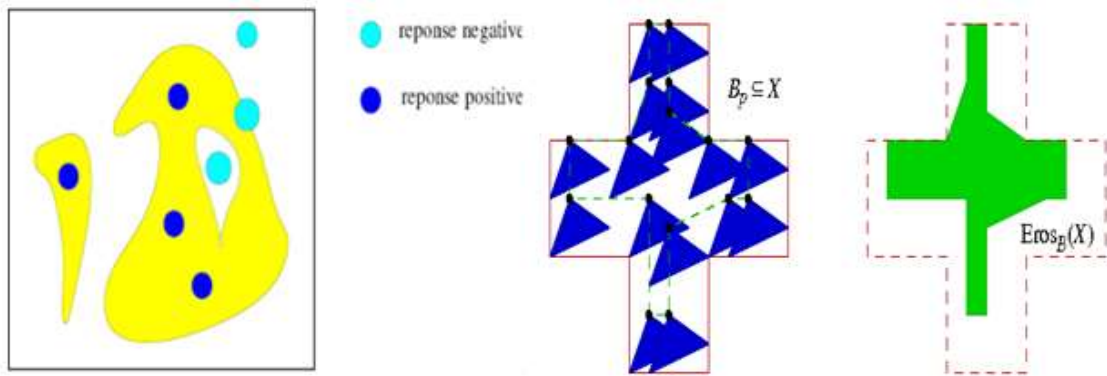


Figure 3.8 Erosion de X par un élément structurant B.

On considère la même figure X et l'élément structurant B que plus haut. À gauche, plusieurs positions (boucles noires) de pixels p dont les fenêtres  $B_p$  sont incluses dans X. à droite, l'érosion de X par B ; les coins concaves de la figure deviennent biseautés par les côtés du triangle B.

❖ Propriétés de l'érosion et la dilatation

Erosion	Dilatation
<ul style="list-style-type: none"> <li>Élimine les composantes connexes plus petites que l'élément structurant.</li> <li>Élimine les caps étroits.</li> <li>Élargit les trous.</li> <li>Diminue la taille des objets.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>La taille des objets augmente.</li> <li>Les trous et les concavités, plus petits que l'élément structurant, sont bouchés.</li> <li>Les chenaux étroits sont comblés.</li> <li>Les objets voisins peuvent se connecter.</li> <li>Les petits détails disparaissent.</li> </ul>

Tableau 3.1 Propriétés de l'érosion et de la dilatation

3.4.4 O

uv  
ert  
ur  
e  
Et  
Fe  
rm  
et  
ur

e

On définit l'ouverture par B comme la composition de l'érosion par B suivie de la dilatation par B :

$$Ouv_B(X) = Dil_B(Eros_B(X)). \quad (3.5)$$

Et la fermeture par  $B$  comme la composition de la dilatation par  $B$  suivie de l'érosion par  $B$  :

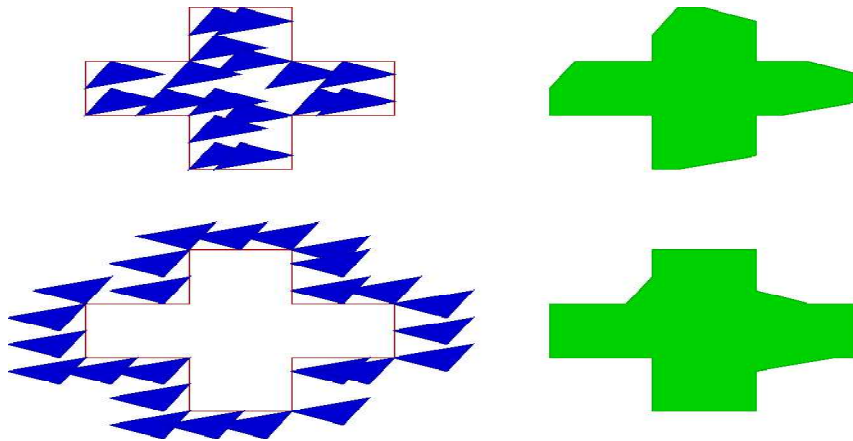
$$Ferm_B(X) = Eros_B(Dil_B(X)). \quad (3.6)$$

Ces deux opérations sont *duales par complémentation*, on a pour le symétrique  $B^v$  de  $B$  :

$$Ouv_B^v(X) = [Ferm_B(X^c)]^c \text{ et } Ferm_B^v(X) = [Ouv_B(X^c)]^c. \quad (3.7)$$

L'ouverture de  $X$  par  $B$  est obtenue comme l'union de tous les translatsés de  $B$  inclus dans  $X$  :

$$Ouv_B(X) = \cup \{B_p \mid B_p \subseteq X\} \quad (3.8)$$



**Figure 3.9** l'ouverture et la fermeture de  $X$  par  $B$ .

Dualement, la fermeture de  $X$  par  $B$  est obtenue comme le complémentaire de l'union de tous les translatsés de  $B$  inclus dans le complémentaire de  $X$  :

$$Ferm_B(X) = [\cup \{B_p^v \mid B_p^v \subseteq X^c\}]^c \quad (3.9)$$

En haut à gauche, les translatsés de  $B$  inclus dans  $X$ , et à droite leur union donne l'ouverture de  $X$  par  $B$ . En bas à gauche, les translatsés de  $B$  inclus dans le complémentaire de  $X$ , et à droite le complémentaire de leur union donne la fermeture de  $X$  par  $B$ .

L'ouverture élimine dans une figure toutes les parties plus étroites que l'élément structurant, et en déforme les coins convexes, dualement, la fermeture rebouche toutes les parties du fond plus étroites que l'élément structurant, et déforme les coins concaves de la figure. Notons que le résultat de l'ouverture ou de la fermeture ne dépend pas de la position de l'élément structurant par rapport au point de référence.

❖ Effets de l'ouverture et de la fermeture

Ouverture	Fermeture
• Lisse les formes.	• Bouche les trous plus petits que l'élément structurant.
• Elimine les composantes connexes plus petites que l'élément structurant.	• Conserve (souvent) la taille et la forme.
• Conserve (souvent) la taille et la forme.	• Ne conserve pas (toujours) la topologie.
• Ne conserve pas (toujours) la topologie.	• Soude les formes proches.

Tableau 3.2 Propriétés de l'ouverture et de la fermeture

### 3.5 Utilité de l'ouverture et la fermeture

✓ **Débruitage**

Ouverture pour enlever les pics isolés.

Fermeture pour enlever les « creux » isolés.

✓ **Lissage de formes**

Ouverture pour lisser les « bosses ».

Fermeture pour lisser les « creux ».

✓ Séparation en plusieurs composantes connexes (ouverture)

✓ Fusion de composantes séparées (fermeture).

### 3.6 Filtre anisotrope [68] [69]

L'application du filtre de diffusion anisotrope sur une image IRM, sert pour l'élimination efficace du bruit tout en conservant les contours.

Pour l'application de ce filtre, des modifications peuvent être introduites à l'équation de diffusion de la chaleur :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c \cdot \nabla I) = c \cdot \nabla I. \quad (3.10)$$

Où  $c$  est le coefficient de diffusion constant homogène,  $I$  représente l'image.

Dans le cas où le coefficient de diffusion  $c$  est constant sur toute l'image, la diffusion est linéaire ; dans le cas contraire, la diffusion est non linéaire.

L'idée première du modèle de Perona et Malik [70], est d'obtenir la diffusion anisotrope. Ils ont remplacé la diffusion linéaire (isotrope) par une diffusion non linéaire (anisotrope), en vue, d'abord, d'une homogénéisation maximale de l'image, en réduisant le bruit, puis d'une diffusion minimale au niveau des contours.

Dans ce cas, Perona et Malik proposent de remplacer le coefficient de diffusion, constant de l'équation de diffusion de la chaleur (3.10), par une fonction de diffusion  $g(x, y, t)$  qui est fonction du gradient. La fonction  $g$ , dépend à la fois de l'espace et du temps. Cette modification a pour but de réduire la diffusion dans les zones de fort gradient (grande variation de niveau de gris lors du passage d'une région à une autre), et de la rendre importante dans les zones de faible gradient (variation faible de niveau de gris dans une même région).

Le modèle proposé est le suivant :

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla I|)\nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (3.11)$$

Le coefficient de diffusion doit s'écrire sous la forme de la fonction  $g$ , ayant comme paramètre le module du gradient de l'image au pixel  $(x, y)$  et le temps  $t$ .

$$c(x, y, t) = g(|\nabla I(x, y, t)|) \quad (3.12)$$

La fonction  $g$  a été proposée par Perona et Malik sous les deux formes suivantes :

$$g_1(|\nabla I|) = e^{-\left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2} \quad (3.13)$$

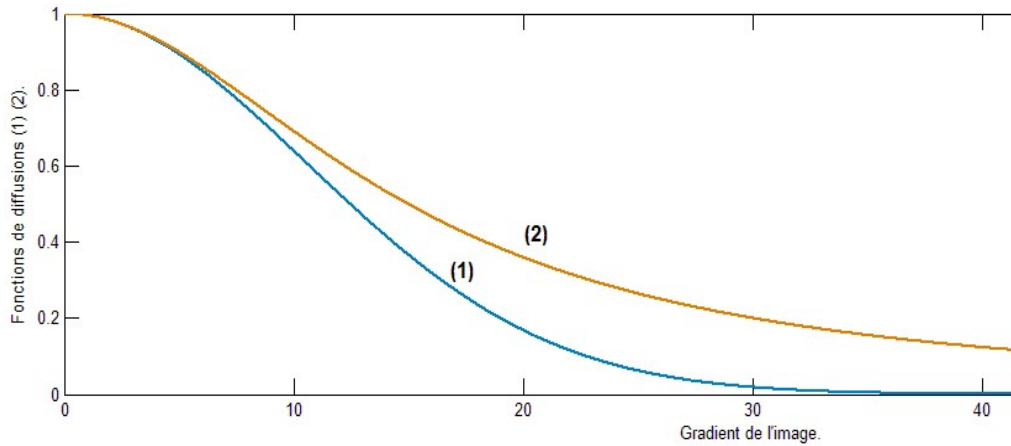
$$g_2(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2} \quad (3.14)$$

Où  $K$  est le seuil du gradient, à partir duquel on décide si l'amplitude du gradient est forte (pixels contours), ou faible (pixels régions). Les deux coefficients de diffusion proposés par Perona et Malik jouent le rôle d'une fonction de contrôle pour le filtrage, appelée fonction d'arrêt contour.

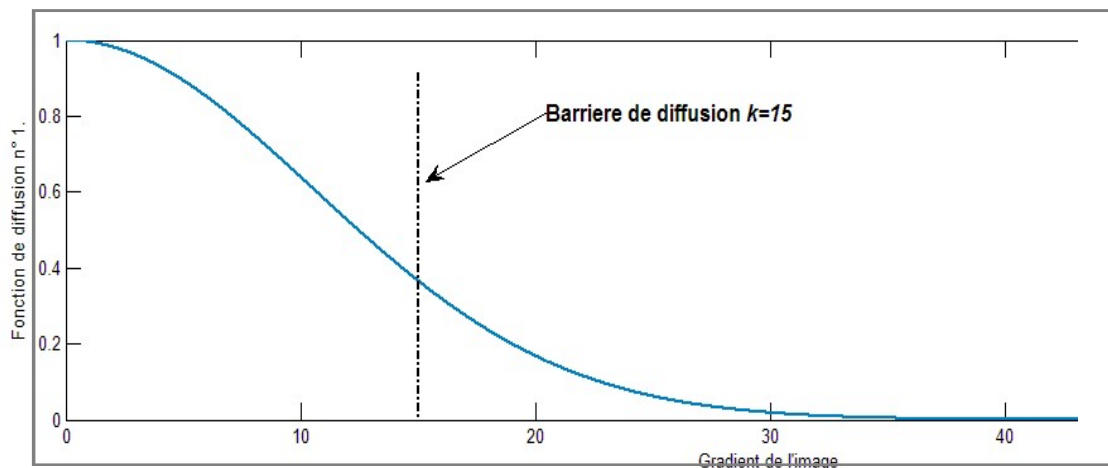
Pour les amplitudes de gradient  $|\nabla U| < K$ , le pixel dans l'image est considéré comme appartenant à une région bruitée ou non.

Pour les amplitudes de gradient  $|\nabla U| > K$ , le pixel dans l'image est considéré comme appartenant à un contour.

La figure (3.10) présente l'allure de ces deux fonctions de diffusions  $g_1$  et  $g_2$ , avec un seuil de diffusion  $K = 15$ , dont le rôle est de définir la limite entre les gradients forts correspondants aux transitions à maintenir, et les gradients faibles correspondants au bruit.



**Figure 3.10** Allure des fonctions (a)  $g_1$  sur la courbe (1) (b)  $g_2$  sur la courbe (2)



**Figure 3.11** Représentation de la barrière de diffusion  $K=15$ .

Les deux fonctions  $g_1$  et  $g_2$  ont des comportements différents ; la première agit plus, en présence de contours contrastés, alors que la seconde est plus active en présence de grandes régions.

Les deux courbes dépendent du paramètre  $K$  qui devrait produire un maximum de diffusion là où le bruit est le plus présent.

### 3.7 Méthodes de classification

### 3.7.1 Définition [71]

La classification (clustering) est l'une des étapes les plus importantes en analyse d'image. Cette opération a pour but de séparer différentes zones homogènes d'une image, afin d'organiser les objets en groupes (clusters), dont les membres ont en commun diverses propriétés (intensité, couleur, texture, etc).

On peut regrouper les méthodes de segmentation par classification en deux catégories :

- La segmentation non supervisée, qui vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes ;
- La segmentation supervisée, qui s'opère à partir de la connaissance de chacune des classes, définies par une approche probabiliste.

Dans le cadre de notre projet, nous nous intéressons à étudier la méthode de classification non-supervisée (automatique) basée sur l'algorithme k-means.

### 3.7.2 Classification par Algorithme K-Means [72]

L'algorithme k-means mis au point par McQueen en 1967 [73], est l'un des algorithmes d'apprentissage non supervisés (automatique) les plus simples, appelé algorithme des centres mobiles. Il attribue chaque point dans un cluster, dont le centre (centroïde) est le plus proche. Il attribue chaque point dans un cluster, dont le centre (centroïde) est le plus proche. Chaque classe possède un centre appelé centroïde, ce dernier est obtenu en calculant la moyenne arithmétique de tous les points de chaque classe, c'est-à-dire chaque classe est représentée par un centre de gravité.

#### a) Principe

L'idée principale est de définir les  $k$  centroïdes arbitraires,  $c_1, c_2, \dots, c_k$  ( $k$  le nombre de clusters fixé a priori). Chaque  $c_i$  représente le centre d'une classe, et doit être placé dans des emplacements différents. Donc, le meilleur choix est de placer les centroïdes les plus éloignés possibles, les uns des autres.

L'étape suivante est de prendre chaque point appartenant à l'ensemble de données, et de l'associer au centroïde le plus proche. C'est-à-dire que chaque classe  $S_i$  sera représentée par un ensemble d'individus les plus proches de son  $c_i$ . Les nuées dynamiques sont une généralisation de

ce principe, où chaque cluster est représenté par un noyau, mais plus complexe qu'une moyenne.

Lorsqu'aucun point n'est en attente, la première étape est terminée, et un groupage précoce est fait. À ce point, nous avons besoin de recalculer les  $k$  nouveaux centroïdes mi des groupes, issus de l'étape précédente, qui vont remplacer les  $c_i$  ( $m_j$  est le centre de gravité de la classe  $S_j$ , calculé en utilisant les nouvelles classes obtenues).

On réitère par la suite le processus, jusqu'à atteindre un état de stabilité, où aucune amélioration n'est possible. Nous pouvons constater que les  $k$  centroïdes changent leur localisation par étape jusqu'à ce que plus aucun changement n'est effectué. En d'autres termes les centroïdes ne bougent plus.

### b) Algorithme k-means

Choisir  $k$  moyennes  $c_1, c_2, \dots, c_k$  initiales (par exemple au hasard)

#### 1. Répéter

Affectation de chaque point à son cluster le plus proche :

$$S_i^{(t)} = \{x_j : \|x_j - m_i^{(t)}\| \leq \|x_j - m_{i^*}^{(t)}\|\} \text{ for all } i^* = 1, \dots, k \quad (3.15)$$

Mettre à jour la moyenne de chaque cluster

$$S_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{x_j \in S_i^{(t)}} x_j \quad (3.16)$$

2. **Jusqu'à** : atteindre la convergence quand il n'y a plus de changement.

**Fin.**

#### Exemple :

Dans la figure (3.12), on peut apprécier comment sera la partition des classes d'un algorithme K-moyennes de deux classes. On peut voir qu'il y a deux centres, qui auront une valeur d'intensité déterminée. En outre, il y a plusieurs pixels, assignés à chaque classe, et qui auront été assignés par la proximité de la valeur du pixel à la valeur du pixel du centre.



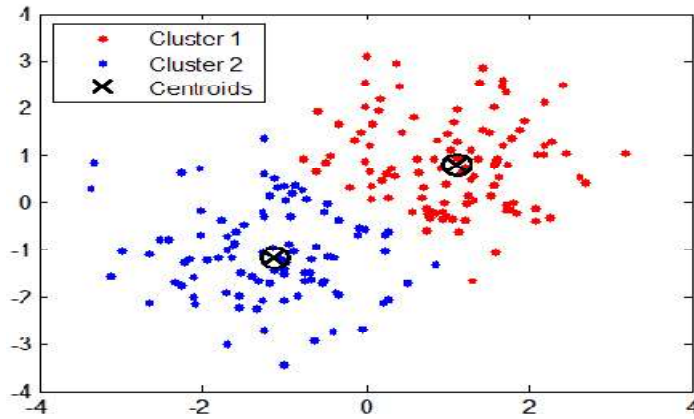


Figure 3.12 Exemple de partition des classes à base de K-Means

✓ **Avantage**

- Rapide

✓ **Inconvenient**

- Le nombre K doit être indiqué par l'utilisateur
- Sensible au bruit dans les images IRM
- Résultats non précis

### 3.8 Discussion

Dans ce chapitre on a présenté les différents outils qu'on va utiliser dans notre méthode. Ou le but de ces outils était de développer une chaîne complète de traitements automatiques, capable de fournir en sortie une segmentation fiable.

Dans le chapitre suivant on va présenter toutes les étapes en détaillant le principe de chaque méthode effectuée dans notre travail.



Dans le chapitre précédent, on a détaillé les outils mathématiques utilisés. Ce chapitre a pour but de présenter et interpréter les résultats de toutes les méthodes implémentées sur des images IRM en utilisant l'environnement Matlab. L'algorithme proposé utilise le filtre anisotrope pour la réduction du bruit, et la segmentation par k-means pour la classification de la masse ovarienne, et enfin on va détecter le contour de notre masse et calculer la surface.

Ce travail est basé sur les étapes suivantes :

### **4.1 Matériel utilisé**

Le langage de programmation utilisé a été réalisé avec l'environnement MATLAB 7.8.0 (R2009a).

#### **4.1.1 Quelques concepts MATLAB**

Matlab «matrix laboratory » est un langage de programmation de quatrième génération émulé par un environnement de développement du même nom ; il est utilisé à des fins de calcul numérique. Développé par la société The Maths Works, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes, de créer des interfaces utilisateurs. Les utilisations typiques incluent :

- Maths et calcul.
- Développement d'algorithmes.
- Traitement de l'image.
- Modélisation, simulation et prototype de données.

En même temps, il est riche d'un grand nombre d'opérations qui touchent le traitement d'images :

- Lecture de différents formats d'images (GIF, Png, Dicom, bmp...ect).
- Filtrages (Median, Moyen.... ect).
- Segmentation (region, contour).

#### **4.1.2 Format de l'image utilisé**

##### **▪ Format DICOM**

Le format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine). C'est un fichier utilisé pour la plus part des fabricants de matériel d'imagerie médicale.

Le dossier du format DICOM contient des images et des données démographiques (nom, numéros du patient, âge et sexe), aussi des informations relatives à l'examen (date, heure et paramètres techniques).

- **Format BITMAP(Bmp)**

Le format BMP est un des premiers formats d'image utilisé sous Windows. Il est un des seuls formats à utiliser.

Cette technologie a pour principal avantage la qualité des images fournies : pas de compression=pas de perte de qualité.

- **Conversion de DICOM via BITMAP (Bmp)**

En traitement d'image médicale, une image DICOM est représentée en trois matrices identiques, or nous avons besoin qu'une seule matrice ; pour cela nous convertissons l'image en format BMP (Bitmap), du fait que c'est un format non compressé, et qu'il n'engendre pas de perte d'informations.

## 4.2 Organigramme général du système proposé

Pour atteindre les objectifs de notre travail, nous proposons un système d'analyse des images d'une masse ovarienne (figure 4.1). La conception d'un tel système peut être organisée de la façon suivante :

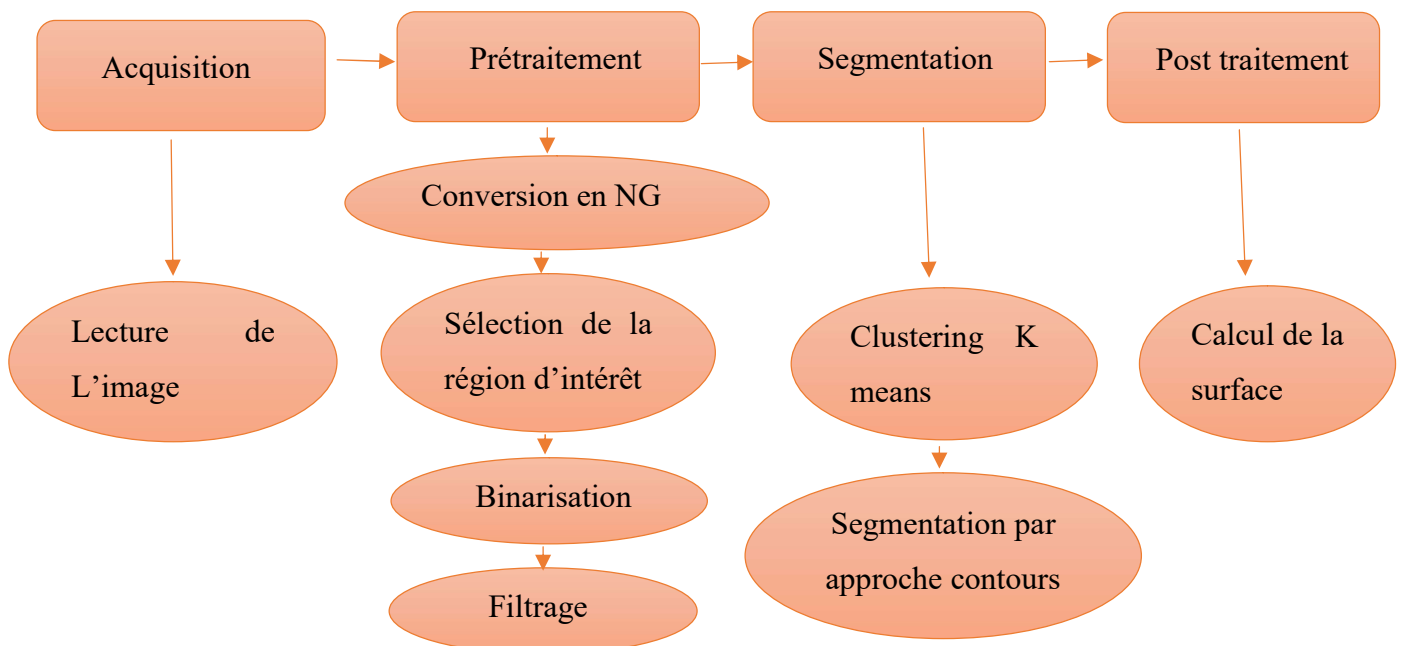


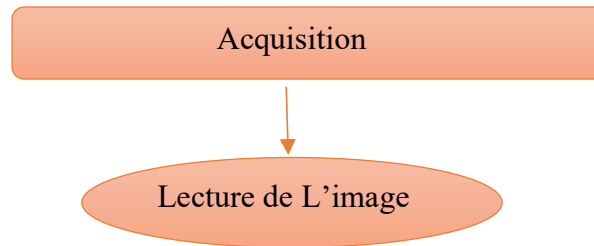
Figure 4.1 Schéma synoptique général de la méthode proposée

### 4.3 Résultats et interprétations

Nous allons passer en revue chaque étape de l'organigramme de la méthode proposée :

#### a) Phase d'acquisition

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

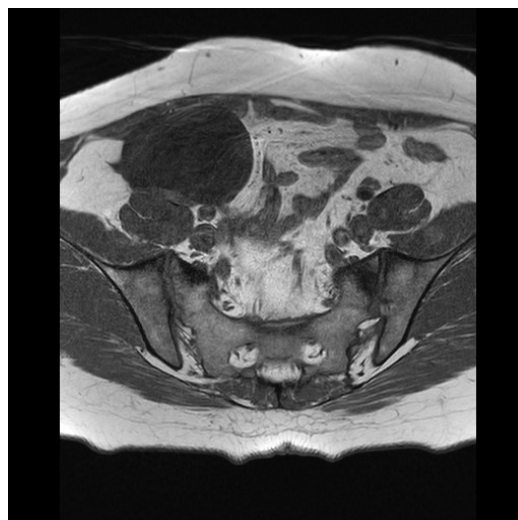


*Figure 4.2* Schéma synoptique de la phase d'acquisition

#### ▪ Lecture de l'image

Les images IRM contenant la masse, codées sous format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medical), et de taille (512x512x3). Nous avons converties de formats BMP pour obtenir une image de taille (512x512) (Figure 4.3).

```
I =imread(f)(4.1)
```

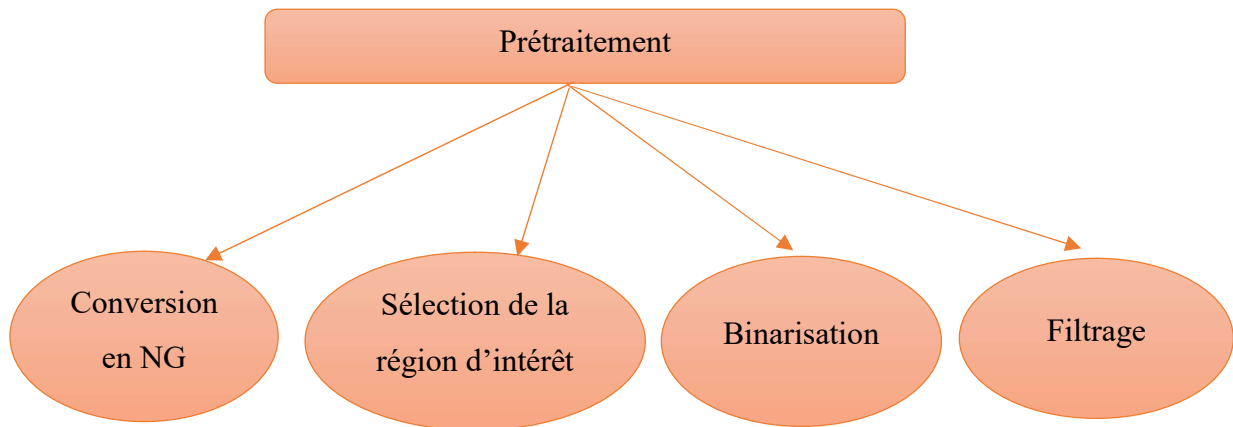


*Figure 4.3* Image originale

## b) Phase de Prétraitement

Cette partie consiste à utiliser des outils mathématiques qui ont été expliqués dans le chapitre précédent, tel que la conversion en NG, la binarisation et le filtrage de diffusion anisotrope pour éliminer le bruit qui affecte l'image, en conservant les contours.

Le prétraitement contient les étapes suivantes :



*Figure 4.4* Schéma synoptique de la phase de prétraitement

### ▪ Convertir l'image en niveaux de gris

Dans une image numérique, le niveau de gris représente la luminosité d'un pixel, lorsque les valeurs de ses composants de couleur sont identiques. La fonction « Rgb2gray » convertit les images RVB (Rouge Vert Bleu) en niveaux de gris en éliminant les informations de teinte et de saturation tout en conservant la luminance. Une image en niveau de gris est codée de 0 à 255, le 0 étant le blanc et 255 le noir.

$$Im = \text{rgb2gray}(ii) \quad (4.2)$$



*Figure 4.5* Image en niveaux de gris (NG)

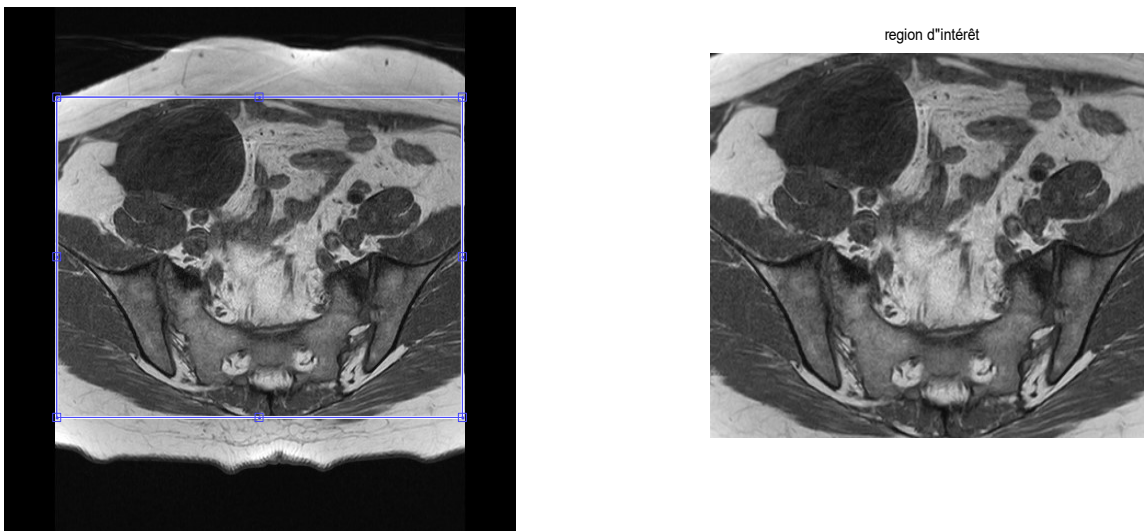
✓ **Interprétation**

L'image originale acquise est affectée par différents types de bruits, ce qui cause un problème de segmentation, qui peut fausser nos résultats. Afin d'éviter cela, nous l'avons converti en niveaux de gris (uint8), comprises entre [0,255].

▪ **Sélection de la région d'intérêt (ROI)**

A travers la fonction « imcrop » on peut sélectionner la région d'intérêt. Cette dernière peut créer un outil d'image de recadrage interactif associé à l'image affichée dans la figure courante, appelée image cible. L'outil de recadrage est un rectangle déplaçable et redimensionnable qu'on peut le positionner de manière interactive à l'aide de la souris. Lorsque l'outil de recadrage est actif, le pointeur se transforme en croix + lorsqu'on le déplace sur l'image cible. A l'aide de la souris, on spécifie le rectangle en cliquant et en faisant glisser la souris, qui prend en entrée une image.

$$\text{Img}=\text{imcrop}(\text{im})(4.3)$$



a) Rectangle de recadrage

b) Région sélectionnée

**Figure 4.6** Sélection de la région d'intérêt

✓ **Interprétation**

Le but de cette approche est d'extraire la région d'intérêt « l'ovaire », en supprimant parallèlement tous types de bruits. L'algorithme se fonde sur l'application des filtres

morphologiques pour supprimer les éventuels bruits. Ensuite, un seuil bien choisi fait apparaître deux régions connexes de tailles très différentes.

- **Binarisation Manuel**

Binarisation (seuillage), la segmentation par seuillage utilise l'histogramme pour séparer et extraire les différentes régions de l'image. A chaque pic de l'histogramme est associée une classe.

$$T(i,j)=225 \text{ si } I(i,j) > S(4.4)$$
$$T(i,j)=0 \text{ si } I(i,j) \leq S$$

Avec, T : image de sortie

I : image d'entrée

S : seuil

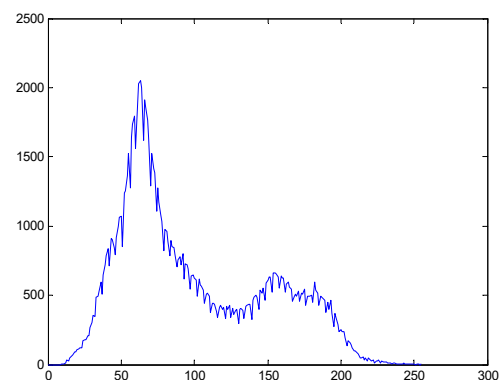
Cette méthode présente une difficulté de choix du seuil S qui se fait soit automatique, soit manuelle. A l'aide de l'histogramme, le seuil est choisi à partir de la frontière des variations plus la plage de variation des niveaux de gris.

- **Application du masque**

Créer le masque Après l'étape de binarisation on obtient plusieurs objets connexes tel que les artéfacts. La figure (4.7) montre le résultat obtenu lors de la binarisation.

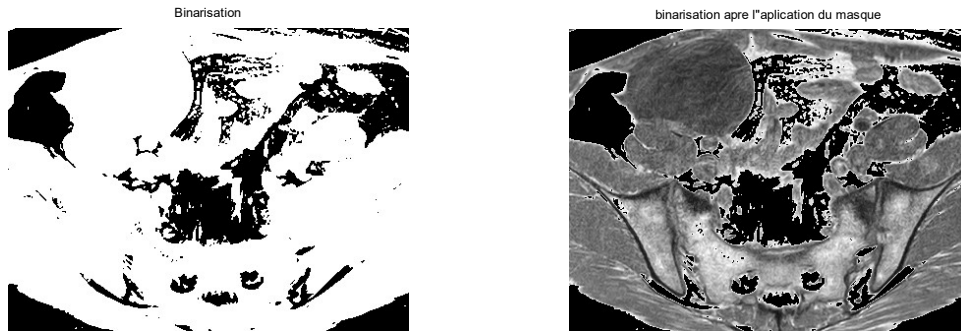


a) Région d'intérêt



b) Histogramme





c) Image binarisé

d) Application du masque

*Figure 4.7* Binarisation

### ✓ Interprétation

En utilisant l'histogramme de la région d'intérêt, on a choisis manuellement un seuil égal à 150; après, on a appliqué un masque sur l'image binarisée afin de laisser qu'une partie de l'image, aussi pour accentuer les régions en noir dans l'image binaire.

#### ▪ Filtrage Anisotropique

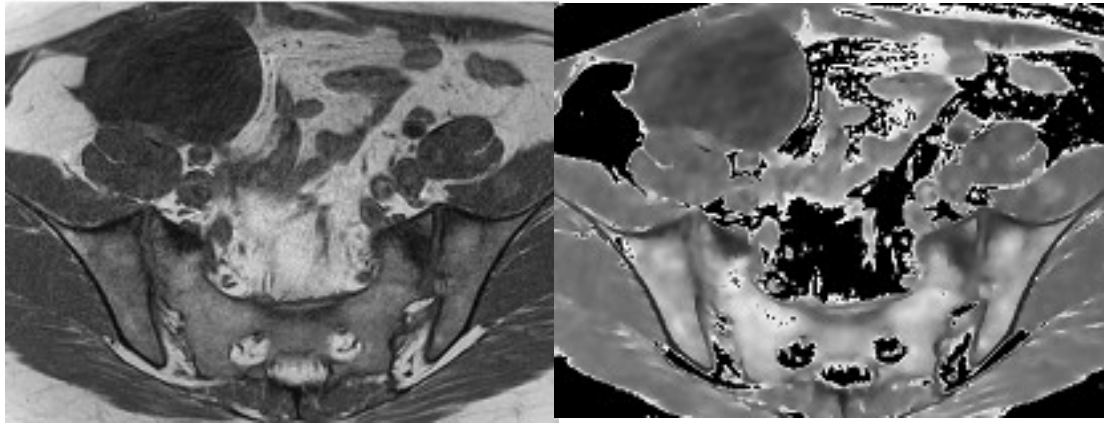
L'objectif principal du filtrage est d'enlever le bruit contenu dans une image, ou d'améliorer son aspect visuel, en modifiant la valeur des pixels (chaque pixel est modifié en fonction de ces pixels voisins).

Le but est la segmentation de la masse ovarienne, il est important d'utiliser un filtre qui élimine le bruit au niveau des régions, tout en préservant leurs contours. La fonction du filtrage anisotrope doit être maximale dans les régions homogènes, et minimales sur les contours. Dans notre cas, le filtre de diffusion utilisé est le filtre de Perona et Malik. Ce dernier a deux paramètres essentiels, le premier est le paramètre de discrétisation de l'échelle temps, sa valeur est 1/7, et le deuxième paramètre K représente le seuil du gradient. Le paramètre K produit un maximum de diffusion là où le bruit est le plus présent.

La fonction de diffusion utilisée dans notre travail est la suivante :

$$g_2(|\nabla U|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla U|}{K}\right)^2} \quad (4.5)$$

Car cette fonction est la plus active en présence des grandes régions.



a) Image originale b) Image filtrée

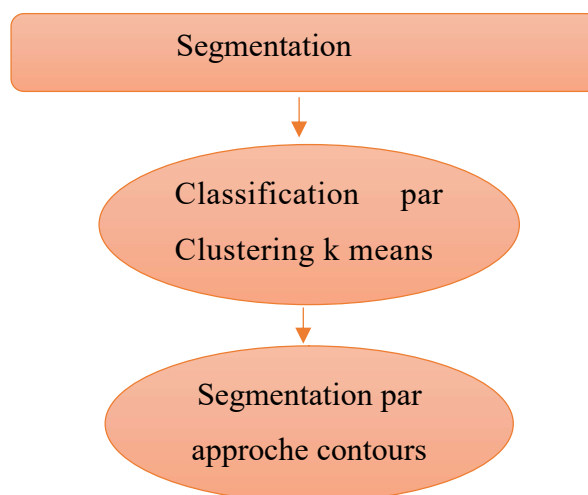
**Figure 4.8** Filtrage anisotropique

✓ **Interprétation**

On remarque, en appliquant le filtre anisotrope, qu'au niveau des régions homogènes, le bruit est atténué par un lissage, et que les contours sont toujours préservés.

**c) Phase de segmentation**

La segmentation est l'un des processus fondamentaux dans la chaîne de traitement d'image. Plusieurs techniques sont proposées dans la littérature ou chacune a ses avantages et ses inconvénients. Cette segmentation est basée sur la classification et segmentation de contour.



**Figure 4.9** Schéma synoptique de la phase de segmentation

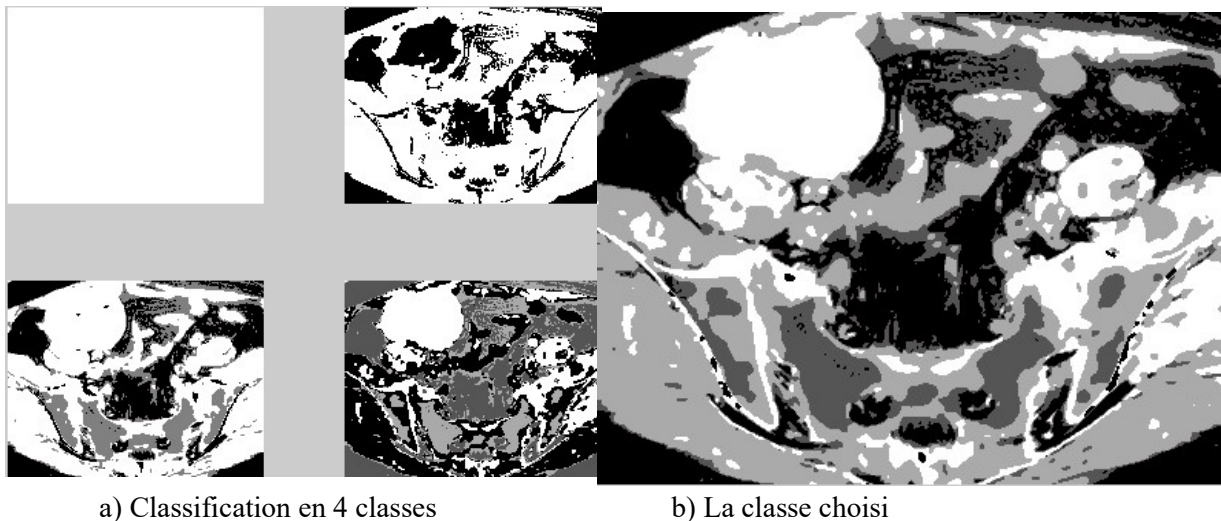
▪ **Clustering K means**

C'est l'un des algorithmes les plus connus en classification non supervisée. Il vise à produire un partitionnement des pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables. L'idée principale est de définir K centroïdes

L'algorithme k-means qu'on a utilisé sert à faire une classification de différentes structures anatomiques, et à détecter la région d'intérêt (la masse).

- En premier lieu, nous effectuons une classification en quatre classes, donc on suppose qu'on a quatre classes (k=4) :
  - ✓ La classe 1 est les centres germinaux.
  - ✓ La classe 2 est la zone mantle.
  - ✓ La classe 3 est les régions inter folliculaires « stroma ».
  - ✓ La classe 4 est la masse.

La figure ci-dessous montre la classification par K-means



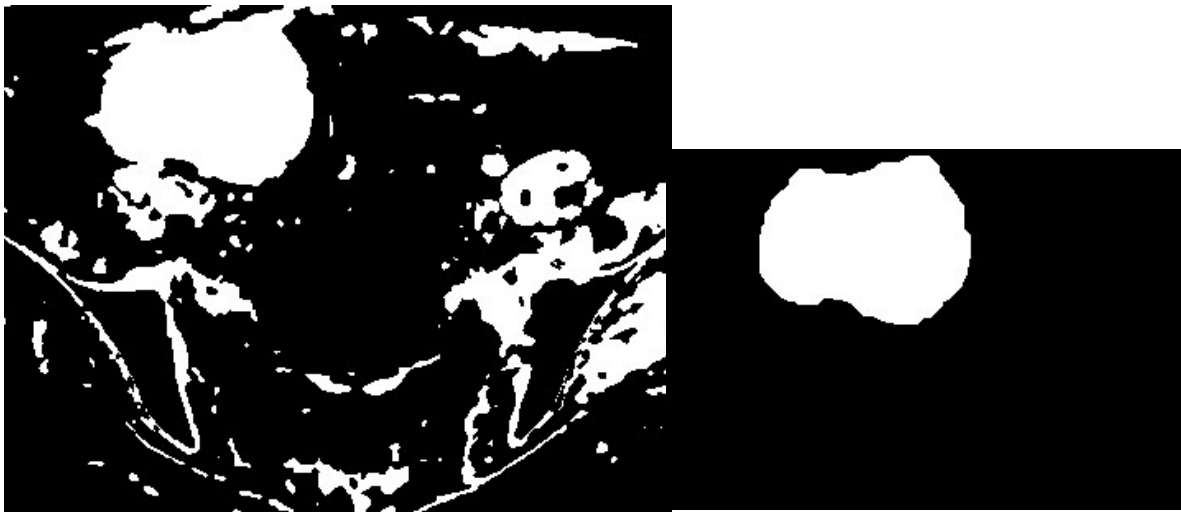
*Figure 4.10* Classification par K-means

✓ **Interprétation**

D'après (la figure 4.10), la segmentation par k means fait une classification selon 4 régions : les centres germinaux, la zone mantle, les régions inter folliculaires et la masse.

- **Sélection de la classe tumorale**

Pour extraire la masse, on applique une opération morphologique comme l'ouverture (érosion suivi d'une dilatation), avec un élément structurant B (forme disque). L'ouverture est utilisée pour éliminer toutes les petits objets, plus petits que l'élément structurant, et ne garder que la composante la plus grande



*Figure 4.11*Sélection de la classe tumorale*Figure 4.12*La région tumorale

- ✓ **Interprétation**

On remarque dans la figure (4.12) que la masse a été bien détectée par l'algorithme k-means, et les petits objets qui entourent la région tumorale sont bien éliminés par l'ouverture morphologique (érosion suivi d'une dilatation), en utilisant un disque de taille 13.

- **Segmentation par approche contours**

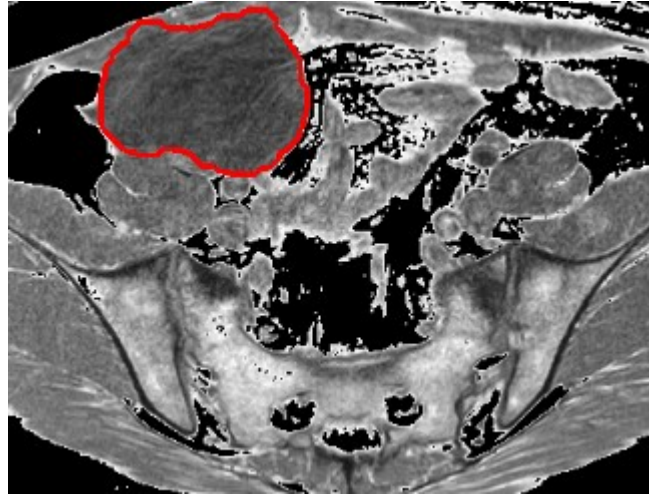
La segmentation par approche contours s'intéresse aux contours de l'objet dans l'image. La plupart des algorithmes qui lui sont associés sont locaux, c'est à dire qu'ils fonctionnent au niveau du pixel.

Dans la segmentation par approche contours, il y a deux problématiques à résoudre, à savoir :

- caractériser la frontière entre les régions ; fermer les contours.

La fonction suivante montre comment on a détecté le contour de notre masse

$$[C,h] = \text{contour}(is)(4.6)$$



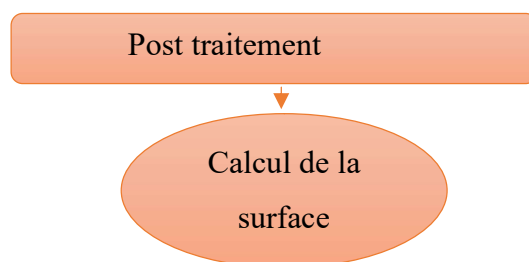
*Figure 4.13* Détection de contours

#### ✓ **Interprétation**

D'après la détection de contours on a caractérisé les frontières entre les régions et les contours sont fermés, donc la masse est bien détectée.

#### **d) Phase de post traitement**

Une fois le résultat de la segmentation obtenu, on va calculer la surface de notre masse.



*Figure 4.14* Schéma synoptique de la phase de post traitement

#### ▪ **La surface**

Ce paramètre est calculé à partir du nombre de pixels contenus dans une lésion. En pratique il est obtenu à partir de l'aire en pixels de masque binaire qui représente la masse segmenté.

$$N = \text{nnz}(is)(4.7)$$

```
>> n= nnz(is)

n =

    10224
```

*Figure 4.15* Résultat de la surface

#### ✓ Interprétation

A l'aide de la fonction « nnz » (Number of Non Zéro) on a calculé la surface ; est égale à 10244 Pixels.

## 4.4 Discussion

Dans ce chapitre nous avons mis au point un filtre anisotropique pour la réduction du bruit afin d'éviter les fausses résultats lors de la segmentation, le bruit est atténué par un lissage, et les contours sont toujours préservés.

L'algorithme k means basé sur la classification montre que la détection de la tumeur n'est pas bien précise, parce qu'elle ne définit pas précisément la taille réelle de la région tumorale. Enfin on a détecté le contour de notre masse et calculé la surface.

## Conclusion générale

En analyse d'images médicales, la segmentation est aucun doute la tâche qui mobilise le plus d'efforts, elle nécessite des connaissances à priori sur le type et la qualité d'image à traité, et la structure à segmenter.

Le clustering, ou segmentation, est une étape de base du traitement d'une image. La diversité des méthodes de segmentation nous offre plusieurs manières pour segmenter une image.

Globalement, de nombreuses approches ont été prises pour segmenter des masses ovariennes à partir des images IRM. Jusqu'à présent, de nombreux travaux rapportent de bons résultats.

Dans ce travail une segmentation d'une masse ovarienne dans les images IRM par combinaison d'un filtre anisotrope et l'algorithme de clustering k-means, on a développé un filtre anisotrope afin de réduire les artefacts affecté sur l'image pour éviter les fausses résultats lors de la segmentation, et un algorithme clustering k means basée sur la segmentation par approche région et la segmentation par classification pour :

- Faciliter la détection des masses ovariennes
- L'aider au diagnostic pour le radiologue.
- Construire un deuxième lecteur potentiel après le radiologue et réduction des erreurs commises par le médecin.

Dans le premier temps, l'image originale a été prétraitée afin d'éliminer le bruit. Par la suite dans la segmentation par approche région on a prouvé un algorithme clustering k means basé sur la classification, et la segmentation par approche contour pour la détection de contour de notre masse. Enfin comme post traitement on a calculé la surface.

Le grand avantage de notre algorithme est que, notre filtre anisotrope conserve la forme ainsi l'information sur le contour qui sont des notions importantes dans le diagnostic des masses ovariennes ainsi que leur caractérisation, et il a bien lissé notre image, la masse a été bien détectée par l'algorithme k-means, sauf qu'elle ne définit pas précisément la taille réelle de la région tumorale

## Perspectives et suites possibles de ce travail

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

- De travailler sur un autre langage de programmation plus important ;
- Une forte liaison relie le concept segmentation et classification : après l'étape de l'extraction des paramètres pertinents une classification peut être envisagée pour d'identifier une anomalie en type bénigne ou maligne ;
- D'utiliser cette méthode de segmentation sur des voxels, au lieu des pixels ;
- D'appliquer un algorithme de reconstruction 3D ce qui permettra d'avoir un système complet ;
- Une extension logique de cette approche est l'automatisation de système ;
- Bien entendu cette liste est non exhaustive et un bon nombre d'extensions supplémentaires peuvent certainement être imaginées...
- Utiliser la méthode de Level-Set comme suite de notre travail pour la localisation de la zone d'intérêt ;



## Références bibliographiques

### Références bibliographiques

- [1] [www.cancer-environnement.fr/les cancers/ovaire](http://www.cancer-environnement.fr/les-cancers/ovaire)23avr.2014
- [2] [http://fr.maieutapedia.org/wiki/Cancer\\_de\\_l'ovaire#.U59WhBvjhjo](http://fr.maieutapedia.org/wiki/Cancer_de_l'ovaire#.U59WhBvjhjo) le08déc2013
- [3] <http://www.cancer-environnement.fr/220-ovaire.ce.aspx>
- [4] <http://ovariancancerday.org/fr/>
- [5] <http://www.planetesante.ch/Mag-sante/cancer/le-cancer-de-l'ovaire-reste-difficile-a-dépister>16.01.2014
- [6] [http://www.dziriyia.net/forums/sujet-sante.php?p=527836&l=1&topic=-pres-de-2000- algériennes-atteintes-de-cancer-de-l'ovaire-chaque-année](http://www.dziriyia.net/forums/sujet-sante.php?p=527836&l=1&topic=-pres-de-2000-algériennes-atteintes-de-cancer-de-l'ovaire-chaque-année)
- [7] <http://www.allodocteurs.fr/actualité-sante-lescancers-les-plus-fréquents-a-la-menopause-11511.asp?l=1#2>
- [8] [www.Link.springer.com](http://www.Link.springer.com)
- [9] <http://www.docteur-benchimol.fr/gynecologie/94-anatomie-fonctionnelle-de-l-appareil-genital-feminin.html>
- [10] netter, F.H.atlasd'anatomieHumaine, ed.Novarits, 1999.p525.
- [11] [http://www.eopathologies.com/acad/h\\_cd/genfem.pdf](http://www.eopathologies.com/acad/h_cd/genfem.pdf)
- [12] [www.kartable.fr/premeire-es/sciences/709/cour/devenir-homme-ou-femme](http://www.kartable.fr/premeire-es/sciences/709/cour/devenir-homme-ou-femme), 1ESL14049
- [13] [www.Aly-abbara.com](http://www.Aly-abbara.com)
- [14] [http://www.soins-infirmiers.com/appareil\\_genital\\_feminin.php](http://www.soins-infirmiers.com/appareil_genital_feminin.php)
- [15] <http://sante-az.aufeminin.com/w/sante/s194/maladies/cancer-ovaire.html>
- [16] [www.docteur-benchimol.com/glandes-bartholin.html](http://www.docteur-benchimol.com/glandes-bartholin.html)
- [17] [misscatastrophe.over-blog.com/article-les-ovaires-98457580.html](http://misscatastrophe.over-blog.com/article-les-ovaires-98457580.html)
- [18] [http://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/follicule\\_ovarien/13178](http://www.larousse.fr/encyclopedie/medical/follicule_ovarien/13178)
- [19] [www.natisens.com/articles/anatomie-femme/secretion-hormones-femmes.html](http://www.natisens.com/articles/anatomie-femme/secretion-hormones-femmes.html)
- [20] <http://www.futura-sciences.com/magazines/sante/infos/dico/d/medecine-oestrogene-2786/>
- [21] Hennen, G, La fonction ovarienne In : Biochimie humaine/Introduction Biochimique à la medecine interne, ed. De Boeck&Larciers.a, 1996.p792
- [22] [http://www.natisens.com/articles/anatomie/anatomie\\_femme/cycle\\_ovarien.html](http://www.natisens.com/articles/anatomie/anatomie_femme/cycle_ovarien.html)
- [23] <http://www.e-cancer.fr/cancerinfo/les-cancers/cancer-de-lovaire/les-ovaires>

## Références bibliographiques

- [24] [http://www.santeweb.ch/santeweb/Maladies/khb.php?Cancer\\_de\\_l\\_ovaire\\_Cancer\\_ov\\_arien&khb\\_lng\\_id=2&khb\\_content\\_id=5491](http://www.santeweb.ch/santeweb/Maladies/khb.php?Cancer_de_l_ovaire_Cancer_ov_arien&khb_lng_id=2&khb_content_id=5491)
- [25] [www.Facteurs-risque-cancer.ovaire.html](http://www.Facteurs-risque-cancer.ovaire.html)
- [26] [www.societe.de.recherche.sur.le.cancer.ca](http://www.societe.de.recherche.sur.le.cancer.ca)
- [27] [www.emcom.ca](http://www.emcom.ca)
- [28] [www.cancer.ca](http://www.cancer.ca)
- [29] [http://www.canceronet.com/public/types\\_cancer/types\\_cancer07.asp](http://www.canceronet.com/public/types_cancer/types_cancer07.asp)
- [30] <http://repli.net/larticle/comprendre-votre-type-de-cancer-de-lovaire>
- [31] <http://www.femmeactuelle.fr/sante/sante-des-femmes/femme/kyste-de-l-ovaire-00901>
- [32] [ovriancancerday.org/fr/about-ovarian](http://ovriancancerday.org/fr/about-ovarian)
- [33] <http://www.arcagy.org/infocancer/localisations/cancers-feminins/cancer-de-l-ovaire/forme-de-la-maladie/les-stades-figo-html>
- [34] <http://smartfiches.fr/gynecologie/item-153-2-cancer-de-lovaire>
- [35] <http://www.stopaucancer.com/le-cancer-de-l-ovaire>
- [36] <http://college-genetique.igh.cnrs.fr/Enseignement/genformclin/gencancer.htm>
- [37] <http://merylkoch.wordpress.com/>
- [38] <http://www.cancernetwork.com/review-article/predisposition-testing-inherited-breast-cancer-0>
- [39] <http://www.pflege-und-medizin.de/Brustkrebs/Risiko/mutationen%20auf%20dem%20BRCA1-Gen.html>
- [40] <http://theses.ulaval.ca/archimede/fichiers/23063/ch01.html>
- [41] <http://www.intechopen.com/books/ovarian-cancer-a-clinical-and-translational-update/preventive-strategies-for-ovarian-cancer>
- [42] [http://www.oncoprof.net/Generale2000/g02\\_Prevention/Index/Index\\_pr35.php](http://www.oncoprof.net/Generale2000/g02_Prevention/Index/Index_pr35.php)
- [43] <http://jcs.biologists.org/content/114/20/3591/F2.expansion.html>
- [44] <http://www.chimio-pratique.com/cancer-de-l-ovaire-quels-traitements/>
- [45] <http://curie.fr/sites/default/files/cancer-ovaire.pdf> radiothérapie
- [46] <http://www.cancer.ca/fr-ca/cancer-information/cancer-type/ovarian/risks/risk-reduction-strategies/?region=on#ixzz32olBLr5k>
- [47] Cherfa .Y, ‘’ Cours Traitement d’image’’, Master imagerie Médicale ,2016.
- [48] N. Hottat<sup>1</sup>, T. Metens<sup>1</sup>, M. Kavec<sup>1</sup>, and C.Matos<sup>1</sup>, ‘’Diffusion-Weighted MRI (DWI) in Ovarian Masses: Value of DWI compared to T2 and T1-weighted MRI and Histopathological Findings’’, Conference, 2008

## Références bibliographiques

- [49] P.S.Hiremath, Jyothi R. Tegnoor ‘‘Automatic Detection of Follicles in Ultrasound Images of ovaries using Edge Based Method’’,IJCA Special Issue on ‘‘Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition’’ RTIPPR, 2010
- [50] Ashika.Raj, ‘‘Detection of Cysts in Ultrasonic Images of Ovary’’, Journal international de science et recherche, India online, 2013.
- [51] Ramya.MM ,Kiruthika.V, ‘‘Automatic Segmentation of Ovarian Follicle using K-means Clustering’’ Fifth International Conference on Signal and Image Processing, 2014.
- [52] Amel.H, "Automated ovarian masses extraction in CT images based on division of image’’, Journal AL-Qadisiah pour l’informatique et les mathématiques, 2014.
- [53] S. Khazendar<sup>1</sup>, A. Sayasneh<sup>2</sup>, H. Al-Assam<sup>1</sup>, H. Du<sup>1</sup>, J. Kaijser<sup>3</sup>, L. Ferrara<sup>4</sup>, D. Timmerman<sup>3</sup>, S. Jassim<sup>1</sup>, T. Bourne<sup>2</sup>, ‘‘ Automated characterization of ultrasound images of ovarian tumours: the diagnostic accuracy of a support vector machine and image processing with a local binary pattern operator’’, Conference, 2015.
- [54] [Stéphanie BRICQ, ‘‘Segmentation d’images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et de détection de lésions, Strasbourg’’, Conférence, 2008
- [55] Sayah.B, Une approche hybride pour la segmentation de tumeurs en IRM cérébrales.
- [56] <http://lasciencepourtous.cafe-sciences.org/articles/de-la-rmn-a-lirm/>
- [57] Grenier.T, Revol-Muller, Gimenez G, ‘‘Automated Seeds Location for Whole Body NAF PET Segmentation’’, IEEE Transactions on Nuclear Science, Vol. 52, 2005.
- [58] Bloch I, Fuzzy Relative Position between Objects in Image Processing: A Morphological Approach, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, 1999.
- [59] <http://www.map.toulouse.archi.fr/works/panoformation/imagenum/imagenum.htm>.
- [60] .P. Gastellu-Etchegorry, Acquisition Et Traitement d’image numérique, Avril 2008
- [61] Ayadihakim, Bouanounbilal, Système d’aide à la détection de maladies sur image Médicale basé sur les réseaux de neurones, mémoire d’ingénieur d’état en informatique ; 2010.
- [62] [BOU, 2001] : Mr. BOUMAZA Mouloud, Contribution à la restauration et fermeture de contours par une approche neuronale, Mémoire de magister, ESI 2001.

## Références bibliographiques

- [63] Hadjila F. & Bouabdellah R., « Reconnaissance des visages par les réseaux de neurones », Mémoire de PFE, Université de Tlemcen, 2003.
- [64] Naciri H., Chaoui N., « Conception et Réalisation d'un système automatique d'identification des empreintes digitales », Mémoire de PFE, Université de Tlemcen, 2003.
- [65] Tabari K., Tagma S., « Compression d'images animées à très faible débit par la géométrie des fractales », Projet de fin d'études, USTBH, 1996.
- [66] CHIKH Mohammed Tahar, Amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (Comparaison avec les filtres de base), Mémoire de master, 2011.
- [67] Christian RONSE, Opérations morphologiques de base : dilatation, érosion, ouverture et fermeture binaires CNRS, Département d'Informatique de l'Unistra, 22/10/2013.
- [68] Refka Ragoubi Hor, Filtrage anisotrope robuste régi par propagation de fronts : vers une segmentation automatique de volumes IRM, 145 pages, 2013.
- [69] YESLI Samir, Filtrage par Diffusion Anisotropique Appliquée aux images IRM, 54 pages, 2004.
- [70] P. Perona, J. Malik, Scalespace and edgedetection using anisotropic diffusion, IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, n°7, pp 629-639, 1990.
- [71] D'H. Frédéric, El K. Brahim, Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs.
- [72] N. PASSALACQUA, Méthodes de clustering flou appliquées au « filtrage parental » d'Internet, 2006.
- [73] J. B. MacQueen (1967), Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley, University of California Press, no 1, pp 281-297, 1967.