

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
CENTRE UNIVERSITAIRE DE KHENCHELA

INSTITUT DE SCIENCE ET TECHNOLOGIE  
ECOLE DOCTORALE INFORMATIQUE D'EST 2007(POLE CONSTANTINE)

N° D'ORDRE : .....  
SERIE : .....



# MEMOIRE DE MAGISTER EN INFORMATIQUE

Option: Intelligence Artificielle (IA)

THEME

**Une hybridation de méthodes de segmentation  
d'images pour l'interprétation des  
mammographies**

Réaliser par :

Par : Melle LOUAFI Wafa

DIRECTEUR DE MEMOIRE : Pr .LASKRI Mohamed Tayeb Prof Université d'Annaba

Soutenu le 21/02/2010

Devant le Jury

<b>Président:</b>	Dr KAZAR Okba	Maître de conférences	Université de Biskra
<b>Examineurs:</b>	Dr. BOUDOUR Rachid	Maître de conférences	Université d'Annaba
	Dr KIMOUR Tahar	Maître de conférences	Université d'Annaba

# Remerciements

En tout premier lieu, je remercie **mon dieu**, tout puissant, qui m'a éclairé le bon chemin et qui m'a aidé à réaliser ce travail dans les meilleures conditions

Je tiens essentiellement et particulièrement à exprimer ma sincère et profonde gratitude à l'égard de Monsieur **M.T.Laskri**, Professeur à l'université Badji Mokhtar, Annaba, d'avoir eu l'aménité d'accepter de diriger ce travail, qui s'est montré d'une générosité sans bornes sur tout les plans, scientifique et humain; voué d'une indulgence, et d'une patience inouïes; je lui serais toujours reconnaissante pour le constant support intellectuel et ses directives, ce fut à la fois une chance et un grand honneur d'être votre étudiante.

Je tiens à remercier très sincèrement l'ensemble des membres du jury qui me font le grand honneur d'avoir accepté de juger mon travail.

Je remercie Monsieur **Kazar Okba** Maître de Conférences à l'université de Biskra pour l'honneur qu'il me fait en acceptant la présidence de ce jury. Qu'il trouve donc ici l'assurance de ma profonde gratitude.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Monsieur **Kimour Taher**, Maître de Conférences à l'université de Annaba, pour avoir accepté d'être examinateur de ce travail et pour le temps qu'il a investi à l'évaluer malgré ses nombreuses obligations.

A Monsieur **Boudour Rachid**, Maître de Conférences à l'université d'Annaba. Je le remercie de m'avoir accepté de juger mon travail. Je tiens à lui témoigner toute ma reconnaissance pour le temps qu'il a investi à l'évaluer malgré ses nombreuses obligations.

Un grand merci à **ma famille**, qui m'aurez apporté la stabilité et les encouragements pour persévérer; c'est grâce à votre affection et votre amour que je suis encore debout.

Je tiens à remercier aussi tous ceux qui ont aidé de près ou de loin.

# Résumé

La mammographie est actuellement le moyen le plus efficace du dépistage précoce des cancers du sein car il permet, même le dépistage des tumeurs asymptomatiques et non palpables manuellement.

De nombreuses équipes de recherche travaillent sur la détection automatique du cancer du sein [Mag 89], [Cha 90], [Ann 92], [Idi 05],... ; mais à notre connaissance, aucune équipe n'a mis au point une méthode efficace pour déterminer automatiquement la forme exacte de la zone de doute, ce qui semble pourtant être un paramètre important de malignité.

Notre travail rentre dans le cadre de la segmentation d'images pour l'interprétation des mammographies en proposant une solution d'hybridation de méthodes ; l'ensemble des mammographies utilisées dans notre projet provient de la base d'images médicales de 230 GB de données mammographiques de l'université de *South Florida* [Dds 04]. La base de données contient plus de 2500 cas numérisés, avec 4 clichés par cas (deux vues de chaque sein), et certaines informations relatives au patiente (âge, densité du sein,...) et à l'image (scanner, résolution...), ces dernières ont été sujet à une série d'opérations de prétraitement (acquisition, filtrage...) ; ensuite une approche hybride de segmentation sera appliquée sur ces images afin d'obtenir une bonne illustration capable d'interpréter une mammographie.

Tout d'abord, une région est déterminée par une technique de seuillage ; on prend seulement cette région et le reste sera exclu de l'étude. Par la suite une tâche de segmentation Markovienne sera appliquée sur la zone d'étude; cette dernière sera segmentée en plusieurs régions, on prend encore seulement la région qui nous intéresse et le reste sera exclu de l'étude. On lui applique la technique de LPE pour extraire la forme exacte de la zone de doute. Donc en bougeant d'une macro-région à une microrégion jusqu'à l'obtention de la forme exacte de la zone de doute. Le diagnostic de la maladie dépend de cette forme.

**Mots clés :** Mammographie, Segmentation d'image, Filtrage, Seuillage, Champ de Markov, Ligne des Partages des Eaux, Hybridation de méthodes de segmentation.

# *Abstract*

*The mammography is currently the most effective means of early screening for breast cancer because it allows, even the screening for tumors asymptomatic and not palpable manually.*

*Many research teams work on automatic detection of breast cancer [Mag 89], [Cha 90], [Ann 92], [Idi 05]... but to our knowledge, no team has developed an effective method to determine automatically the exact form of the area of doubt, which seems to be an important parameter of malignancy.*

*Our work falls within the framework of image segmentation for interpretation of mammography by proposing a hybridization method, all the mammography used in our project comes from the medical image database of 230 GB of data mammography at the University of South Florida [Dds 04]. The database contains more than 2500 cases scanned, with 4 plates per case (two views of each breast) and some information about the patient (age, breast density, ...) and image (scan, resolution ...) These latter have been subject to a series of pre-treatment (acquisition, filtering ...), then a hybrid approach to segmentation is applied on these images to get a good illustration can interpret mammography.*

*Firstly, a region is determined by a thresholding technique, we consider only this region and the rest will be excluded from the study. Subsequently a task Markovian segmentation is applied to the study area, it will be segmented into several regions, there is still the only region that interests us and the rest will be excluded from the study. We apply it to the watershed to extract the exact shape of the zone of doubt. So in moving from a macro-region to micro-region till to find the exact shape of the area of doubt. The diagnosis of the disease depends on this form.*

**Keywords:** *Mammography, Segmentation image, Filtering, Thresholding, Markov Field, The watershed, Hybridization approach for segmentation.*

# ملخص

يعتبر التصوير الإشعاعي للثدي أنجع وسيلة للكشف المبكر عن سرطان الثدي لأنه يسمح حتى بالكشف عن الأورام غير المتناظرة وغير الواضحة يدويا.

العديد من الفرق البحثية تعمل على الكشف التلقائي للسرطان [Mag 89],[Cha 90], [Ann 92], [Idi05] ، ... ، ولكن على حد علمنا ، لم يتوصل أي فريق لوضع منهجية فعالة لتحديد المنطقة المصابة تلقائياً.

يندرج عملنا في إطار تجزئة الصور من أجل تقديم نظام يمكنه تفسير تصوير الثدي بالأشعة السينية، من خلال اقتراح عملية تهجين بين تقنيات التجزئة ، مجموع الصور المستخدمة في المشروع مأخوذة من قاعدة بيانات للصور الطبية سعتها 230 جيغابايت من جامعة جنوب فلوريدا [Dds 04] ، وهي تحتوي على أكثر من 2500 حالة تم مسحها ضوئياً، مع 4 صور لكل حالة (وجهتين لكل ثدي) وبعض المعلومات حول المريضة (العمر، وكثافة الثدي...) وبعض المعلومات حول الصورة (المسح الضوئي والدقة...). يتم تعريض الصور لسلسلة من المعالجة الأولية (حيازة وتصفية...)، ثم نقوم بإتباع نهج التهجين لتقسيم الصور للحصول على صورة جيدة يمكنها تفسير تصوير الثدي بالأشعة السينية.

في بادئ الأمر ، يتم تعيين منطقة معينة بتقنية التجزئة الثنائية، نأخذ بعين الاعتبار هذه المنطقة فقط والباقي يستثنى من الدراسة. ثم نقوم بتطبيق حقل ماركوف على منطقة الدراسة ، حيث يتم تجزئتها إلى عدة مناطق ، نأخذ فقط المنطقة المرادة والباقي يتم استبعادها من الدراسة. الآن نأخذ منطقة الدراسة و نطبق عليها خوارزمية خطوط تقسيم المياه، لاستخراج الشكل الدقيق لمنطقة الشك. إذن يتم الانتقال من منطقة إلى منطقة أصغر للحصول على الموقع الدقيق لمنطقة الشك. تشخيص المرض يعتمد على شكل المجال المريب.

**الكلمات الرئيسية :** التصوير الإشعاعي للثدي ، تجزئة الصور ، الترشيح ، التجزئة الثنائية ، حقل

ماركوف، خطوط تقسيم المياه ، والنهج التعاوني للتجزئة.

# Table de matières

<i>INTRODUCTION GENERALE.....</i>	<i>1</i>
<i>chapitre 01 « traitement d'image numérique »</i>	
<i>I. Introduction.....</i>	<i>3</i>
<i>II. L'image numérique.....</i>	<i>4</i>
<i>II.1.caractéristiques d'images numériques.....</i>	<i>5</i>
<i>II.2.types des images numériques .....</i>	<i>8</i>
<i>III. Le bruit .....</i>	<i>9</i>
<i>IV. Les phases de traitement de l'image.....</i>	<i>15</i>
<i>IV.1 l'acquisition.....</i>	<i>16</i>
<i>IV.2. Traitement de bas niveau .....</i>	<i>17</i>
<i>IV.2.1 manipulation des couleurs .....</i>	<i>17</i>
<i>IV.2.2 les opérations ponctuelles.....</i>	<i>18</i>
<i>IV.2.3 filtrage numérique.....</i>	<i>19</i>
<i>IV.2.3.1. Filtres de lissage ou filtre passe bas.....</i>	<i>20</i>
<i>IV.2.3.2. Filtres passe-haut .....</i>	<i>22</i>
<i>IV.2.3.3. Les filtre de prewitt, sobel, freeman, et kirsch.....</i>	<i>22</i>
<i>IV.3. Traitement de niveau intermédiaire .....</i>	<i>24</i>
<i>IV.4. Traitement de haut niveau .....</i>	<i>25</i>
<i>V. Conclusion .....</i>	<i>27</i>
<i>chapitre 02 « segmentation d'image numérique »</i>	
<i>I. Introduction .....</i>	<i>28</i>
<i>II. Notion de segmentation .....</i>	<i>29</i>
<i>III. Technique de segmentation .....</i>	<i>30</i>
<i>III.1 la segmentation par classification .....</i>	<i>30</i>

---

III.1.1 approches de classification supervisées.....	30
III.1.1.1 algorithme de fisher .....	31
III.1.1.2 classification bayésienne.....	32
III.1.2 approches de classification non supervisées .....	32
III.1.2.1 algorithme des k-moyennes (k-means) .....	33
III.1.2.2 segmentation floue.....	34
III.2. Les approche régions .....	34
III.2.1 approches de croissance des régions .....	35
III.2.1.1 agrégation des pixels .....	35
III.2.1.2 croissance de régions .....	36
III.2.2 approches multi-résolution (pyramides) .....	36
III.3. Approches contours .....	37
III. 3.1 contours actifs.....	38
IV. Seuillages .....	39
IV.1. binarisation.....	39
IV. 2. principe de seuillage.....	39
IV.3. choix des seuils .....	40
IV. 3.1 le seuillage manuelle .....	41
IV.3.2 le seuillage automatique .....	41
V. Segmentation par champ de Markov .....	41
V.1 définition et simulation d'un champ de Markov .....	42
V.1.1 description et modélisation probabiliste de l'image.....	42
V.1.2. Champs de markov et champs de gibbs .....	44
V.1.2.1. Définition d'un champ de Markov.....	44
V.1.2.2. Mesure de Gibbs .....	44
V.1.2.3. Champ de Gibbs .....	45
V.1.2.4. Equivalence champ de Markov-champ de Gibbs .....	45
V.1.2.5. Distribution de Gibbs avec température.....	45

V.2. <i>Echantillonnage de MRF</i> .....	46
VI.2.1. <i>L'échantillonneur de Gibbs</i> .....	46
V.2.2. <i>L'algorithme de métropolis</i> .....	47
V.3 <i>Segmentation par MRF</i> .....	49
V.4 <i>Le recuit simulé</i> .....	49
VI. <i>Les lignes des partage des eaux</i> .....	51
VI.1. <i>Principe de la LPE</i> .....	51
VI.2 <i>Le marquage</i> .....	53
VI.3. <i>LPE par file d'attente hiérarchique</i> .....	53
VII. <i>Comparaison entre les approches</i> .....	54
VIII. <i>Coopération entre les méthodes</i> .....	57
VIII.1. <i>Coopération séquentielle</i> .....	58
VIII.2. <i>Coopération des résultats</i> .....	58
VIII.3. <i>Coopération mutuelle</i> .....	59
IX. <i>Conclusion</i> .....	60
<i>chapitre 03</i> <i>"conception proposee"</i>	
I. <i>Introduction</i> .....	61
II. <i>Domaine d'application</i> .....	62
II.1 <i>introduction</i> .....	62
II.2 <i>la mammographie</i> .....	62
II.2.1 <i>cancer</i> .....	63
II.2.2 <i>kyste</i> .....	64
II.3. <i>La mammographie et la segmentation d'image</i> .....	65
II.4. <i>Difficultés de diagnostic</i> .....	66
III. <i>Presentation de java</i> .....	66
IV. <i>Conception generale du système</i> .....	67
V. <i>Presentation du système</i> .....	69
V.1. <i>L'interface du système</i> .....	69

---

V.2 la base de donnée du système .....	70
VI. Réalisation du système .....	71
VI.1 Chargement d'une image .....	71
VI.2 Prétraitement .....	72
VI.3 Extraction d'organe du fond .....	73
VI. 4 Segmentation .....	76
VI.5 localisation et étude de la zone de doute.....	80
VII. Resultats et discussion.....	82
VIII. Conclusion .....	84
Conclusion generale .....	85
Bibliographies.....	87

## *Liste des Figures*

N° figure	Désignation	Page
Fig. I.1	UNE IMAGE EN GROUPE DE PIXELS	05
Fig. I.2	Effet de bord.	06
Fig. I.3	UNE IMAGE BINAIRE	08
Fig. I.4	UNE IMAGE A 255 NIVEAUX DE GRIS	08
Fig. I.5	IMAGE COULEUR A (255*255*255) NIVEAUX DE COULEUR.	09
Fig. I.6	AGRANDISSEMENT D'UN CARRE DE NEUF PIXELS	10
Fig. I.7	A GAUCHE UNE IMAGE ORIGINALE, A DROITE UNE IMAGE BRUITEE	11
Fig. I.8	LA REDUCTION DU BRUIT	13
Fig. I.9	DE-BRUITAGES PAR UN FILTRE CLASSIQUE (LE FILTRE SIGMA)	14
Fig. I.10	LES ETAPES DE TRAITEMENT D'IMAGE	16
Fig. I.11	Traitement ponctuelle des images	18
Fig. I.12	Opération de lissage fort	21
Fig. I.13	Opération de rehaussement	22
Fig. I. 14	OPERATION DE SOBEL	23
Fig. I. 15	Segmentation d'une image	24
Fig. I.16	Le haut niveau d'un système de vision artificiel	26
Fig. I.17	Communication entre les différents niveaux d'un système de V.A	27
Fig. II.1	Binarisation d'une image	40
Fig. II.2	Les cliques associées à deux systèmes de voisinage.	43
Fig. II.3	Espace des configurations $\Omega$	50
Fig. II.4	Trois niveaux d'inondation pour la LPE	52
Fig. II.5	Segmentation par LPE avec marquage	53
Fig. II.6	File d'attente hiérarchique	54
Fig. II.7	Principe de la coopération séquentielle	58
Fig. II.8	Principe de la coopération des résultats.	59
Fig. II.9	Principe de la coopération mutuelle	59
Fig.III.1	Cliché mammographique	63
Fig.III.2	un cancer infiltrant	63
Fig.III.3	Mammographie présentant un cancer	64

---

Fig.III.4	Mammographie présentant un kyste	65
Fig.III.5	Conception générale du system.	68
Fig. III.6	Interface du Système	69
Fig.III.7	Fenêtre d'aide	70
Fig.III.8	Image de référence	70
Fig.III.9	Boite de dialogue d'ouverture d'une image.	71
Fig.III.10	Chargement d'une mammographie	72
Fig.III.11	Opération de seuillage	74
Fig.III.12	Extraction de l'organe	74
Fig.III.13	Binarisation d'une mammographie filtré par rehaussement.	75
Fig.III.14	Séparations des régions	79
Fig.III.15	Segmentation de l'organe par LPE.	80
Fig.III.16	Application de LPE pour extraire la forme.	81

## *Liste des Tableaux*

N° Tab	Désignation	Page
Tab I.1	Les différents formats de stockage des images	05
Tab I.2	Masque du filtrage de coefficients (3*3)	19
Tab. I.3	Mécanisme de filtrage	20
Tab II.1	Principales caractéristiques des quelques techniques de segmentation	56
Tab.III.1	Les différents types des filtres	73
Tab.III.2	Extraction d'organe par les trois techniques de segmentation	76
Tab.III.3	Les différentes régions de segmentation par MRF.	78
Tab.III.4	Mammographie des seins normaux	82
Tab.III.5	Mammographies des seins avec anomalies	83

# Introduction Générale

L'utilisation des images aide considérablement l'homme à collecter la majorité des informations sur le monde qui l'entour. Dans son sens général, le mot image englobe toutes les visuelles comme image vidéo, signal multidimensionnelles, animation, ...etc. Le traitement numérique des images est l'ensemble des méthodes qui cherche à rendre cette opération possible, et plus simple [Jea 07]. Elle trouve ses applications dans divers domaines tels que la télécommunication, la médecine, l'industrie, l'astronomie ... la liste s'allonge chaque jour davantage. Le traitement d'image est une opération qui a pour objectif la description de l'information contenue dans l'image en lui donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable. Il n'est pas simple d'atteindre cet objectif ; en effet, il est plus simple à l'ordinateur de jouer à l'échec que de séparer un objet de son fond, cette difficulté se renforce si l'image est loin d'être nette comme c'est le cas des mammographies.

Une mammographie est un examen radiologique du ou des seins. Il permet d'obtenir des images à l'intérieur du sein à l'aide de rayons X et de détecter ainsi certaines anomalies.

Le cancer du sein est une des formes de cancer les plus fréquentes et la cause de mortalité la plus importante chez les femmes. Il est important de diagnostiquer assez vite cette maladie, afin d'apporter les traitements les plus efficaces pour réduire la mortalité.

Parmi toutes les méthodes de détection du cancer du sein, la mammographie reste la méthode la plus fiable et la plus praticable pour détecter la maladie au début de son développement.

Cependant les mammographies sont difficiles à interpréter car les images sont complexes et présentent un faible contraste, de plus la taille des détails significatifs est très petite [Gas03] [Idi 05].

Pour la détection du cancer du sein, il est nécessaire de développer un système qui permet de segmenter automatiquement les mammographies.

De nombreuses techniques existent pour segmenter une image et chacune de ces techniques a ses avantages et ses inconvénients mais aucune de ces méthodes n'est générale. Pour obtenir des meilleurs résultats on a proposé de faire une hybridation de trois techniques de segmentation ; seuillage, champ de Markov et les lignes des partages des eaux, entrez successivement à l'image de façon que chaque méthode segmente l'image et

donne à la suivante seulement une région et non pas l'image globale et le reste d'image exclu, Le processus se poursuit jusqu'à l'application de troisième méthode et l'obtention de la forme de la zone de doute s'il existe.

○ Notre travail englobe deux parties:

✚ La première partie constitue un état de l'art sur les techniques en imagerie, elle se répartie en deux chapitres:

❖ **Chapitre I** : illustre les grandeurs observables et calculables d'image numérique et présente les différentes phases de traitement d'une image.

Nous enchaînons ensuite par la présentation détaillée de la première phase du traitement d'une image, à savoir le prétraitement, en présentant le concept de filtrage.

❖ **Chapitre II** : discute la deuxième phase de traitement d'une image numérique et décrit les méthodes de segmentation d'images.

Nous enchaînons ensuite par la présentation détaillée du seuillage, la technique de champ de Markov (MRF) et la méthode de Lignes des partages des eaux (LPE).

Puis nous faisons une comparaison entre les différentes méthodes et nous discutons la coopération entre les méthodes de segmentation.

✚ La deuxième partie présente l'approche proposée:

❖ **Chapitre III** : une petite documentation sur le domaine de notre travail qui est les mammographies.

Puis on donne les détails de la conception, le schéma d'application élaborée et quelques résultats donnés du système proposé.

○ Ce travail s'achève par une conclusion générale.

# *Chapitre 01*

---

## *Traitement d'images numériques*

---

### **I. Introduction**

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet à être humain de tout âge et de toute culture de se comprendre.

C'est aussi le moyen le plus efficace pour collecter la majorité des informations sur le monde qui l'entour. Dans son sens général, le mot image englobe toutes les visuelles comme image vidéo, signal multidimensionnelles, animation, ...etc.

Dans le présent chapitre, nous définissons l'image numérique et ses caractéristiques, puis nous parlons aux bruits qui peut attaquer les images, en suite nous citons les différentes phases de traitement d'image, plus particulièrement la phase de prétraitement et le principe de filtrage, ce chapitre est terminé par une conclusion.

## II. L'image numérique

On désigne sous le terme d'image numérique toute image (dessin, icône, photographie...) acquise, créée, traitée, stockée sous forme de bit

L'image numérique est constituée de pixels contenant chacun différentes informations (intensité lumineuse, couleur...). Ces informations sont de plus imparfaites, car les conditions d'acquisitions ne sont jamais idéales (par exemple, délocalisations de la surface, défauts de symétrie d'éclairage, contraste insuffisant). [Mel 07]

L'image numérique peut être représentée par une matrice de valeurs numériques avec **N** lignes et **P** colonnes.

Elle est manipulée par l'ordinateur sous forme d'un fichier composé généralement de deux parties : [Ami 06]

L'entête qui contient des informations générales sur l'image (hauteur, longueur, nombre de couleurs utilisées, ... etc.). Ce n'est pas le cas pour tous les types d'images, l'entête des fichiers TIFF contient un index vers une zone contenant des informations particulières.

L'image proprement dite qui est une structure de données contenant les valeurs de chaque pixel (généralement une matrice).

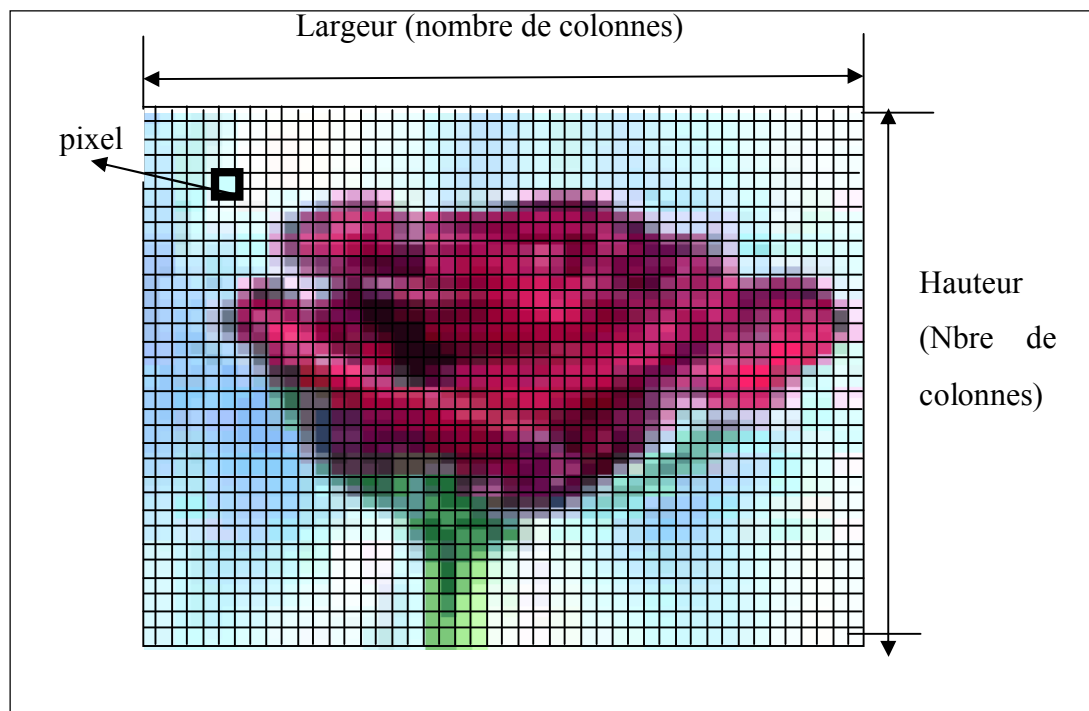
Le tableau I.1 représente quelques formats standards de fichier image.

Format	Compression	Dimensions maximales (pixel)	Nombre de couleurs maximales
BMP	aucune / RLE	65 536 x 65 536	16 777 216
GIF	LZW	65 536 x 65 536	256
IFF	aucune / RLE	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
JPEG	JPEG	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
PCX	aucune / RLE	65 536 x 65 536	16 777 216
PNG	RLE	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
TGA	aucune / RLE	65 536 x 65 536	supérieur à 16 777 216
TIFF/TIF	Packbits / CCITT G3&4 / RLE / JPEG / LZW / UIT-T	$2^{32}-1$	supérieur à 16 777 216

*TAB I.1 LES DIFFERENTS FORMATS DE STOCKAGE DES IMAGES*

## **II.1. Caractéristiques d'images numériques**

L'image numérique est un ensemble structuré d'information caractérisée par les paramètres suivants :



*FIG. I.1 UNE IMAGE EN GROUPE DE PIXELS.*

### ✚ **PIXEL [KAD 99]**

Contraction de l'expression anglaise " picture éléments ": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression.

### ✚ **Dimension**

C'est la taille de l'image, le nombre de pixels dans une image

Taille de l'image = Largeur \* Hauteur (pixels).

### ✚ **Résolution [Ben 01]**

C'est le nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). Plus grand est ce nombre, plus bonne est la résolution.

### ✚ **Luminance [Mur 03]**

La luminance est l'intensité lumineuse par unité de surface perpendiculaire à la direction d'émission (émission du flux lumineux).

### ✚ **Effets de bords [Zio 00]**

Ce phénomène concerne les pixels se trouvant aux frontières de l'image. En effet, si on applique une méthode qui traite chaque pixel de l'image en fonction de ses voisins, on remarque que ce n'est pas possible aux pixels qui constituent le cadre extérieur :

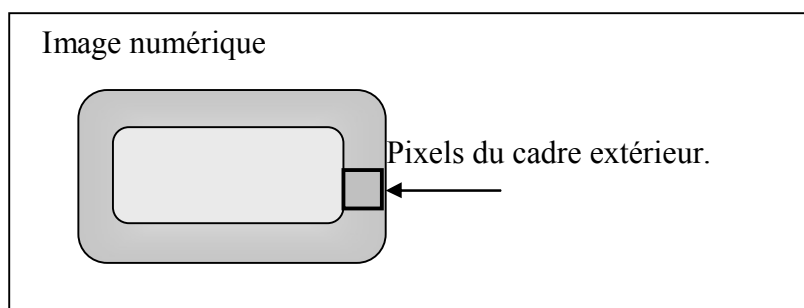


FIG. I.2 EFFET DE BORD.

Les solutions utilisées pour résoudre ce problème sont alors de :

Traiter uniquement la partie intérieure de l'image, mais cela fait diminuer la taille de cette dernière de la taille du masque utilisé  $-1$  (si la résolution de l'image initiale est de  $(n \times p)$ , et si la taille du masque est de  $(s \times s)$  alors la taille de l'image résultat est  $[n - s + 1] \times [p - s + 1]$ ). Réaliser un effet dit de miroir, il consiste à ajouter autour de l'image initiale un cadre d'épaisseur déterminée selon le masque utilisé (taille du masque/2) dans lequel on recopie les lignes de bords de l'image ou bien le remplir par des zéros.

### ✚ *Contours et textures [Ami 06]*

Une image numérique a été vue comme étant une suite de points dont chacun possède une valeur numérique. Une manière plus moderne et plus naturelle de représenter une image est de la modéliser en termes de contours et de textures. Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image alors que les textures décrivent la structure de ceux-ci.

### ✚ *Contraste*

C'est une propriété intrinsèque à une image qui permet de quantifier, la capacité de distinguer deux régions distinctes. Il s'agit dans ce cas de distinguer deux régions suffisamment grandes d'après l'intensité des points représentés par des niveaux de gris en image numérique. Il ne faut pas confondre avec la résolution d'un système optique qui est la distance minimale observable entre deux points proches. Nous verrons néanmoins que le contraste sert à caractériser la capacité de résolution d'un système optique. En effet, à cause du phénomène de diffraction, l'image d'un point n'est pas un point mais une tache. Il s'ensuit que lorsque deux points sont très proches, les taches se recouvrent et le contraste diminue. Si  $E_1$  et  $E_2$  sont les valeurs des éclaircissements de deux plages voisines d'une image, le contraste  $C$  est par définition :

$$C = \frac{E_1 - E_2}{E_1 + E_2} \quad \text{E.I.1}$$

Une image est dite contrastée si les variations entre les pixels voisins sont faibles, ainsi les détails de l'image auront peu de chance d'être visibles car la transition entre régions s'étale sur plusieurs pixels.

## II.2. Types des images numériques

On peut citer trois types d'images numériques d'après la couleur des pixels :

### *Image binaire*

Une image binaire est une image pour laquelle chaque pixel est représenté par un bit ayant la valeur de 0 ou 1 (Fig. I.3).



FIG. I.3 UNE IMAGE BINAIRE

### *Images à niveaux de gris*

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. Dans une image à niveau de gris la couleur de pixel peut prendre des valeurs allant de 0 à 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet (Fig. I.4).

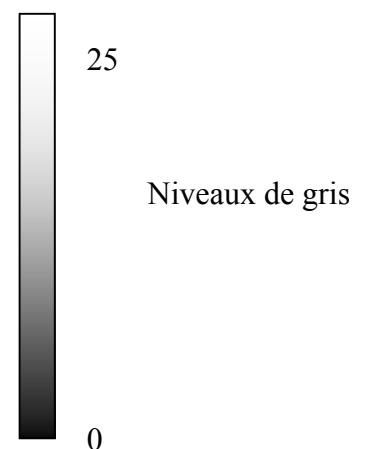
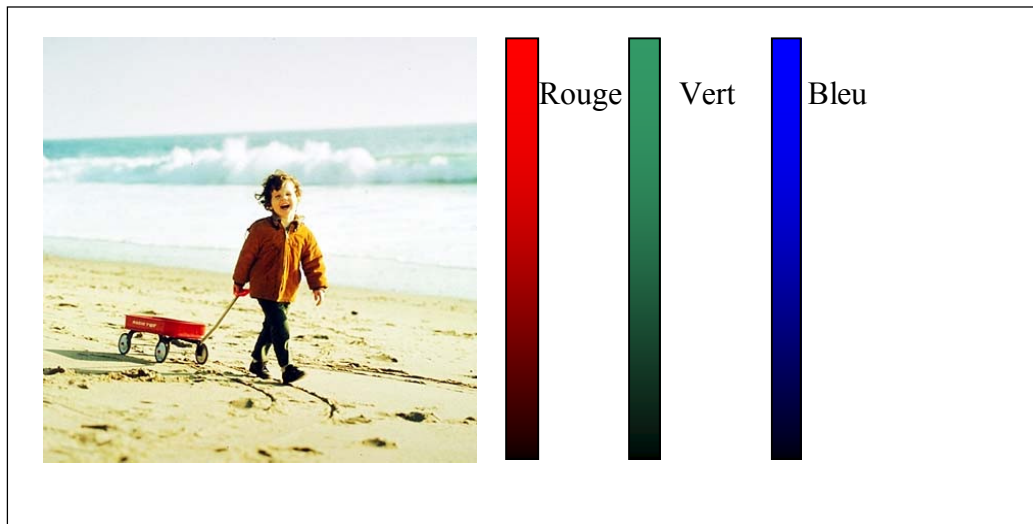


FIG. I.4 UNE IMAGE A 255 NIVEAUX DE GRIS

### *Images couleurs*

Dans une image couleur chaque pixel est codé par quatre octets, le premier octet est réservé pour la transparence, et les trois autres sont réservées respectivement pour les couleurs principales rouge, vert et bleu, chacune peut prendre une valeur allant de 0 à 255 (Fig. I.5).



*FIG. I.5 IMAGE COULEUR A (255\*255\*255) NIVEAUX DE COULEUR.*

### **III. Le Bruit**

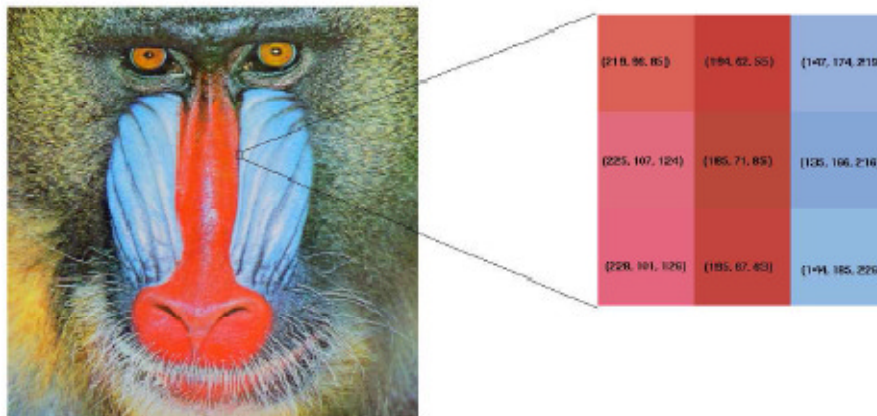
Le bruit sonore est de plus en plus considéré comme une nuisance intolérable, mais qu'en est-il du bruit visuel???

Toutes les images et les films digitaux comportent un bruit, qui gêne la vision et impose des contraintes technologiques de prix, de taille et d'énergie aux caméras. Des progrès récents dans la compréhension de la structure des images permettent d'éliminer le bruit des images et des films sans les abimer.

En quelques années, les images digitales ont envahi notre vie quotidienne. Les caméras numériques permettent en effet de saisir et de manipuler bien plus facilement les images et les films. Leur qualité est maintenant équivalente et souvent supérieure à celles des images obtenues par les procédés photochimiques. Les images digitales offrent de plus

l'immense avantage de pouvoir être transmises, améliorées et stockées sur des supports informatiques.

Beaucoup des altérations des images sur papier ou pellicule ne seront bientôt plus d'actualité. Les déchirures, craquelures et altérations de la couleur du support papier se corrigent très bien en scannant les images pour en faire des images digitales et en les restaurant par des algorithmes numériques.



*Fig. I.6 Agrandissement d'un carré de neuf pixels*

Comme le montre la figure I.6 et comme cité dans les sections précédentes, une image digitale est un ensemble de carrés, appelés pixels.

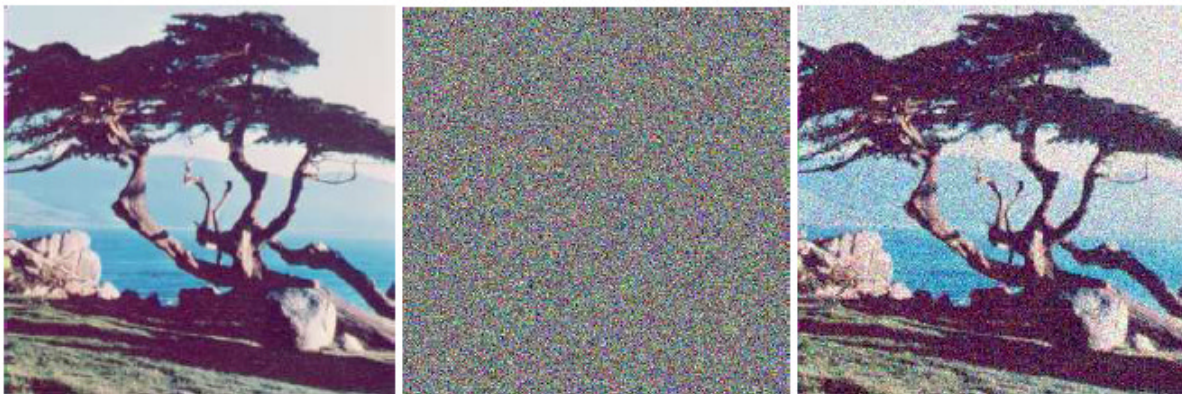
On voit neuf pixels de cette image de babouin, à un endroit où rouge et vert contrastent fortement. Dans le rouge, c'est la première composante rouge qui est forte (plus de 210) et les autres sont moyennes. Dans les pixels bleus, c'est la troisième composante, bleue, qui domine.

Toutefois, les images numériques continuent de présenter certains défauts des photographies. Elles ont en particulier un bruit de fond qui limite leur lisibilité. La technologie digitale cherche à réduire au maximum ce bruit.

La figure I.6 montre un tout petit morceau de neuf pixels extrait d'une image digitale. Dans les pixels rouges, la première composante est élevée, autour de 210, et dans les pixels bleus c'est la troisième composante, bleue, qui domine.

Dans toute image digitale, les trois valeurs de couleur observées présentent une incertitude due au bruit. Cette incertitude est due aux aléas du comptage des photons arrivant dans chaque capteur.

Les valeurs de couleur mesurées sont perturbées car les capteurs reçoivent des photons parasites et subissent des actuations électrostatiques lors de leurs charges et décharges. Quand un capteur reçoit beaucoup de photons venant d'une scène bien éclairée, les parasites sont négligeables par rapport au flux de vrais photons. Mais, même dans une photo d'exposition suffisante, les pixels sombres reçoivent très peu de photons et sont donc « bruités ».



*FIG. I.7 A GAUCHE UNE IMAGE ORIGINALE, A DROITE UNE IMAGE BRUITEE*

Dans la figure I.7 on a ajouté à l'image de gauche l'image du milieu qui est une image de bruit dit « blanc », pour obtenir l'image bruitée de droite.

Toutes les images ont du bruit mais il est en général moins accentué que dans cet exemple. Le bruit est dû aux fluctuations de la lumière et à l'activité photo-électronique des capteurs. Notre propre perception génère aussi un bruit, que l'on peut voir si on ouvre les yeux dans l'obscurité, ou simplement en fermant les yeux.

Si le temps d'exposition d'une photo est trop court, c'est toute l'image qui est bruitée. En effet, une photo papier sous-exposée serait simplement sombre. Mais une caméra digitale peut la corriger en augmentant le contraste numérique. L'ennui, c'est que cette opération augmente dans la même proportion le bruit. L'utilisateur voit alors une image claire, mais bruitée. En fait, d'autres d'opérations de restauration des images digitales amplifient le bruit

et demandent donc à être couplées avec un dé-bruitage. C'est notamment le cas pour les opérations enlevant le flou d'une image.

Même si l'image et son bruit sont produits en même temps, on peut fabriquer du bruit pur pour voir quel aspect il a et le reconnaître dans les images. Dans l'image de la figure I.7, nous avons simulé un tel bruit. Nous l'avons ensuite ajouté à une photographie numérique, afin de simuler une image bruitée.

La figure I.7 illustre aussi une des grandes énigmes de la perception humaine. Bien que l'image de droite de la figure I.7 soit vraiment très bruitée, il n'y a pas vraiment de perte de visibilité, tout au plus une certaine gêne visuelle. Aussi les chercheurs en traitement d'images ont-ils pendant longtemps cru qu'il serait facile d'éliminer le bruit des images. Malheureusement, il est très difficile de séparer le bruit des petits détails de l'image. Aussi, les méthodes de dé-bruitage commerciales sont-elles très prudentes : elles enlèvent peu de bruit, afin d'être sûres de n'enlever aucun détail. Le défi est d'être capables de dé-bruiter beaucoup plus, mais en enlevant le bruit et rien que le bruit.

La réduction du bruit dans les images digitales est liée à plusieurs enjeux technologiques. En effet, la taille des capteurs CCD est, elle-même, dictée en partie par l'exigence de réduction de bruit. Le nombre de photons qu'un capteur reçoit dans une prise de vue est proportionnel à sa surface. Un capteur trop petit recevrait donc peu de photons venant de la scène photographiée et serait bruité.

Si on disposait d'un procédé de dé-bruitage plus efficace que les actuels, on pourrait construire des caméras encore plus petites, en proportion de la diminution de taille du CCD, ou des caméras avec encore plus de pixels. Mais peut-être l'amélioration la plus importante serait-elle de pouvoir prendre des photos de bonne qualité avec un éclairage médiocre et sans flash. Ces enjeux technologiques sont présents dans pratiquement tout dispositif créant des images : en microscopie, en imagerie médicale ou satellitaire et bien sûr pour les caméras grand public.



*Fig.1.8 La réduction du bruit*

La première image (Fig. I.8-A-), « Lena » est une image digitale fétiche des chercheurs en traitement d'images. Elle a été scannée en 1973 dans un exemplaire de Playboy et elle est toujours utilisée pour vérifier la validité des algorithmes de traitement ou de compression d'images. On la trouve sur le site de l'University of Southern California, (<http://sipi.usc.edu/database/>). La seconde image (Fig. I.8-B-) est obtenue en remplaçant chaque pixel par une moyenne des pixels voisins pour réduire le bruit. Cette méthode serait excellente si l'image n'en devenait pas floue. La troisième image (Fig. I.8-C-) montre la différence entre les deux images précédentes : elle contient visiblement le bruit, mais aussi des tas de détails de Lena que l'on reconnaît parfaitement. Cette perte d'information n'est pas acceptable. Selon les experts, un progrès notable semble s'être accompli à la suite de la publication d'une nouvelle méthode de dé-bruitage d'image, la « méthode des moyennes non locales ». Grâce à cette méthode on réussit à enlever le bruit sans altérer l'image. Cette méthode peut être expliquée en quelques phrases.

Le principe de la plupart des méthodes de dé-bruitage est simple : Il consiste à remplacer la couleur d'un pixel par la valeur moyenne des pixels voisins. Cette méthode est bien connue des statisticiens, qui savent que pour connaître le résultat probable d'un vote, il faut interroger suffisamment de personnes et faire la moyenne des résultats. Mettons que le résultat d'un vote soit proche de 40-60. Si on sonde une dizaine de personnes, le hasard peut très bien faire que sept de ces dix personnes soient de la première opinion. On conclura alors faussement que le résultat du vote est probablement 70-30. Si on interroge quarante personnes, on se rapprochera d'une évaluation correcte. Un calcul simple issu de la théorie

des probabilités nous assure que si on interroge quatre fois plus de personnes, la marge d'incertitude du sondage est divisée par deux : celle-ci varie comme la racine carrée du nombre de sondés.



Fig. I.9 dé-bruitages par un filtre classique (le filtre sigma)

Dans Fig. I.9, on voit l'image Lena de la figure (I.8-A-) dé-bruitée par un filtre classique: le filtre sigma (*sigma-filter*) inventé en 1983. Pour voir si un filtre de dé-bruitage marche bien, on fait la différence arithmétique entre l'image avant et après dé-bruitage. Cette image devrait ressembler à un bruit. Dans le cas du filtre sigma, cette différence contient encore beaucoup de détails : on y reconnaît toujours Lena.

De même, si on calcule la couleur moyenne de quatre pixels voisins d'un pixel donné, cela divise par deux le bruit.

Malheureusement, ce raisonnement n'est valable que si les pixels voisins d'un pixel donné de l'image ont la même couleur. Ce n'est pas le cas partout dans une image. Il y a dans toute image des zones de couleur assez homogènes où la moyenne locale fonctionne. Pour voir quel problème peut surgir, regardons par exemple le pixel rouge placé au milieu de la figure I.6. Ce pixel a cinq voisins rouges et trois bleus. Si on remplace la couleur de ce pixel par la moyenne des couleurs de ses voisins, il va bleuir. Le même procédé fera aussi rougir les pixels bleus de cette figure. Donc la frontière du rouge et du bleu deviendra moins nette. Par le procédé consistant à faire la moyenne des pixels voisins, une image perd donc une partie de son bruit mais devient perceptuellement floue, comme le montre la figure I.7. Dans cette figure, nous avons appliqué le procédé des moyennes à une image test classique en traitement d'images, « Lena » scannée en 1973. L'effet de flou est dû à l'opération numérique de « moyenne locale »

Revenons à la figure I.6. Il est parfaitement clair que pour dé-bruiter le pixel rouge du centre, il faudrait ne faire une moyenne de la couleur de ce pixel qu'avec les pixels rouges voisins, en excluant les bleus. C'est ce que fait un algorithme classique, le filtre sigma (*sigma-filter*). Il est difficile de dire quand ce filtre a été inventé. Dans la littérature anglosaxonne, il est généralement attribué à J.S. Lee, en 1983. Selon Leonid Yaroslavsky, du Technion Institute en Israël, ce filtre était déjà connu des savants soviétiques. Le filtre sigma, s'il est bien réglé, remplacera la valeur du pixel rouge par la moyenne de celui-ci et des pixels rouges situés juste au dessus et au dessous du pixel rouge central de la figure I.6.

La figure I.9 montre que ce filtre marche très bien.

Toutefois, les experts en photographie lui reprochent la création de certaines irrégularités, notamment des aplats et de faux détails, qui sont visibles dans la figure I.9. On peut tester très facilement si un filtre de dé-bruitage d'image abîme ou non l'image : il suffit de faire la différence arithmétique entre l'image avant et après filtrage. Elle doit montrer le bruit qui a été enlevé. Dans l'image de droite de la même figure, on voit que ce « bruit » contient en fait plein de détails de l'image. [Ant 05]

#### **IV. Les phases de traitement de l'image**

Le traitement d'images désigne une discipline des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'extraire des informations.

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes.

Il est donc évident, de voir différentes études sur le traitement de l'image en pleine expansion. Ces études englobent trois grandes phases: Les traitements de bas niveau, les traitements du niveau intermédiaire et les traitements de haut niveau. [Kad 99]

Le but de traitement des images est à la fois simple dans son concept et difficile dans sa réalisation. Simple, puisqu'il s'agit de reconnaître des objets que notre système visuel perçoit rapidement, au moins pour la majorité d'entre eux. Et difficile, car dans la grande quantité d'informations contenues dans l'image, il faut extraire des éléments pertinents pour l'application visée, et ceci indépendamment de la qualité de l'image.

Grossièrement, les travaux sur les images touchent trois niveaux : le haut niveau qui tente d'interpréter le contenu de l'image, le niveau médian qui inclut des approches pour extraire les informations pertinentes et le bas niveau qui contient les opérations de prétraitements d'image. Ce dernier utilise des outils de transformation avec comme objectif principal la préparation de l'image pour des post traitements (Fig. I.10).

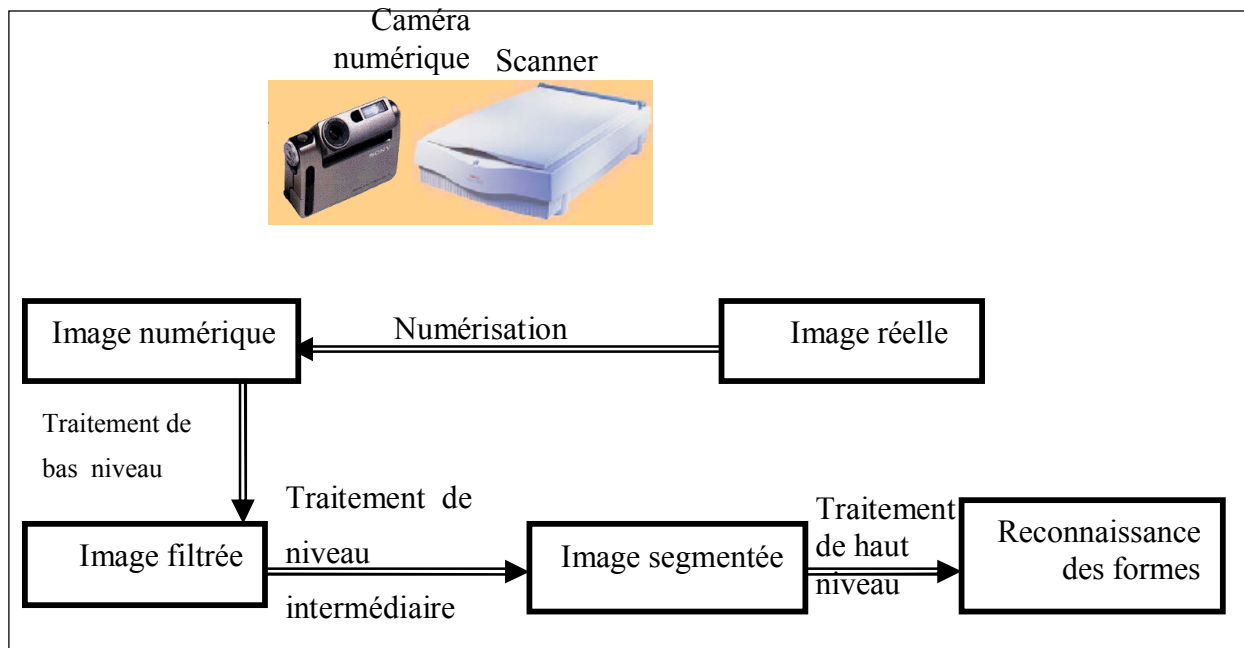


FIG. I.10 LES ETAPES DE TRAITEMENT D'IMAGE

#### IV.1 L'acquisition

L'image est une représentation bidimensionnelle d'objets tridimensionnels. L'acquisition d'une image est la transmettre du monde physique à l'ordinateur à l'aide d'un capteur on obtient ainsi une image «brute». Ce capteur peut être une webcam, un appareil photo numérique, une caméra industrielle ou une caméra infrarouge, ou bien un scanner.

En médecine, on utilise des imageurs IRM, TEP, scanner X, échographie Doppler, échographie, scintigraphie, Tomographie, etc.

Les capteurs fait une conversion analogique/numérique. C'est souvent cette étape qui limite la résolution de l'image.

L'une des caractéristiques intéressantes de ces capteurs est la taille du plus petit élément (pixel), et aussi l'inter-corrélation de deux éléments voisins : plus qu'elle est faible, plus que l'image est bien.

### **Echantillonnage**

L'échantillonnage est la transformation d'un signal analogique fourni par un capteur en un signal numérique. Cette opération est réalisée en effectuant un balayage de l'image  $I(x, y)$  à l'aide d'un faisceau lumineux concentré sur un point (pixel) de l'image, la quantité de lumière transmise par ce faisceau représente une mesure de la luminance qui doit être relevée à un intervalle régulier appelé pas d'échantillonnage.

### **Quantification**

Après l'échantillonnage, l'opération qui doit en suivre est la quantification de la luminance. Celle-ci varie d'une manière continue entre deux limites. La quantification consiste donc à diviser ces limites de luminance en un nombre fini d'intervalles. A chaque intervalle est attribuée une seule valeur numérique qui représente le niveau de gris.

## **IV.2. Traitement de bas niveau**

Le traitement de bas niveau ou simplement prétraitement est une étape préliminaire qui précède toute démarche d'analyse ou de synthèse d'image. C'est donc, primordial de bien comprendre et de bien maîtriser toutes les opérations développées dans cette étape.

Le traitement de bas niveau touche à l'heure actuelle, de nombreux domaines avec des objectifs variés tel que l'aide au diagnostic pour les images médicales. Pour assurer ses objectifs, le traitement de bas niveau s'est doté d'outils et des méthodes puissantes issues des domaines variés tel que les mathématiques.

### **IV.2.1 Manipulation des couleurs**

À fin de pouvoir manipuler correctement des couleurs et échanger des informations colorimétriques il est nécessaire de disposer de moyens permettant de les catégoriser et de les choisir. Ainsi il n'est pas rare d'avoir à choisir la couleur d'un produit avant même que celui-ci n'est pas fabriqué. Dans ce cas une palette de couleurs est présentée, dans laquelle la couleur convenant le mieux au besoin est choisie. La plupart du temps le produit (véhicule, bâtiment, etc.) possède une couleur correspond à celle choisie.

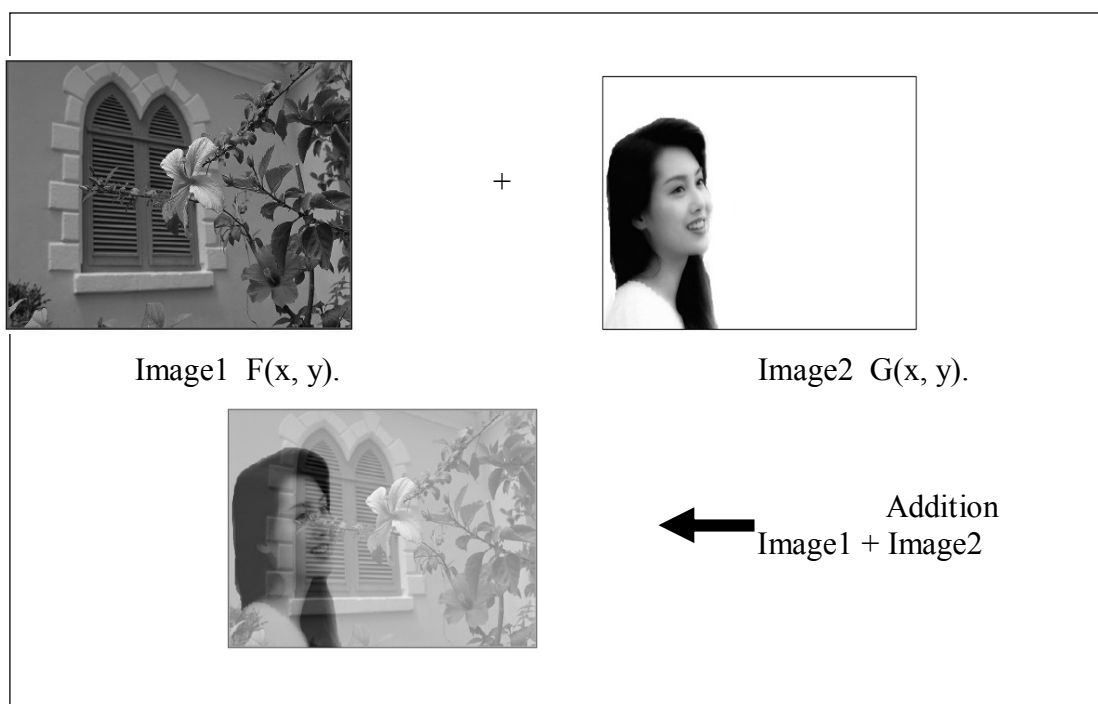
En informatique de la même façon, il est essentiel de disposer d'un moyen de choisir une couleur permet toutes celles utilisable. Or la gamme de couleurs possibles est très vaste

et la chaîne de traitement de l'image passe par différents périphériques : par exemple un numériseur (scanner), puis un logiciel de retouche d'image et enfin une imprimante. Il est donc nécessaire d'avoir une représentation fiable de la couleur afin d'assurer une cohérence entre ces différents périphériques [Syl 04].

#### IV.2.2 Les opérations ponctuelles

Ce sont des opérations qui effectuées sur des images de même dimensions qui sont vues comme des scalaires qu'on peut leur faire subir des opérations de : Addition, Soustraction, Multiplication, Opérations logiques (images binaires), ... (Fig. I.11).

La fusion d'images consiste généralement en une superposition d'image. Par superposition, on entend le plus souvent l'utilisation d'échelles de couleur qui permettent de combiner les différentes informations. Cette combinaison peut être réalisée de diverses manières. Dans certains cas, elle consiste à projeter certaines informations sur d'autres. Pour d'autres, elle se borne à afficher simultanément les deux informations, soit séparément, soit en les superposant [Fer 05].



*Fig. I.11. Traitement ponctuelle des images.*

### IV.2.3 Filtrage numérique

Les opérations de filtrage ont pour but d'atténuer l'effet du bruit et faire disparaître les perturbations d'une image. Ces opérations sont indispensables pour extraire les informations de l'image de façon idéale. On distingue deux modes de filtrage : le filtrage linéaire où chaque pixel subi une transformation en fonction d'une combinaison linéaire des valeurs de ses voisins, et le filtrage non linéaire où la loi suivant laquelle les valeurs des pixels voisins interviennent est non linéaire.

Le filtrage est le produit de convolution qui met en jeu l'environnement (voisinage) de chaque pixel. Il est défini par une fenêtre carrée de dimension impaire trois ou cinq qui est déplacée sur l'image (le tableau I.2 représente un masque dimensions 3\*3).

J I i=-1	j=-1	j=0	j=1
	<b>a11</b>	<b>a12</b>	<b>a13</b>
i=0	<b>a21</b>	<b>a22</b>	<b>a23</b>
i=1	<b>a31</b>	<b>a32</b>	<b>a33</b>

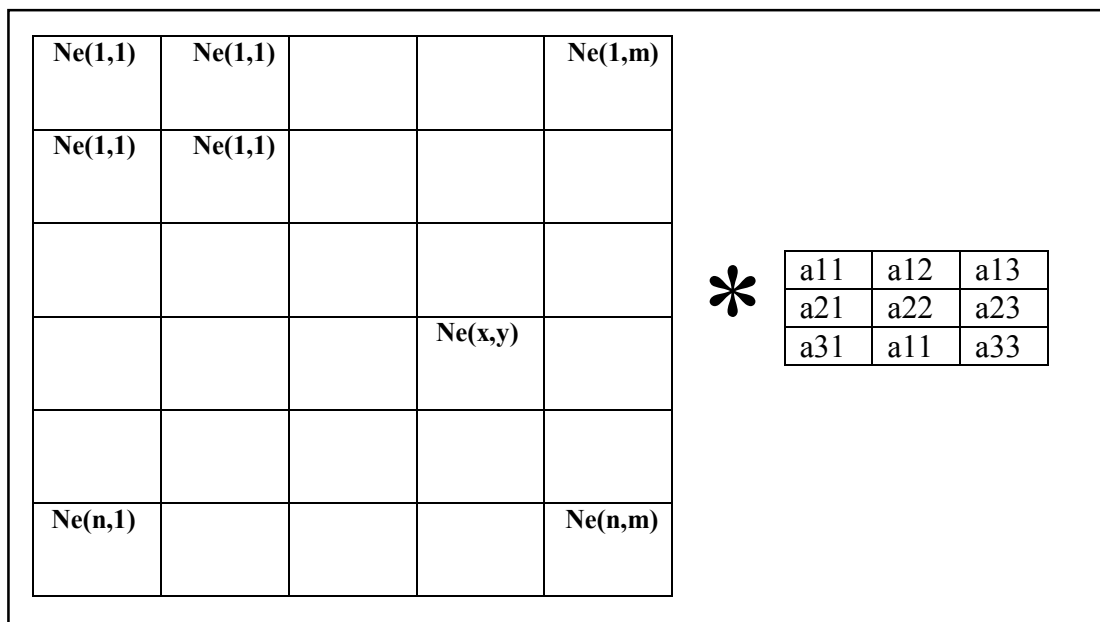
Tab I.2 : Masque de filtrage de dimension (3\*3)

Une transformation combinant les valeurs recouvertes par la fenêtre et les valeurs de la matrice.

Le filtre est linéaire si l'opération est une combinaison linéaire. Si  $N_e(x,y)$  est le niveau d'entrée du pixel de coordonnées  $x$  et  $y$ , le niveau de sortie de ce pixel sera donné par la combinaison linéaire :

$$\begin{aligned}
 N_s(x, y) = & a_{11} N_e(x-1, y-1) + a_{12} N_e(x-1, y) \\
 & + a_{13} N_e(x-1, y+1) + a_{21} N_e(x, y-1) \\
 & + a_{22} N_e(x, y) + a_{23} N_e(x, y+1) \\
 & + a_{31} N_e(x+1, y-1) + a_{32} N_e(x+1, y) \\
 & + a_{33} N_e(x+1, y+1)
 \end{aligned}
 \tag{E.I.2}$$

Le concept de filtrage est illustré par le tableau I.3



Tab. I.3. Mécanisme de filtrage.

L'application du filtre à l'image consiste à déplacer la fenêtre et à remplacer la valeur de chaque pixel par le résultat de l'opération portant sur ses voisins. Une nouvelle image est ainsi générée (un facteur de normalisation permet de conserver un intervalle de valeurs identiques en entrée et en sortie).

#### **IV.2.3.1. Filtres de lissage ou filtre passe bas**

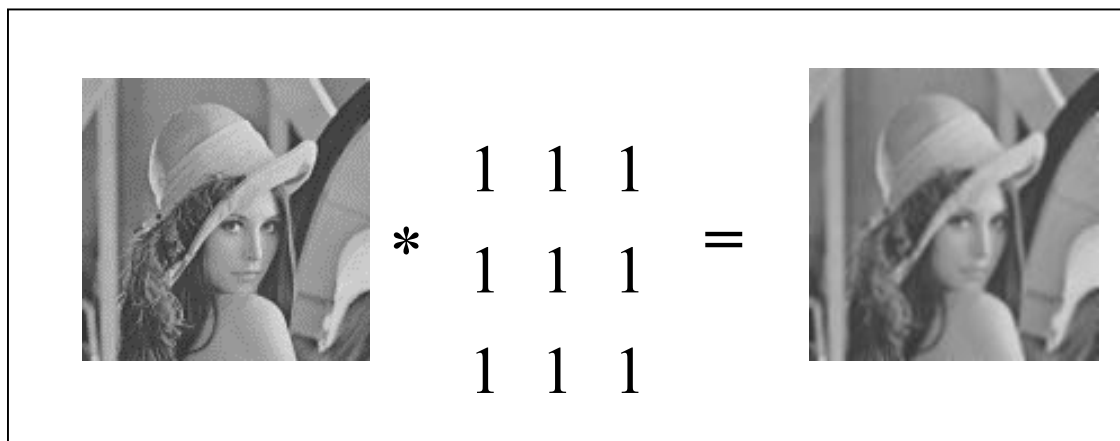
Opération destinée à éliminer le bruit dans une image. Les lissages sont des filtres passe-bas, ce qui signifie qu'ils éliminent les signaux de haute fréquence, caractérisés par des grandes variations de niveau de gris entre pixels voisins.

Chaque pixel de l'image filtré, est une combinaison linéaire de ses plus proches voisins. Leur moyen en l'occurrence. Donc c'est une convolution de l'image avec une masque. Son intérêt est qu'il ne change pas trop le contour [Jea 07].

La repense de tels filtres est tout simplement une moyenne pondérée des valeurs des pixels du voisinage. La pondération dépend du masque utilisé. Ces masque par fois appeler

filtre moyenne ou filtre passe bas, on peut parler de deux exemples de tels filtres : lissage fort et lissage moyen

$$\begin{array}{ccc} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{array} \text{ Lissage fort}$$



*Fig. I.12 Opération de lissage fort*

Normalisé par un facteur 1/9 pour ramener les valeurs entre 0 et 255, il remplace chaque pixel par la moyenne des 9 pixels voisins.

$$\begin{array}{ccc} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{array} \text{ Lissage moyen}$$

Normalisé par 1/16. Le coefficient plus élevé du pixel central atténue l'effet du lissage.

#### **Filtrage non linéaire de lissage**

Le filtre de la médiane remplace le pixel central par la valeur médiane de la séquence ordonnée des pixels de la fenêtre : une moitié des pixels ont une valeur inférieure, l'autre moitié une valeur supérieure. Ce filtre non linéaire permet d'éliminer des pixels isolés ou les traînées fines noyées dans des zones assez homogènes.

### IV.2.3.2. Filtres passe-haut

Ils ont pour but de rehausser les frontières : ils mettent en valeur les points isolés ou les limites des objets, alors que les autres points sont mis à 0 (en noir). Ceci permet d'accentuer les contrastes, les reliefs et tend à supprimer le flou de l'image.

Les filtres passe haut sont des opérations inverses des lissages. Leur fonction est d'accentuer les différences entre pixels voisins, en particulier pour détecter les contours de zones homogènes.

On prend comme exemple de ces filtres l'opérateur de rehaussement remplace le pixel central par la somme des différences avec ses voisins :

$$\begin{array}{ccc} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{array} \quad \text{rehaussement}$$

Le résultat peut atteindre une valeur négative. Après normalisation par un coefficient, il est donc nécessaire d'ajouter une constante.

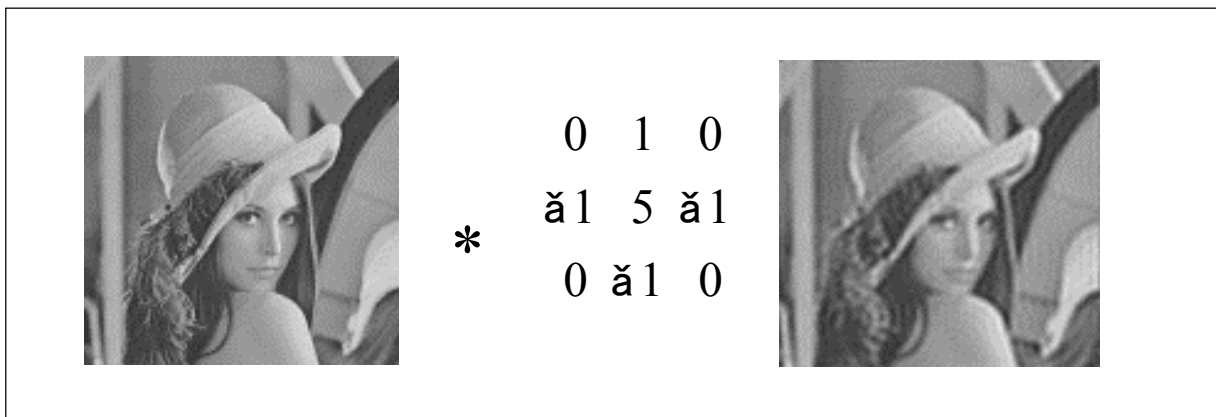


Fig. 1.13 Opération de Rehaussement

### IV.2.3.3. Les filtre de prewitt, Sobel, freeman, et kirsch

Ces filtres, qui portent tous le nom de leurs inventeurs, sont tous conçus dans le même but: détecter avec la plus grande précision les contours naturels "cachés" dans une image.

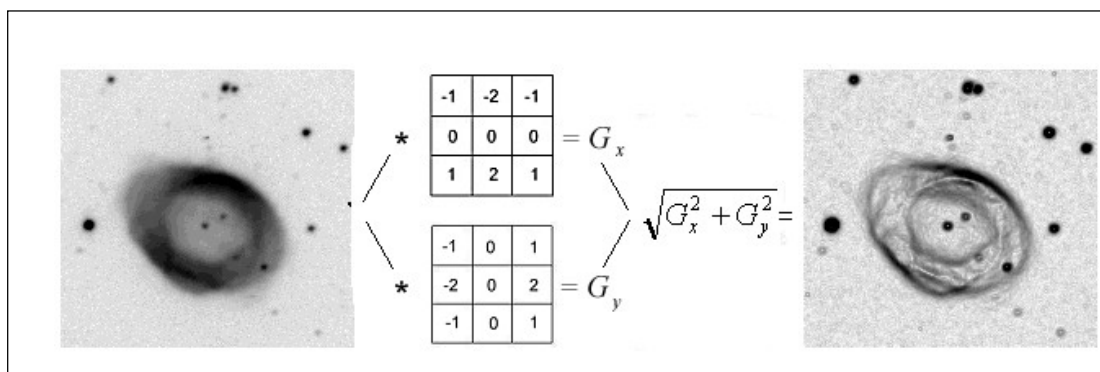
A l'origine ils ont été développés dans le cadre des appareils de vision nocturne, mais ils sont aussi utiles dans l'étude morphologique des objets astronomiques, comme les galaxies spirales.

### ✚ *Filtres de Sobel*

Un filtre de Sobel est un filtre par convolution, constitué de deux matrices  $G_x$  et  $G_y$  ( $G_x$  glisse sur l'image verticalement, tandis que  $G_y$  glisse sur l'image horizontalement).

On a :

$$G_x = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Et} \quad G_y = \begin{pmatrix} -1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$



*Fig. I.14 Les opérateurs de Sobel.*

Le filtre de Sobel met donc en évidence les changements de couleur dans une image, et donc les contours de l'image.

Plusieurs autres filtres de convolution ont le même objectif : citons le filtre de Laplace, le filtre de Neon, etc. Ces filtres ne se distinguent de celui de Sobel que par la matrice de convolution utilisée.

Néanmoins, Sobel est généralement considéré comme un des filtres élémentaires les plus efficaces. Il est d'ailleurs un des composants du filtre de Canny . Afin d'éviter une mauvaise détection de contour sur une image bruitée, un flou gaussien précède généralement l'application d'un filtre détecteur de contours **[Mat 08]**.

### IV.3. Traitement de niveau intermédiaire

Le traitement du niveau intermédiaire représente une étape médiane dans le processus d'analyse et de traitement d'images. Cette étape englobe une tâche essentielle connue sous le nom de segmentation d'images. Donc, on peut dire que la segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des mesures effectuées ultérieurement. Elle permet d'isoler dans l'image les objets sur lesquels doit porter l'analyse, de séparer, dans une image, les régions d'intérêt du fond.

Le traitement de niveau intermédiaire est la deuxième phase de traitement d'image, on l'appelle aussi le traitement de niveau médian, elle inclut des approches pour extraire des informations pertinentes, elle utilise les résultats de la phase précédente (phase de prétraitement), et donne des résultats à la phase suivante (phase de haut niveau). Le traitement de niveau intermédiaire est basé sur le principe de segmentation. [Mel 07]

La segmentation d'images se situe entre d'une part l'acquisition de l'image et son amélioration et d'autre part entre sa description et la prise de décision finale conséquente.

Son but est l'extraction des informations pertinentes des objets afin de permettre leurs interprétations.

La segmentation est une étape importante pour l'extraction des informations qualitatives de l'image. Elle est un processus qui consiste à découper une image en régions connexes présentant une homogénéité selon un certain critère, comme par exemple la couleur, la texture...etc. L'union de ces régions doit redonner l'image initiale.

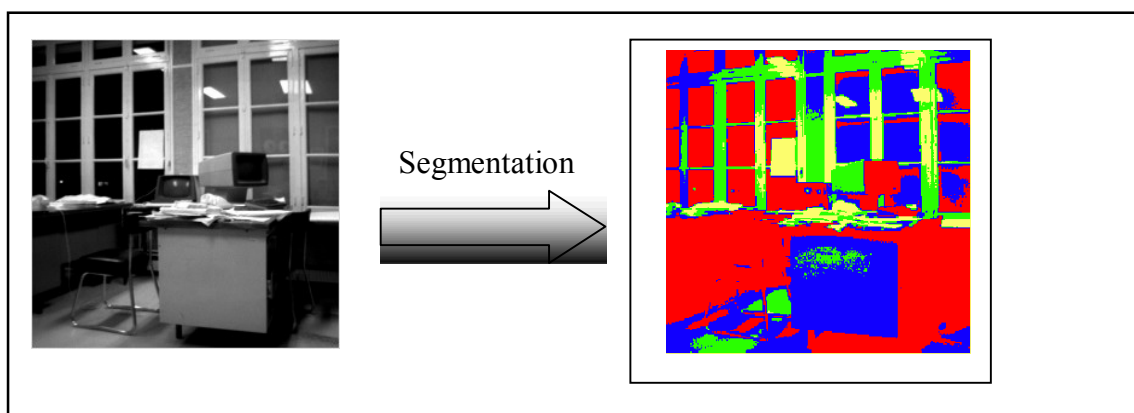


Fig. I.15 Segmentation d'une l'image

La segmentation fournit une description de haut niveau : chaque région est connectée à ses voisines dans un graphe et chaque région porte une étiquette donnant des informations qualitatives comme sa taille, sa couleur, sa forme, son orientation (on va détailler dans le chapitre 02). La figure I.15 représente à gauche l'image originale et à droite une image segmenter en quatre classes, la première classe en couleur rouge, la deuxième en vert, la troisième en bleue et la quatrième en jaune.

#### ***IV.4. Traitement de haut niveau :***

Le traitement de haut niveau est la dernière phase de traitement d'image, elle consiste à interpréter le contenu de l'image. Cette phase utilise les résultats de la segmentation comme source de données pour son traitement. Son rôle est de donner des réponses à des questions bien précises comme : l'organe dans une mammographie est il normal ? La scène suivante contient t'elle un objet bien défini ? ...etc.

Le rôle de traitement de haut niveau est la reconnaissance sémantique et l'interprétation de la scène par des techniques d'intelligence artificielle qui modélise le plus souvent les connaissances de l'être humain par un modèle approprié. Ce type de modélisation est nécessaire pour résoudre les problèmes mal posés ou mal définis qui ne peuvent pas être résolus efficacement par les algorithmes traditionnels. En analysant ce niveau, on peut trouver divers traitements :

- Analyse de scène,
- Reconnaissance de formes,
- Compréhension d'image,
- Interprétation sémantique de scène.

Ces traitements peuvent être présentés selon la figure I.16 :

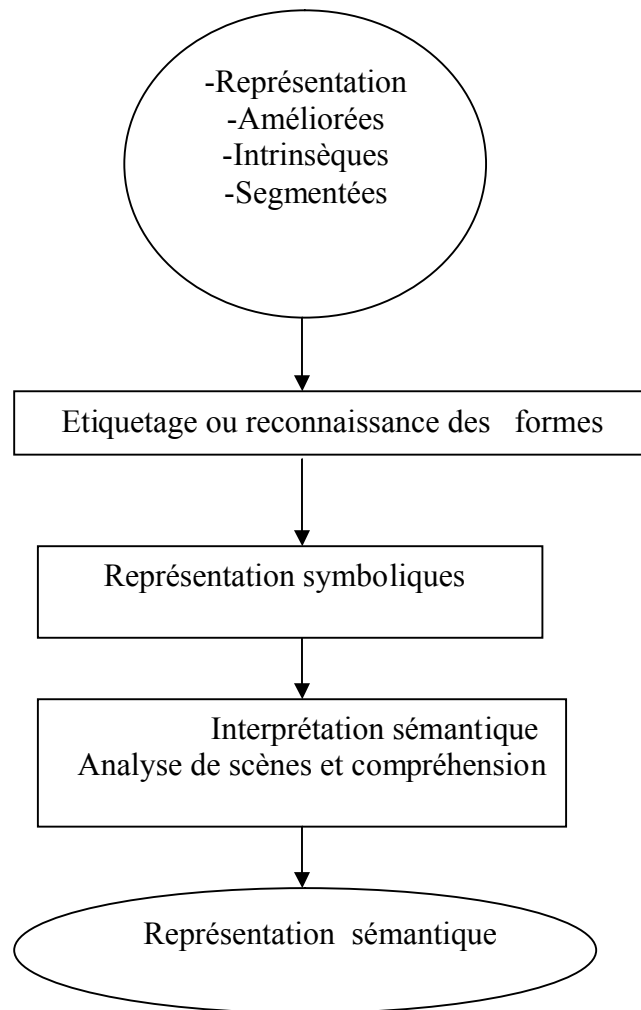


Fig. 1.16 Le haut niveau d'un système de vision artificiel

L'interprétation d'une image ne peut être complète que si l'on prend en compte des connaissances relatives à l'univers d'application (modèles d'objets, de scènes...).

Ces connaissances peuvent être connues d'avance. Dans ce cas, on dit que la stratégie de reconnaissance est guidée par la connaissance, on dit que la stratégie est descendante, par contre la stratégie ascendante est guidée par les données, c'est le cas où les connaissances sont déduites des données initiales.

Un va et vient entre le bas niveau et le haut niveau peut se faire pour des raisons d'affinité des résultats (ré segmentation à but fixé, recherche de caractéristiques supplémentaires...). Les deux niveaux principaux d'un système de vision artificielle sont enchaînés à l'aide d'un niveau intermédiaire dont la fonction consiste en l'attribution d'une étiquette symbolique aux différents objets, extraits par le bas niveau afin qu'il soit exploitable par le haut niveau.

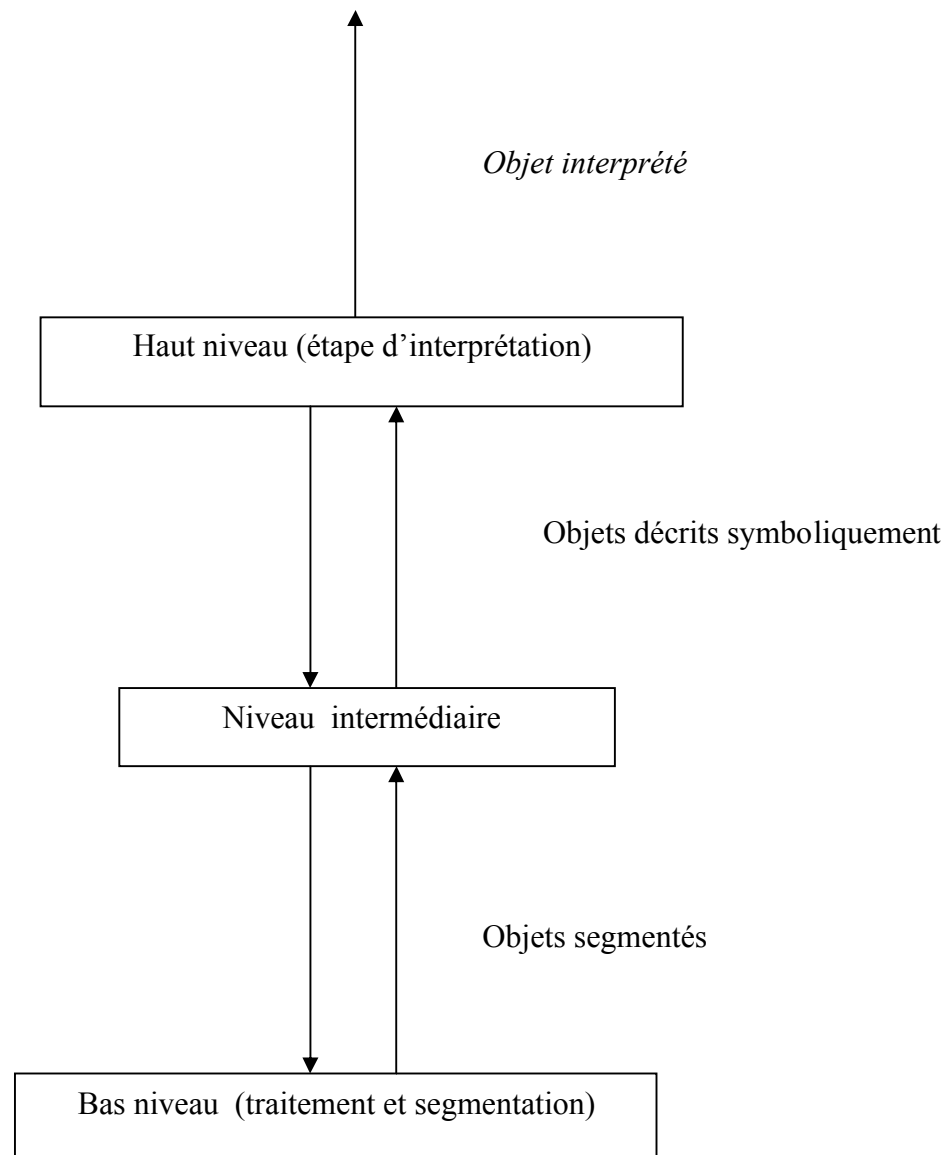


Fig.1.17 Communication entre les différents niveaux d'un système de V.A

## V. Conclusion

Le traitement de bas niveau est une étape essentielle qui précède toute démarche d'analyse ou de synthèse d'image. Parce qu'il est souvent nécessaire d'améliorer l'image en éliminant les bruits avant tout traitement, particulièrement les images médicaux qui sont, en général, des images très bruitées comme le cas des mammographies.

Le but des prétraitements est d'améliorer la qualité de l'image en diminuant le bruit car dans tout système, le pré traitement prépare l'image qui va être soumise à des traitements futurs qui sont les segmentations qu'on va détailler dans le chapitre suivant.

# *Chapitre 02*

---

## *Segmentation d'images numériques*

---

### **I. Introduction**

Le traitement du niveau intermédiaire représente une étape médiane dans le processus d'analyse et de traitement d'images. Cette étape englobe une tâche essentielle connue sous le nom de segmentation d'images.

La segmentation est sans doute la pierre d'achoppement du traitement d'images. Elle est une opération qui décrit les informations dans une image sous une représentation plus condensée et facilement exploitable. Elle permet de distinguer les objets d'intérêt d'une image en l'isolant du fond ou des autres objets.

La première partie de ce travail formule la notion de la segmentation. Une vision générale sur les différentes approches de segmentation est présentée depuis la 3ème partie. Par la suite on va détailler trois techniques de segmentation (seuillage, MRF, LPE). Le problème de comparaison entre les différentes techniques de segmentation constitue le point d'intérêt de la section 7 ; la section 8 s'intéresse à la coopération entre les différentes techniques. Ce travail s'achève par une conclusion générale.

## II. Notion de segmentation

Lorsqu'on dispose d'une image, on souhaite généralement distinguer des objets d'intérêt, c'est-à-dire trouver des caractéristiques locales adéquates permettant de les distinguer d'autres objets ou du fond. L'étape suivante consiste à tester chaque bit pour voir s'il appartient ou non à un objet d'intérêt. Cette opération est appelée segmentation

La segmentation des images consiste à créer une partition de l'image en sous ensembles homogènes appelés régions, selon un certain critère. **[Che 01]**

Elle joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image. Elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs processus d'analyse d'image, tel que la détection des objets. Elle aide à localiser et à délimiter les entités présentes dans l'image. **[Ima 07]**

Globalement, on peut définir la segmentation comme étant un partitionnement de l'image  $I$  en sous ensemble  $R_i$  appelés régions, telles que: **[Hor 95], [Idi 05]**

1.  $R_i \neq \emptyset \quad \forall i$
2.  $R_i \cap R_j = \emptyset$  si  $i \neq j$
3.  $\sum_{i=1}^n R_i = x$
4.  $R_i$  est connexe  $\forall i$ ;
5. il existe  $P$  un prédicat d'homogénéité appliqué sur un ensemble de pixels tel que:  
 $P(R_i) = \text{vrai} \quad \forall i$ ;
6.  $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$  si  $i \neq j$  et  $R_i$  et  $R_j$  sont adjacentes.

### III. Technique de segmentation

Le cerveau humain segmente les images qui lui parviennent selon un processus cognitif de haut niveau. En informatique, ce processus est limité par des mécanismes tâchant de repérer des structures de bords délimitant des objets pour lesquels on dispose de certaines informations. [Jac 03]

La segmentation d'images est une étape essentielle de bas niveau qui consiste à définir une partition d'une image en régions visuellement distinctes et uniformes selon un certain critère. [Rug 00]

De nombreuses techniques, méthodes et algorithmes de segmentation peuvent être trouvés dans la littérature ([Beu 90], [Kho 01], [Idi 05], [Pal 93] ....) et on a trois critères de classer les catégories de segmentation. Il est également possible de les utiliser conjointement. [Goe 08]; donc on peut regrouper en quatre principales classes :

1. Segmentation fondée sur classification
2. Segmentation fondée sur les régions.
3. Segmentation fondée sur les contours
4. Segmentation fondée sur la coopération région-contour.

#### III.1 La segmentation par classification

La segmentation par classification consiste à classer chaque pixel dans une classe ou une autre. Chaque classe représente une région homogène. Cette approche est souvent utilisée pour isoler un objet du fond ou parfois plusieurs objets d'une scène. Elle a été préalablement appliquée sur des images en niveau de gris par la suite elle vue une adaptation sur les images couleurs. [Pri 04]

Deux variantes de cette approche existent [Fré 05] : l'une est dite supervisée et l'autre dite non supervisée.

##### III.1.1 Approches de classification supervisées

Les méthodes de classification supervisées fixent le nombre de classe dès le départ, puis affectent chaque pixel à l'une des classes prédéfinie. Ils utilisent généralement l'histogramme des niveaux de gris selon le principe suivant :

1. Découper l'intervalle des niveaux de gris en n classes c'est-à-dire identifier n-1 seuils (minima locaux de l'histogramme) : on effectue une recherche des modes et des vallées de l'histogramme. Ainsi, la partition obtenue correspond à l'ensemble des n intervalles de niveaux de gris formant chacun un pic et limités de chaque côté par un minimum local.
2. Affecter les pixels aux différentes classes : la classification des luminances s'effectue généralement à partir de l'histogramme des niveaux de gris présents dans l'image
3. Extraire les Composantes Connexes de chaque classe : suite à la phase de classification, le niveau de gris moyen de chaque classe est affecté à tous les pixels de cette classe et chaque composante connexe d'une même classe constitue un objet.

Ces méthodes sont très rapides, simple à mettre en oeuvre. Cependant, la difficulté de ces approches consiste à déterminer le nombre de classes présentes dans l'image ainsi que le niveau de gris délimitant chaque classe. [Syl 01]

Par ailleurs, un autre problème de ces techniques est l'apparition de faux contours vu qu'elles ne tiennent pas compte de l'espace spatial de l'image (position du pixel dans l'image).

Il existe de nombreuses méthodes d'apprentissage supervisé :

- ❖ K plus proches voisins arbres de décisions
- ❖ Naïve Bayes
- ❖ Réseaux de neurones
- ❖ Machines à support de vecteurs (SVM)
- ❖ Seuillage (on va détailler dans la session 5)
- ❖ Algorithme de Fisher
- ❖ Classification bayésienne
- ❖ Champs de Markov (on va détailler dans la session 6)
- ❖ Programmation génétique.....

### ***III.1.1.1. Algorithme de Fisher***

L'algorithme de Fisher (1958) a pour but de déterminer la partition optimale d'une population en un nombre donné de classes d'individus bien agrégés et bien séparés. Il s'applique dans le cas où l'ensemble des individus est caractérisé par une seule variable.

La partition optimale est obtenue en minimisant un critère mathématique. Fisher (1958) a démontré que la partition de plus petite variance intra classes (partition optimale) d'une variable continue vérifie l'ordre des valeurs croissantes de cette variable. Après un rappel sur l'ordre d'une variable de type intervalle [Did 03], nous adaptons la preuve proposée par Fisher (1958) dans le cas où les individus sont décrits par une variable de ce type. [Edw 04]

### III.1.1.2. Classification bayésienne

Dans l'approche de classification bayésienne l'image est modélisée selon la forme suivante:

1.  $\Omega = \{w_1, w_2, \dots\}$  l'ensemble des classes
2.  $s$  un site (pixel) et  $S = \{s\}$  l'ensemble des sites
3.  $Y_s$  variable aléatoire associée à chaque site
4.  $y_s$  le niveau de gris (réalisation d' $Y_s$ )

Le principe de fonctionnement suivi par cette approche est comme suit :

Au site  $s$  on affecte la classe  $w_i$  telle que :  $P(w_i / y_s)$  maximale

Selon la règle de Bayes

$$P(w_i / y_s) = \frac{P(y_s / w_i)P(w_i)}{P(y_s)}$$

Les travaux sur les méthodes de segmentation par classification ont vu une révolution avec l'introduction d'un autre outil mathématique: les Champs de Markov.

### III.1.2 Approches de classification non supervisées

Les méthodes de classification non supervisées dégagent une nouvelle classe qui s'ajoute aux précédentes si le pixel à classer ne peut être affecté à aucune classe existante. Les classes sont alors générées progressivement avec le processus de segmentation.

À partir de ce paradigme, plusieurs familles de méthodes de segmentation ont vu:

- ❖ Hiérarchiques ([Fis 87]; [Gnn 89]; [Fis 95]; [Guh 98]; [Kar 99]),
- ❖ Méthodes basées sur les K-moyennes ([Han 94]; [Zha 97], [Fré 05]),

- ❖ Méthodes basées sur la densité ([Est 96]; [Xux 98]; [Hin 98];[Ank 99]),
- ❖ Méthodes basées sur les grilles ([Wan 97]; [She 00];[Bre 01])
- ❖ Méthodes basées sur la théorie des graphes [Hin 99],
- ❖ Méthodes basées sur la recherche stochastique [Jai 99],
- ❖ Méthodes basées sur les réseaux de neurones [Cha 00],
- ❖ Méthode de segmentation floue Fuzzy C-Means (FCM)
- ❖ Méthodes statistiques [Brk 02] .....

### **III.1.2.1.    *Algorithme des k-moyennes (k-means)***

L'algorithme k-means (K-moyennes) est l'algorithme de segmentation le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters. L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque classe de la partition est définie par ses objets et son centre de gravité.

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centre de gravité de son cluster. La position initiale des centres des gravités conditionne le résultat final, de sorte que les centres des gravités doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. K-means change les objets de cluster jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters. [Fré 05]

Les principales étapes de l'algorithme k-means sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. Réaffecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centres des gravités.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite.

### **III.1.2.2. Segmentation floue**

Un ensemble flou est un ensemble dont les bords sont mal définis. [Syl 00] Cela se traduit par une fonction d'appartenance à valeurs dans l'intervalle  $[0,1]$  tout entier, par opposition au cas classique où la fonction d'appartenance prend deux valeurs seulement (0/1).

Cela permet de définir des ensembles d'une manière plus souple, tolérant des informations imprécises, incomplètes et/ou incertaines.

Fuzzy C-Means (FCM) est issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité.

Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances interclasse, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. [Fré 05]

Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centres des gravités des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centres des gravités.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère.

## **III.2. Les approche régions**

La segmentation par région consiste à déterminer des régions dans l'image, puis à affiner ces régions jusqu'à ce qu'elles correspondent à des objets sur l'image. Initialement, les régions peuvent être constituées d'un unique pixel. Ce pixel peut être pris aléatoirement dans

l'image, ou bien sa position peut être déterminée par une information à priori sur l'image.

### [Ima 07]

L'utilisateur peut aussi indiquer lui-même l'emplacement initial de la région, mais cela réduit l'automatisme du processus.

Dans la méthode région Les pixels adjacents similaires selon un certain critère d'homogénéité sont regroupés en régions distinctes.

Les méthodes de segmentation par approche régions sont nombreuses ;

Nous citons parmi eux :

- ❖ La croissance par région
- ❖ La division-fusion
- ❖ Morphologie mathématique (MRF) (on va détailler dans la session 7)
- ❖ Approches multi-résolution.

La croissance par région et la division-fusion sont des techniques courantes de cette catégorie. [Pla 00]

## III.2.1 Approches de croissance des régions

La méthode de croissance de régions est une méthode de fusion qui suit le principe suivant :

1. L'image est initialement décomposée en primitives c'est-à-dire on se fixe un point de départ dit germe de région cherchée (un germe peut être composée d'un seul pixel) ;
2. On se fixe un critère d'homogénéité (similarité) de régions cherchées ;
3. Par une procédure récursive regroupées (de manière itérative) tous les points connexes qui respectent le critère de similarité ;
4. Arrêter le processus s'il n'y a plus de fusion possible. On obtient ainsi, des régions connexes par croissance tant que le critère d'homogénéité est respecté.

On peut distinguer deux sous méthodes qui consistent soit à procéder itérativement par agrégation de pixels, soit par regroupements itératifs d'ensembles de pixels.

### III.2.1.1 Agrégation des pixels

L'agrégation de pixels est initialisée avec un ensemble de pixels de départ appelés germes, judicieusement choisis (dans les zones à faible variance par exemple).

Chaque germe fusionne avec un premier pixel pour donner une petite région. Le processus est itératif et chaque région croît pixel par pixel. Des heuristiques très simples peuvent être utilisées : un pixel est conquis si la différence entre son niveau de gris et la moyenne des niveaux de gris de la région est faible.

Récemment encore, la méthode a été remise à jour avec un algorithme simple et rapide. [Ada 94]

Cette technique fonctionne assez bien sur des images peu texturées et sans grands dégradés. Dans les autres cas, elle n'est pas très performante car un pixel ne véhicule que très peu d'information

### ***III.2.1.2 Croissance de régions***

La méthode par regroupements itératifs utilise un procédé relativement similaire en regroupant des ensembles de pixels. Le partitionnement est modélisé par un graphe d'adjacence. Un coût de fusion est associé à chaque couple de régions adjacentes. L'ensemble des régions initiales peut être constitué par l'ensemble des pixels de l'image. Le principe général consiste à fusionner le couple de régions adjacentes dont le coût est minimal sur l'ensemble du graphe et inférieur à un seuil prédéfini. Après chaque fusion, le graphe est mis à jour.

### **III.2.2 Approches multi-résolution (pyramides) :**

La multi-résolution est un concept qui est apparu très tôt dans le domaine de l'image numérique lorsque les chercheurs se sont intéressés au filtrage par masques (en particulier pour la détection de contours). Quelle valeur fallait-il choisir pour la taille du masque ? Y-a-t'il une valeur optimale ? La réponse est bien sûr non car toute image contient des informations à plusieurs niveaux de détails.

C'est pourquoi sont apparues des techniques dites de multi-résolution qui permettaient de manipuler plusieurs résolutions (et donc plusieurs tailles de masques) dans un même environnement.

Parmi les différents environnements proposés, le plus connu est le modèle pyramidal dont voici les grands principes.

Lorsque l'on souhaite appliquer à une image un traitement mettant en jeu un opérateur linéaire cela revient à utiliser remplacer la valeur en un point quelconque par une somme pondérée des valeurs du voisinage de ce point. Plus le voisinage sera grand, plus la somme comportera de valeurs et donc plus le traitement sera long. Une alternative consiste à utiliser un voisinage constant en taille mais à réduire l'image à traiter. C'est de cette idée qu'est venue la notion de pyramide. En d'autres termes, la construction d'images de tailles réduites à partir d'une image initiale constitue ce que l'on appelle une pyramide. Il existe plusieurs pyramides selon ce que l'on souhaite mettre en évidence comme information (composantes principales, contours, texture, ...).

Cependant, on ne peut pas réduire n'importe comment la taille d'une image. Il est nécessaire de valider un ensemble de propriétés (dont le principal est issu du théorème de Shannon sur l'échantillonnage).

### **III.3. Approches contours**

L'approche contour consiste à identifier les transitions entre les régions. Remarquons qu'une discontinuité dans l'image n'est pas forcément liée à une variation géométrique ou physique de la surface observée : elle peut également être due à une différence d'éclairage, par exemple un effet d'ombre. L'approche contour comporte plusieurs étapes :

1. Mises en évidence des contours (extraction de contours) : plusieurs opérateurs sont utilisés afin d'extraire les contours dans une image.
2. Réduction de l'épaisseur des contours par application d'opérateurs optimaux l'algorithme le plus connu dans ce contexte est celui de Canny.
3. Binarisation de contour généralement réalisée par application de technique de seuillage.
4. Description de contours : elle inclut l'opération de fermeture de contours et élimination des ramifications. Un algorithme très connu par la fermeture de ces contours est la transformée de Hough.

Il existe trois grandes approches d'extraction de contours : la première tire son principe du traitement du signal. La deuxième exploite les connaissances ensemblistes de la morphologie mathématique et en fin, la dernière s'inspire des probabilités.

### III. 3.1 Contours actifs

Les contours actifs appelés également snakes sont une technique assez récente. Cet ensemble de méthodes consiste à déterminer avec précision le contour d'un objet particulier dans une image. De ce fait, un élément extérieur (l'utilisateur par exemple) doit indiquer de quel objet il s'agit en initialisant le contour actif. L'initialisation revient à positionner, au voisinage du contour à détecter, une courbe  $C$  (ouverte ou fermée) représentée par :

$$C = fv(s) = (x(s); y(s)); s \in [a; b]$$

Par la suite, le traitement va déformer progressivement cette courbe jusqu'à ce qu'elle vienne coïncider avec le contour recherché de l'objet. Cette déformation suit un modèle mathématique qui consiste à minimiser une énergie qui est celle du phénomène physique de déformation d'une courbe  $C$  (ouverte ou fermée) qui doit coïncider avec le contour d'un objet. L'énergie à minimiser est de la forme :

$$E(C) = E_{int} + E_{ext}(C) + E_{image}(C)$$

**E<sub>int</sub>** : liée à la rigidité (tension), elle agit sur la longueur liée à l'élasticité (flexion), elle agit sur la courbure

**E<sub>ext</sub>** : introduit des contraintes opérateur (points de contrôle ...)

**E<sub>image</sub>** : introduit les caractéristiques de l'image (gradient)

Le processus de déformation se fait suivant certains critères. L'évolution s'arrête lorsqu'une condition de stabilité est vérifiée.

Bien que cette approche soit très utile, son principal défaut est la sensibilité du résultat à l'initialisation et l'arrêt dans un minimum local. Cette approche est très efficace pour rechercher des objets fins tubulaires, comme des routes dans des images aériennes, ou des vaisseaux. [Lau 03]

Plusieurs autres critiques peuvent être recensé tels que:

- Initialisation du processus par l'utilisateur
- Paramétrage assez délicat

## IV. Seuillages

Le seuillage est basé sur une valeur  $v$  de  $[0; 1]$ . Dans le cas d'un seuil passe-haut, les pixels dont la valeur est inférieure à  $v$  prennent la valeur 0. Dans le cas d'un seuil passe-bas, ce sont les pixels dont la valeur est supérieure à  $v$  qui prennent la valeur 0. Enfin, le double seuillage consiste à combiner un filtre passe-bas à un filtre passe-haut.

Les objets présents dans une image étant généralement représentés par une gamme réduite de valeurs de luminosité, utiliser un seuillage sur l'image permet de mettre en évidence l'objet tout en supprimant le fond de l'image. C'est donc une technique simple et souvent utilisée pour déterminer la présence ou l'absence d'un objet. [Mat 08]

### IV.1. Binarisation

C'est parmi les phases de la chaîne de traitement numérique des images, elle permet de mieux distinguer les objets d'une image en la transformant d'une image à niveaux de gris en une image monochrome.

Cette opération est réalisée soit en utilisant un seuillage par valeur ; on choisit pour cela un seuil et tous les pixels ayant des valeurs inférieures deviennent noirs (valeur =0) les autres deviennent blancs (valeur =N), soit un seuillage par intervalle; on fixe donc un intervalle  $[min, max]$  et les pixels dont la valeur lui appartient sont forcés à N, les autres à 0.

### IV. 2.Principe de Seuillage

Le seuillage est la transformation d'une image couleur ou niveau de gris à une image binaire. On dit alors qu'on a appliqué une binarisation à l'image.

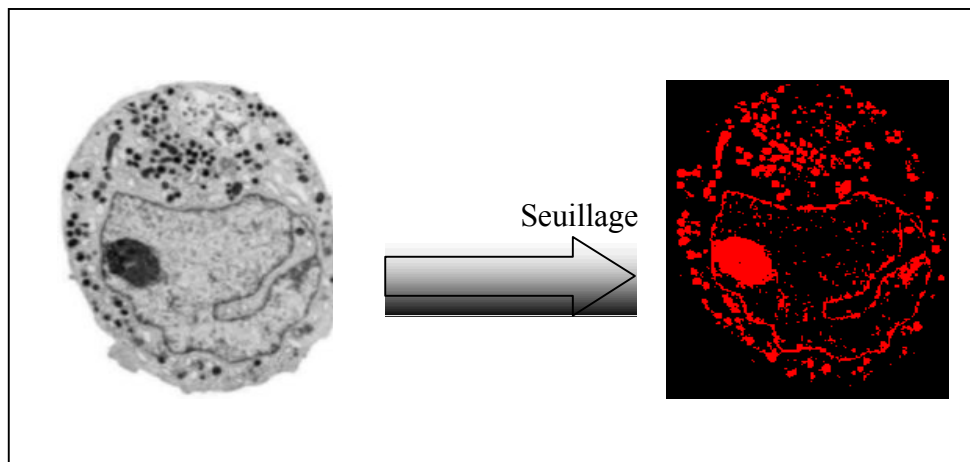


On binarise généralement une image pour faire apparaître certains détails ou tout simplement pour détacher du fond un objet ou des primitives. Le seuillage où la binarisation d'une image adopte le principe de l'algorithme suivant :

Algorithme de binarisation :

**Si** niveau \_ gris (P(x,y)) < seuil **alors** niveau \_ gris (P(x,y)) = 0     **sinon**  
niveau \_ gris (P(x,y)) = 255

Une image binaire est une image codée sur deux niveaux de gris. Prenons par exemple, l'image gauche de la figure II.1 après une opération de seuillage par l'application de l'algorithme de binarisation on obtient une image binaire. Les parties de l'image qui auront été sélectionnées seront traduites en rouge (codé à 1) et le reste de l'image en noir (codé à 0).



*Fig. II.1 Binarisation d'une image*

### IV.3.Choix des seuils

Le problème principal de toute méthode de seuillage est le choix du seuil (ou de l'intervalle de seuillage). Avec un intervalle trop large, on obtient des faux positifs, c.à.d. l'image seuillée contient des pixels qui ne font pas partie des objets d'intérêt ; généralement il s'agit de bruit, ou des structures d'une autre nature, qui ont un niveau de gris proche de celui des objets recherchés. Avec un intervalle trop étroit, on obtient des faux négatifs, c.à.d. certains objets d'intérêt n'apparaissent pas, ou que partiellement, dans l'image seuillée. Pour cette raison, on trouve deux types de seuillage : le seuillage manuelle et le seuillage automatique.

### IV. 3.1 Le seuillage manuelle

Pour effectuer une segmentation manuelle, il faut d'abord déterminé le seuil à appliquer à l'image: le seuillage permet de sélectionner les parties de l'image qui intéressent l'opérateur. Pour sélectionner des objets, il faut donc, choisir des limites entre lesquelles les pixels devront être pris en compte de manière interactive.

### IV.3.2 Le seuillage automatique

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

Il faut noter que quand l'histogramme correspondant à une image ne présente pas de populations distinctes, la valeur de seuil obtenue automatiquement peut ne pas être pertinente.

L'automatisation de cette opération impose donc des contraintes : en particulier, il doit y avoir un contraste suffisant entre les objets à extraire et le fond. Si tel n'est pas le cas, il faut prévoir une amélioration de l'image par augmentation du contraste, ou utiliser des gradients pour extraire les contours.

## V. Segmentation par Champ de Markov

L'information véhiculée par une image va bien au-delà de la seule donnée des niveaux de gris en chaque site (pixel), et la description se fait en termes de zones, contours, structures définis par les contrastes, textures, etc. qui peuvent être présents dans l'image. Le niveau de gris en un site n'est donc souvent pas significatif en lui-même, mais dans ses relations et interactions avec les pixels voisins.

Cette propriété des images, à savoir les interactions locales entre niveaux de gris voisins pour définir les différentes régions de l'image, va nous permettre d'utiliser un formalisme markovien dans de nombreux traitements, qu'il s'agisse de restauration, de segmentation ou plus tard d'analyse complète des images. Le principe est de définir des énergies locales entre groupes de sites reflétant les interactions entre niveaux de gris.

L'énergie globale est alors reliée à la probabilité d'apparition de l'image dans le cadre des champs de Gibbs.

Dans cette partie, nous introduisons tout d'abord de façon intuitive la notion d'énergie locale avant de définir plus formellement un champ de Markov et d'énoncer le théorème d'équivalence entre champs de Markov et champs de Gibbs.

## V.1 Définition et simulation d'un champ de Markov

Les champs de Markov sont largement utilisés en imagerie scalaire ou multi-spectrale pour traiter des problèmes de classification, de segmentation ou encore de régularisation. L'intérêt de telles méthodes est de pouvoir prendre des « décisions » (classification, estimation, filtrage, restauration,...) localement à partir de toute l'information disponible dans l'image. [Nat 09]

### V.1.1 Description et modélisation probabiliste de l'image

L'image est formée d'un ensemble fini  $S$  de sites si correspondant aux pixels. [Coq 95], [Sig 99]

$S$  est donc essentiellement un réseau discret fini, partie de  $Z^d$ , si on note  $d$  la dimension de l'espace (2 le plus classiquement, 3 pour les volumes, etc.). À chaque site est associé un descripteur, représentant l'état du site et qui peut être son niveau de gris, une étiquette, ou une information plus complexe, et prenant ses valeurs dans  $E$ .

La notion d'interactions locales nécessite de structurer les relations spatiales entre les différents sites du réseau. Pour ce faire, on munit  $S$  d'un système de voisinage  $V$  défini de la façon suivante :

$$V_s = \{t\} \text{ tel que } \begin{cases} S \notin V_s \\ t \in V_s \end{cases} \implies S \in V_t$$

À partir d'un système de voisinage, un système de cliques peut être déduit : une clique est soit un singleton de  $S$ , soit un ensemble de sites tous voisins les uns des autres.

En fonction du système de voisinage utilisé, le système de cliques sera différent et fera intervenir plus ou moins de sites comme illustré sur la figure II.2.

On notera  $C$  l'ensemble des cliques relatif à  $V$ , et  $CK$  l'ensemble des cliques de cardinal  $K$

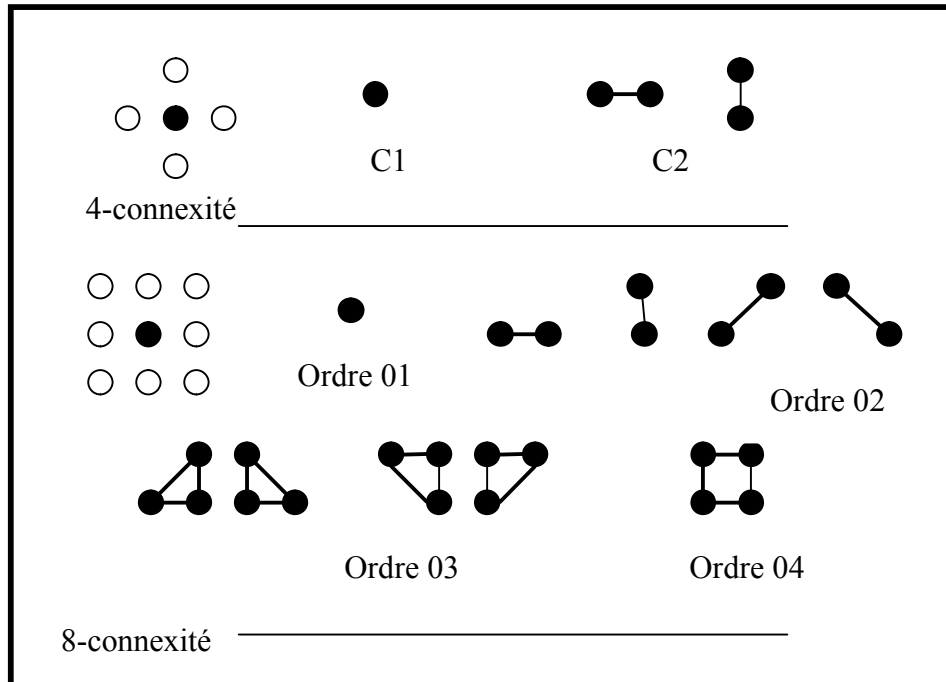


FIG. II.2 Les cliques associées à deux systèmes de voisinage.

Les interactions locales entre niveaux de gris (ou descripteurs) de sites voisins peuvent alors s'exprimer comme un potentiel de clique. Soit  $C$  une clique, on lui associe le potentiel  $U_c$  dont la valeur dépend des niveaux de gris (ou descripteurs) des pixels constituant la clique. En poursuivant ce raisonnement, on peut définir l'énergie globale  $U$  de l'image comme la somme des potentiels de toutes les cliques :

$$U_c \in c = \sum U_c$$

Et l'énergie locale en un site comme la somme des potentiels auxquelles il appartient :

$$U_s = \sum_{c \in c/s \in c} U_c$$

Par ailleurs, l'image dont nous disposons peut être considérée comme une réalisation d'un champ aléatoire. En effet, on peut associer à un site  $S$  une variable aléatoire (v.a),  $X_s$  prenant ses valeurs dans  $E$ . Le niveau de gris  $X_s$  en  $S$  n'est ainsi qu'une réalisation de la v.a  $X_s$

On définit alors le champ aléatoire  $X = (X_s, X_t, \dots)$  prenant ses valeurs dans  $\Omega = ES$ .

On trouvera aussi le terme de processus aléatoire pour  $X$  ; en toute rigueur, " processus " devrait être réservé au cas d'un ensemble d'indexation continu, et champ au cas discret.

Dans ce cadre probabiliste, l'image considérée est simplement une réalisation  $X$  du champ. La probabilité globale de  $X$   $P(X=x)$ , permet d'accéder en quelque sorte à la vraisemblance de l'image, et les probabilités conditionnelles locales d'une valeur en un site permettent de mesurer le lien statistique entre un niveau de gris et le reste de l'image. L'hypothèse markovienne permet d'évaluer ces quantités. [Flo 00]

### V.1.2. Champs de Markov et champs de Gibbs

On considère une image  $M \times N$  et  $S$  l'ensemble des sites  $s(i,j)$  de cette image. On note  $V_s$  l'ensemble des voisinages d'un site  $s$  dans un système  $V$  de voisinages donné sur  $S$ . Alors, on peut dégager ce qui suit :

#### V.1.2.1 Définitions d'un champ de Markov

Soit  $X$  un champ aléatoire dont les composantes  $X_s$  sont indexées par  $S$ . Soit  $x_s$  la valeur prise par  $X_s$  en  $s$  alors :

$X$  est un champ de Markov si et seulement si la probabilité conditionnelle locale en un site  $n$  est fonction que de la configuration du voisinage du site considéré

#### V.1.2.2 Mesure de Gibbs

La mesure de Gibbs [Sig 99] de fonction d'énergie (ou d'Hamiltonien)

$U : E \rightarrow \mathbb{R}$  (réel) est la probabilité  $P$  définie sur par :  $P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x))$

Avec :

$$U(x) = \sum_{c \in C} U_c(x)$$

Où  $C$  est le système de cliques associé au système de voisinage  $V$  de  $U$ .

$$Z = \sum_{x \in \Omega} \exp(-U(x))$$

$Z$  est une constante de normalisation appelée fonction de partition de Gibbs. En pratique, il est quasi impossible de calculer cette constante à cause du très grand nombre de configurations possibles.

### V.1.2.3 Champ de Gibbs de potentiel associé au système de voisinage

Le champ de Gibbs de potentiel associé au système de voisinage  $V$  est le champ aléatoire  $X$  dont la probabilité est une mesure de Gibbs associée au système de voisinage  $V$ , ce qui implique :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in C} U_c(x)\right)$$

### V.1.2.4 Théorème d'équivalence champs de Markov - champs de Gibbs

Le théorème de Hammersley-Cliffoord [Flo 00], [Zer 90] permet d'accéder aux expressions des probabilités conditionnelles locales. Il s'énonce sous les hypothèses que:

- $S$  est fini ou dénombrable
- Le système de voisinage  $V$  borné,
- L'espace des états  $E$  discret, alors

$X$  est un champ de Markov relativement à  $V$   
 et  $P(X = x) > 0 \quad \forall x \in \Omega$   
 $X$  est un champ de Gibbs de potentiel associé à  $V$

### V.1.2.5 Distribution de Gibbs avec température

Une distribution de Gibbs avec paramètre de température est une probabilité qui s'écrit :

$$P_T(X = x) = \frac{1}{Z(T)} \exp\left(-\frac{U(x)}{T}\right)$$

Avec :

$$Z(T) = \sum_x \exp - \frac{U(x)}{T} \quad \text{et } T > 0.$$

Le terme de température provient de l'analogie avec la physique statistique. Il faut noter que lorsque la température est nulle  $P_T$  est uniformément distribuée sur les minima globaux de l'énergie, c.à.d. sur les configurations les plus probables. C'est ce résultat qui est à la base de l'algorithme de recuit simulé qui sera présenté ultérieurement.

## V.2. Echantillonnage de MRF

Le problème qui se pose maintenant est le suivant:

*Étant défini un champ de Markov, comment pouvons nous réaliser le tirage d'une configuration (une image ici) en suivant la loi de probabilité de Gibbs caractéristique de ce champ ???*

Deux algorithmes ont été proposés pour résoudre ce problème :

- L'échantillonneur de Gibbs
- L'algorithme de Métropolis

### VI.2.1. L'échantillonneur de Gibbs

Cet algorithme, proposé par Geman et Geman, repose sur la construction itérative d'une suite d'images. A la convergence, par exemple après un nombre d'itérations suffisant, les images construites sont des réalisations tirées selon la loi de Gibbs globale.

La méthode de construction de l'image à l'itération  $n$ , partant de l'image à l'itération  $n-1$  se fait par mise à jour successive des sites de l'image.

A l'étape  $n$ :

- Choix d'un site  $s$ ;
- Au site  $s$ , selon la configuration des voisins  $V_s$  pour l'image  $\mathbf{x}^{(n-1)}$ , calcul de la probabilité conditionnelle locale :

$$P(X_s = x_s \mid V_s) = \frac{\exp(-U_s(x_s / V_s))}{\sum_{x_s \in A} (\exp(-U_s(\xi / V_s)))}$$

- Mise à jour du site  $s$  par tirage aléatoire selon la loi  $P(X_s = x_s \setminus V_s)$

On considère que l'algorithme a convergé après un grand nombre d'itérations ou lorsque le nombre de changements est faible. Le choix du site  $s$  considéré à l'étape  $n$  peut se faire de n'importe quelle façon à condition de balayer tous les sites un très grand nombre de fois (Théoriquement un nombre infini de fois). Les méthodes usuelles consistent à tirer un site selon une loi uniforme, ou effectuer un balayage classique, ligne par ligne, de l'image.

Cet algorithme construit en réalité une suite d'images  $x^{(n)}$  qui sont les observations d'une suite  $X^{(n)}$  de champs aléatoires constituant une chaîne de Markov pour un certain noyau de transition. On peut montrer le théorème suivant, lorsque la séquence balaye chaque site une infinité de fois :

$$\forall x^{(0)} \forall x \in \Omega \quad \lim_{n \rightarrow \infty} P(X^{(n)} = x \mid X^{(0)} = x^{(0)}) = P(x).$$

Où  $P$  est la mesure de Gibbs associée au champ de Markov considéré. Ainsi, après un grand nombre d'itérations, les images  $x^{(n)}$  générées sont des réalisations de la loi globale  $P(x)$ , et ceci indépendamment de la configuration initiale  $x^{(0)}$ . **[Flo 00]**

### V.2.2. L'algorithme de Métropolis

L'algorithme de Métropolis a été mis au point dans les années 50. Cet algorithme repose sur un principe similaire à l'échantillonneur de Gibbs, et il s'agit également d'un algorithme de relaxation probabiliste. Le principe est là encore de construire une suite d'images qui seront des tirages selon la loi du champ de Markov après un nombre suffisamment grand d'itérations. Mais la mise à jour en un site s'effectue de façon différente.

Ainsi à l'étape  $n$ :

- Choix d'un site  $s$
- Tirage aléatoire d'un descripteur  $\lambda$  dans  $E$  selon une loi uniforme;
- Calcul de la variation d'énergie pour  $x(n-1) \rightarrow \lambda$  :

$$\Delta U = U_s(\lambda \setminus V_s^{(n-1)}) - U_s(x_s^{(n-1)} \setminus V_s^{(n-1)})$$

➤ Deux cas sont alors possibles :

- $\Delta U < 0$ , le changement est accepté :  $x_s(n) = \lambda$  ;

- $\Delta U \geq 0$ , le changement est accepté ou refusé par tirage selon la probabilité

$$p = \exp(-\Delta U) \text{ et } 1 - p.$$

Le système de balayage des sites et le critère d'arrêt sont similaires à ceux de l'échantillonneur de Gibbs.

### V.3 Segmentation par MRF

Le problème de segmentation peut être posé comme suit : Nous disposons d'une certaine donnée (image) que nous noterons  $y$  et que nous pouvons considérer comme une réalisation d'un champ aléatoire  $Y$ . Nous cherchons une réalisation  $x$  de l'image segmentée, que nous pouvons modéliser comme un champ de Markov  $X$  qui est le champ des étiquettes. Les espaces de configurations ne sont donc pas nécessairement les mêmes pour  $X$  et  $Y$ .

Ces deux champs sont liés par le processus d'acquisition de l'image, qui conduit du champ idéal  $X$ , le processus image originel que nous cherchons, au champ bruité  $Y$  que nous observons. La segmentation a pour objectif d'inverser le processus et donc de remonter à une réalisation de  $X$  à partir de l'observation des données bruitées  $y$ .

Or la règle de Bayes permet d'écrire :

$$P(X = x / Y = y) = \frac{P(Y = y / X = x)P(X = x)}{P(Y = y)}$$

Expression dans laquelle il s'agit alors d'analyser chacun des termes  $p(Y=y / X=x)$  et  $P(X=x)$ , sachant que  $p(y)$  est une constante (indépendante de la réalisation  $x$ ).

Le premier terme  $p(Y=y / X=x)$  décrit justement le processus d'observation et d'acquisition des données.

Le terme  $P(Y = y / X = x)$  traduit donc la probabilité de réalisation d'une configuration donnée connaissant son étiquetage.

En supposant l'indépendance des sites les uns par rapport aux autres, et en supposant que le niveau de gris  $y_s$  en un site  $s$  ne dépend que de l'étiquette  $x_s$  en ce site, on a :

$$P(Y = y / X = x) = \prod_s P(y_s / x_s)$$

Les valeurs des probabilités conditionnelles sont données par l'histogramme conditionnel des niveaux de gris pour une classe donnée. Par exemple, si on suppose que chaque classe  $i$  ait une distribution gaussienne de moyenne  $\mu_i$  et d'écart type  $\sigma_i$ , on a :

$$P(y_s / x_s = i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i}} \exp\left(-\frac{(x_s - y_s)^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

Si on fait une hypothèse markovienne sur  $X$  et qu'on se limite aux cliques d'ordre 2, on a :

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\beta \sum_{(s,t) \in C_2} \Phi(x_s, x_t)\right)$$

D'où l'énergie a posteriori :

$$U(x / y) = \sum_s \frac{(y_s - \mu_{x_s})^2}{2\sigma_{x_s}^2} + \log \sqrt{2\pi\sigma_{x_s}} + \beta \sum_{(s,t) \in C_2} \Phi(x_s, x_t)$$

#### V.4 Le recuit simulé

Cet algorithme est dédié à la recherche d'une configuration d'énergie minimale d'un champ de Gibbs. L'idée d'intégrer un paramètre de température et de simuler un recuit a été initialement proposée par Kirkpatrick et reprise par Geman et Geman qui ont proposé l'algorithme suivant. Comme les algorithmes de simulation, c'est un algorithme itératif qui construit la solution au fur et à mesure. Le déroulement de l'algorithme est le suivant (en notant  $n$  le numéro de l'itération):

- Choix d'une température initiale  $T(0)$  "grande"
- Choix d'une configuration initiale quelconque  $x(0)$
- À l'étape  $n$ 
  - ✓ simulation d'une configuration  $x(n)$  pour la loi de Gibbs d'énergie  $U(x) / T(n)$  à partir de la configuration  $x(n-1)$ ; la simulation peut se faire par l'échantillonneur de Gibbs ou l'algorithme de Métropolis; on réalise en général un balayage complet de l'image  $_a$  à la température  $T(n)$ ;
  - ✓ Diminution lente de la température :  $T(n) > c / \log(1 + n)$
  - ✓ arrêt lorsque le taux de changement est faible.

La décroissance logarithmique de la température est un rythme très lent; en pratique des décroissances géométriques sont utilisées, souvent sans dégradation notable des résultats obtenus. Le constant  $c$  intervenant dans la décroissance dépend de la variation énergétique globale maximale sur l'espace des configurations. Le graphe ci dessous montre l'évolution du paysage énergétique représenté en 1 dimension au fur et à mesure de la décroissance en température. Au départ, toutes les configurations sont équiprobables puis les minima énergétiques apparaissent et s'accroissent.

Notons que contrairement aux algorithmes de l'échantillonneur de Gibbs et de Métropolis qui échantillonnent selon la loi de Gibbs et qui sont en mesure de donner toutes les configurations possibles, les images obtenues par recuit simulé sont uniques et doivent en théorie correspondre aux minima globaux de l'énergie.

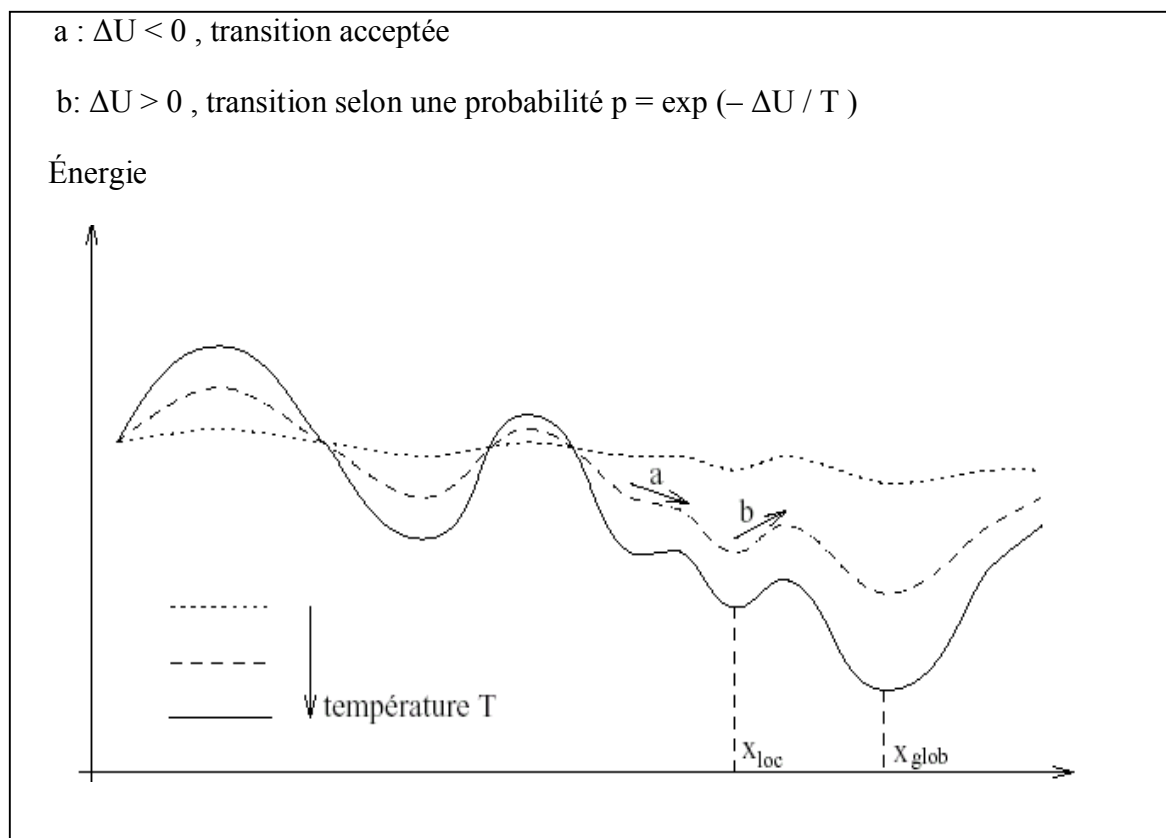


Fig. II.3. Espace des configurations  $\Omega$

Intuitivement, le recuit simulé permet d'atteindre un optimum global, car il est accepte des remontées en énergie. Avec la décroissance de la température, ces sauts énergétiques sont progressivement supprimés au fur et à mesure qu'on se rapproche de l'optimum global. La descente en température doit donc se faire suffisamment lentement pour que l'algorithme ne reste pas « piégé » dans un minimum local de l'énergie. [Flo 00]

## VI. Les Lignes des Partage des Eaux

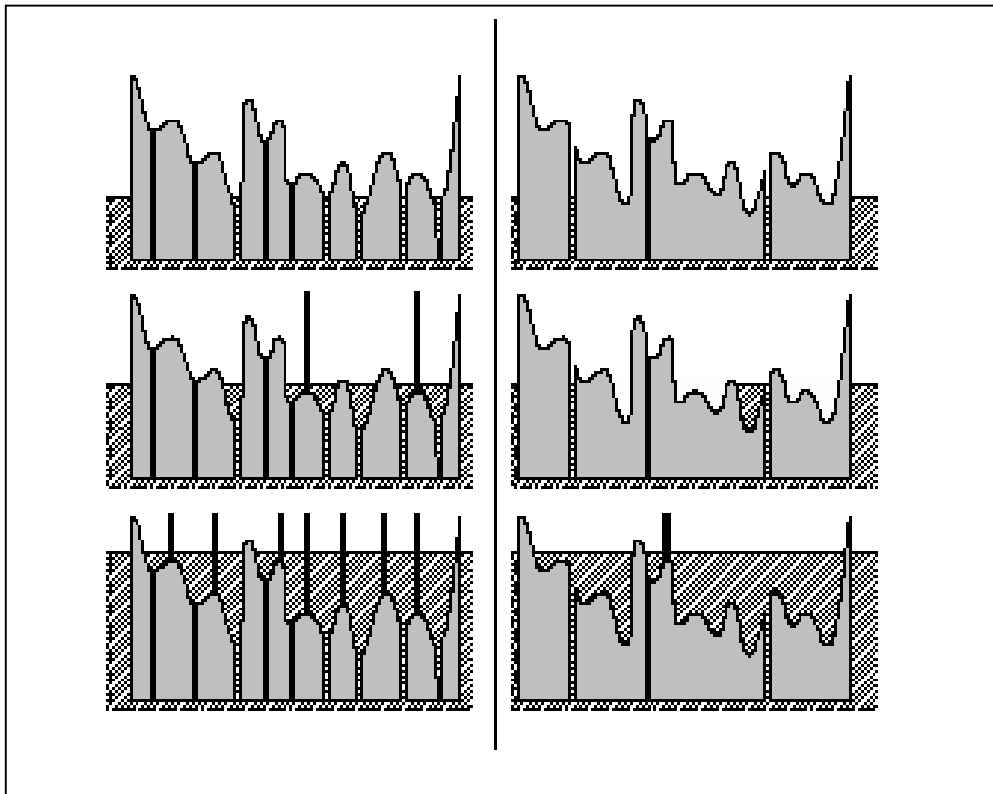
La ligne des partages des eaux est un outil de la morphologie mathématique largement utilisé dans le cadre de la segmentation d'images scalaires et a été initialement proposé par Beucher et Latuejour [Beu 79] qui utilise une analogie topologique. Une implémentation courante consiste à l'appliquer sur la norme du gradient afin que les lignes de partage des eaux correspondent à des crêtes de gradient. L'image de la norme du gradient est alors assimilée à une surface topologique (les contours des objets sont alors les lignes de crêtes) et l'algorithme simule une montée des eaux depuis les minima locaux permettant de constituer des bassins versants.

Lorsque deux bassins versants risquent de se rencontrer, un barrage de hauteur infinie est construit sur la ligne de crête correspondant à la jointure des deux bassins. Ces barrages constituent les contours finaux de la segmentation.

### VI.1.Principe de la LPE

La LPE est une technique de segmentation qui consiste à simuler la montée des eaux sur le gradient de l'image d'entrée depuis ses minima locaux. Cela permet de générer des lignes de partage aux endroits où les bassins se rejoignent, définissant ainsi un SKIZ géodésique de l'image. Un SKIZ géodésique est un ensemble de lignes continues divisant une image en un ensemble de régions d'influence équivalentes. Ainsi, on obtient au final un découpage de l'image en régions dans lesquelles l'intensité lumineuse des pixels est relativement homogène. Cette technique nous donne de façon efficace des contours fermés et fins; ces contours fermés forment donc une partition de l'image.

La Figure II .4 représente trois niveaux d'inondation pour la LPE avec minima à gauche et la LPE par marqueurs à droite. Les minima et les marqueurs sont les sources d'inondation.



*Fig. II .4 – Trois niveaux d'inondation pour la LPE*

Généralement, l'opérateur LPE ne peut fonctionner seul car il génère trop de régions non significatives (autant qu'il y a de minima dans l'image). C'est pourquoi il s'intègre dans un processus de segmentation au cours duquel on applique soit un filtrage avant le traitement, soit une technique de marquage. Les méthodes d'élimination de bassins non significatifs par prétraitement en utilisant des filtres gaussiens ou moyenneurs sont limitées car elles sont peu robustes. Il est difficile par ailleurs de trouver un filtre générique permettant d'obtenir des résultats satisfaisants sur tout type d'image et d'éviter l'élimination de bassins significatifs.

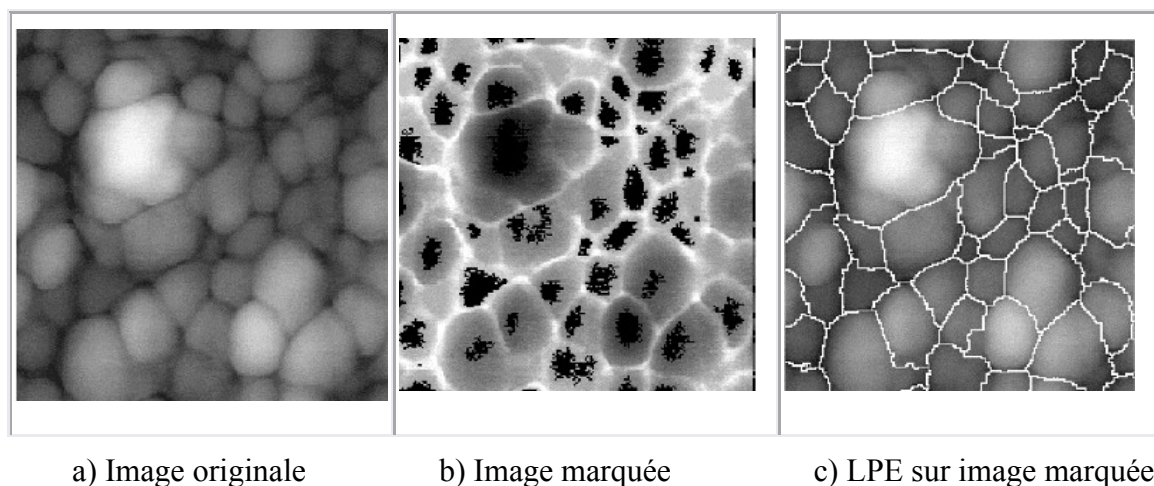
C'est pour cette raison qu'on applique plus souvent la stratégie de marquage. **[Del 01]**

## VI.2 Le marquage

L'idée de l'approche par marqueurs est de contraindre la LPE à considérer un ensemble de marqueurs préalablement et judicieusement choisis. La réalisation de cette idée exige deux choses : dans un premier temps, construire les marqueurs et ensuite intégrer cette information dans l'image originale. Les marqueurs doivent être choisis tels qu'ils soient contenus dans les sous bassins versant, c'est à dire les parties du bassin inondées avant le premier débordement.

Une solution intéressante pour le choix des marqueurs est la délimitation grossière et manuelle des zones d'intérêt de l'image source. Cette méthode s'applique lorsque la forme ou la position des objets à détourner est très complexe. La méthode est particulièrement efficace.

En effet on a choisi manuellement la position des minimums du gradient ou plutôt on a exclu les zones où l'on ne voulait pas que l'algorithme cherche. Ainsi les zones non intéressantes ne sont pas détectées.



*Fig. II.5 Segmentation par LPE avec marquage*

## VI.3. LPE par file d'attente hiérarchique

La méthode de Ligne de Partage des Eaux proposée par Digabel et Lantuéjoul est un outil morphologique qui a été longtemps considéré comme l'étape finale d'un processus de segmentation.

De nombreux prétraitements (filtres, opérateurs morphologiques) ont eu alors pour but de réduire le nombre de régions non significatives tout en conservant les contours réels. Néanmoins, les travaux de S. Beucher ont démontré les limites de ces méthodes et ont mis en

avant une approche de niveau supérieur, en considérant alors la LPE comme une simple file d'attente hiérarchique (FAH).

Il existe plusieurs algorithmes de LPE par FAH. Le plus simple consiste à créer autant de piles qu'il y a de niveaux dans l'image traitée. Les pixels observés dans le voisinage des pixels traités tout au long de l'immersion seront ainsi placés dans la pile correspondant à leur niveau dans l'image. La priorité reposant à priori uniquement sur le niveau du pixel par rapport aux autres, il ne devrait y avoir aucun moyen de définir un ordre de préférence pour traiter deux pixels de même niveau, si ce n'est la proximité du pixel par rapport aux bassins existant. [Del 01]

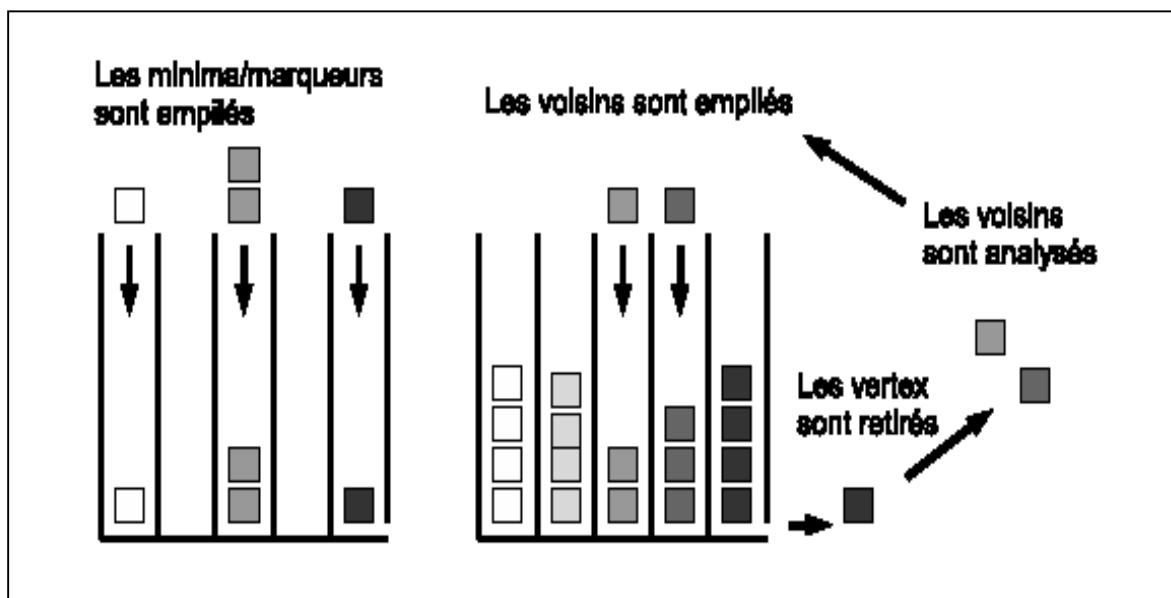


Fig. II.6 File d'attente hiérarchique

## VII. Comparaison entre les approches de segmentation

Il est très difficile de réaliser une comparaison de toutes les approches de segmentation existantes. Leur diversité rend cette tâche très fastidieuse. Même dans le cas d'une telle possibilité la diversité des types d'images ne nous permet pas d'apporter un jugement définitif sur la qualité d'une méthode par rapport à une autre.

Affronter à cette réalité des recherches se sont orientées vers la détermination de critères de comparaison tels que : Critère d'uniformité intra-région de Levine et Nazif (Intra-region), contraste de Zeboudj (Zeboudj), contraste inter-région de Levine et Nazif (Inter-region) etc.

Mais ces critères sont un obstacle plutôt qu'une aide puisque on ne peut pas décider quand à leurs efficacités mieux encore lequel appliquer. Quelques travaux ont tenté de remédier à ce problème tel que le travail réalisé par l'équipe de H. LAURENT. **[Hél 02]**

Cette dernière, effectua une comparaison de quelques critères de comparaison et présenta Zeboudj et Inter-region comme étant des critères intéressants pour des images texturées. Cependant, cette affirmation n'est pas générale vu qu'elle n'a considéré qu'un échantillon du type d'images, ce qui revient à maintenir la vision humaine le meilleur repère pour juger l'efficacité d'une technique de segmentation.

Actuellement, on ne dispose pas de moyen pour nous permettre d'apporter une comparaison fiable pour toutes les approches de segmentation existantes tout en sachant, que chacune a ses avantages et ses inconvénients.

Le tableau II.1 rassemble les caractéristiques de quelques approches évoquées dans les Sections précédentes en vue de traiter les images

<b>Approche</b>	<b>Nature de l'algorithme</b>	<b>Avantages</b>	<b>Difficultés</b>
<b>C-moyennes Floues</b>	Classification non supervisée	Facilité d'implémentation	Notion de voisinage limitée
<b>Seuillage</b>	Classification supervisé	Facilité d'implémentation	Notion de voisinage inexistant
<b>SVM</b>	Classification supervisée	Prise en compte de l'effet de Hughes Peu d'échantillons d'apprentissage	Choix pertinent des échantillons Lourdeur algorithmique
<b>Champ de Markov</b>	Classification supervisée	Prise en compte directe des notions spatiale et vectorielle	Difficultés d'implémentation Lourdeur algorithmique
<b>Outil Segmentation région</b>	Segmentation non supervisée	Facilité d'implémentation	Définir une métrique de similarité Lourdeur algorithmique
<b>Morphologie mathématique</b>	Aides à la classification Extraction de composantes pures (EndMembre)	Bien adaptée aux zones urbaines	Lourdeur algorithmique Structures d'objets particuliers

*Tab II.1 – Principales caractéristiques des quelques techniques de segmentation*

## VIII. Coopération entre les méthodes de segmentation

On a vu dans les sessions précédentes deux principaux techniques de segmentation, quant à la segmentation par contours, elle permet de détecter les transitions entre les régions de l'image. [Gon02]

Les détecteurs de contours utilisés peuvent être simples, comme les opérateurs de Sobel ou de Roberts, ou plus complexes tel que l'opérateur de Canny. Les résultats de cette segmentation sont les candidats des limites des objets de l'image. Toutefois, ils peuvent présenter de fausses détections et ils ne sont généralement pas fermés. [Pal 93]

Plusieurs chercheurs s'accordent pour affirmer que la coopération entre les segmentations par régions et par contours contribue à une meilleure prise en compte des caractéristiques des entités de l'image et, par conséquent, à une meilleure segmentation [Ber 96]. En effet, les algorithmes combinant les techniques de segmentation basées sur les régions et celles basées sur les contours prennent avantage de la nature complémentaire de l'information sur la région et sur le contour. [Zha 06]

Ainsi, une segmentation par coopération régions-contours peut être exprimée comme une entraide entre ces deux concepts afin d'améliorer le résultat final de segmentation.

Dans la littérature, l'utilisation de la coopération entre les régions et les contours pour la segmentation d'image diffère d'un auteur à un autre. D'une part, cette différence se manifeste dans l'étape où l'intégration entre l'information sur les régions et celle sur les contours est réalisée. D'autre part, elle apparaît dans la façon que cette intégration est produite. Ainsi, nous proposons d'étudier la segmentation d'images par coopération régions-contours en fonction de trois approches: [Ima 07]

1. La coopération séquentielle
2. La coopération des résultats
3. La coopération mutuelle

### VIII.1. Coopération séquentielle

Le principe général de la coopération séquentielle est que l'une des techniques, par régions ou par contours, est réalisée en premier lieu. Son résultat sera par la suite exploité par l'autre technique. L'intégration de l'information provenant de la segmentation par contours dans une segmentation par régions est l'une des formes de coopération les plus courantes (Fig. II.7). Mais, l'information sur les régions peut aussi être intégrée dans une segmentation par contours. Nous allons donc présenter certaines formes de coopération séquentielle.

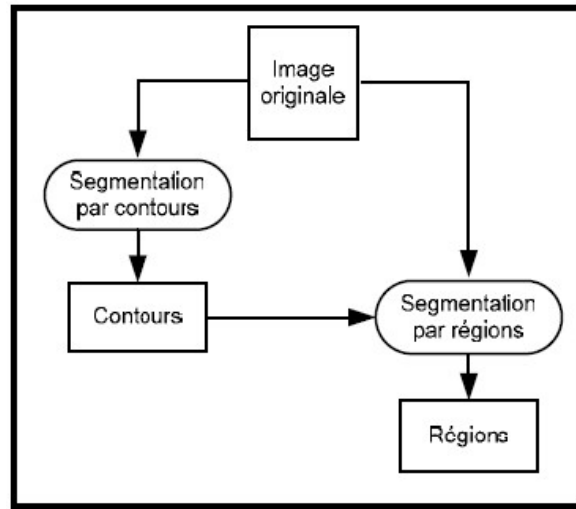


Fig. II.7 Principe de la coopération séquentielle

### VIII.2 Coopération des résultats

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentation sont réalisés d'une façon parallèle et indépendante, et la coopération sera faite au niveau de leurs résultats respectifs (Fig. II.8). Ils seront intégrés dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule des techniques. Cette intégration peut être faite sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus.

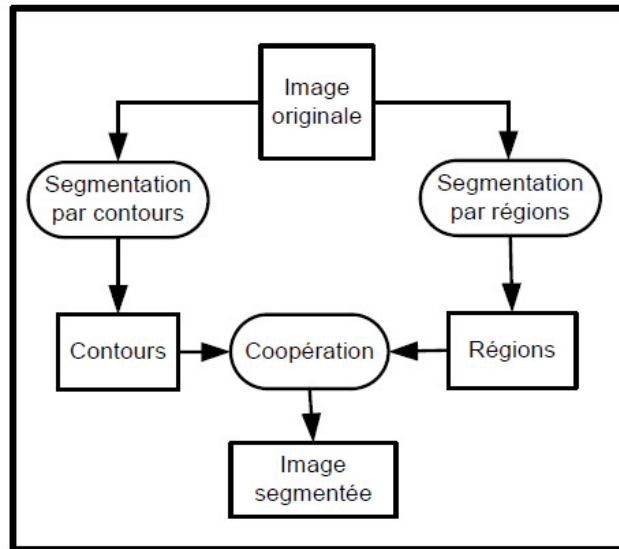


Fig. II.8 Principe de la coopération des résultats.

### VIII.3. Coopération mutuelle

Dans l'approche de coopération mutuelle, les différentes techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations (Fig.III.9). L'information échangée sert à aider la technique de segmentation dans la prise de décision dans le cas de lacunes ou d'informations insuffisantes. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables.

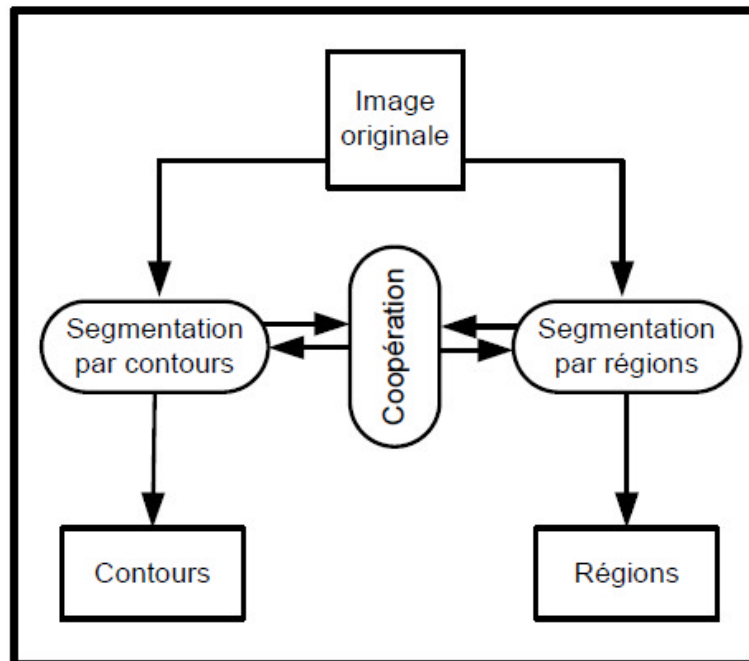


Fig.III.9 : Principe de la coopération mutuelle.

## IX. Conclusion

La segmentation d'image est un domaine pauvre et riche ; riche par le nombre de méthodes dans la littérature et pauvre car aucune de ces méthodes n'est générale.

Dans ce chapitre, on présente les différentes approches de segmentation et les méthodes de coopération régions-contours. Qu'elle soit séquentielle, mutuelle ou des résultats, la segmentation coopérative intègre les deux types d'information (régions et contours) afin de permettre une meilleure prise en compte des caractéristiques des objets de l'image. Les zones homogènes, ainsi que les transitions entre elles, sont respectées simultanément.

La segmentation coopérative est une voie de recherche prometteuse. L'adoption de la coopération entre les techniques de segmentation dans ces processus permettrait de renforcer la qualité et la fiabilité des analyses et des décisions envisageables.

# *Chapitre 03*

---

## *Conception Proposée*

---

### **I. Introduction**

Nous avons présenté dans les chapitres précédents un état de l'art sur les domaines qui touchent à notre travail. C'est à partir de ce chapitre que commence notre contribution; rappelons que notre projet rentre dans le cadre de la segmentation d'images pour l'interprétation des mammographies ; en proposant une solution d'hybridation de méthodes ; « ce système» à savoir, filtrage, seuillage, MRF, LPE...etc.

Nous commençons ce chapitre par une détermination du domaine d'application ; ensuite une présentation de l'environnement de programmation utilisé, c'est-à-dire le langage JAVA. Puis on va entrer dans les détails de la conception et la réalisation du système.

## II. Domaine d'application

### II.1 Introduction

Le cancer du sein constitue, la cause de décès par cancer la plus fréquente chez la femme. **[Rez 90]**. Différentes études ont confirmé que c'est la détection à un stade précoce des cancers infra-cliniques qui peut en améliorer le pronostic et que la mammographie constitue dans ce cas la meilleure technique diagnostic, en particulier dans le cadre d'une campagne de dépistage.

En l'absence de tumeur palpable à l'examen clinique ou d'opacité tumorale évidente, le seul signe précoce de cancer que l'on peut observer sur une mammographie. **[Ann 92]**

Une mammographie est une technique d'imagerie utilisant des rayons X en très faible quantité (radiographie) et qui permet d'obtenir des images de la structure interne du sein afin de déceler de petits bossés cancéreuses ou des modifications précancéreuses dans le sein. Ces bossés peuvent être tellement petits qu'il est impossible de les détecter à l'aide de ses seuls doigts.

Il n'est pas toujours possible de donner d'emblée un diagnostic définitif : la mammographie permet de voir s'il existe une anomalie dans le sein, mais elle ne permet pas de déterminer avec certitude s'il s'agit ou non d'un cancer. **[Féd 03]**

### II.2 La mammographie

Une mammographie (ou mastographie) est un examen radiologique du ou des seins. Il permet d'obtenir des images de l'intérieur du sein à l'aide de rayons X et de détecter ainsi certaines anomalies.

Une mammographie est pratiquée dans deux circonstances : dans le cadre d'un dépistage ou d'un diagnostic.

Quelles que soient les circonstances, deux clichés (photos) par sein sont réalisés, un cliché de face et un en oblique, ce qui permet de comparer les deux côtés de chaque sein. C'est ce que l'on appelle l'examen mammographique de base.

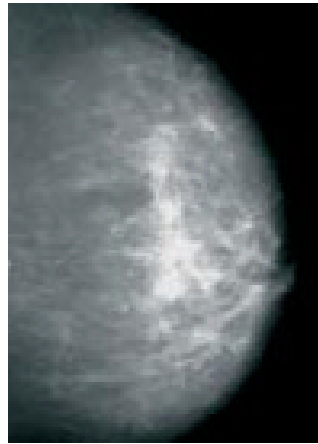


Fig.III.1 Cliché mammographique

L'examen de dépistage comporte une mammographie de base. Entre 50 et 74 ans, cet examen peut être réalisé dans le cadre du programme de dépistage national généralisé en France. Tous les deux ans, la caisse d'assurance maladie adresse à la patiente un document de prise en charge pour réaliser gratuitement une mammographie.

L'examen diagnostique est réalisé lorsqu'une anomalie a été détectée au cours d'un examen de dépistage ou lorsqu'une anomalie dans le sein (douleur, écoulement du mamelon, rougeur de la peau, palpation d'une "boule" dans le sein, etc.) a été découverte par la patiente ou par son médecin traitant.

### II.2.1 Cancer

Un cancer est un terme général pour n'importe quelle maladie pour lesquelles certaines cellules du corps humain se divisent d'une manière incontrôlée. Les nouvelles cellules résultantes peuvent former une tumeur maligne (un néoplasme) qui se propage à travers le corps. (Fig. III.2).

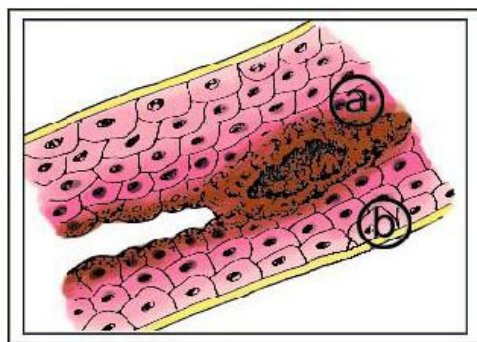


Fig. III.2 Un **cancer infiltrant**

Le cancer du sein est un cancer se développant à partir des unités qui produisent le lait, les unités ducto-lobulaires du sein, essentiellement chez la femme (rappelons que l'homme possède lui aussi un sein atrophié). Le cancer du sein est une tumeur maligne qui touche la glande mammaire. Les cellules malignes se multiplient de manière désordonnée jusqu'à créer une tumeur qui s'attaque aux tissus sains avoisinants. Cette tumeur peut propager des cellules cancéreuses dans tout l'organisme : on dit alors qu'elle « métastase ». Quand des cellules normales sont endommagées et qu'elles ne peuvent pas être soignées, elles meurent : c'est l'apoptose. Les cellules cancéreuses ne meurent pas et continuent de se développer.

Dans une mammographie l'intensité d'un cancer est plus dense que l'intensité de la masse normale de l'organe. Par ailleurs, le cancer se présente sous une forme de rayon solaire qui se visualise dans les radios par des étoiles plus au moins bien formées ; la figure III.3 représente une mammographie possède un cancer.

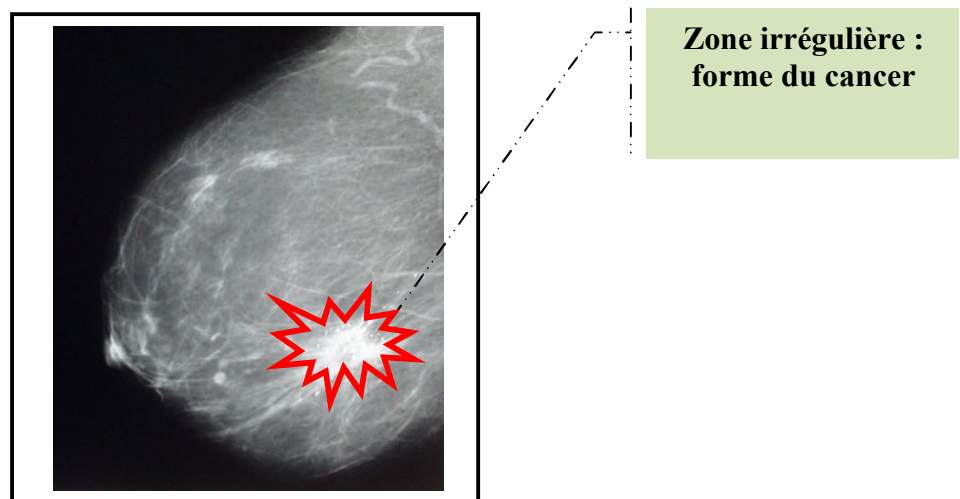


Fig.III.3 Mammographie présentant un cancer

## II.2.2 Kyste

Si l'un des canaux galactophoriques est obstrué et qu'un segment du canal ou un lobule n'a plus de sortie, cette cavité peut se remplir avec un liquide. Ce remplissage peut exercer une pression qui gonfle la membrane du canal galactophorique ; la cavité devient alors sphérique ou ovale. Selon le type de liquide qui s'est accumulé dans le kyste, l'atténuation de cette lésion est plus élevée que celle du tissu environnant (kyste rempli d'eau) ou moins élevée que le tissu environnant (kyste huileux)

Parfois les cellules du tissu conjonctif qui entourent l'épithélium sont le siège d'un dépôt d'oxalate ou de phosphate de calcium. Dans ce cas on parle de kystes calcifiés. Puisque l'atténuation du calcium est beaucoup plus élevée que celle des autres tissus, les kystes calcifiés sont généralement faciles à détecter.

Dans une mammographie l'intensité d'un kyste est plus dense que l'intensité de la masse normale de l'organe. Par ailleurs, la forme du kyste est régulière et se présente sous forme de cercle, ellipse ....etc.

La figure III.4 représente une mammographie possède un kyste.

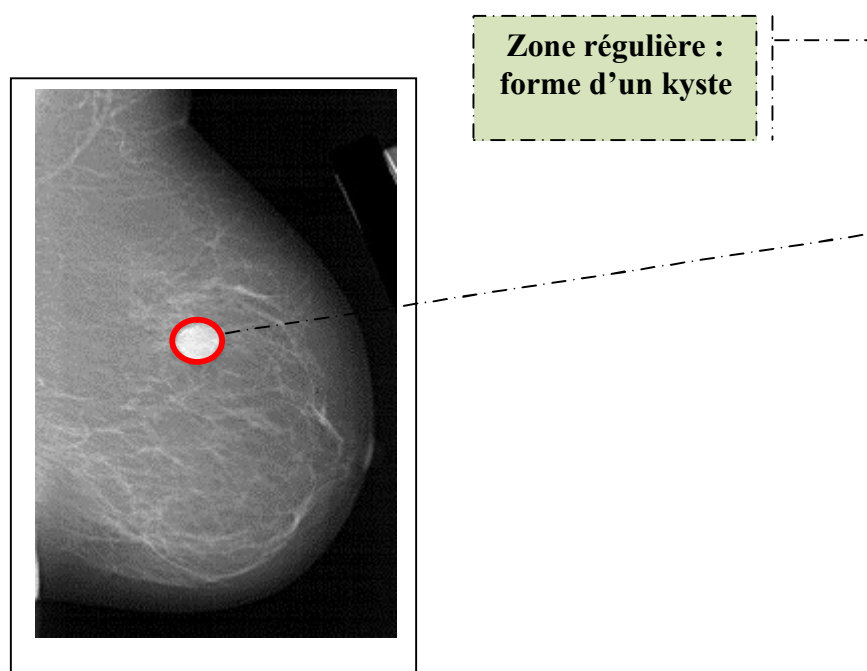


Fig. III.4: Mammographie présentant un kyste

### II.3 La mammographie et la segmentation d'image

La mammographie digitale a fait ses preuves dans le domaine médical. Par conséquent, elle devient sollicitée par des spécialistes de jour en jour. De ce fait, il est naturel de voir plusieurs recherches s'orienter dans l'exploitation de ce type d'images [Wan 98], [Hon 00], [Mel 02], [Dji 03], [Won 04], [Las 04], [Idi 05] pour offrir des outils de plus en plus performants dans le dépistage et la détection de maladie grave comme le cancer.

La majorité des approches développées ont été testées sur des images extraites d'une base d'images médicales de 230 GB de données mammographiques de l'université de *South Florida* [Dds 04]. La base de données contient plus de 2500 cas numérisés, avec 4 clichés par cas (deux vues de chaque sein), et certaines informations relatives au patient (âge, densité du sein,...) et à l'image (scanner, résolution...).

Les objectifs des applications de l'imagerie numérique pour la mammographie sont de mettre en place des stratégies nouvelles et efficaces de détection et de caractérisation des lésions mammaires: micro-calcification, tumeur, kyste, cancer, ... [Gas03].

#### II.4. Difficultés de diagnostic

Une mammographie est loin d'être nette. Il est donc, difficile de localiser l'anomalie si elle existe chez une patiente. Par ailleurs, même si on arrive à s'apercevoir que la patiente à un problème il faut décider le quel.

En effet, il est très difficile de différencier un cancer dans son premier stade d'un kyste mal formé. Dans ce cas toute information supplémentaire à un grand apport pour aider à bien diagnostiquer la maladie.

L'objectif tracer par ce travail est l'élaboration d'un système qui permet d'étudier, progressivement, l'image d'une mammographie dans le but d'apporter une aide au diagnostic.

### III. Présentation de JAVA

JAVA est un langage de programmation développé par Sun Microsystems, Il n'a que quelques années de vie (les premières versions datent de 1995). Le système Java comporte plusieurs parties : un environnement, le langage, les interfaces de programmation d'application, et diverses bibliothèques de classes.

Malgré la nouveauté de Java, il a réussi à intéresser et intriguer beaucoup de développeur à travers le monde, Sa réputation est due aux principaux avantages suivants:

- C'est un langage orienté objet dérivé du c, mais plus simple que c++
- Il est multi- plateforme : tous vos programmes tournent sans modification sur toutes les plateformes où existe Java.
- Il est doté en standard d'une riche bibliothèque de classes, comprenant la gestion des interfaces graphiques (fenêtres, boîtes de dialogue, contrôles, menus, graphisme...), la

programmation multithreads (multitâches), la gestion des exceptions, les accès aux fichiers et au réseau (notamment Internet),...etc.

## IV. Conception générale du système

Le système proposé englobe plusieurs couches qui permettent d'aller d'une image globale vers ses détails. Une approche hybride pour la segmentation par mammographie est proposée dans ce travail. Les segmentations de procéder par le raffinement successivement, d'une manière qui micro régions, à chaque étape sont récupérés. Trois techniques de segmentation, seuillage, champ de Markov et les lignes des partages des eaux, entrent successivement à l'image de façon que chaque technique segmente l'image et donne à la suivante seulement une région et non pas l'image globale et le reste d'image sera exclu de l'étude. La méthode qui suit prend seulement la zone d'étude et n'ont pas l'image globale.

Cependant, en utilisant la segmentation pour des macro-régions. Ainsi, les nouvelles régions obtenues deviendront les candidats à un nouveau découpage. Le processus se poursuit jusqu'à l'arrivée à un point où on peut prendre une décision sur la nature de la maladie s'il existe.

Les étapes les plus importants dans notre processus sont :

### Filtrage

C'est une étape essentielle qui précède toute démarche de traitement d'images, particulièrement, les mammographies qui sont des images bruitées de nature.

### Extraction de l'organe du fond

Les pixels du fond ne présentent aucun intérêt on procède donc, à leur élimination et en garde uniquement les pixels d'organe.

### Segmentation de l'organe

C'est une étape clé qui consiste à chercher les différentes régions de l'organe et de cibler, s'il existe, une zone de doute. Cette dernière est une région avec une probabilité qu'elle soit un kyste ou un cancer

### Localisation et étude de la zone de doute

La dernière opération consiste à dégager clairement la zone de doute en précisant ses contours afin de lui donner une bonne illustration capable d'aider un spécialiste.

La structure générale du système est présentée dans la figure III.5.

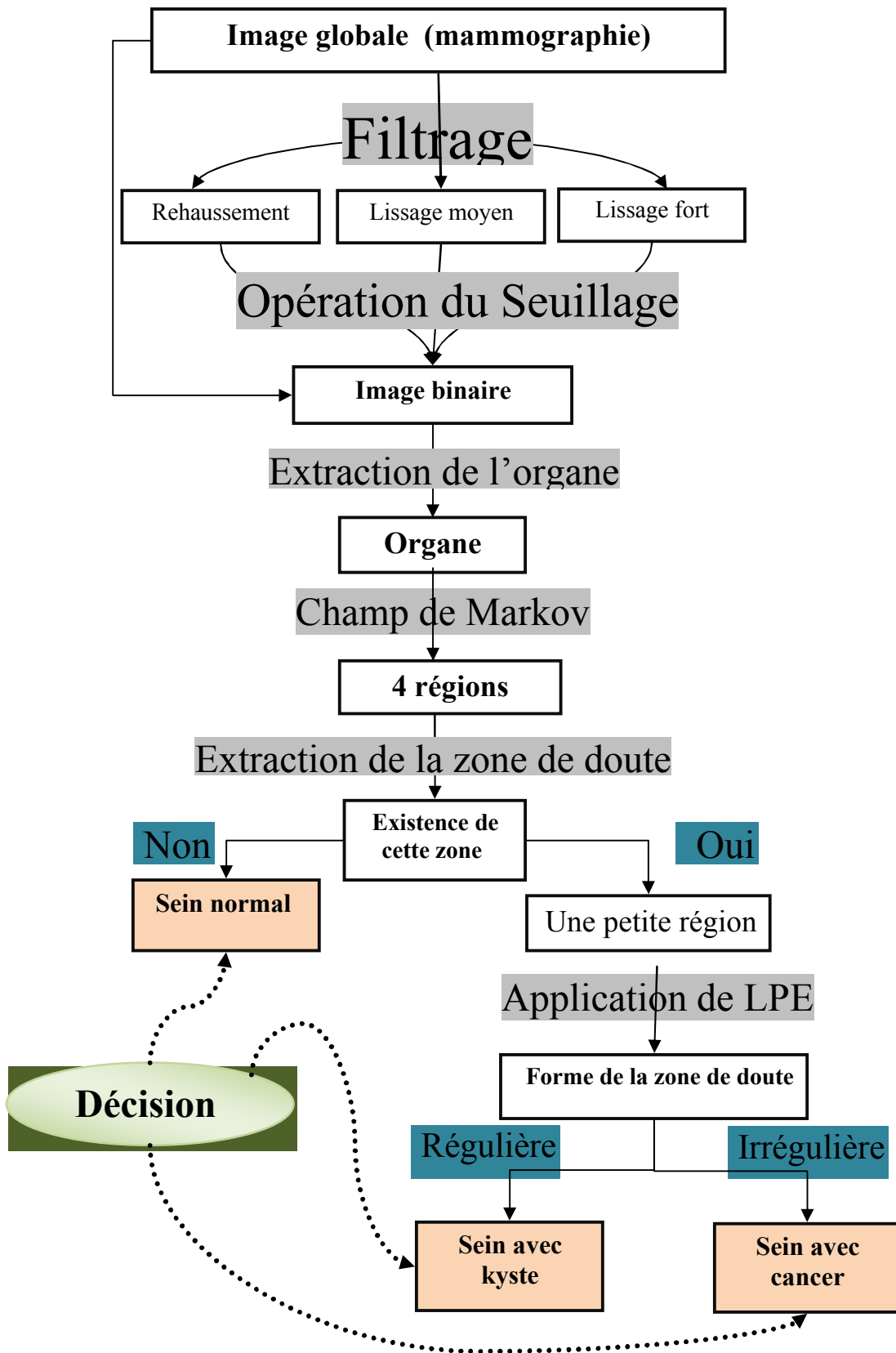


Fig.III.5 Conception générale du système

## V. Présentation du système

### V.1. L'interface du système

Notre système est implémenté sous forme d'un ensemble de classes interfaces et un ensemble de classe java internes.

L'interface graphique principale du système englobe un ensemble de bouton et un menu comme le montre la figure suivante :



Fig. III.6 Interface du système

1. Bouton **Démarrer**

Pour démarrer le système d'interprétation des mammographies.

2. Bouton **Quitter**

Pour quitter l'application.

3. Bouton **Aide**.

Pour nous donner une idée générale a ce travail.

Lorsqu'on clique sur ce bouton on obtient la fenêtre suivante :

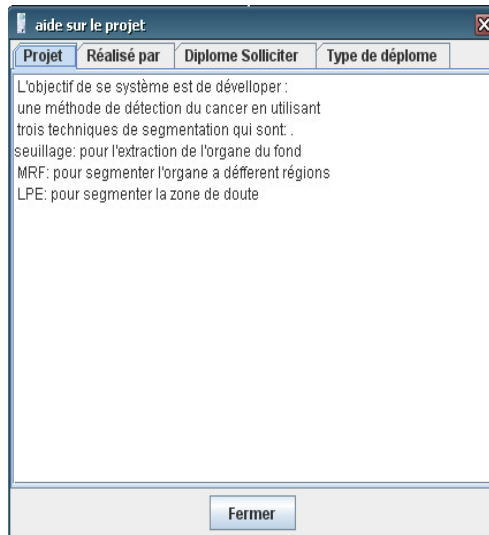


Fig.III.7. Fenêtre d'aide

## V.2 La base de donnée du système

Comme le but de notre système est l'interprétation des mammographies ; il est clair que la première étape est le chargement d'une image ; Le système a été testé sur des mammographies provient de la base d'images médicales de 230 GB de données mammographiques de l'université de *South Florida* [Dds 04]. La base de données contient plus de 2500 cas numérisés, avec 4 clichés par cas (deux vues de chaque sein), et certaines informations relatives à la patiente (âge, densité du sein,...) et à l'image (scanner, résolution...),

Dans la suite de notre démonstration nous allons utiliser l'image de la figure III.8 comme exemple ; la taille de cette image est  $324*505=163620$  pixels

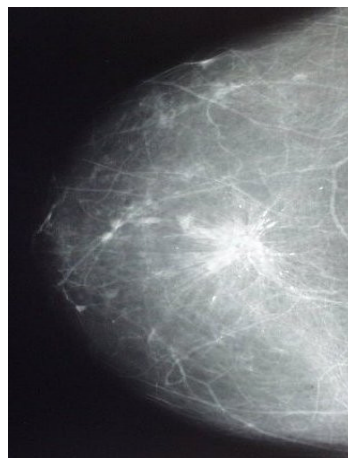


Fig.III.8 Image de Référence

## VI. Réalisation du système

Le système présente un ensemble de fonctions qui concrétisent la démarche adoptée ; en plus des opérations classiques comme l'ouverture , la sauvgarde ...etc.

L'approche développée passe par plusieurs étapes qui débutent par le chargement de l'image à traiter.

### VI.1 Chargement d'une image

La première opération à effectuer est le chargement de la région à traiter. Au départ, la région chargée est représentée par l'image complète. Dans ce cas, la procédure de chargement est lancée par l'utilisateur en sélectionnant l'option (open) du menu principal de l'application.

L'utilisateur peut modifier l'unité et le répertoire pour chercher l'image sur laquelle il veut appliquer les traitements comme on le voit sur la figure III.9.

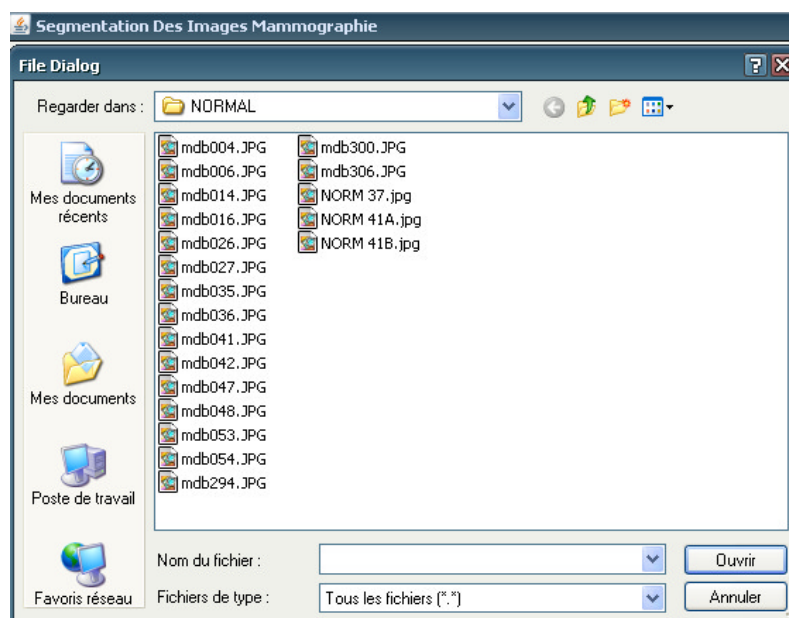


Fig. III.9 Boite de dialogue d'ouverture d'une image.

L'image sélectionnée par l'utilisateur s'affiche alors sur l'écran comme suit :

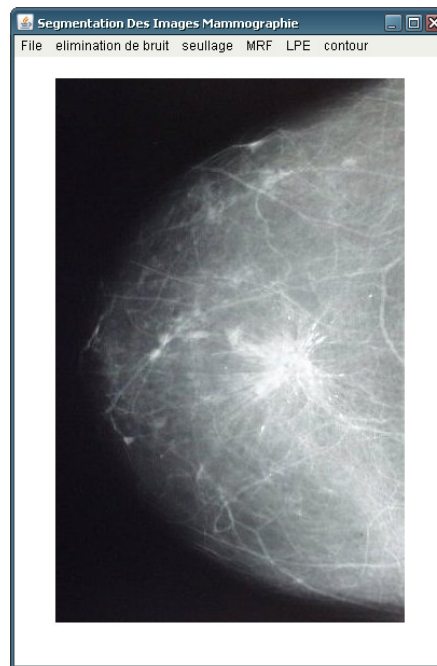


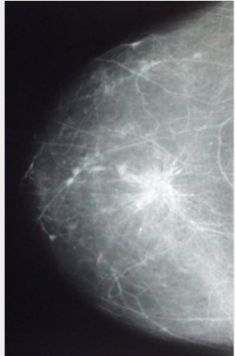
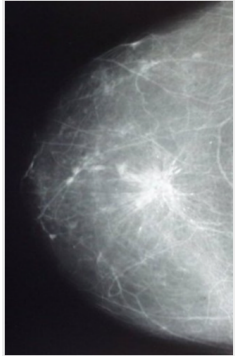
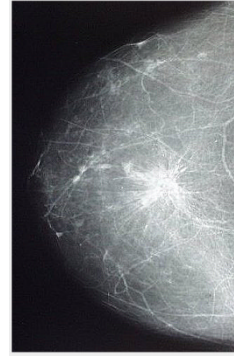
Fig. III.10 chargement d'une mammographie

## VI.2 Prétraitement

Le filtrage est une étape essentielle qui précède toute démarche de traitement d'images, particulièrement, les mammographies qui sont des images fortement bruitées de leurs natures.

Dans notre système on a utilisée trois types de filtrage (filtre passe haut ; filtre de lissage fort, filtre de lissage moyen) ; le tableau III.1 représente les résultats de filtrage de chacune de ces trois filtres.

Dans cette étape, on ne voit pas la différence entre les trois filtres mais par la suite et avec plusieurs essais nous avons remarqué que le filtre médian est le meilleur pour le nettoyage des mammographies dans notre processus.

Filtre	Lissage moyen (médiane)	Lissage fort	Rehaussement																											
Le masque	$\frac{1}{16}$ <table style="display: inline-table; vertical-align: middle;"> <tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr> <tr><td>2</td><td>4</td><td>2</td></tr> <tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr> </table>	1	2	1	2	4	2	1	2	1	$\frac{1}{9}$ <table style="display: inline-table; vertical-align: middle;"> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td></tr> </table>	1	1	1	1	1	1	1	1	1	<table style="display: inline-table; vertical-align: middle;"> <tr><td>0</td><td>-1</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>5</td><td>-1</td></tr> <tr><td>0</td><td>-1</td><td>0</td></tr> </table>	0	-1	0	-1	5	-1	0	-1	0
1	2	1																												
2	4	2																												
1	2	1																												
1	1	1																												
1	1	1																												
1	1	1																												
0	-1	0																												
-1	5	-1																												
0	-1	0																												
La																														

Tab.III.1 les différents types des filtres

### VI .3 Extraction d'organe du fond

Dans la mammographie l'organe apparaît sur un fond d'aucune importance. Il faut donc, le décharger de ce fond qui ralentira le processus de diagnostic. Une approche de seuillage est suffisante pour réaliser cet objectif. Cependant, après plusieurs essais nous avons remarqué que le seuillage automatique risque d'éliminer une partie de l'organe ou à l'inverse de garder une partie du fond. Ce qui explique notre orientation vers le seuillage manuel, nous avons remarqué aussi que le niveau de gris des pixels de l'organe ne dépasse jamais 80 ; et pour plus de confirmation nous avons fait une barre allant de 0 jusqu'à 100 comme l'indique la figure III.11.

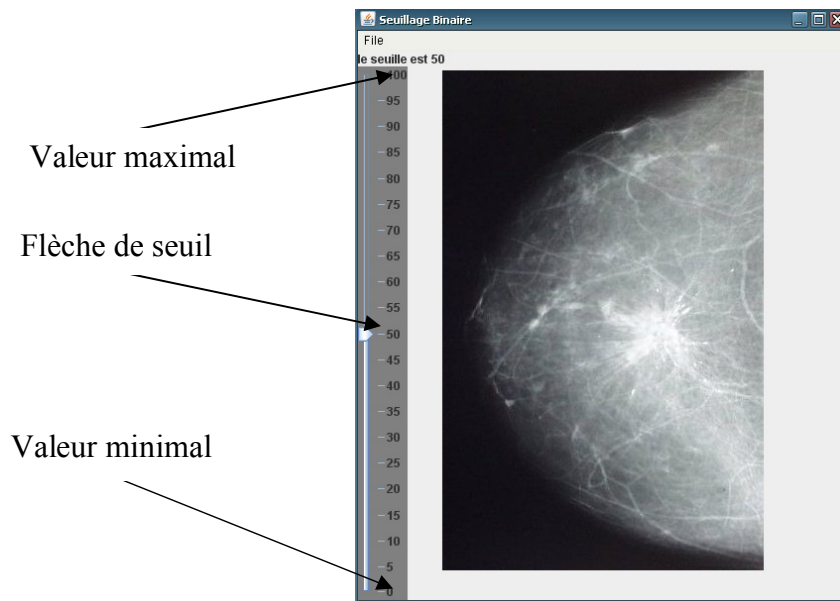


Fig.III.11 Opération de seuillage.

A la fin du seuillage on se retrouve avec une image binaire (Fig.III.12-A-) uniquement les pixels qui corresponde à la couleur identifiant l'organe (Noir dans notre cas) sont sélectionnés pour récupérer l'organe (Fig.III.12-B-) ; les autres sont ignorés dans toute la suite du processus.

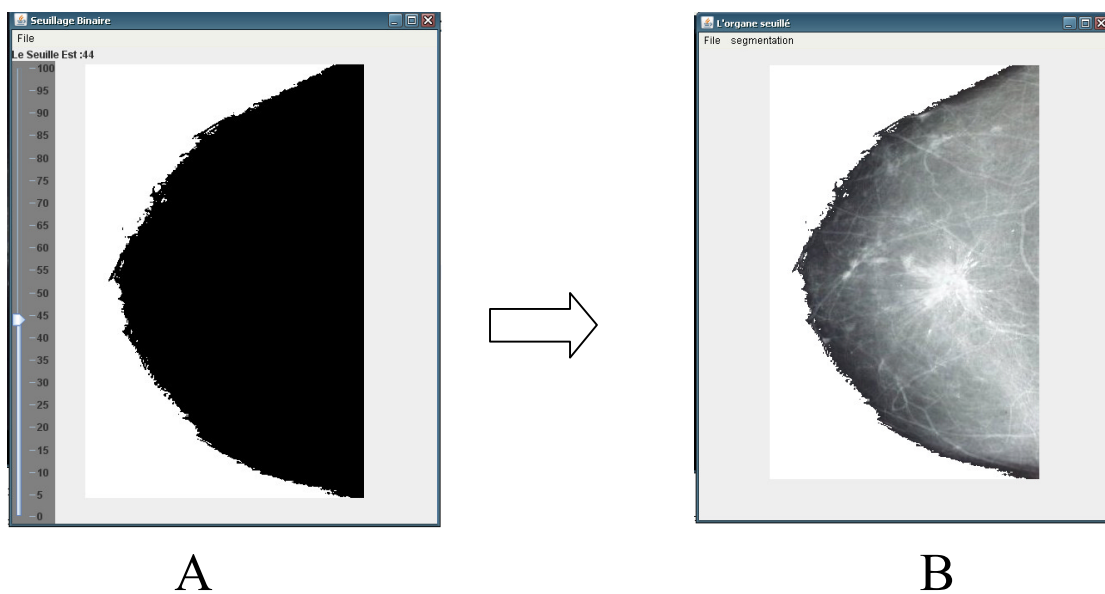


Fig.III.12 extraction de l'organe

Lorsqu' on applique le seuillage à une mammographie nettoyé par le filtre passe haut nous avons remarqué que le seuillage automatique risque d'éliminer une partie de l'organe et de garder une partie du fond comme indique la figure III.13. C'est pour cela que nous avons ignoré ce type de filtre

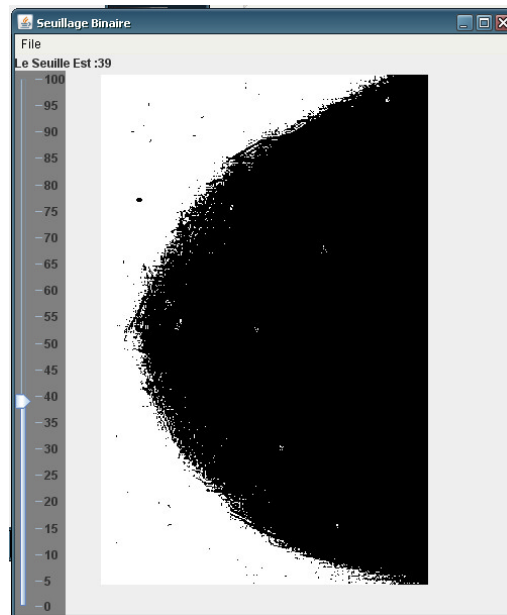
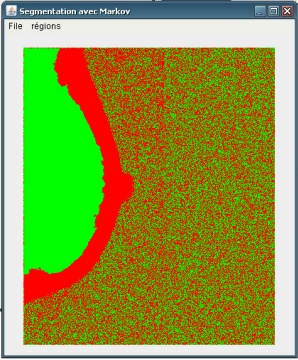
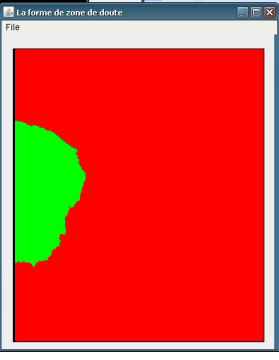
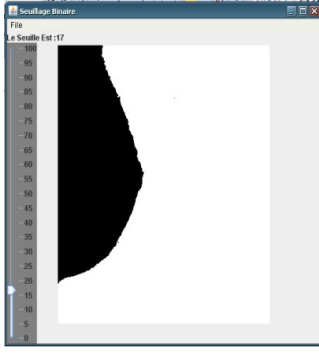


Fig.III.13 Binarisation d'une mammographie filtré par rehaussement

Dans cette étape on a fait un petit calcul de nombre de pixels de l'image globale et le nombre de pixels du fond ; on a trouvé que le fond à 56657 pixels alors que l'image globale à 163620 pixels donc on a éliminé presque 1/3 des pixels qui n'ont aucune importance et on a gagné le temps et l'espace mémoire.

Cette étape permet d'orienter d'une macro région qui est l'image globale (la mammographie) à une micro région qui est l'organe par une opération de seuillage.

On a essayé d'extraire l'organe par d'autres méthodes de segmentation comme MRF et LPE mais ça ne marche pas bien et ne donne pas des bons résultats ; le tableau III.2 représente une comparaison entre les résultats d'extraction d'organe avec ces trois techniques de segmentation

Segmentation	Par MRF	Par LPE	Par Seuillage
Mammographie segmentée en deux régions.			

Tab.III.2 Extraction d'organe par les trois techniques de segmentation.

## VI.4 Segmentation

La nature texturée de la mammographie nous impose une démarche de segmentation qui s'adapte à cette réalité. La segmentation markovienne s'apprête parfaitement à ce type d'image.

D'un autre terme, nous avons opté pour une segmentation par MRF pour dégager les différentes régions de l'organe.

Deux problèmes posés dans cette étape qui sont : le nombre de régions et à quelle région existe le doute.

Nous avons fait plusieurs essais et à chaque fois nous avons divisé l'organe à un nombre de régions pour trouver la meilleure segmentation et afin de faire ça nous avons fait appel à des spécialistes dans le domaine médical et dans le domaine de la radiologie.

La docteur SERIDI et Le Radiologue SKRANI.

Ces derniers ont contribué dans ce travail avec leurs grands savoirs dans l'étude des mammographies et ils nous aident énormément à l'explication de tableau III.3.

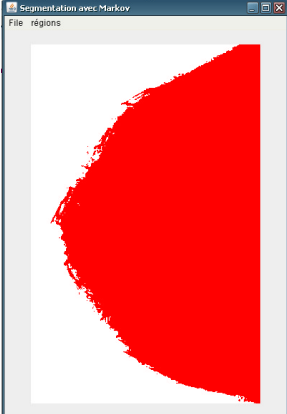
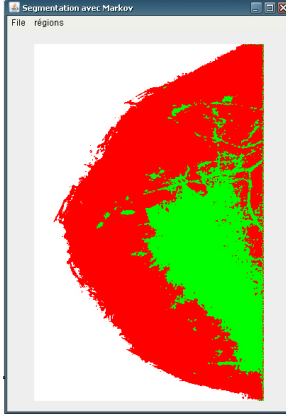
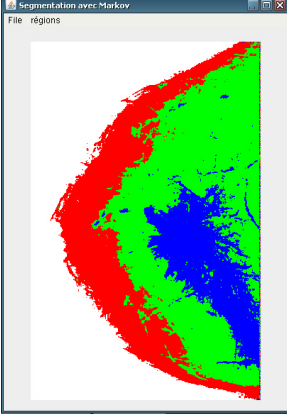
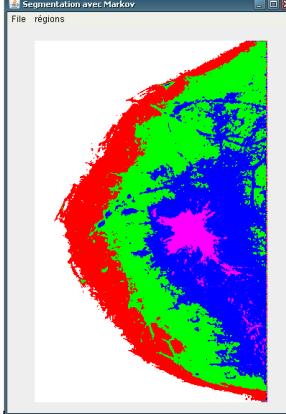
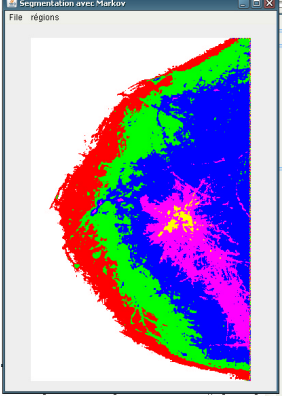
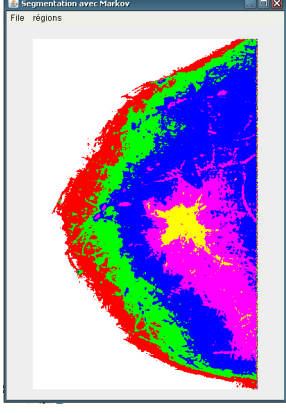
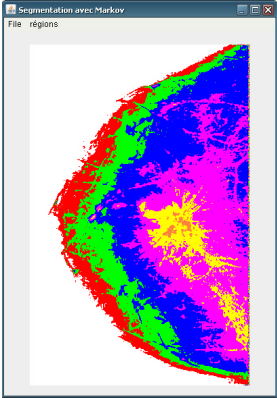
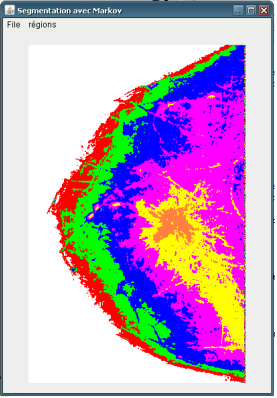
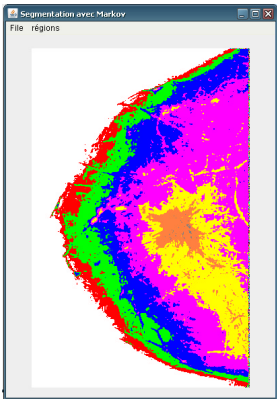
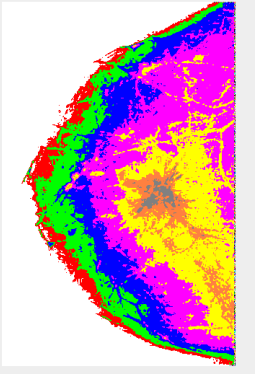
Image segmenté	Explication	Image segmenté	Explication
	<p><b><u>Une seule région</u></b></p> <p>Tout l'organe considéré comme une région, c'est la 1<sup>ère</sup> région; on ne peut rien dire.</p>		<p><b><u>Deux régions</u></b></p> <p>La zone de doute se trouve dans la 2<sup>ème</sup> région mais il y a une grande partie qui n'est pas infectée dans cette région</p>
	<p><b><u>Trois régions</u></b></p> <p>La zone de doute se trouve dans la 3<sup>ème</sup> région mais il y a une petite partie qui n'est pas infectée dans cette région</p>		<p><b><u>Quatre régions</u></b></p> <p>La zone de doute est exactement la 4<sup>ème</sup> région</p>
	<p><b><u>Cinq régions</u></b></p> <p>La 5<sup>ème</sup> région est une zone de doute mais il y a aussi une partie infecté dans la 4<sup>ème</sup> région</p>		<p><b><u>Six régions</u></b></p> <p>La zone de doute est exactement la 5<sup>ème</sup> région, la 6<sup>ème</sup> région a disparu</p>

Image segmenté	Explication	Image segmenté	Explication
	<p><b><u>Sept régions</u></b></p> <p>La 6<sup>ème</sup> région est une zone de doute mais il y a aussi une partie infecté dans la 5<sup>ème</sup> région ; la 7<sup>ème</sup> région a disparu</p>		<p><b><u>Huit régions</u></b></p> <p>La 6<sup>ème</sup> région est une zone de doute mais il y a aussi une partie infecté dans la 5<sup>ème</sup> région ; les 7<sup>ème</sup> et 8<sup>ème</sup> régions ont disparu.</p>
	<p><b><u>Neuf régions</u></b></p> <p>Les 6<sup>ème</sup> et 7<sup>ème</sup> régions sont des zones de doute mais il y a aussi une partie infecté dans la 5<sup>ème</sup> région ; les 8<sup>ème</sup> et 9<sup>ème</sup> régions ont disparu</p>		<p><b><u>Dix régions</u></b></p> <p>Les 6<sup>ème</sup> et 7<sup>ème</sup> régions sont des zones de doutes ; les 8<sup>ème</sup>, 9<sup>ème</sup> et 10<sup>ème</sup> régions ont disparu.</p>

Tab.III.3. les différentes régions de segmentation par MRF.

D'après un nombre important d'essais que nous avons fait ; on a préféré diviser l'organe en quatre régions.

A la fin de cette étape nous avons obtenu l'organe divisé en quatre régions chaque région avec une couleur différente, nous avons proposé une méthode de récupération de chaque région indépendamment des autres (Fig.III.14).

On remarque dans certain cas que la 4<sup>ème</sup> région va disparaître ce qui signifie qu'il n'existe aucune anomalie, et le sein est bien, dans les autres cas une région décelée indique une possibilité de maladie et il faut donc mieux l'étudier. C'est l'objectif de l'étape suivante.

Cette région représente une zone de doute et doit être extraite du reste de l'image pour bien voir sa forme (Fig.III.14-B-).

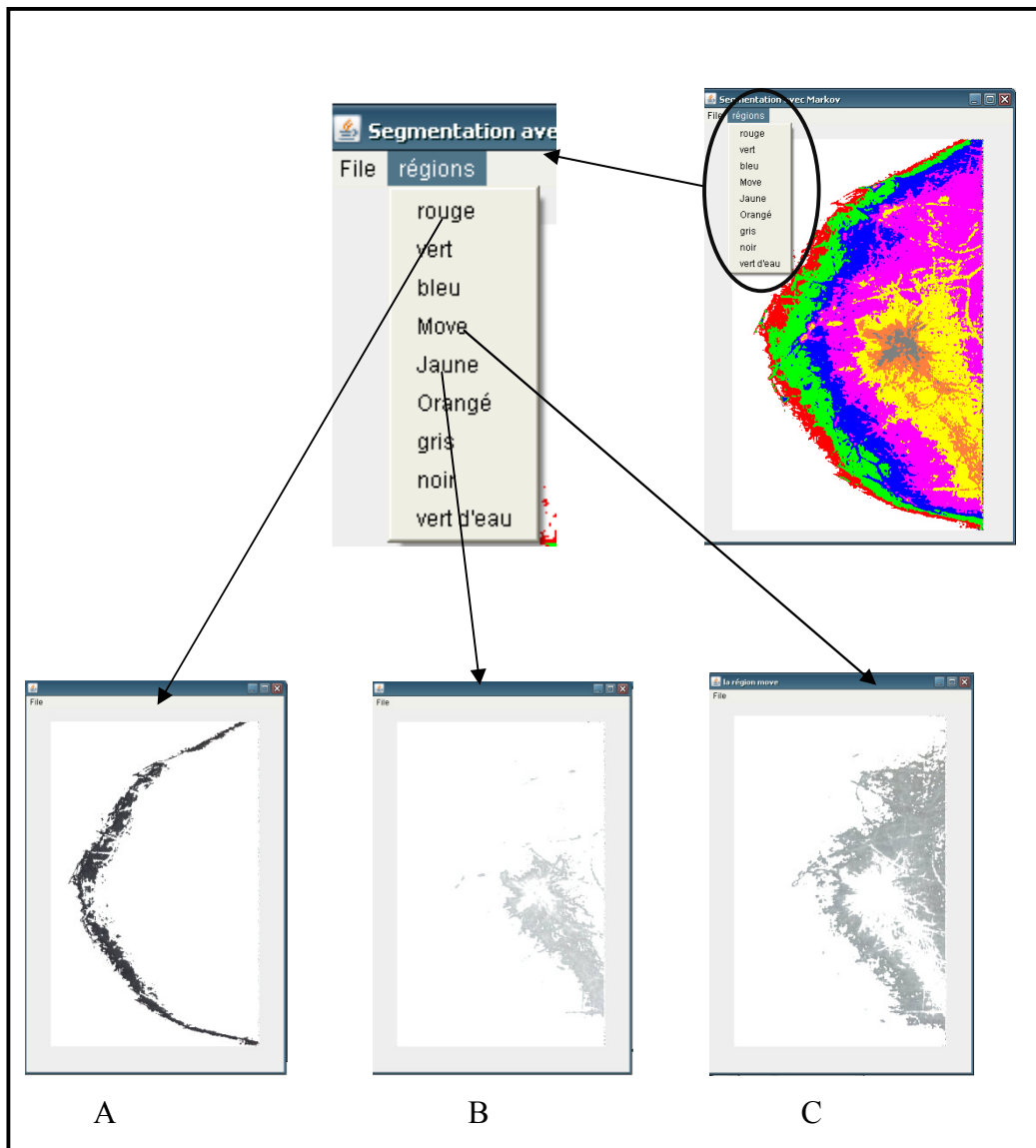


Fig.III.14. Séparations des régions

On a essayé de segmenter l'organe par l'application des lignes des partages des eaux LPE au lieu de champ de Markov mais ça ne marche pas bien et donne des mauvaises résultats comme indique la figure III.15

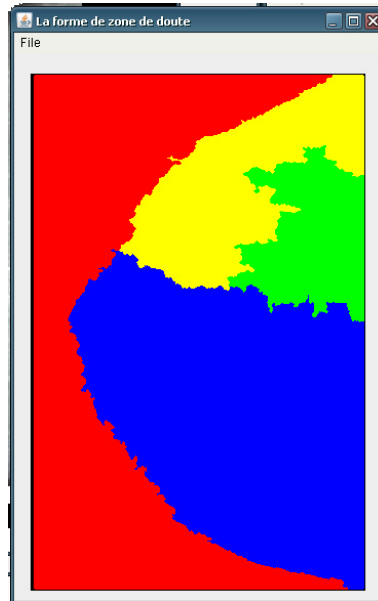


Fig.III.15 Segmentation de l'organe par LPE

## VI.5 Localisation et étude de la zone de doute

La dernière opération consiste à dégager clairement la zone de doute en précisant ces contours afin de lui donner une bonne illustration capable d'interpréter une mammographie.

Afin de déterminer une zone de doute nous avons fait appel à des spécialistes dans le domaine médical qu'ils confirment que, généralement, l'intensité d'un kyste ou d'un cancer est plus dense que l'intensité de la masse normale de l'organe. Par ailleurs, ils assurent que la forme d'un kyste est régulière ; par contre, le cancer se présente sous forme de rayon solaire qui se visualise dans les radios par des étoiles plus au moins bien formées.

Sur la base de ces données nous avons défini une zone de doute comme étant la région ayant la plus forte intensité. Si cette région existe elle doit être décelée par le système. Dans le cas contraire on présume qu'aucune zone de doute ne se présente dans le sein.

La détection de la zone de haute intensité est possible avec la segmentation Markovienne. Cette dernière nous offre la possibilité de dégager les régions selon leurs voisinages et leur niveau d'intensité.

La région qui présente la plus haute intensité est considérée la zone de doute. On doit donc procéder à son découpage de l'image pour mieux voir sa forme. Le découpage doit être minutieusement élaboré puisqu'il doit montrer clairement la forme de la zone de doute. Cette forme est le facteur qui détermine la nature de la maladie et nous permet de différencier entre

un cancer et un kyste. Pour dégager une forme, le plus clairement possible, on doit utiliser une approche capable de détecter des contours fins et fermés. L'approche la plus appropriée dans ce cas et la segmentation par Lignes des Partage des Eaux (LPE).

La figure III.16 montre quelques cas

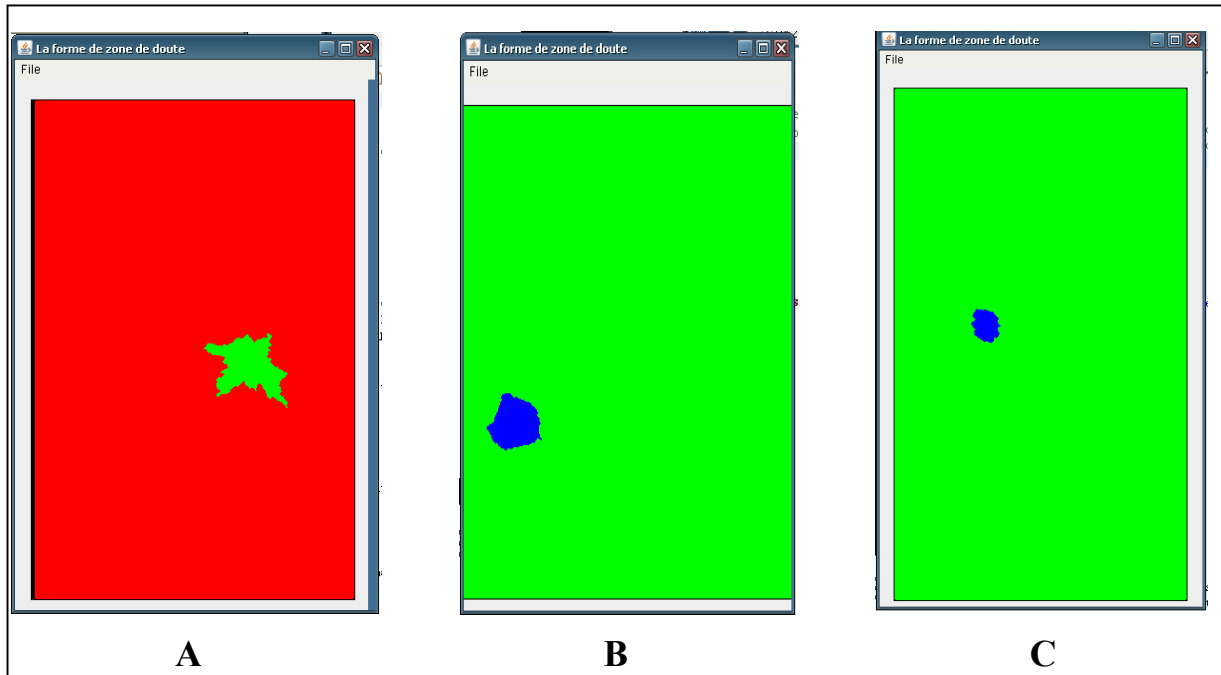
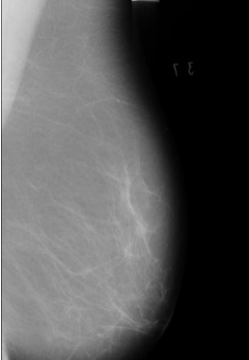
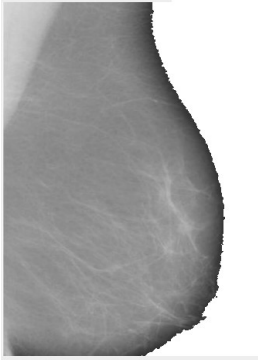
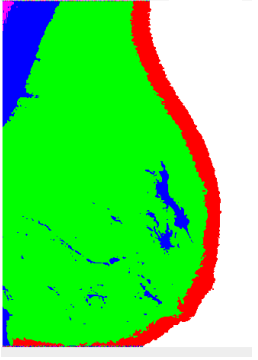
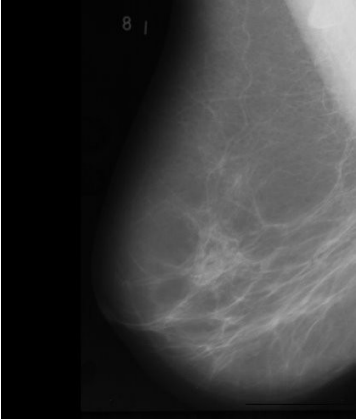

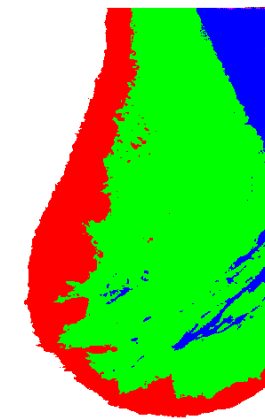


FIG III.16. Application de LPE pour extraire la forme.

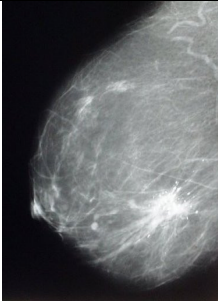
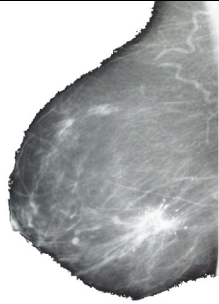
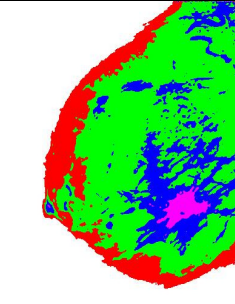
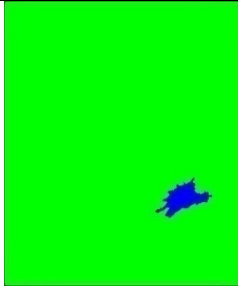

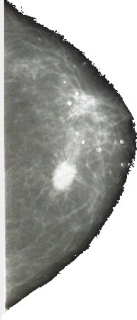
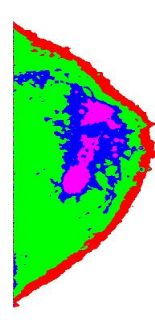
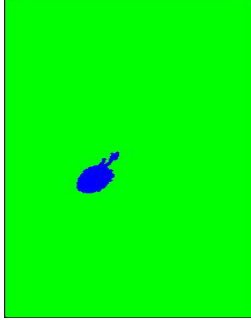
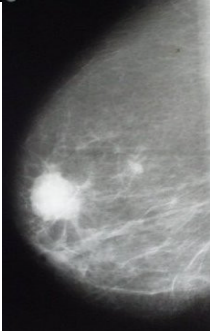
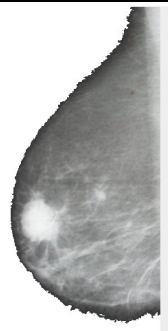
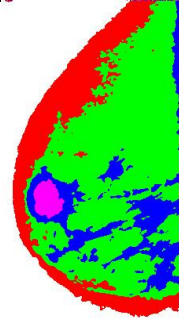
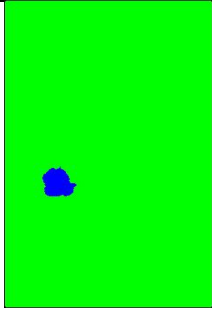
La figure III.16 représente une forme solaire dans l'image A ; ce que signifie qu'il y a un cancer et les formes en bleu des figures B et C régulières ce que signifie qu'ils représentent des kystes.

## VII. Résultats et discussion

Image originale	Extraction du sein	Image segmentée	Remarque
<b>Sein normal</b>			
			Trois régions apparaissent dans l'image segmentée en quatre régions donc absence de la quatrième région ce que signifie qu'il n'existe pas une zone de doute ; donc le sein a aucune anomalie.
			

Tab.III.4 Mammographies des seins normaux

D'après ces deux résultats on remarque que la 4<sup>ème</sup> région est disparaitre ; donc il n'a pas d'anomalie dans les seins et le processus dans ces cas arrête la ; de ce fait on n'a pas besoin de faire la segmentation par LPE ; et on peut décider que le sein est bien.

Image originale	Extraction du sein	Image segmentée	La forme de la zone de doute	Remarque
<b>Sein avec cancer</b>				
				Région de doute décelée et mise en évidence
				Forme de la zone de doute presque régulière mais c'est un cancer vu qu'il y'a un rayon
<b>Sein avec Kyste</b>				
				Zone de doute avec une forme régulière

Tab.III.5 Mammographies des seins avec anomalies

D'après ces résultats on remarque que la 4<sup>ème</sup> région ne disparaît pas ; donc il y a une anomalie et il faut que le processus se termine jusqu'à l'obtention de la forme exacte de la zone de doute et on peut atteindre ça par l'application de la segmentation par LPE.

## VIII. Conclusion

Dans cette partie de ce travail nous avons illustré les grandes lignes de l'approche proposée. Pour atteindre notre objectif qui est l'élaboration d'un système d'aide pour l'interprétation des mammographies, nous avons proposés une démarche basée sur une segmentation progressive de l'image. Trois méthodes de segmentation ont été utilisées : seuillage, segmentation par MRF et segmentation par LPE.

Ce système est un logiciel d'aide pour l'interprétation des images mammographies. Nous avons présenté les résultats de ce système à un médecin qui, à première vue, n'a pas réalisé son importance. Mais, lorsqu'on a le testé sur plusieurs images pour valider ses résultats le médecin avec lequel on a effectué ces testes à revu une image qui à était interpréter par sa personne comme étant un kyste. Néanmoins, en regardant le résultat donné par ce système il remarque que la forme de la zone de doute ne presente pas une réelle régularité. Ceci a poussé le médecin à revoir l'image en question et il c'est rendu compte que si on regardait attentivement la radio on remarque difficilement la forme cachée d'une étoile très male formé. Cette forme indique un cancer et non pas un kyste chose démonter par notre système. Il peut donc être un bon aide pour le diagnostic d'une maladie tel que le kyste ou le cancer dans le sein d'une patiente.

# Conclusion Générale

La lecture des clichés de la mammographie se fait généralement par deux radiologues qui n'ont pas d'autres informations sur la patiente que les clichés. Cette situation est la plus difficile au niveau de la détection des lésions, puisque aucune aide n'est apportée pour compléter l'information contenue dans l'image.

L'utilisation d'un outil qui permet de dégager les différentes régions d'une mammographie ne peut qu'être le bienvenu. En effet, cibler les zones qui peuvent être l'origine d'une lésion en les mettant en évidence est une opération capable d'apporter une aide pour les radiologues.

L'ultime objectif de notre projet était bien évidemment la réalisation d'un système semi-automatique de détection du cancer du sein faisant intervenir plusieurs segmentation afin de tirer profit de leurs avantages et d'en augmenter par conséquent le modèle de segmentation,

Nous avons donc essayé de faire une hybridation de méthodes de segmentation ; Pour cela on a mis au point un comité de trois techniques simples, à segmenter les mammographies, celle des Seuillage, champ de Markov et enfin les lignes des partages des eaux, Les trois méthodes de segmentation sont coopérées séquentiellement.

Pour atteindre de bons résultats, les mammographies ont subi à une opération de filtrage par le lissage moyen.

Tout d'abord, le sein est dégagé du fond par la suite, il est segmenté. La démarche de segmentation utilisée est la segmentation par champs de Markov qui permet de dégager des régions selon l'intensité de chaque pixel, elle assure l'extraction de la région de doute qui se reconnaît par une haute intensité. Si cette région est localisée on lui applique les lignes des partages des eaux pour dessiner exactement sa forme. La forme exacte permet d'orienter le diagnostic vers un kyste ou un cancer.

Le système a été testé pour le kyste et le cancer. Il a donné des résultats non pas négligeables vu, que pour quelques images,

Ce que nous projetons dans l'avenir :

- Plusieurs opérations sont effectuées manuellement et il serait intéressant de chercher à les automatiser. On peut par exemple, automatiser la tâche qui consiste à dégager la nature de la lésion en fonction de sa forme.
- Prendre en considération les autres lésions de sein (micro-calcification, calcification.....), ceci revient à prendre en considération la résolution de la mammographie
- Prendre en considération variabilité des mammographies et les causes principales de cette variabilité qui sont :
  - les conditions physiques de l'acquisition (kV, mAs, pistes, géométrie)
  - les variations anatomiques normales à l'intérieur du sein
  - le changement d'incidence et de compression
  - les variations entre les seins de la même patiente
  - les variations normales entre patientes (âge, taille)
  - les variations liées à une maladie (processus cancéreux) .....

On parle de perspectives qui indiquent qu'il y'a une continuité pour ce travail

# Bibliographie

- [Ami 06] Amirouche Radia; « Une combinaison de classifieurs pour la reconnaissance des visages humains ». thèse de magister, université bordj badji mokhtar – Annba- 2006
- [Ank 99] ANKERST M., BREUNIG M., KRIEGEL H.-P. & SANDER J. (1999). Optics: Ordering points to identify the clustering structure. In *ACM SIGMOD Int. Conf. on Management of Data*, p. 49–60,
- [Ann 92] Anne Strauss , Abdeljalil Sebbar, :Des progrès en détection automatique des microcalcifications Centre Interuniversitaire de Traitement de l'Information PARIS 1992.
- [Ant 05] Antoni Buades ; Bartomeu Coll et Jean Michel Morel La chasse au bruit dans les images(2005), Universitat de les Illes Balears, Ctra. Valldemossa Km. 7.5, 07122 Palma de Mallorca, Spain. Centre de Mathématiques et Leurs Applications. ENS Cachan 61, Av du Président Wilson 94235 Cachan, France
- [Ben 01] Bendrisse Ahcene et Mekki Foudil “Synthèse de traitement des images médicaux pour l’aide au diagnostic”, Mémoire Ingénieur, université Badji Mokhtar ANNABA, 2001
- [Ber 96] Bertolino, P. et Montanvert, A. (1996) Coopération régions contours multirésolution en segmentation d’image. P. 299-307, Association française pour la cybernétique économique et technique, Paris.
- [Beu 79] Beucher, B. and Lantuejour, C. (1979). Use if watersheds in contour detection. In The international workshop on image processing: real time and motion detection/estimation, Rennes, France.
- [Beu 90] Beucher Serge Segmentation d’images et morphologie mathématique thèse de doctorat d’état en morphologie mathématique, Ecole nationale supérieur de mines .Paris 1990
- [Bre 01] BRÉZELLE P. & DIDIER G. (2001). Gizmo : un algorithme de grille cherchant des clusters homogènes. *CAP 2001*, p. 101–116.

- 
- [Brk 02]** BERKHIN P. *Survey Of Clustering Data Mining Techniques*. Rapport interne, Accrue Software, San Jose, California. (2002).
- [Cha 90]** Chan HP, Doi K, Vyborny CJ, Schmidt RA, Metz CE, Lam KL, Ogura T, Wu Y, MacMahon H. Improvement in radiologists' detection of clustered microcalcifications on mammograms : the potential of computer-aided diagnosis. *Invest Radiol* 1990; 25 1102-1110.
- [Cha 00]** SU M.-C. & CHANG H.-T. (2000). Fast self-organizing feature map algorithm. *IEEE-NN*, **11**(3), 721–733.
- [Che 01]** H. D. Cheng, X.H. Jiang, Y. Sun & J. Wang, "Color image segmentation: advances and prospects", *Pattern Recognition*, vol. 34, no. 9, 2001, pp. 2259-2281.
- [Coq 95]** Coquerez, J. (1995). *Analyse D'images - Filtrage Et Segmentation*. Masson.
- [Dds04]** DDSM: Digital Database for Screening Mammography. University of South Florida <http://marathon.csee.usf.edu/Mammography/Database.html>. Référencée la 05/07/2002 - Dernière mise à jour le 26/01/2004.
- [Del 01]** S. Delest G. Pageot R. Bon'e H. Cardot Génération automatique de marqueurs pour la ligne de partage des eaux 3D Laboratoire Informatique (2001) Université François-Rabelais de Tours 64, avenue Jean Portalis, 37200 TOURS.
- [Dji03]** F.Djidjel, S.Djouder. Des Méthodes Statistiques D'analyse De La Texture Pour La Détection de Microcalcifications Dans Des Mammographies Numérisées. *SETIT* 2003.
- [Der 97]** Deruyver, Y. Hodé, Constraint satisfaction problem with bilevel constraint: application to interpretation of over-segmented images, *Artificial intelligence* 93 (1997) 321-335
- [Est 96]** ESTER M., KRIEGEL H.-P., SANDER J. & XU X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *2nd Int. Conf. on Knowledge Discovery and DataMining*, p. 226–231, Portland, Oregon

- [Féd 03]** Fédération Nationale des Centres de Lutte Contre le Cancer (FNCLCC)  
101, rue de Tolbiac 75013 Paris, Copyright © FNCLCC (2003)
- [Fer 05]** Ferkous Chokri ,Mellouah Ahlem, Amairia Hocine ;’’Conception et réalisation d’un système de prétraitement d’image’’ Mémoire de fin d’études pour l’obtention du diplôme d’ingénieur ; université Guelma. 2005
- [Fis 87]** FISHER D. (1987). Knowledge acquisition via incremental conceptual clustering. In *Machine Learning*, p. 139–172.
- [Fis 95]** FISHER D. (1995). Iterative optimization and simplification of hierarchical clusterings. *Artificial Intelligence Research*.
- [Flo 00]** Florence TUPIN et Marc SIGELLE ; Définition et simulation d’un champ de Markov (2000).
- [Fré 05]** D’Hondt Frédéric, El Khayati Brahim Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d’images en couleurs Faculté Polytechnique de Mons (2005).
- [Gas03]** F. Gaspoz. Mammographie digitale & Analyse d’images par ordinateur. Laboratoire TIMC–IMAG. Faculté de Médecine Grenoble. Université Joseph Fourier, Grenoble, France. 2003.
- [Gnn 89]** GENNARI J. H., LANGLEY P. & FISHER D. H. (1989). Models of incremental concept formation. In *Artificial Intelligence*, p. 11–61.15
- [Goe 08]** Goeminne Mathieu, Les contours actifs dans les séquences vidéo, 11 janvier 2008
- [Gon 02]** Gonzalez, R.C. and Woods, R.E. (2002) Digital Image Processing. 2e éd., Prentice Hall, , 793 p.
- [Guh 98]** GUHA S., RASTOGI R. & SHIM K. (1998). CURE : an efficient clustering algorithm for large databases. In *ACM SIGMOD Int. Conf. on Management of Data*, p. 73–84.

- 
- [Han 94] HAN J &. NG R. T.. Efficient and effective clustering methods for spatial data mining. (1994)
- [Hél 02] Hélène LAURENT, Sébastien CHABRIER, Christophe ROSENBERGER, Bruno MILE, Pierre MARCHÉ(2002) : *Etude comparative de critères d'évaluation de la segmentation*
- [Hin 98] HINNEBURG A. & KEIM D. A. (1998). An efficient approach to clustering in large multimedia databases with noise. In *Knowledge Discovery and Data Mining*, p. 58–65.
- [Hin 99] HINNEBURG A. & KEIM D. A. (1999). Cluster discovery methods for large data bases - from the past to the future. In *ACM SIGMOD Int. Conf. on Management of Data*. Tutorial Session.
- [Hon00] Y. Hongwei. Design and implementation of a microcalcification cluster classifier. Master thesis. Dipl.-Inform. Research Center, Karlsruhe. Germany. February 2000.
- [Hor95] R. Horaud, O. Monga. Vision par ordinateur. Outils fondamentaux. Editions Hermès. 1995.
- [Idi 05] K. Idir. Pyramides duale d'agents pour la segmentation d'images. Thèse de Magistère en Informatique. UNIVERSITE BADJI MOKHTAR –ANNABA 2005.
- [Ima 07] Imane SEBARI , Dong-Chen HE LES APPROCHES DE SEGMENTATION D'IMAGE PAR COOPÉRATION RÉGIONS-CONTOURS  
*Centre d'applications et de recherches en télédétection (CARTEL),  
Département de géomatique appliquée, Université de Sherbrooke (2007),  
vol. 7, n° 1-2-3-4, p. 499-506*
- [Jac 03] Jean-Jacques Rousselle. \_ Les contours actifs, une méthode de segmentation. Application à l'imagerie médicale, Thèse de doctorat, université de Tours 2003
- [Jai 99] JAIN A., MURTY M. & FLYNN P. (1999). Data clustering : a review. *ACM Computing Surveys*, **31**(3), 264–322.
-

- [Jea 07]** Jean François Bonastre, Hazem Mohamed Amir et Nabi Rachid; Reconnaissance de Visages ; Thèse de Magistère en Informatique Universités d'Avignon et du Vaucluse IUP GMI 2007.
- [Kad 99]** KADDOUR Chakib et AISSA BRAHIM Salim “compression des images fixes par fractales basée sur la triangulation de delaunay et la contifacation vectorielle”, UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENE INSTITUT D'INFORMATIQUE ALGERIE 1999.
- [Kar 99]** KARYPIS G., HAN E.-H. S. & KUMAR V. (1999). Chameleon : Hierarchical clustering using dynamic modeling. *Computer*, **32**(8), 68–75.
- [Kho 01]** M. Khouadjia, H. Khanfouf, S. Meshoul Une Approche adaptative pour la segmentation d'images : Implémentation sur la plate-forme Multi-agents NetLogo Equipe vision et infographie, Laboratoire LIRE, Université Mentouri, Constantine, Algérie 2001.
- [Las 04]** L. Lasztovicza, N. Tóth, N.Székely, B. Pataki. Hybrid Microcalcification Detection In Mammograms. *BIOSIGNAL*. 2004.
- [Lau 03]** Laurent Cohen : *Chemins minimaux et modèles déformables élastiques en analyse d'images*, vie scientifique N° 42 décembre 2003
- [Mag 89]** Magnin IE, El Alaoui M, Brémond A. Automatic microcalcifications pattern recognition from X-ray mammographies. *SPIE*, Paris 1989.
- [Mat 08]** Mathieu Goeminne, Gestion de Projet Informatique ; Pré-rapport 11 janvier 2008
- [Mel 02]** M. Melloul, L. Joskowicz. Segmentation of microcalcification in X-ray mammograms using entropy thresholding. *Proceedings of the Int. Conference on Computer-Aided Radiology and Surgery. CARS* 2002.
- [Mel 07]** Mellouah Ahlem, Louafi Wafa , Bouchareb Lotfi ;’’Conception et réalisation d'un système d'interprétation des mammographies’’ Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur ; université Guelma. 2007

- 
- [Mur 03] K.Murat, G.Coray, G.Granlund, J.P.Haton « Reconnaissance des formes et analyse de scènes » traitement de l'information: Volume 3 Presses Polytechniques et Universitaires Romandes 2003
- [Nat 09] Nathalie GORRETTA-MONTEIRO ; Proposition d'une approche de segmentation d'images hyper-spectrales ; THESE présentée et soutenue publiquement le 25 Février 2009 pour l'obtention du Doctorat de l'Université – Montpellier II
- [Pal 93] Pal, N. R. and Pal, S. K. A review on image segmentation techniques. Pattern Recognition, (1993) vol. 26, n° 9, p. 1277-1294.
- [Phi 01] S. Philipp-Foliguet. «*Evaluation de la segmentation* . Rapport Technique, 2001.
- [Pla 00] Plataniotis, K.N. and Venetsanopoulos, A.N. (2000) Color image processing and applications. CRC Press, Springer-Verlag, Berlin, 355 p.
- [Pri 04] Price et Reddy. Introduction à la segmentation par classification, Telecom Paris 2004.
- [Rez 90] Rezvani A, Lê MG. Mortalité féminine par cancer du sein en France entre 1968 et 1987. *Bull Cancer*, 1990; 77[S1]: 15-24.
- [Rug 00] J. Da Rugna1 H. Konik1 : *Étude comparative de méthodes de segmentation dans une approche orientée indexation(2000)*,
- [She 00] SHEIKHOESLAMI G., CHATTERJEE S. & ZHANG A. (2000). Wavecluster : a wavelet-based clustering approach for spatial data in very large databases. *VLDB Journal*, 8(3-4), 289–304.
- [Sig 99] Sigelle, M. and Tupin, F. (1999). Champs de markov en traitement d'image
- [Spr 03] INTERACTIVE MAMMOGRAPHY ANALYSIS WEB TUTORIAL - <http://sprojects.mmi.mcgill.ca/Mammography/anat.htm> (2003).

- 
- [Syl 00] Sylvie FHLIPP-FOLIGUET, "Segmentation d'images en régions floues", Logique Floue et Applications, LFA 2000, La Rochelle, 2000.
- [Syl 01] Sylvie FHLIPP-FOLIGUET : *Évaluation de la segmentation*, ETIS Cergy, mars 2001.
- [Syl 04] Sylvie Alayrangues "traitement d'image: introduction et filter special Université Bordeaux I.2004
- [Wan 97] WANG W., YANG J. & MUNTZ R. R. (1997). STING : A statistical information grid approach to spatial data mining., Eds., *23rd Int. Conf. on Very Large Data Bases*, p. 186–195, Athens, Greece :Morgan Kaufmann.
- [Wan98] T.C. Wang, N.B. Karayiannis. Detection Of Microcalcifications In Digital Mammograms Using Wavelets. *IEEE Transactions On Medical Imaging*. Vol. 17, N°4. August 1998.
- [Won04] C. Won, Y.Chung, Y. Kwon, S.Woon, M.Kim, S. Kang, J. Cho. Microcalcification Segmentation by Automatically Thresholded Region Growing Using Edge Sharpness and Contrast. In *International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications. JAPAN*. 7F3P-61. 2004.
- [Xux 98] XU X., ESTER M., KRIEGEL H.-P. & SANDER J. (1998). A distribution-based clustering algorithm for mining in large spatial databases. In *14th Int. Conf. on Data Engineering*, p. 324–331, Orlando, Florida, USA.
- [Zha 97] ZHANG T., RAMAKRISHNAN R. & LIVNY M. (1997). Birch : A new data clustering algorithm and its applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, **1**(2), 141–182.
- [Zha 06] Zhang, Y. J. (2006) An Overview of Image and Video Segmentation in the Last 40 Years. P. 1-16, in Y.J. Zhang (réd.) *Advances in Image and Video Segmentation*. IRM Press, Hershey (Penn.), 457 p.
- [Zio 00] S. Ziouche, M. Remache "Réalisation d'un système de reconnaissance des visages à base HMM", mémoire de fin d'étude EMPT 2000.