



République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur  
et de la Recherche Scientifique  
Université Abou—Bakr—Belkaid Tlemcen  
Faculté de Technologie  
Département de Génie Electrique et Electronique



## Thèse

Présentée et soutenue en Décembre 2014

Par

**Mme BELLADGHAM Aicha Née BELGHERBI**

Pour obtenir le titre de Docteur  
Spécialité : Electronique Biomédicale

### SEGMENTATION D'IMAGES ET MORPHOLOGIE MATHEMATIQUE : APPLICATION A L'IMAGERIE MEDICALE DE L'ABDOMEN

#### Composition du jury

BEREKSI REGUIG Fethi	Professeur, Université de Tlemcen	Président
BESSAID Abdelhafid	Professeur, Université de Tlemcen	Directeur de Thèse
BENAMRANE Nacéra	Professeur, Université USTO-MB Oran	Examineur
BENTOUTOU Youcef	Directeur de Recherches, CDS Oran	Examineur
MESSADI Mohamed	Maitre de Conférences, Université de Tlemcen	Invité

**Résumé.** La phase de segmentation constitue une étape importante dans le traitement et l'interprétation des images médicales. Dans ce travail, et dans un premier temps, nous nous intéressons à la segmentation simultanée des différents organes abdominaux. Par la suite, on procède à la segmentation de chaque organe séparément. Nous abordons aussi la segmentation des lésions du foie à partir des images de l'abdomen obtenues par tomодensitométrie. De nombreuses applications cliniques exigent une segmentation robuste des images médicales pour faciliter le processus d'identification et de localisation des différents organes abdominaux ainsi que la détection des pathologies liées à ces organes. Dans cette perspective, nous mettons en œuvre une méthode de segmentation basée sur les techniques de morphologie mathématique pour la segmentation du foie, la rate les reins et les lésions hépatiques.

Notre méthode proposée pour la segmentation simultanée des différents organes est basée sur la segmentation hiérarchique et l'algorithme de ligne de partage des eaux. Dans notre approche, une technique puissante a été conçue pour supprimer la sur-segmentation basée sur le calcul de l'image mosaïque. Notre algorithme est divisé en deux parties. Dans la première partie, nous cherchons à améliorer la qualité de l'image gradient mosaïque. Dans cette étape, on propose un algorithme pour améliorer l'image de gradient mosaïque en appliquant le filtre de diffusion anisotropique, suivie par les filtres morphologiques. Par la suite on procède à la segmentation hiérarchique en cascade pour la segmentation simultanée du foie, la rate et les reins.

La méthode proposée pour la segmentation de chaque organe séparément est divisée en trois grandes parties. Nous cherchons d'abord à localiser la région d'intérêt par l'application de filtres morphologiques tels que la reconstruction géodésique pour extraire le foie, la rate ou les reins. La deuxième étape, consiste à améliorer la qualité de l'image originale et l'image gradient par l'application de filtre à diffusion anisotropique suivi de filtres morphologiques tels que l'ouverture par reconstruction ou le filtre de contraste  $H_{max}$  ou l'ajustement d'intensité qui est appliqué pour améliorer le contraste des lésions hépatique. L'étape suivante, consiste à déterminer les marqueurs de la région d'intérêt. Finalement, La segmentation du foie, la rate, les reins ou les lésions hépatiques est obtenue par la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueurs. Pour valider les techniques de segmentation proposées, nous les avons testées sur plusieurs images. Les résultats expérimentaux obtenus seront décrits dans la dernière partie dans ce travail. Les résultats obtenus montrent les bonnes performances de nos algorithmes proposés qui peuvent être utilisée dans l'aide au diagnostic.

**Mots-clés :** Images TDM, segmentation du foie, la rate, les reins et les lésions hépatique, filtre à diffusion anisotropique, filtres morphologiques, la ligne de partage des eaux, segmentation hiérarchique en cascade.

**Abstract.** The segmentation phase is an important step in the processing and interpretation of medical images. In this work, firstly, we are interested in the simultaneous segmentation of the different abdominal organs. Thereafter, the segmentation of each organ separately is performed. Finally, we also discuss the segmentation of liver lesions from CT images. Many clinical applications require a robust segmentation of medical images for identification and localization of the various abdominal organ and pathologies related to these organs. In this perspective, we implement a segmentation method based on mathematical morphology techniques for liver, spleen kidney and liver lesion segmentation.

Our proposed method for the simultaneous segmentation of the different organs is based on hierarchical segmentation and watershed algorithm. In our approach, a powerful technique has been designed to suppress over-segmentation based on mosaic image and on the computation of the watershed transform. Our algorithm is currency in two parts. In the first, we seek to improve the quality of the gradient-mosaic image. In this step, we propose a method for improving the gradient-mosaic image by applying the anisotropic diffusion filter followed by the morphological filters. Thereafter we proceed to the waterfull hierarchical segmentation of the liver, spleen and kidney.

The proposed segmentation method for each organ is divided into three parts: First, we seek to localize the region of interest by applying morphological filters such as geodesic reconstruction to extract the liver, spleen or kidneys. The second step is to improve the quality of the original image and the gradient image by applying anisotropic diffusion filter followed by the morphological filters such that opening by reconstruction, contrast filter Hmax or adjustment of intensity which is applied to improve the contrast of the hepatic lesions. The next step consist to identify markers of the region of interest. Finely, we apply the watershed algorithm controlled by marker for liver, spleen, kidney or liver lésion segmentation. To validate the proposed segmentation techniques, we have tested on several images. The experimental results obtained will be described in the last part in this work. Obtained results show the good performances of our proposed algorithm.

**Keywords:** CT images, liver, spleen, kidneys and liver lesion segmentation, anisotropic diffusion filter, morphological filters, the watershed, Waterfull hierarchical segmentation.

**الملخص.** مرحلة التجزئة هي خطوة هامة في معالجة وتفسير الصور الطبية. في هذا العمل، أولاً، نقوم بدراسة تجزئة في وقت واحد لمختلف أعضاء منطقة البطن. بعد ذلك، يتم تنفيذ تجزئة منفردة لكل عضو. أخيراً، نحن أيضاً مهتمين بتجزئة إصابات الكبد من التصوير المقطعي للبطن. تتطلب العديد من التطبيقات الطبية تجزئة جيدة عن طريق الصور الطبية لتسهيل عملية تحديد مكان ومنطقة أعضاء البطن والأمراض المختلفة المتعلقة بهذه الأعضاء. في هذا المنظور، علينا أن ننفذ طريقة تجزئة المتركة على أساليب مورفولوجيا الرياضية لتجزئة الكبد، الطحال، الكلى وأمراض الكبد.

الأسلوب المقترح للتجزئة المترامنة لمختلف أعضاء منطقة البطن تقوم على خوارزمية تجزئة الهرمي وخطوط المياه المتفرقة. في طريقة عملنا، قد تم تصميم تقنية قوية للقضاء على الزيادة في التجزئة على أساس حساب صورة الموزايك. الخوارزمية المقترحة تنقسم إلى قسمين. في الجزء الأول، نحن نسعى إلى تحسين نوعية صورة تدرج الموزايك. في هذه الخطوة، نقترح خوارزمية لتحسين صورة تدرج الموزايك عن طريق مرشح متباين الخواص، تليها المرشحات المورفولوجية. بعد ذلك نشرح إلى تطبيق تجزئة الهرمي المتعاقب للتجزئة المترامنة للكبد، الطحال والكليتين.

تنقسم طريقة تجزئة المقترحة بشكل منفصل لكل عضو إلى ثلاثة أجزاء رئيسية. أولاً نحاول تحديد موقع المنطقة ذات الاهتمام من خلال تطبيق المرشحات المورفولوجية مثل إعادة الإعمار الجيوديسية لاستخراج الكبد، الطحال أو الكليتين. الخطوة الثانية هي تحسين جودة الصورة الأصلية وصورة التدرج بتطبيق مرشح متباين الخواص تليها المرشحات المورفولوجية مثل افتتاح التعمير، تصفية الضوئي  $H_{xam}$  أو تعديل الشدة التي يتم تطبيقها لتحسين الضوئي للإصابات الكبدية. الخطوة التالية هي تحديد علامات المنطقة ذات الاهتمام. أخيراً، يتم الحصول على تجزئة الكبد والطحال والكليتين أو أسقام الكبد بواسطة خطوط المياه المتفرقة ذات الدلالات.

للتحقق من صحة تقنيات تجزئة المقترحة، فحصناها على عدة صور. سيتم وصف النتائج التجريبية التي تم الحصول عليها في الجزء الأخير في هذا العمل. الخوارزميات المقترحة أظهرت نتائج جيدة ومشجعة والتي يمكن استخدامها في مساعدات التشخيص.

**الكلمات الرئيسية:** صور ماسح الصور المقطعية، تجزئة الكبد، الطحال، الكلى وتلف الكبد، تصفية متباين الخواص، المرشحات المورفولوجية، خطوط المياه المتفرقة، التجزئة الهرمية المتعاقبة.

# *Dédicace*

*La rédaction de cette thèse et sa soutenance marquent la fin d'une aventure à plusieurs facettes : aventure dans le monde de la recherche, qui ne devrait pas en rester là, aventure humaine, aventure familiale.*

*Différentes personnes m'ont accompagnée tout au long de ce parcours et je tiens ici à remercier :  
Tout d'abord, A Dieu le Tout Puissant. Merci ALLAH de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au Bout du rêve et le bonheur de lever mes mains vers le ciel et de dire Ya Kayoum.*

*Au Prophète Mohamed (Sala ALLAHO Alai'hi wa saleme.)*

*Notre guide et notre exemple bien-aimé.*

*Qu'il nous oriente dans le droit chemin.*

*Je dédie ce modeste travail à ceux qui m'ont donnée la vie à ma maman et mon père qui m'ont fait comprendre que la vie n'est pas faite que de problèmes qu'on pourrait résoudre grâce à des formules mathématiques et des algorithmes. Malgré mon éloignement depuis de quelques années, leurs intelligence, leurs confiance, leurs tendresse, leurs amour me portent et me guident tous les jours. Merci pour avoir fait de moi ce que je suis aujourd'hui.*

*Je dédie aussi ce travail et surtout mon Mari d'être occupé de moi pendant de rédaction de la thèse et qui m'a toujours encouragé dans mes études et m'a préparé le climat favorable d'avancement. Aucune dédicace ne pourra exprimer mon profond affection et respect.*

*À Mon cher frère, mes chères sœurs, ma belle-sœur et mes beaux-frères. Vous n'avez pas cessé de me soutenir et m'encourager durant toutes les années de mes études, vous avez toujours été présent à mes côtés quand il le fallait.*

*A Mes Chers Petits Neveux et Nièces surtout à Mustafa Ramzi. Puisse Dieu vous garder, éclairer votre route et vous aider à réaliser à votre tour vos vœux les plus chers.*

*À mes beaux-parents, mes belles sœurs et à mes beaux-frères et à tous ce qui ont participé de près ou de loin dans ce travail*

*À mes très chers et meilleurs amis Faiza, Aïcha, Ismahen, Sara, Amina, Amel, Nour, Halima et ma voisine Elena.*

*À mes Camarades de promotion 2005 et 2009. En souvenir des bons moments passés ensemble.*

*A tous mes enseignants depuis mes premières années d'études*

*À tous ceux qui me sont chères.*

*À tous ceux qui m'aiment.*

*À tous ceux que j'aime.*

# Remerciements

Tant de personnes ont rendu possible l'avènement de ce travail de thèse qu'il m'est aujourd'hui difficile de n'en oublier aucune. Je m'excuse donc par avance des oublis éventuels. Au terme de ces années de doctorat et au commencement d'une nouvelle étape de ma vie, j'éprouve une sincère gratitude envers tous ceux qui ont participé à ce travail et que je tiens ici à remercier.

Spécialement mon directeur de thèse le professeur BESSAID Abdelhafid. Je vous remercie d'avoir cru en mes capacités, pour le temps et la patience que vous m'avez accordés tout au long de ces années en me fournissant d'excellentes conditions logistiques. Pour tout ce que vous m'avez donné, je vous remercie très sincèrement.

Mes sincères remerciements et ma gratitude vont aussi à Mr le professeur BEREKSI REGUIG Fethi pour avoir accepté de juger ce travail et d'en présider le jury de soutenance. Que vous soyez assuré de mon entière reconnaissance.

J'exprime tous mes remerciements à l'ensemble des membres de mon jury : Mme BENAMRANE Nacéra, Professeur, Université USTO-MB Oran, Monsieur BENTOUTOU Youcef, Directeur de Recherches, CDS Oran et Mr MESSADI Mohamed Maître de Conférences, Université de Tlemcen pour avoir évalué mon travail.

Je tiens également à adresser de sincères remerciements à Melle Mahmadaoui Halima et Melle Atbi Amina, pour la base de donnée que j'ai utilisé dans toute les parties de ma thèse. Elles ont grandement facilité mon travail. Vraiment un grand merci.

Je voudrais bien évidemment remercier très sincèrement Mr le Professeur Pierre Gouton pour m'avoir accueillie dans son Laboratoire d'Electronique, d'Informatique et d'Image de Bourgogne, lors du stage de six semaines que j'ai eu la chance et le plaisir de passer dans votre laboratoire à l'université de Dijon.

Je souhaiterais exprimer ma reconnaissance envers les gens de Médiathèque de Dijon qui m'ont apporté leur support moral et intellectuel tout au long de première partie de la rédaction de ma thèse.

J'adresse toute ma gratitude à tous mes ami(e)s et à toutes les personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce travail. Merci pour votre support et vos encouragements.

Je pense particulièrement à tous les membres de laboratoire de Génie Biomédicale. Sans oublier tous les enseignants qui ont contribué à ma formation, tous cycles confondus, je leur serai éternellement reconnaissant

# Table des matières

LISTE DES FIGURES

LISTE DES TABLEAUX

INTRODUCTION GÉNÉRALE..... 1

## *Chapitre 1 : Fondements Médicaux et Imagerie Médicale*

### *L'imagerie Médicale*

1.1. Pourquoi l'imagerie médicale.....	5
1.2. Les indications de l'imagerie médicale.....	5
1.2.1. Aide au diagnostic.....	5
1.2.2. Evaluation de la sévérité d'une maladie.....	5
1.2.3. Aide à l'intervention.....	5
1.2.4. Aide à la prise en charge et au suivi thérapeutique.....	5
1.3. Les grands types d'imagerie.....	6
1.3.1. Radiologie.....	6
1.3.2. Echographie.....	6
1.3.3. Scintigraphie.....	6
1.3.4. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM).....	6
a. Le principe de l'IRM.....	6
b. Quels sont les risques ?.....	7
c. A quoi cela sert-il ?.....	7
1.3.5. Le scanner ou tomographie.....	7
a. Principe de la tomographie.....	7
b. A quoi cela sert-il ?.....	8
c. Quels sont les risques ?.....	8
d. Les artefacts en tomographie.....	8
i. Les artefacts de mouvement.....	8
ii. Les artefacts métalliques.....	8
iii. L'effet de volume partiel.....	8
iv. Les artefacts de débordement de champs.....	9
1.4. Pourquoi le choix de l'imagerie TDM que le IRM.....	9
1.5. L'intérêt de la segmentation du foie, la rate et les reins.....	10

## *Anatomie des organes de l'abdomen*

1.6. Données médicales sur les structures à segmenter.....	11
1.6.1. Le foie.....	11
a. Maladie du foie .....	11
1.6.2. La rate.....	12
a. Troubles liés aux trop grosses rates .....	13
1.6.3. Les reins.....	13
1.6.4. L'estomac.....	14
1.6.5. Le pancréas.....	15
1.7. Les structures visibles .....	16
Conclusion .....	16

## *Chapitre 2 : Segmentation des Images Médicales :*

### *Etat de l'Art*

Introduction .....	17
2.1. Qu'est-ce que la segmentation.....	17
2.2. Pourquoi une segmentation automatique ?.....	18
2.3. Difficultés liées à la segmentation des images médicales.....	19
2.4. Différentes familles d'approches de la segmentation.....	19
2.4.1. Segmentation fondée sur les régions.....	19
a. Croissance de régions.....	19
i. Paramètres de la croissance de région.....	19
b. Division-fusion.....	20
i. Arbre quaternaire 'quadtree' .....	20
c. Segmentation par seuillage d'histogramme.....	21
2.4.2. Segmentation fondée sur les contours.....	22
a. Approche contour actif.....	23
i. Contours actifs classiques.....	23
ii. Contour actif level set .....	24
iii. Introduction d'une connaissance à priori .....	25
b. Approche contextuelle par morphologie mathématique.....	26
i. Gradient Morphologique.....	26
ii. La ligne de partage des eaux .....	27
iii. Application en segmentation .....	27
2.5. Choix de la méthode de segmentation des images TDM de l'abdomen.....	28
Conclusion .....	30

## *Chapitre 3 : La Morphologie mathématique*

3.1. Qu'est-ce que la morphologie mathématique .....	31
3.2. Histoire de la morphologie mathématique.....	31
3.2.1. Première époque 'ensembliste' .....	32
3.2.2. Deuxième époque 'généralisation des concepts'.....	32
3.3. Notions fondamentales de la morphologie mathématique .....	32
3.3.1. Structure de base .....	32
3.3.2. Définition (treillis) .....	32
3.3.3. Définition (treillis complet) .....	32
3.3.4. La morphologie mathématique ensembliste .....	33
3.3.5. La morphologie mathématique fonctionnelle .....	33
3.3.6. Eléments structurants.....	33
3.4. Opérations morphologiques binaires.....	33
3.4.1. L'érosion .....	33
3.4.2. La dilatation.....	34
3.4.3. Operateurs morphologiques dérivés .....	35
a. Ouverture morphologique.....	35
b. Fermeture morphologique .....	35
c. Transformation tout ou rien .....	36
3.5. Opérations morphologiques sur des images en niveaux de gris .....	36
3.5.1. Nature de l'élément structurant.....	36
3.5.2. La morphologie plate.....	37
a. Définition d'Érosion plate .....	37
b. Définition de dilatation plate .....	37
3.5.3. Erosion et la dilatation fonctionnelle .....	37
3.5.4. Ouverture et la fermeture fonctionnelle .....	38
3.5.5. Chapeau haut de forme .....	39
a. Le chapeau haut de forme noir.....	39
b. Le chapeau haut de forme blanc .....	39
3.6. Filtres morphologiques.....	40
3.6.1. Opérateurs et composantes connexes.....	40
a. Opérateurs connexes pour les ensembles .....	40
b. Opérateurs connexes pour fonctions.....	41
c. Ensemble des zones plates en niveau de gris .....	41
3.6.2. Reconstruction géodésique.....	41
a. La distance géodésique .....	41
b. Erosion et dilatation géodésique.....	42
c. Reconstruction géodésique par Erosion .....	43
d. Ouverture par reconstruction .....	44
e. Fermeture par reconstruction .....	45
3.6.3. Filtre de contraste .....	45
a. Maxima et minima régionaux .....	45
b. Extraction des extrema d'une image.....	46
3.6.4. Filtre alternatif séquentiel .....	48
a. Filtre alternatif séquentiel blanc .....	48



b.	Filtre alternatif séquentiel noir .....	48
<b>3.6.5.</b>	Ouverture et fermeture surfacique .....	49
a.	Ouverture surfacique binaire .....	49
b.	Fermeture surfacique binaire.....	50
c.	Ouverture surfacique en niveau de gris .....	51
<b>3.6.6.</b>	Bouchage des trous .....	51
<b>3.6.7.</b>	Gradient morphologique .....	51
<b>3.7.</b>	La segmentation d'image par la ligne de partage des eaux.....	52
<b>3.7.1.</b>	Principe de la ligne de partage des eaux .....	52
a.	Le processus de LPE par l'inondation.....	53
<b>3.7.2.</b>	Minimum .....	53
<b>3.7.3.</b>	Les bassins versant .....	53
<b>3.7.4.</b>	Calcul de la ligne de partage des eaux .....	54
a.	Zone d'influence géodésique .....	54
b.	Algorithme de la ligne de partage des eaux .....	55
<b>3.7.5.</b>	Problème de la sur-segmentation.....	55
<b>3.7.6.</b>	La LPE Sous la contrainte des marqueurs.....	56
a.	Principe de la modification d'homotopie du gradient .....	56
b.	Définition de marqueur .....	57
c.	Algorithme original de LPE avec marqueurs : .....	57
<b>3.7.7.</b>	Filtrage.....	58
a.	Suppression des maximums et minimums locaux .....	58
b.	Rehaussement du contraste .....	58
i.	Ajustement d'intensité .....	58
ii.	Egalisation d'histogramme.....	60
<b>3.7.8.</b>	Calcul du gradient amélioré .....	60
<b>3.8.</b>	Segmentation hiérarchique .....	61
<b>3.8.1.</b>	Définition de l'image mosaïque .....	61
<b>3.8.2.</b>	Construction de l'image mosaïque .....	62
<b>3.8.3.</b>	Une hiérarchie ou pyramide de graphes.....	62
a.	Les graphes en analyse d'images.....	63
b.	Graphe de frontières de régions.....	63
c.	Graphe d'adjacence de régions.....	63
d.	Pyramides de graphes d'adjacence.....	63
i.	Processus de décimation .....	63
<b>3.8.4.</b>	Segmentation hiérarchique en cascade .....	64
a.	Algorithme basé sur reconstruction.....	64
b.	Partition de l'image .....	65
c.	Structure des cascades sous forme de graphe et arbre de fusion .....	65
Conclusion	.....	66

# *Chapitre 4 : Segmentation Simultanée des Organes de l'Abdomen : La méthode proposée :*

Introduction.....	67
4.1. Etat de l'art de la segmentation des organes de l'abdomen .....	68
4.2. Stratégie e la segmentation de multiples organes.....	71
4.2.1. Pré-traitement .....	71
a. Filtre médian.....	72
b. Filtre à diffusion anisotropique .....	72
i. Modèle de Perona et Malik.....	72
c. Choix du filtre.....	74
4.2.2. Application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux.....	74
4.2.3. Choix de l'image gradient.....	75
4.2.4. Algorithme de la ligne de partage des eaux sous contraintes de la dynamique des minima.....	77
a. Filtre de contraste .....	77
b. Filtre connexe .....	79
i. Ouverture par reconstruction .....	79
ii. Filtre alternatif séquentiel .....	80
4.2.5. Détection de la région d'intérêt et Segmentation par lignes de partage des eaux sous contraintes des marqueurs.....	82
a. Extraction semi-automatique des cotes et la colonne vertébrale .....	83
b. Détection semi-automatique des régions d'intérêt.....	84
4.2.6. Post-traitement .....	85
4.3. Segmentation hiérarchique et Amélioration du problème de la sur-segmentation .....	87
4.3.1. Utilisation de l'image image mosaïque et son gradient pour améliorer la sur-segmentation .....	87
a. Définition.....	87
4.3.2. Les contraintes de l'image mosaïque : question de la sur-segmentation.....	88
4.3.3. La ligne de partage des eaux hiérarchique basée sur l'algorithme des cascades.....	88
a. Algorithme en cascade .....	88
4.3.4. Algorithme1 : Amélioration de l'image mosaïque.....	90
a. Algorithme1 .....	90
b. Exemples et discussion.....	91
4.3.5. Amélioration de l'algorithme1 .....	91
a. Algorithme2 : .....	91
b. Exemples et discussion.....	92
4.3.6. Algorithme 3.....	93
a. Transformée de-minima étendu.....	93
b. Algorithme.....	94
Conclusion .....	95

# *Chapitre 5 : Segmentation de chaque organe séparément :*

## *La méthode proposée :*

### *Segmentation du foie*

Introduction.....	96
5.1. Etat de l'art de la segmentation du foie .....	96
5.2. Stratégie de la segmentation.....	97
5.3. Détail d'implémentation.....	98
5.3.1. Détermination de la région du foie.....	98
5.3.2. Réduction l'image en une zone d'intérêt : La méthode proposée.....	98
5.3.3. Choix de l'image gradient et Application de la LPE.....	100
5.4. Résoudre le problème de la sur-segmentation.....	101
5.4.1. Recherche des Marqueurs interne et externe.....	102
5.4.2. Exemple et discussion .....	103
Conclusion.....	104

### *Segmentation des lésions hépatiques*

5.5. Etat de l'art de la segmentation des lésions du foie.....	105
5.6. Stratégie de la segmentation.....	106
5.7. Détails d'implémentation.....	106
5.7.1. Pré-segmentation et extraction de la région du foie.....	106
a. L'approche proposée pour la détermination de la région du foie.....	108
5.7.2. Prétraitement et amélioration d'image .....	108
5.7.3. Exemple et discussion .....	108
5.7.4. Amélioration de l'image gradient : la méthode proposée. ....	109
a. Rehaussement du contraste.....	109
b. Exemple et discussion .....	109
c. La méthode proposée pour l'amélioration du gradient .....	110
5.7.5. Détermination des marqueurs.....	111
Conclusion.....	112

### *Segmentation des reins*

Introduction.....	113
5.8. Etat de l'art de la segmentation des reins.....	113
5.9. Stratégie de la segmentation.....	113
5.10. Détail d'implémentation .....	114
5.10.1. Détection et la localisation des reins.....	114
5.10.2. Élimination de la colonne vertébrale et la rate, détection des reins .....	115
5.10.3. Amélioration du gradient.....	117
a. Algorithme .....	117
Conclusion.....	118

## *Segmentation de la rate*

Introduction .....	119
5.11. Etat de l'art de la segmentation de la rate.....	119
5.12. Stratégie de la segmentation.....	120
5.13. Détail d'implémentation .....	120
5.13.1. Détermination de la région de la rate .....	120
a. Séparation de la rate- cote et reins.....	120
b. Détection de la rate.....	121
c. Exemple et discussion.....	123
Conclusion.....	124

## *Chapitre 6 : Résultats expérimentaux*

6.1. Description de la base de données utilisée.....	125
6.1.1. Le redimensionnement d'image .....	125
6.2. Critères de validation.....	125
6.3. Evaluation de la segmentation du foie .....	126
6.3.1. Comparaison avec d'autre approche.....	127
6.4. Evaluation de la segmentation des lésions hépatique.....	129
6.4.1. Comparaison avec d'autres travaux .....	129
6.5. Evaluation de la segmentation de la rate.....	130
6.5.1. Comparaison avec d'autres travaux .....	131
6.6. Evaluation de la segmentation des reins .....	133
6.6.1. Comparaison avec d'autres travaux .....	134
6.7. Evaluation de la segmentation de multiples organes abdominaux.....	136
6.7.1. Evaluation de la segmentation du foie et la rate .....	136
6.7.2. Evaluation de la segmentation du foie, la rate et les reins.....	137
6.7.3. Comparaison avec d'autres travaux.....	137
Conclusion.....	138

CONCLUSION GENERALE.....	140
--------------------------	-----

BIBLIOGRAPHIE.....	143
--------------------	-----

## *Liste des Figures :*

Figure 1.1. Effet de volume partiel d'après.....	9
Figure. 1.2. Anatomie du foie : (a) localisation du foie, (b) structure du foie.....	11
Figure. 1.3. TDM abdominale : Masse hépatique de 10 cm du foie droit.....	12
Figure. 1.4. Anatomie de la rate. : (a) localisation de la rate, (b) structure de la rate.....	13
Figure. 1.5. Anatomie des reins : (a) localisation des reins, (b) structure des reins.....	14
Figure. 1.6. Anatomie de l'estomac : (a) localisation de l'estomac, (b) structure de l'estomac.....	15
Figure. 1.7. Anatomie du pancréas : (a) localisation du pancréas, (b) structure du pancréas.....	15
Figure. 1.8 les structures visible sur les images TDM.....	16
Figure. 2.1 Illustration de la segmentation par division et fusion.....	20
Figure. 2.2. Segmentation par Split and Merge.....	21
Figure. 2.3. la segmentation par seuillage d'histogramme.....	22
Figure. 2.4 Application des différents opérateurs. Sobel. Prewitt. Robert et Canny.....	23
Figure. 2.5. Image segmentée par ensemble des niveaux.....	20
Figure. 2.6. Deuxième exemple, images segmentées par ensemble des niveaux.....	25
Figure. 2.7. Segmentation par gradient morphologique.....	26
Figure. 2.8. Segmentation par la ligne de partage des eaux.....	28
Figure. 3.1. (a) fonctions f et g, (b) supremum et infimum.....	32
Figure 3.2 : exemples d'éléments structurants.....	34
Figure. 3.3 : ouverture et fermeture fonctionnelle.....	39
Figure. 3.4 : Chapeau haut de forme.....	40
Figure. 3. 5. La reconstruction en niveaux de gris de masque $f$ et marqueur $g$ .....	41
Figure. 3. 6. Distance géodésique dans un ensemble $X$ .....	41
Figure. 3.7. Reconstruction géodésique.....	42
Figure. 3.8. principe de la reconstruction géodésique par érosion.....	43
Figure. 3.9. Extraction de la colonne vertébrale par la reconstruction géodésique par dilatation.....	44
Figure. 3.10. Ouverture par reconstruction.....	45
Figure. 3.11. Fermeture par reconstruction.....	46
Figure. 3.12. Extrema d'une image.....	46
Figure. 3.13. Les maxima et les minima régionaux.....	47
Figure 3.14. Extraction des h-extrema de l'image par reconstruction.....	47
Figure. 3.15. Application du filtre de contraste $H_{max}$ pour différents seuils.....	48
Figure. 3.16. Filtre alternatif séquentiel.....	49
Figure. 3.17. Filtrage surfacique pour différents seuil de la superficie $\lambda$ .....	50
Figure. 3.18. Gradient Morphologique.....	52
Figure. 3.19. La ligne de partage des eaux.....	52
Figure 3.20. Principe de la ligne de partage des eaux par immersion.....	54

Figure.3. 21. La distance géodésique entre $x$ et $y$ à l'intérieur de $A$ .....	55
Figure.3. 22. Itération entre $X_h$ et $X_{h+1}$ .....	55
Figure.3.23. Problème de la ligne de partage des eaux.....	56
Figure3. 24. Exemples monodimensionnels de la LPE sans et avec marqueurs.....	57
Figure.3.25. Simplification d'image.....	59
Figure.3.26. Rehaussement du contraste.....	59
Figure.3.27. Egalisation d'histogramme.....	60
Figure.3.28. Gradient morphologique amélioré1.....	60
Figure.3.29. Gradient morphologique amélioré2.....	61
Figure.3.30. La ligne de partage des eaux et la sur-segmentation.....	62
Figure.3.31. Construction de l'image mosaïque.....	62
Figure.3.32. Une image 2D segmentée en régions.....	63
Figure.3.33. Pyramide de graphes.....	64
Figure.3.34. Reconstruction géodésique pour la détection de marqueurs.....	65
Figure.3.35. Segmentation à partir des cascades.....	66
Figure.4.1. Simplification d'images TDM.....	73
Figure.4.2. Illustration de l'utilisation de la LPE sur une image synthétique.....	75
Figure.4.3. Application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur une image TDM réelle.....	75
Figure.4.4. Gradient morphologique.....	76
Figure.4.5. Dynamique de minimum (image inspire de Grimaud(92)).....	76
Figure.4.6. L'effet du filtre $H_{max}$ sur les maxima d'images TDM1.....	78
Figure.4.7. L'effet du filtre $H_{max}$ sur les maxima d'images TDM2.....	78
Figure.4.8. Résultat de la segmentation par la PLE contrainte du contraste.....	79
Figure.4.9. Résultat de la segmentation par la PLE à la suite de filtre connexe1 (ouverture par reconstruction)....	80
Figure.4.10. Résultat de la segmentation par la PLE à la suite de filtre connexe2 (ouverture par reconstruction)....	81
Figure.4.11. Réduction des nombres des régions par un filtre alternatif séquentiel.....	82
Figure.4.12.Élimination des zones contrastées et extraction du foie, la rate et les reins.....	85
Figure.4.13. segmentation par la ligne de partage des eaux sur des images TDM.....	86
Figure4. 14. Calcul de l'image mosaïque.....	87
Figure.4.15. Pyramide e segmentation non-paramétrique.....	89
Figure.4.16.Amélioration de l'image mosaïque et son gradient.....	90
Figure.4.17. application de l'algorithme proposé 2 pour ES=3.....	93
Figure.3.18. application de l'algorithme proposé 2 pour ES=5.....	94
Figure.4.19. Résultat final de la segmentation simultanée des organes de l'abdomen par notre approche.....	95
Figure.5.1. Schéma synoptique de la méthode proposée.....	97
Figure.5.2. Élimination des régions contrastées. Et détection de la région du foie.....	99
Figure.5.3. Problème de la segmentation par la ligne de partage des eaux.....	101
Figure.5.4. Marqueurs interne et externe.....	103
Figure.5.5. amélioration de la sur-segmentation par l'application de l'algorithme1.....	104
Figure.5.6. Schéma synoptique de la méthode proposée pour la segmentation des lésions hépatiques.....	106
Figure.5.7. Détection du foie.....	108
Figure.5.8. Amélioration d'image gradient et segmentation des lésions hépatique par la méthode proposée.....	111
Figure.5.9. Schéma synoptique de la méthode proposée pour la segmentation des reins.....	114
Figure.5.10. Détection des reins.....	117
Figure.5.11. Amélioration d'image gradient et segmentation des reins : algorithme proposé.....	118

Figure.5.12. Schéma synoptique de la méthode proposée pour la segmentation de la rate.....	121
Figure.5.13. Détection de la rate.....	122
Figure.5.14. Résultat de la segmentation de la rate par l'algorithme proposée.....	123
Figure.6.1 Résultat de la segmentation du foie par l'application de l'approche proposée.....	128
Figure.6.2. 5 Exemples d'erreurs dans la segmentation du foie par notre approche.....	128
Figure.6.3. Résultat de la segmentation des lésions hépatique par l'application de l'approche proposée.....	130
Figure.6.4. Résultat de la segmentation par la méthode par de Jianhua Liu et al ainsi que notre approche.....	131
Figure.6.5 Exemples d'erreurs dans la segmentation des lésions hépatiques.....	131
Figure.6.6. Résultat de la segmentation de la rate par l'application de l'approche proposée.....	132
Figure.6.7. Exemples d'erreurs dans la segmentation de la rate par notre approche.....	133
Figure.6.8 Résultat de la segmentation des reins par l'application de l'approche proposée.....	134
Figure.6.9. Exemples d'erreurs dans la segmentation des reins par notre approche.....	135
Figure.6.10. Graphe de la sensibilité et de la spécificité pour la segmentation du foie.....	135
Figure.6.11. Graphe de la sensibilité et de la spécificité pour la segmentation de la rate.....	136
Figure.6.12. Graphe de la sensibilité et de la spécificité pour la segmentation des reins.....	136
Figure.6.13. Résultat de la segmentation organes de l'abdomen par l'application de l'approche proposée.....	138

## *Liste des Tableaux :*

Tableau.1.1 Tableau des utilisations de l'IRM et la TDM.....	9
Tableau.4.1 segmentation hiérarchique et son influence sur réduction des minima non significatifs.....	92
Tableau.6.1 Evaluation de la segmentation du foie par notre approche.....	127
Tableau.6.2. Résultats des travaux précédents qui utilisaient même métrique.....	127
Tableau.6.3 Résultats de quelques travaux qui utilisent la Sensitivité and Spécificité.....	129
Tableau.6.4 Résultats de quelques travaux qui utilisent le taux de Détection.....	129
Tableau.6.5 Evaluation de la segmentation de la rate par notre approche.....	132
Tableau.6.6 Résultats de quelques travaux qui utilisent la sensibilité.....	132
Tableau.6.7 Evaluation de la segmentation des reins par notre approche.....	133
Tableau.6.8. Résultats de quelques travaux qui utilisent la sensibilité.....	134
Tableau.6.9 Résultats de quelques travaux qui utilisent la sensibilité.....	137



# *Introduction Générale*



# *Introduction générale*

Les travaux présentés dans ce manuscrit ont été mené à l'Université de Tlemcen entre février 2010 et octobre 2014 sous la direction de Monsieur le professeur BESSAID Abdelhafid au sein de l'équipe d'imagerie médicale, laboratoire de Génie Biomédical GBM

## *Contexte :*

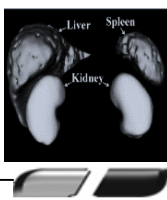
Faisant appel à de nombreuses technologies, l'imagerie médicale est de plus en plus utilisée pour le diagnostic de nombreuses maladies en complément d'un examen clinique et d'autres investigations.

La première technique d'imagerie médicale, la radiographie est née à la fin du 19ème siècle grâce aux travaux de Wilhelm Conrad Röntgen. Depuis, de nombreuses améliorations ont été apportées à ce principe révolutionnaire, jusqu'à la « radiographie » aux rayons X telle que nous la connaissons aujourd'hui. L'apport de l'informatique et du traitement numérisé des images a abouti à la mise au point du scanner en 1972.

L'Imagerie Médicale permet d'obtenir des informations sur l'anatomie et le fonctionnement des organes sous la forme d'une image, permettant le diagnostic d'une pathologie.

Durant de nombreuses années ces images étaient obtenues par la radiographie conventionnelle. Avec l'avancée du progrès, l'Imagerie Médicale connaît un renouveau technologique considérable et le développement de nouvelles techniques telles que l'échographie, le scanner (TDM), la scintigraphie ou encore la résonance magnétique (IRM). Ces techniques ont entre autres permis de poser plus rapidement de meilleurs diagnostics. Elles permettent aux médecins d'observer directement des phénomènes qui auparavant devaient être déduits. L'ultrason a permis de visualiser des images en temps réel non seulement dans le domaine de l'obstétrique, mais aussi dans des domaines tels que la cardiologie et la gastrologie. Cette méthode peu invasive en fait un choix judicieux pour la réalisation de diagnostic rapide. De son côté, l'imagerie par résonance magnétique a ouvert tout un champ d'expertise en permettant de visualiser avec une précision inégalée une part importante des tissus du corps humain. Finalement, la tomographie par émission de positron est aujourd'hui un outil essentiel dans la détection des cancers.

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



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

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

Le problème pratique auquel nous nous intéressons dans ce travail, est celui de la segmentation des images tomodensitométriques et plus particulièrement la segmentation des organes abdominaux par des techniques de morphologie mathématique.

### ***Problématique :***

Une segmentation robuste demeure une étape essentielle en analyse d'images médicales pour espérer atteindre un niveau d'interprétation des données de plus haut niveau sémantique. La segmentation fiable et précise des images TDM ou IRM, normales ou pathologiques, reste un objectif premier en analyse d'images médicales car elle constitue un préalable incontournable pour différentes études. Cependant une segmentation manuelle effectuée par un médecin s'avère être une tâche fastidieuse montrant une grande variabilité inter et intra-expert, d'où l'intérêt de développer des méthodes automatiques de segmentation. La segmentation automatique permet d'assister le radiologue dans son diagnostic, en délimitant les structures interne du patient ou en détectant éventuellement des lésions oubliées et également d'accélérer le processus d'analyse. La segmentation automatique de structures anatomiques est également très utile. Utilisée conjointement avec des algorithmes de reconstruction et de visualisation, elle permet d'observer les structures en trois dimensions, établir différentes mesures sur des structures et d'aider le praticien (radiologue, chirurgien) dans sa représentation mentale de l'image. La segmentation automatique d'images est cependant une tâche difficile, du fait de la variabilité des images.

Le problème de la segmentation d'image a fait l'objet de nombreux travaux, cherchant à proposer des méthodes les plus automatiques ou les plus génériques possibles (concevoir une méthode de segmentation apte à traiter correctement tout type d'image de façon automatique ou semi-automatique).

Le but de ce travail est d'étudier les différentes méthodes de segmentation et de les appliquer aux images TDM (Scanner) ou IRM. Les outils puissants de la morphologie mathématique seront également exploités pour montrer les différentes possibilités de la segmentation morphologique. Ces dernières années, de nombreux systèmes de diagnostic assisté par ordinateur ont été développés pour aider à la réalisation précise de diagnostics pour la segmentation des organes de l'abdomen. Chacun d'eux a ses avantages et ses inconvénients en termes de l'applicabilité, la pertinence, la performance et coût de calcul.

Dans cette thèse, nous étudierons les possibilités offertes par la morphologie mathématique. Nous montrons l'usage de certains opérateurs de la morphologie mathématique. Nous étudierons également le protocole de la segmentation morphologique et les différentes possibilités pour résoudre le problème de la sur-segmentation. Il faut tenir compte aussi, dans cette étude, de la variabilité des images médicales :



- Au niveau des images elles-mêmes : bruit, qualité, protocole d'acquisition peut varier, injection du produit de contraste
- Au niveau anatomique : Les structures anatomiques diffèrent suivant les patients.

Aujourd'hui, la segmentation d'images TDM ou IRM en morphologie mathématique est presque essentiellement basée sur une seule transformation : *la ligne de partage des eaux (LPE)*. Cette méthode puissante nous permet d'avoir des contours fermés, continus, avec une localisation précise des contours donc une grande précision dans la segmentation.

Les algorithmes de calcul de la ligne de partage des eaux les plus efficaces ont une complexité qui dépend linéairement du nombre de pixels de l'image, ce qui les classe parmi les méthodes de segmentation les plus rapides. Ceci les rend particulièrement attrayants dans des applications traitant des images de grande taille, telles que les images à trois dimensions. En pratique, un algorithme de ligne de partage des eaux n'est que rarement appliqué directement à l'image originale. On commence classiquement par une étape de filtrage, – étape essentielle – puis on procède au calcul d'un gradient ou, plus généralement, au calcul d'une image indiquant les zones de transition qu'on cherche à détecter.

L'objectif de cette thèse est la détection des organes de l'abdomen, le foie, la rate et les reins par algorithme de la ligne de partage des eaux. L'application directe de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur l'image gradient conduit généralement à une sur-segmentation. Ce problème est produit par le grand nombre de minima introduit dans l'image ou dans son gradient. Nous pouvons résoudre ce problème par une sélection primaire des marqueurs pointant la région d'intérêt. Le choix des marqueurs consiste typiquement en deux étapes : le prétraitement et la détermination d'un ensemble de marqueurs. Le système de prétraitement consiste à filtrer une image avec un filtre morphologique et un filtre spatial. Cette étape permet de minimiser l'effet de petit détail spatial, en d'autres termes, réduire le nombre de minima de potentiel (détails non pertinents comme la colonne vertébrale, les côtes, les organes attachés à la région d'intérêt). Mais dans de nombreux cas, ce n'est pas possible d'utiliser les marqueurs pour réduire la sur-segmentation. Notre principale préoccupation est d'accélérer les méthodes de segmentation classiques et réduire la sur-segmentation sans perte notable de qualité de la segmentation.

### ***Objectifs Poursuivis :***

Dans ce travail, nous cherchons à réaliser un système informatique semi-automatique permettant de réaliser la segmentation des organes de l'abdomen à partir des images TDM par la morphologie mathématique.

L'élaboration d'un tel système doit se faire en collaboration entre différents experts. Notre travail est fondé sur trois parties :

1. La segmentation des différents organes : elle consiste à extraire les multiples organes simultanément à partir des images TDM de l'abdomen
2. La segmentation de chaque organe séparément : dans cette partie on s'intéresse à détecter chaque organe individuellement
3. La segmentation des lésions hépatiques



## *Plan de l'étude :*

Le problème pratique que nous nous proposons de traiter dans cette thèse est celui de la segmentation des organes abdominaux dans des images obtenues par TDM.

Dans ce travail, notre objectif est de détecter d'éventuelles structures par le biais de la segmentation, cette dernière est considérée comme étant le cœur d'opérations de traitements d'images.

Ce travail est organisé en six chapitres :

- le **premier chapitre** comporte deux parties. La première partie fournit le contexte médical. Dans la section suivante, nous étudions également d'un point de vue anatomique les organes contenus dans la zone abdominale, région dans laquelle nous allons nous concentrer.
- le **deuxième chapitre** : concerne un travail de synthèse portant sur la segmentation d'images. Nous présentons un état de l'art de la segmentation. Les avantages et les inconvénients de ces méthodes sont présentés afin de situer la méthode proposée par rapport à celles-ci.
- Dans le **chapitre trois** : nous décrivons la théorie de la morphologie mathématique, et les possibilités offertes par cette dernière. Nous montrons l'usage de certains opérateurs de la morphologie mathématique et d'autre part nous exposons dans un premier temps le problème de la segmentation morphologique et par la suite, nous exposons une méthode de segmentation automatique qui utilise la ligne de partage des eaux pour l'extraction des organes abdominaux.
- Le **chapitre quatre** et **cinq** présentent les algorithmes de segmentation que nous proposons.
  - ✚ Le **quatrième chapitre** s'intéresse à la segmentation simultanée des différents organes de l'abdomen : le foie, la rate et les reins.
  - ✚ Dans le **cinquième chapitre**, nous présentons les différents algorithmes pour la segmentation de chaque organe séparément.
  - ✚ Finalement, nous proposons un algorithme pour la segmentation des lésions hépatiques.

Dans ce chapitre, nous détaillons ainsi les différentes étapes constituant notre approche proposée pour la segmentation et pour résoudre le problème de la segmentation par l'algorithme de la ligne de partage des eaux, sa réalisation et sa validation au travers des images tests.

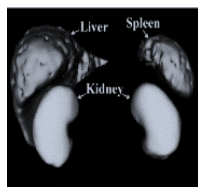
- Enfin, le **Chapitre6** est consacré principalement aux résultats des différentes études menées sur le filtrage et la segmentation d'images TDM de l'abdomen.

Ce chapitre décrit la conception de notre approche et son implémentation en langage MATLAB suivi par une expérimentation sur quelques images afin d'évaluer notre approche en comparant les différents résultats obtenus avec les méthodes récentes présentes dans la littérature.

Nous terminons ce manuscrit par la conclusion de ce travail et nous discutons des perspectives pour de futurs travaux dans la continuité de cette thèse

# Chapitre I :

*Fondements Médicaux et  
Imagerie Médicale*



## *L'imagerie Médicale*

L'imagerie médicale est certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. Cancer, épilepsie... l'identification précise de la lésion facilite déjà le recours à la chirurgie, seule solution thérapeutique pour certains malades. De telles techniques permettent également de mieux comprendre le fonctionnement de certains organes encore mystérieux, comme le cerveau.

### **1.1. Pourquoi l'imagerie médicale**

Le but de l'Imagerie Médicale est d'obtenir des informations sur l'anatomie et le fonctionnement des organes sous la forme d'une image, permettant le diagnostic d'une pathologie. Durant de nombreuses années ces images étaient obtenues par la radiographie conventionnelle. Avec l'avancée du progrès, l'Imagerie Médicale connaît un renouveau technologique considérable et le développement de techniques nouvelles telles que l'échographie, le scanner, la scintigraphie ou encore la résonance magnétique (IRM).

### **1.2. Les indications de l'imagerie médicale :**

#### **1.2.1. Aide au diagnostic**

L'imagerie médicale peut être utilisée en première intention, c'est le cas dans le dépistage systématique des cancers du sein par mammographie (radiographie), ou pour confirmer ou infirmer un diagnostic supposé. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) permet ainsi de confirmer un diagnostic de sclérose en plaques ou de maladie d'Alzheimer tandis que le scanner mettra en évidence un rétrécissement des artères coronaires en cas de douleurs thoraciques ou d'infarctus du myocarde.

#### **1.2.2. Evaluation de la sévérité d'une maladie**

Par l'imagerie, le diagnostic est affiné. Grâce à la scintigraphie on peut, par exemple, repérer des métastases et donc mesurer le niveau de dissémination d'un cancer dans l'organisme.

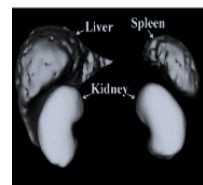
En cardiologie, la scintigraphie dite de perfusion évalue le débit sanguin au niveau du cœur au repos, ou lors d'un effort, afin de statuer sur le niveau de dysfonctionnement de certaines artères.

#### **1.2.3. Aide à l'intervention**

Des ponctions effectuées chez des patients le sont parfois sous échographie afin de bien visualiser la zone à prélever, notamment lorsqu'elle n'est pas palpable. Des injections d'anti-inflammatoires ou des drainages peuvent également être pratiqués avec l'aide de l'imagerie.

#### **1.2.4. Aide à la prise en charge et au suivi thérapeutique**

La comparaison de clichés pris à des temps différents offre au corps médical un moyen de suivre l'évolution d'une maladie ou encore d'une fracture osseuse. Très utilisée en cancérologie, la scintigraphie permet de

**Chapitre****I**

vérifier l'efficacité d'un traitement en visualisant le niveau d'activité des cellules tumorales ou de détecter des métastases et poser ainsi l'indication d'une chimiothérapie.

### 1.3. Les grands types d'imagerie

Les techniques d'imagerie médicale sont multiples basées sur différents types de rayonnements (champ magnétique, ultrasons, rayon x, rayon gamma,...). Dans ce chapitre nous nous sommes intéressées à l'image tomodensitométrique qui sera décrite par la suite

#### 1.3.1. Radiologie

Découverte il y a plus d'un siècle, la radiographie utilise les rayons X, capables de se jouer de la matière. Passant à travers une certaine partie du corps, ils impressionnent un film radiographique, plus ou moins noirci en fonction de l'organe traversé. La "radio" ressemble ainsi à une ombre chinoise, où les os apparaissent en blanc et les structures moins denses (comme les poumons) en noir.

#### 1.3.2. Echographie

L'échographie est une technique d'exploration de l'intérieur du corps basée sur les ultrasons. Une sonde envoie un faisceau d'ultrasons dans la zone du corps à explorer. Selon la nature des tissus, ces ondes sonores sont réfléchies avec plus ou moins de puissance. Le traitement de ces échos permet une visualisation des organes observés.

#### 1.3.3. Scintigraphie

Mise au point en 1958 par l'américain Hal Hanger, la scintigraphie utilise une petite quantité de radioactivité pour réaliser des images (d'où le nom de médecine nucléaire). Elle permet de visualiser le fonctionnement d'un organe (cœur, poumons, reins, vessie, organes digestifs) ou de tout un système (système ostéo-articulaire, système endocrinien, système immunitaire...). Elle permet en procédant au marquage de certaines molécules de l'organisme, d'en étudier la circulation dans le corps (scintigraphie des globules blancs par exemple). Ces cellules « marquées » peuvent être visualisées sur la caméra car elles irradient de la lumière.

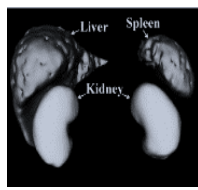
#### 1.3.4. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par résonance magnétique permet d'analyser des organes de manière très précise. Cette technique permet de visualiser des détails invisibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. Schématiquement, cette technique utilise un gros aimant et analyse la réaction des différents tissus du corps à ces champs magnétiques. Les données recueillies sont ensuite traitées informatiquement et la zone étudiée peut être restituée en deux ou trois dimensions.

##### a. Le principe de l'IRM

Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance).



*Chapitre**I*

A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique [1].

**b. Quels sont les risques ?**

- ✓ Le champ magnétique est sans danger.
- ✓ Le produit de contraste est très bien toléré.
- ✓ La mise en place de la perfusion peut provoquer un hématome sans gravité.
- ✓ Les seuls risques sont liés au stimulateur cardiaque, valve cardiaque ou tout corps étranger métallique implanté dans l'organisme et non signalés.

**c. A quoi cela sert-il ?**

L'IRM étudie avec une grande précision de nombreux organes tels que le cerveau, la colonne vertébrale, les articulations et les tissus mous

L'IRM est d'une grande utilité lorsqu'une analyse très fine est nécessaire et que certaines lésions ne sont pas visibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. Elle permet de faire des images en coupes dans différents plans et de reconstruire en trois dimensions la structure analysée.

Elle recherche :

- ✓ Au niveau du cerveau, des lésions infectieuses ou inflammatoires, des anomalies des vaisseaux, ainsi que des tumeurs.
- ✓ Au niveau de la colonne vertébrale, des hernies discales.
- ✓ Au niveau des articulations, des lésions ligamentaires ou méniscales.

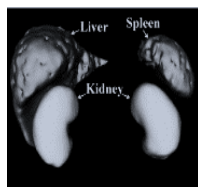
**1.3.5. Le scanner ou tomodensitométrie**

La tomodensitométrie (ou scanner) est une technique qui a été développée pour essayer de pallier les limites de la radiographie. Cette dernière ne permet d'obtenir qu'une image en deux dimensions d'un objet en trois dimensions, les structures se retrouvent donc superposées et leur visualisation est plus difficile. De plus, la radiographie ne permet de discerner que cinq densités : gazeuse, graisseuse, liquidienne, osseuse et métallique.

La tomodensitométrie a été développée au début des années 1970 par G.N. Hounsfield et A.M. Cormack et ne cesse de se développer depuis. Elle permet de visualiser un objet plan par plan sans superposition des structures et de distinguer un nombre très important de densités, même au sein d'un même tissu.

**a. Son principe**

Comme la radiologie, le scanner ou tomodensitométrie (TDM) utilise les rayons X. Tous les scanners actuels sont à rotation continue. Grâce à un tube à rayons X tournant autour du patient et à l'avancée simultanée de la table, il est possible d'obtenir des informations en volume. Ces données permettent de visualiser les images dans tous les plans de l'espace, d'effectuer des reconstructions en 3D avec différents types de techniques. Ces scanners permettent d'explorer un volume du corps en quelques secondes [2].

*Chapitre**I*

Le scanner est une chaîne radiologique avec un tube à rayons X et un ensemble de détecteurs disposés en couronne. Le principe repose sur la mesure de l'atténuation d'un faisceau de rayons X qui traverse un segment du corps. Le tube et les détecteurs tournent autour de l'objet à examiner. De multiples profils d'atténuation sont obtenus à des angles de rotation différents. Ils sont échantillonnés et numérisés. Les données sont rétro projetées sur une matrice de reconstruction puis transformées en image analogique

**b. A quoi cela sert-il ?**

Le Scanner étudie le cerveau, la cage thoracique, l'abdomen ou encore les os. Il recherche des anomalies qui ne sont pas visibles sur des radiographies standard ou à l'échographie. Il permet de :

- ✓ Mettre en évidence des infections, une hémorragie, des kystes, des tumeurs, des ganglions,
- ✓ Localiser avec précision un organe par rapport à un autre, de définir le trajet d'un vaisseau.
- ✓ Guider des ponctions d'organes profonds évitant une intervention chirurgicale.

**c. Quels sont les risques ?**

Des rayons X : Ils sont sans danger du fait des très faibles doses utilisées. Des précautions seront prises chez les femmes enceintes.

Du produit de contraste : Une réaction allergique peut se produire, mais reste exceptionnelle. Pour les patients allergiques à l'iode, des comprimés donnés la veille et le jour de l'examen limiteront la réaction.

**d. Les artéfacts en tomодensitométrie :****i. Les artéfacts de mouvement .**

Les artéfacts de mouvement sont dus aux mouvements, volontaires ou non, du patient lors de l'acquisition. Il s'agit souvent d'apparition d'images fantômes de la structure en mouvement [3]

**ii. Les artéfacts métalliques**

Les artéfacts métalliques sont dus à la présence de matériel métallique sur le patient (prothèse orthopédique par exemple). Cela provoque des lignes de transitions hypo-hyperdenses centrées sur les structures métalliques dans la coupe étudiée.

**iii. L'effet de volume partiel**

L'effet de volume partiel se produit lorsque des structures de densités différentes (ex. : air et tissu mou) se situent au sein d'un même voxel. L'intensité du pixel correspond alors à une moyenne de la densité des structures présentes Figure. 1.1 [4]

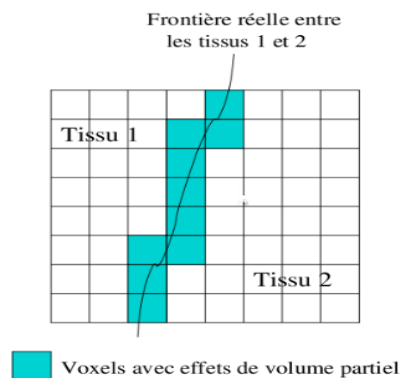
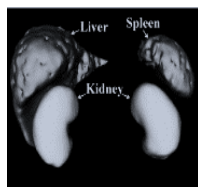


Figure 1.1. Effet de volume partiel d'après [5]

#### iv. Les artéfacts de débordement de champs

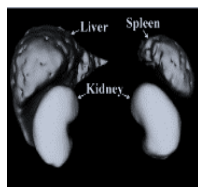
Les artéfacts de débordement de champs sont des zones hyperdenses en bordure de coupe. Ces zones apparaissent lorsque le corps du patient sort du champ de mesure. Il est donc très important de bien adapter la taille du champ en fonction du patient [4].

### 1.4. Pourquoi le choix de l'imagerie TDM que le IRM

Tableau. 1.1 Tableau des utilisations de l'IRM et la TDM

Modalité	Utilisation
<b>IRM</b>	Permet d'explorer en détail tous les tissus et organes non remplis d'air : ✓ Tissu nerveux et cérébral ✓ hypophyse ✓ glandes mammaires ✓ muscles utérins, ovaires et trompes ✓ viscères digestifs ✓ muscles para-vertébraux et moelle osseuse ✓ glande thyroïde.
<b>TDM</b>	✓ Le scanner est utile pour observer la plupart des régions du corps : thorax, abdomen ✓ Il permet d'étudier des organes difficiles à visualiser en radiographie, comme le pancréas, le foie, les poumons, la rate, la vessie ou les reins.

Par rapport à une radiologie conventionnelle ou scanner, l'IRM permet de visualiser parfaitement la plupart des anomalies, malformations ou tumeurs présentes dans un tissu avec précision. Les images ont une qualité nettement supérieure à une radiographie. On utilisera l'IRM pour des organes ou des tissus qui possèdent plus d'eau, ce qui permettra un diagnostic plus précis, notamment entre des infections ou des tumeurs. On peut le différencier grâce aux différentes teintes que propose l'IRM.



Ainsi, l'IRM s'intéresse beaucoup à l'investigation du cerveau, la colonne vertébrale et au niveau des articulations. De plus, il permet de visualiser plus de détails invisibles par rapport aux autres techniques d'imagerie médicale (Tableau.1.1).

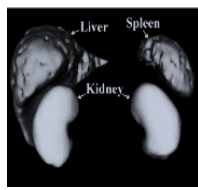
Par contre les images acquise par le biais du scanner X, donne moins de détail c à d moins des régions non significatifs qui pourraient être la cause de la sur-segmentation par l'approche qu'on a choisit d'utiliser dans ce travail qui sera détaillé dans le troisième chapitre. Ainsi, la tomодensitométrie est bien adaptée pour l'examen de la région abdominal (Tableau.1.1).

Pour cela, on choisit d'utiliser des images tomодensitométriques pour la suite de cette thèse, car elle est très répondeur pour l'approche basée sur la ligne de partage des eaux.

### **1.5.L'intérêt de la segmentation du foie, la rate et les reins**

La tomодensitométrie (TDM) devient un moyen précieux pour l'investigation des organes abdomen. Dans le domaine du traitement d'images médicales, d'intérêts actuels sont le diagnostic automatique de foie, de la rate, et les reins ainsi que les pathologies liés à ces organes. La première étape fondamentale dans toutes ces études est la segmentation automatique ou semi-automatique des organes, c'est encore un problème ouvert. De plus, à cause des inhomogénéités d'intensité, les effets de volume partiel, ainsi que les variations de forme de l'organe, la segmentation automatique ou semi-automatique des organes abdominaux a toujours été une tâche difficile. Pour vaincre ces difficultés, différents chercheurs proposent des méthodes pour la segmentation du foie, la rate et les reins. Dans ce travail, nous proposons des méthodes pour la segmentation semi-automatique du foie, la rate, les reins et les lésions hépatiques qui seront décrites dans le quatrième et le cinquième chapitre.





Dans ce chapitre, nous allons aussi analyser les organes présents dans l'abdomen. Pour cela, nous allons effectuer une étude des organes d'un point de vue anatomique.

## 1.6. Données médicales sur les structures à segmenter [6] [7] [8] [9]:

### 1.6.1. Le foie .

C'est le plus gros organe chez l'homme, il est situé du côté droit de la cavité abdominale, sous les côtes et le diaphragme Figure.1.2.a. Hautement vascularisé, il est traversé par des veines et des artères, dont l'artère hépatique et la veine porte Figure.1.2.b. Ces vaisseaux propulsent dans le foie un litre et demi de sang toutes les minutes.

Le rôle principal du foie est de filtrer le sang. Il récupère les vieux globules rouges pour les détruire, il élimine les déchets et fabrique la bile, qui aide à digérer les graisses. C'est lui qui capture et rend inoffensives les substances chimiques qui se retrouvent dans le corps à chaque fois que l'on mange ou que l'on respire. Le foie est également le seul organe capable d'éliminer le cholestérol.

Le foie fait aussi office de réserve d'énergie : il stocke le sucre et les vitamines, et il produit également des facteurs de coagulation du sang.

Mais en filtrant le sang, le foie peut aussi plus facilement être victime d'attaques. Des bactéries, des virus ou des toxines peuvent provoquer des inflammations du foie, qu'on appelle hépatite. Sans oublier les attaques de l'alcool et des virus des hépatites B et C, qui provoquent les fameuses cirrhoses.

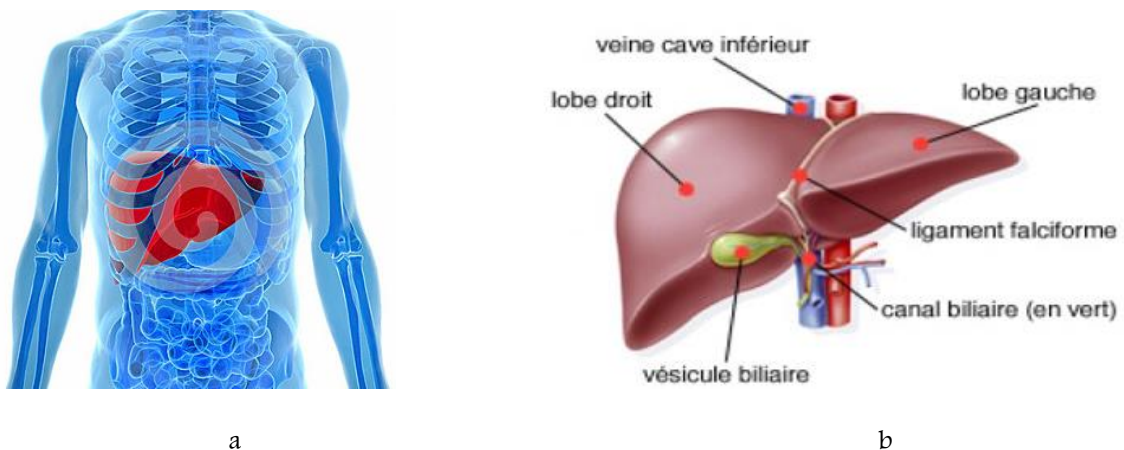


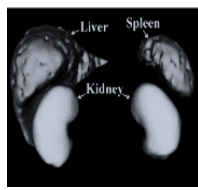
Figure.1.2. Anatomie du foie : (a) localisation du foie, (b) structure du foie.

### a. Maladie du foie :

De façon stéréotypée, la maladie du foie est associée à l'alcool ou aux drogues mais la vérité est toute autre. En effet il existe plus de 100 formes de la maladie du foie causées par divers facteurs et touchant tout le monde.

#### i. Les hépatites

Une hépatite est une inflammation du foie causée par des substances toxiques, ou par des virus (majorité des cas). A ce jour, 5 virus provoquant une infection ciblée et une inflammation du foie ont été identifiés.



Ces virus, désignés par les lettres A, B, C, D, et E, diffèrent par leur mode de transmission (féco-orale pour les virus A et E ; parentérale pour les virus B et C) et leur agressivité.

### ii. La cirrhose du foie

La cirrhose est une maladie du foie qui endommage irréversiblement cet organe digestif. L'abus d'alcool en est la cause principale. Elle peut aussi survenir à la suite d'une hépatite virale chronique ou d'une maladie rare.

La cirrhose est un ensemble de lésions diffuses et irréversibles du foie. Les tissus hépatiques sont envahis de *fibrose*, qui détruit la structure du foie et crée des nodules anormaux. La cirrhose peut être stable, ou bien évoluer. Mais elle ne peut pas régresser : une fois installée, elle est toujours définitive.

### iii. Le cancer du foie

Le cancer du foie est le plus souvent le résultat d'une complication d'une cirrhose ou d'une hépatite chronique B ou C. Il peut aussi s'agir d'une métastase d'un autre cancer.

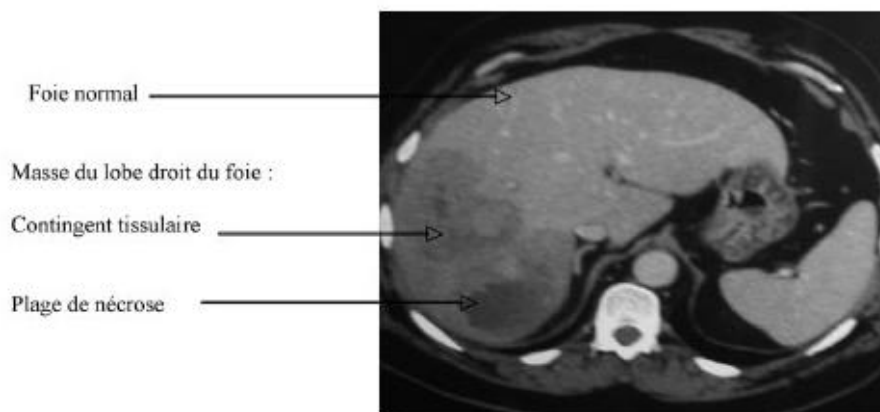


Figure.1.3. TDM abdominale : Masse hépatique de 10 cm du foie droit.

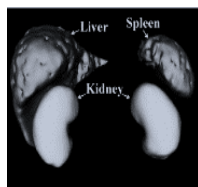
### 1.6.2. La rate :

La rate est située profondément dans la cavité abdominale, au niveau du flanc gauche, collée aux côtes, sous le diaphragme Figure.1.4.b. Elle mesure une dizaine de centimètres en moyenne et pèse environ 200 grammes. Très vascularisée, elle est traversée par l'artère et la veine splénique Figure.1.4.a. La rate est en permanence traversée par la totalité du sang de l'organisme, ce qui lui permet de jouer plusieurs rôles.

Au cours du développement du fœtus, elle participe à la fabrication des globules rouges et des plaquettes sanguines. Puis à l'âge adulte, son rôle devient plutôt celui d'une station d'épuration sanguine. Elle contient en effet des cellules qui filtrent le sang et séquestrent les vieux globules rouges et les plaquettes détériorées. On surnomme d'ailleurs la rate "le cimetière des globules rouges".

D'autres cellules forment ce que l'on appelle la pulpe blanche. Ce sont des cellules de défense, la rate étant un réservoir de globules blancs. Elle contient des lymphocytes et des macrophages. Ce sont les petits soldats de l'organisme. Ils repèrent les autres cellules anormales qui viennent du sang, fabriquent des anticorps et



*Chapitre**I*

détruisent les bactéries. La rate est comme un super ganglion lymphatique qui va déverser les cellules de défenses directement dans la circulation sanguine. C'est donc un organe important, mais qui reste fragile. Il peut en effet se rompre suite à un traumatisme (lors d'un accident, par exemple) et provoquer une hémorragie interne. Les médecins sont alors obligés de faire une ablation de la rate : une splénectomie. Cela peut également être nécessaire quand il y a une maladie du sang, une tumeur ou en cas de lymphome (le cancer des cellules lymphatiques qui touchent aussi bien les ganglions que la rate). La splénectomie devient alors un geste diagnostique et thérapeutique.

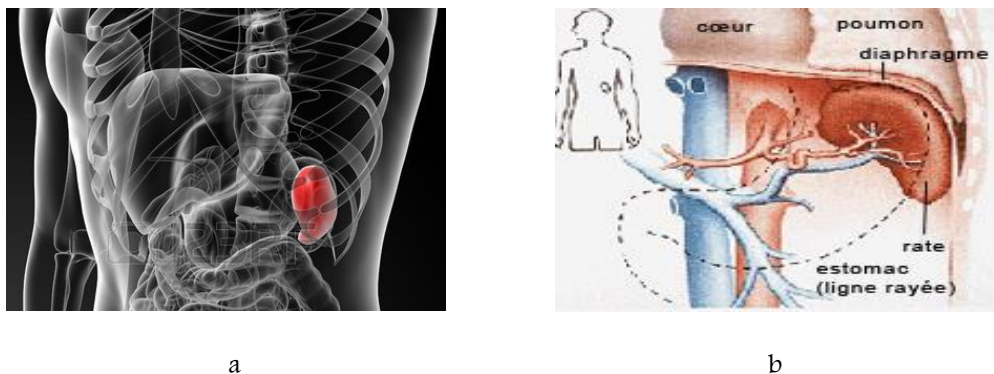


Figure.1.4. Anatomie de la rate. : (a) localisation de la rate, (b) structure de la rate.

**a. Troubles liés aux trop grosses rates .**

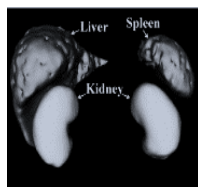
Dans un certain nombre de maladies, la rate peut grossir, on parle de splénomégalie. On décrit lors des splénomégalias des phénomènes d'anémie. Cette anémie, inconstante, pourrait être liée à deux mécanismes :

- un mécanisme de destruction des cellules saines et en particulier des hématies (ou globules rouges), les cellules de défenses détruiraient dans la rate des cellules saines de passage.
- un mécanisme de séquestration sanguine. La rate, de par son volume, garderait en stock une partie importante de la masse sanguine, d'où une anémie "relative", c'est à dire que la masse de sang séquestrée dans la rate apparaît comme un manque pour le reste de l'organisme.

**1.6.3. Les reins .**

Les reins sont des organes pairs de couleur brun rougeâtre et en forme de haricot. Ils sont situés immédiatement sous le diaphragme, plaqués contre la paroi postérieure de la cavité abdominale, au niveau des premières vertèbres lombaires, sous les dernières côtes et de part et d'autre de la colonne vertébrale Figure.1.5.a. Ils mesurent 12 cm de longueur en moyenne chez l'adulte. Son rôle principal est d'éliminer, par l'intermédiaire de l'urine, le sel et l'eau en excès, de manière à garder constante la composition en eau et en sels minéraux de l'organisme. Ils filtrent également les déchets produits par l'organisme ainsi que de multiples produits chimiques comme les médicaments.

Les reins sont donc chargés de débarrasser le sang des toxines, des déchets et des sels minéraux excédentaires. Ils doivent aussi réguler l'acidité du sang en excréant des sels alcalins, si nécessaire. Mais ce n'est pas tout. Ils produisent la rénine, une enzyme importante pour le contrôle de la pression sanguine – et



donc la prévention de l'hypertension artérielle. Les reins fabriquent également l'érythropoïétine (EPO), une hormone qui stimule la production de globules rouges dans la moelle osseuse.

Malheureusement, les maladies du rein sont souvent diagnostiquées tardivement, au stade de l'insuffisance rénale chronique avancé, car elles donnent peu de symptômes spécifiques au début de leur développement. Elles doivent alors souvent être traitées par dialyse. Quant au cancer du rein, là encore, le diagnostic est souvent tardif, ce qui limite les possibilités thérapeutiques, même si la médecine ne cesse de progresser en la matière

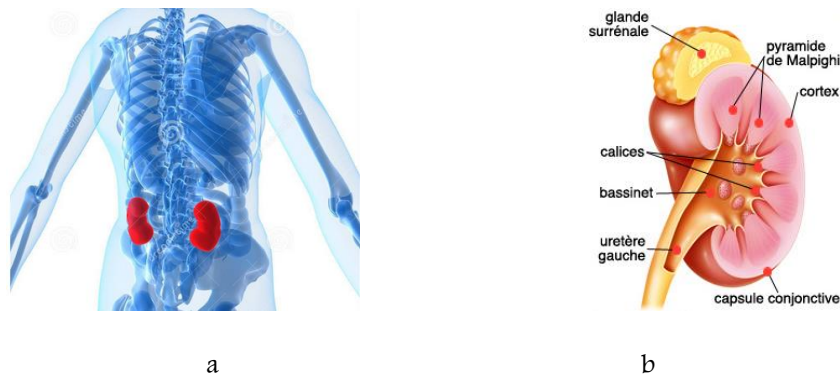


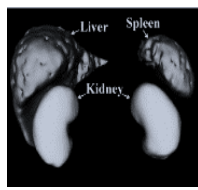
Figure.1.5. Anatomie des reins : (a) localisation des reins, (b) structure des reins

#### 1.6.4. L'estomac .

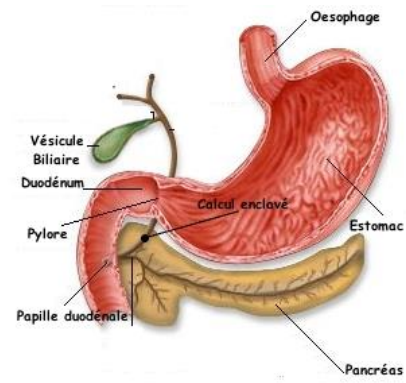
L'estomac est la portion du tube digestif en forme de poche, située entre l'œsophage et le duodénum Figure.1.6.a. L'estomac reçoit les aliments mâchés dans la bouche et déglutis dans l'œsophage. Chez l'être humain, l'organe est en forme de J majuscule, à l'âge adulte il fait 15 cm de haut, contient 0,5 l à vide, et peut contenir jusqu'à 4 litres Figure. 1.6.b. L'estomac est en rapport anatomique avec le foie (à droite), la rate (à gauche), le pancréas (en arrière), le diaphragme (en haut) et les intestins (en bas). Il est situé au-dessus du mésocôlon (étage sus-mésocolique).

L'estomac permet d'assurer la digestion par ses fonctions mécanique (brassage) et chimique en mélangeant les aliments aux sucs gastriques (eau, acide chlorhydrique, enzymes). Pour une digestion idéale, le pH de l'estomac est compris entre 1,5 (pendant la nuit) et 5 (en début de digestion) : les enzymes gastriques fonctionnent à pH acide.





a



b

Figure.1.6. Anatomie de l'estomac : (a) localisation de l'estomac, (b) structure de l'estomac.

### 1.6.5. Pancréas :

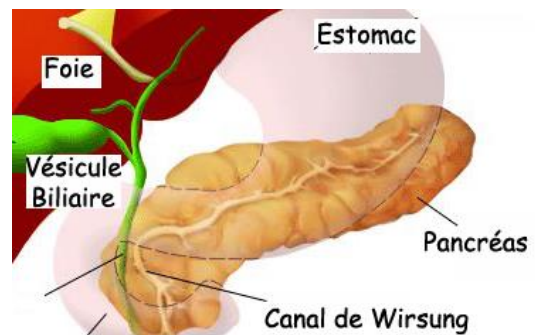
C'est un organe assez fragile, situé en profondeur dans l'abdomen. Le pancréas se trouve au niveau du creux de l'estomac, entre le foie et la rate Figure.1.7.a. Il mesure en moyenne 15 à 20 cm de long, 3 cm de haut, et a un poids inférieur à 100 g. On distingue trois parties dans le pancréas : la tête, le corps et la queue Figure.1.7.b.

Cet organe tout en chair est avant tout une glande qui a deux fonctions : une partie dite exocrine qui fabrique les enzymes nécessaires à la digestion des graisses, elles passent par la voie digestive et rejoignent la bile. Une autre partie dite endocrine fabrique quant à elle l'insuline et le glucagon. Deux hormones indispensables à la régulation du taux de sucre dans le sang. Contrairement aux enzymes, ces hormones passent directement dans la circulation sanguine.

L'atteinte de la partie endocrine peut provoquer un diabète tandis que celle de la partie exocrine provoque une insuffisance qui aura des répercussions sur la digestion. Quand le pancréas libère ses propres enzymes contre lui, il provoque sa propre autodigestion. Résultat, cet organe se nécrose et des dommages apparaissent aussi dans les tissus voisins.

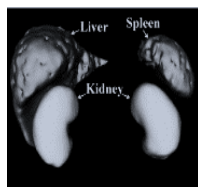


a



b

Figure.1.7. Anatomie du pancréas : (a) localisation du pancréas, (b) structure du pancréas.

**Chapitre****I**

Une maladie du pancréas peut se manifester par des vomissements si le duodénum est touché ou par une jaunisse, si la bile ne peut plus s'écouler. Et comme de gros paquets de nerfs passent entre le pancréas et la colonne vertébrale, on comprend la douleur intense dans le dos que ressentent les patients souffrant du pancréas. Sans oublier que la proximité du pancréas avec de nombreux vaisseaux rend très difficile la chirurgie de cet organe.

**1.7. Les structures visibles :**

Les organes qui sont bien visibles sur les images TDM sont : le foie, la rate, les reins, le cœur Figure. 1.8. Le pancréas n'est pas bien visible, car peu discernable des structures voisines. De la même façon, on ne distingue pas clairement l'intestin grêle et le gros intestin.



Figure. 1.8 les structures visible sur les images TDM. 1 : Poumon droit. 2 : Foie. 3 : Rein droit. 4 : Rein gauche. 5 : Rate. 6 : Rachis. 7 : Aile iliaque. 8 : Tête fémorale.

**Conclusion :**

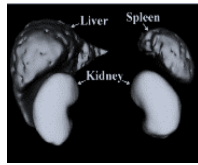
*L'imagerie tient une place importante dans le monde médical .Son évolution est indiscutable et le rend un outil de base que ce soit dans l'aide au diagnostic ou dans le suivi du traitement. Nous avons vu quelques techniques qui sont employées pour l'analyse de l'image médicale .L'objectif étant d'améliorer le diagnostic voir prendre en charge toute la chaîne du traitement (diagnostique et traitement). Dans la première partie de ce chapitre, nous avons présenté les différents modalités d'imagerie médicale en particulier l'imagerie par résonance magnétique et la tomographie assistée par ordinateur et par la suite nous avons décrit l'utilisation chacune d'elles. Cette comparaison, nous conduit à choisir la tomographie assistée par ordinateur, qui est très répandue dans l'investigation de la région abdominale.*

*Ainsi, tout au long de la deuxième partie de ce premier chapitre, nous avons présenté la structure et la fonction de la région abdominale, en particulier les trois organes principaux : le foie, la rate et les reins ainsi que certains types des lésions hépatiques. Nous avons fait une description anatomique de la cavité abdominale. L'intérêt de la segmentation du foie, la rate et les reins sont aussi présenté dans ce chapitre.*

# Chapitre II :

*Segmentation des Images*

*Médicales : Etat de l'Art*



## Introduction :

Dans ce chapitre, nous commençons par donner la définition d'une segmentation. Puis, nous passons en revue les différents types d'approches proposées pour la segmentation publiées dans la littérature. Nous commençons par décrire les principales familles d'approches de la segmentation. La détection de contour par l'approche structurale est également abordée. Ensuite, nous terminons avec une étude comparative des méthodes de segmentation afin de justifier le choix de celles qu'il faut adopter.

### 2.1. Qu'est-ce que la segmentation

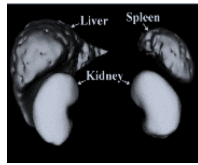
Segmenter une image, c'est simplement séparer les différents objets qui composent cette image. Elle consiste de séparer, de déterminer, différentes régions de l'image en fonction de certains critères d'homogénéité [10]

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image  $A$  en sous-ensembles  $R_i$ , appelés régions telle qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines [11]

**Définition :** Une segmentation en régions homogènes d'une image  $I$  pour un prédicat  $P$  est une partition  $R$  de  $I$  telle que : [12]

1.  $I = \bigcup_{r \in R} r$
  2.  $r_i \cap r_k = \emptyset$ , pour tout  $(r_i, r_k) \in R^2, i \neq k$
  3.  $P(r) = \text{VRAI}$ , pour tout  $r \in R$ ,
  4.  $P(r_i \cup r_k) = \text{FAUX}$  pour tout  $(r_i, r_k) \in R^2, i \neq k, r_i$  et  $r_k$  adjacents
- La première condition assure que tous les éléments d'une image appartiennent à une région et donc que l'union des régions représente l'image entière.
  - La deuxième condition indique que les régions ne se recouvrent pas : il n'y a pas d'intersection entre les régions.
  - La troisième condition indique que chaque région doit être homogène d'après le critère défini par l'oracle.
  - Enfin la dernière condition précise que la fusion de deux régions adjacentes ne doit pas être homogène

À partir de cette définition, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en quatre principales classes :



1. Segmentation fondée sur les régions (en anglais : *region-based segmentation*). On y trouve par exemple : la croissance de région (en anglais : *region-growing*), décomposition/fusion (en anglais : *split and merge*)
2. Segmentation fondée sur les contours (en anglais : *edge-based segmentation*)
3. Segmentation fondée sur classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité (en anglais : *classification* ou *thresholding*)
4. Segmentation fondée sur la coopération entre les trois premières segmentations

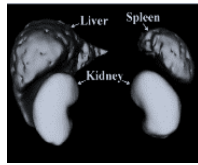
## 2.2. Pourquoi une segmentation automatique ?

L'objectif de la segmentation est de permettre l'exploitation du contenu de l'image pour l'interprétation : aide au diagnostic en imagerie aérienne, satellitaire et médicale pour une éventuelle localisation et reconnaissance (vidéo surveillance, contrôle robotique) ou une mesure des évolutions (contrôle qualité, suivi thérapeutique, etc.).

La segmentation fait partie d'une chaîne de traitement que l'on peut résumer en quatre étapes principales :

- Acquisition des images : processus de production d'images exploitable par ordinateur.
- Traitement des images : améliorer ces images lorsqu'elles possèdent du bruit ou des défauts.
- Segmentation des images : construire une image symbolique en générant des régions homogènes selon un critère défini a priori.
- Analyse des images : extraire des paramètres ou des fonctions représentatives de l'image ou des régions.

Une segmentation robuste demeure une étape essentielle en analyse d'images médicales pour espérer atteindre un niveau d'interprétation des données de plus haut niveau sémantique. La segmentation fiable et précise des images reste un objectif premier en analyse d'images médicales car elle constitue un préalable incontournable pour différentes études. Cependant une segmentation manuelle effectuée par un médecin s'avère être une tâche fastidieuse montrant une grande variabilité inter et intra-expert. De plus, une segmentation manuelle est longue. Néanmoins, la segmentation manuelle est toujours une tâche difficile pour les raisons suivantes. Tout d'abord, la plus part des images sont souvent bruitées. Parfois, le bruit fait disparaître les frontières en raison de la mauvaise qualité de l'image. En second lieu, le problème de la diversité sur les distributions d'intensité, c'est à dire, un faible contraste entre les différents organes et les tissus adjacents. Troisièmement, la grande différence dans la forme et l'intensité des objets d'intérêt à segmenter, ce qui rend la segmentation manuelle difficile et prend beaucoup du temps. Enfin, la segmentation coupe par coupe prend du temps, et les résultats de chaque coupe sont indépendants l'un de l'autre. Puisque la segmentation manuelle est lente et fastidieuse, un outil automatique de segmentation pour des images médicales est nécessaire pour augmenter la productivité des radiologistes qui interprètent des centaines d'images médicales tous les jours et pourrait réduire considérablement la charge de travail pour le clinicien.



### 2.3. Difficultés liées à la segmentation des images médicales

La segmentation automatique des images médicales n'est pas une tâche assez facile que l'on croit, ceci est dû principalement aux raisons suivantes :

- La haute complexité et diversité des structures internes des organes du corps humain.
- La nature des images médicales qui diffèrent d'une modalité à une autre implique généralement des traitements et des algorithmes différents.
- Le volume énorme des images médicales allant de quelques Méga bits à des centaines de Méga bits résultant de quelques dizaines à des centaines de coupe

### 2.4. Différentes familles d'approches de la segmentation

On peut considérer deux types d'approches duales de la segmentation : l'approche contours et l'approche régions

#### 2.4.1. Segmentation fondée sur les régions

Les méthodes basées sur les régions se focalisent sur l'extraction de régions en considérant leur homogénéité vis à vis de caractéristiques pertinentes (intensité, texture, ...).

Nous introduisons dans cette section quelques méthodes classiques qui divisent directement l'image en régions distinctes, c'est-à-dire sans passer par la détection de contour

##### a. Croissance de régions

La croissance de régions est probablement la technique la plus simple. Cette technique consiste à faire progressivement grossir les régions à partir d'un ou de plusieurs germes constituant un sous-ensemble de la zone recherchée [13]

La croissance de région est rarement utilisée seule, mais généralement dans le cadre d'un ensemble d'opérations de traitement d'images. La qualité de la segmentation obtenue par ce type d'approche est liée à la pertinence du critère de propagation et au choix des germes, qui requièrent donc un temps de paramétrisation important.

##### i. Paramètres de la croissance de région [14] :

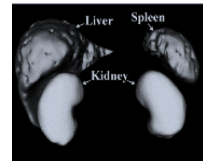
Pour segmenter une image avec cette méthode, il faut un certain nombre de choix tels que la mesure d'homogénéité ; l'évolution des paramètres et le positionnement des germes initiaux

- *Germes initiaux :*

La segmentation par croissance de région nécessite la détermination de germes définissant la première région. La position de ces germes influe sur le résultat de la segmentation

- *Mesure d'homogénéité :*

Pour segmenter une image par croissance de région, le premier choix à faire est la mesure d'homogénéité. Ce choix est lié à l'application finale et aux propriétés de l'image à traiter.



### b. Division-fusion

Une autre grande famille de méthodes est définie par une approche mixte mêlant un processus de fusion de régions avec un processus de division de régions

Les méthodes du type division et fusion comportent, comme leur nom l'indique, trois étapes

- Les approches par division de régions, de haut en bas permettent d'obtenir la partition résultante en divisant les régions en régions de plus en plus petites jusqu'à ce que des critères particuliers soient satisfaits
- Les approches par fusion de régions décrites comme de bas en haut permettent d'obtenir une partition en fusionnant successivement des régions adjacentes répondant à un même critère. Le point de départ d'un algorithme de segmentation par fusion de régions est une image sur-segmentée, c'est-à-dire qui comporte beaucoup de régions
- L'approche mixte, revient à faire suivre une opération de division par une opération de fusion

L'objectif de la méthode par division/fusion est de rassembler, à partir de la division grossière obtenue par une première division, les différents blocs adjacents de l'image

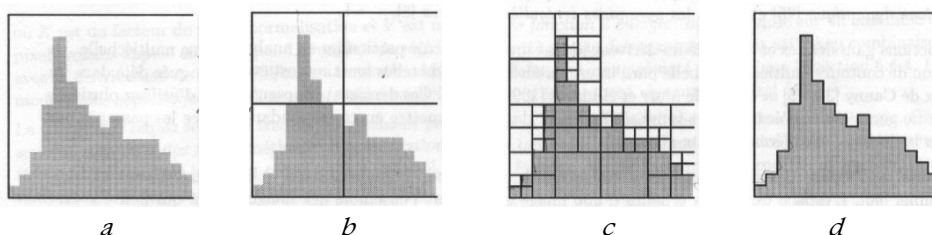


Figure.2.1 Illustration de la segmentation par division et fusion : (a) Image comportant deux classes, (b) Découpage initial en quatre régions carrées, (c) Découpage à la fin de l'étape de division, (d) Segmentation obtenue après fusion.

Parmi les méthodes de décomposition et fusion de régions les plus utilisées : le diagramme de Voronoï et l'utilisation d'un arbre quaternaire.

#### i. Arbre quaternaire 'quadtree', [15]

Le principe consiste à diviser l'image initiale en régions rectangulaires répondant toutes au critère d'homogénéité avant d'appliquer la phase de fusion Figure.2.1.b. Partant de l'image comme région initiale, on construit l'arbre en subdivisant en quatre la région  $n$  si elle ne répond pas au critère d'homogénéité. On réitère alors l'opération sur les 4 régions filles si besoin Figure.2.1.c. Chaque nœud de l'arbre contient alors exactement quatre nœuds fils. Une fois l'arbre quaternaire établi, certaines feuilles de l'arbre ont des caractéristiques similaires ; elles sont alors regroupées ensemble durant la phase de fusion Figure.2.1.d.



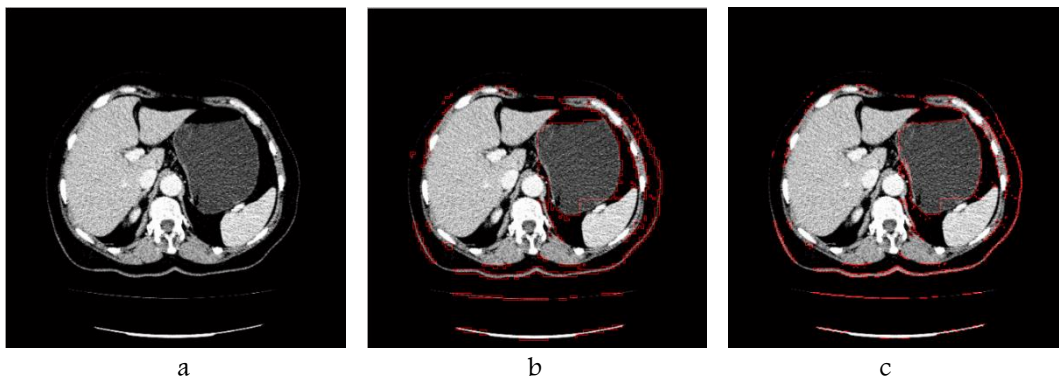
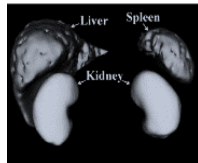


Figure. 2.2. Segmentation par Split and Merge, (a) image originale, (b) résultats de la segmentation par Split and Merge pour STD1(c) résultats de la segmentation par Split and Merge pour STD2

L'application de la segmentation par Split and Merge a été abordée sur nos images. En changeant le nombre de division de bloc 'STD', nous obtenons différents résultats. Figure.2.b pour le nombre de division est égale à 4, Figure.2.c pour le nombre de division est égale à 2

L'inconvénient majeur du tétra arbre réside dans la rigidité du découpage carré qu'il impose. Il s'avère incapable à s'ajuster aux structures réelles des régions présentes dans l'image

### c. Segmentation par seuillage d'histogramme :

Dans ce cas nous faisons l'hypothèse que l'objet que nous cherchons à mettre en évidence (région) est défini par une caractéristique d'homogénéité (caractéristique, par exemple le niveau de gris, appartenant à un intervalle défini par un seuil bas et seuil haut).

L'approche la plus simple est celle où nous faisons intervenir qu'un seuil (nous dirons que l'image est alors formée d'un fond et d'un objet). Le résultat obtenu par seuillage global sur l'image sera alors une image binaire.

Nous étudierons a priori l'histogramme des niveaux de gris (si le paramètre d'homogénéité est le niveau de gris) et nous déduirons un seuil (en partant du point de vue que l'objet doit avoir une distribution des niveaux de gris relativement distincte de la partie 'non objet' : le fond).

La segmentation par seuillage à deux objectifs :

- Segmente l'image en plusieurs classes.
- Chaque pic de l'histogramme est associé une classe.

Le gros inconvénient de cette méthode rapide c'est que nous ne tenons pas compte des relations spatiales entre pixels d'une région et par conséquent rien ne permet d'assurer que les pixels sélectionnés seront contigus.

D'autre part des pixels du fond pourront être intégrés dans la région et des pixels de la région classés en fond, ceci particulièrement au voisinage du contour et pour les régions bruitées (où le niveau de gris pris en compte n'a pas une valeur normale).



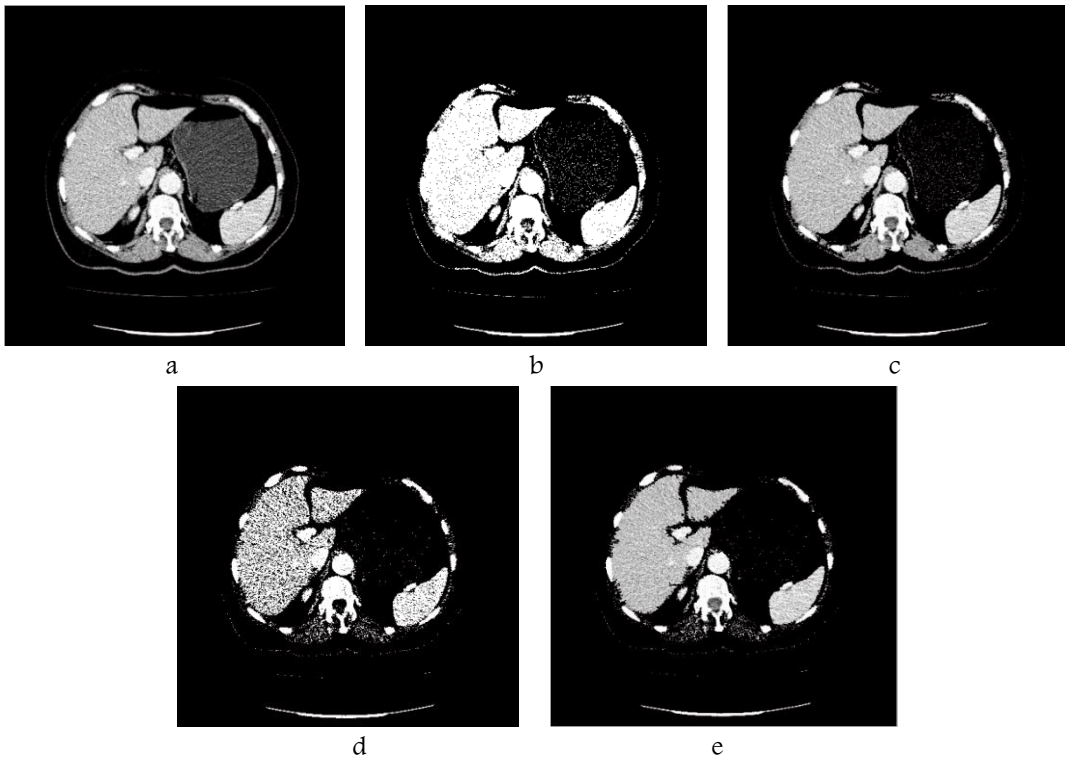
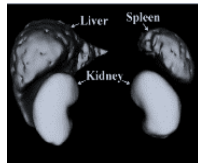


Figure.2.3. la segmentation par seuillage d'histogramme, (a) image originale, (b) image seuil par un seuil S1, (c) superposition de l'image seuil avec l'image originale, (d) image seuil par un seuil S2, (e) superposition de l'image seuil avec l'image originale

Un autre inconvénient de la méthode de seuillage global sur l'image vient du fait que l'illumination n'est pas forcément constante sur l'image. Nous pouvons alors envisager un seuillage local, ce qui signifie que le seuil en tout point de l'image est fonction de l'illumination dans le voisinage.

Le gros problème est bien sur la détection automatique des seuils. Pour cela nous partons de l'analyse de l'histogramme de la caractéristique sur laquelle nous travaillons (en général le niveau de gris) et nous cherchons alors des modes (sommets) dans l'histogramme que nous supposons caractéristiques des régions cherchées (puisque'une région est considérée comme un ensemble de pixels ayant des niveaux de gris voisins). Figure.2.3.

#### 2.4.2. Segmentation fondée sur les contours

La segmentation par approche contours vise à délimiter les objets selon leurs contours. Ces approches ne se basent généralement pas sur les intensités mais sur les variations d'intensité dans l'image, significatives aux frontières entre régions. Différentes méthodes ont été proposées.

L'approche locale de détection de contours consiste à balayer l'image avec une fenêtre définissant la zone d'intérêt. Nous avons des Opérateurs simples tel que celui de Robert, de Prewitt, ou de Sobel. Ces opérateurs peuvent donner des résultats acceptables sur des images peu bruitées, mais il existe des méthodes beaucoup plus performantes comme Opérateurs optimaux tel que celui de Canny, Deriche, Shen et Castan.

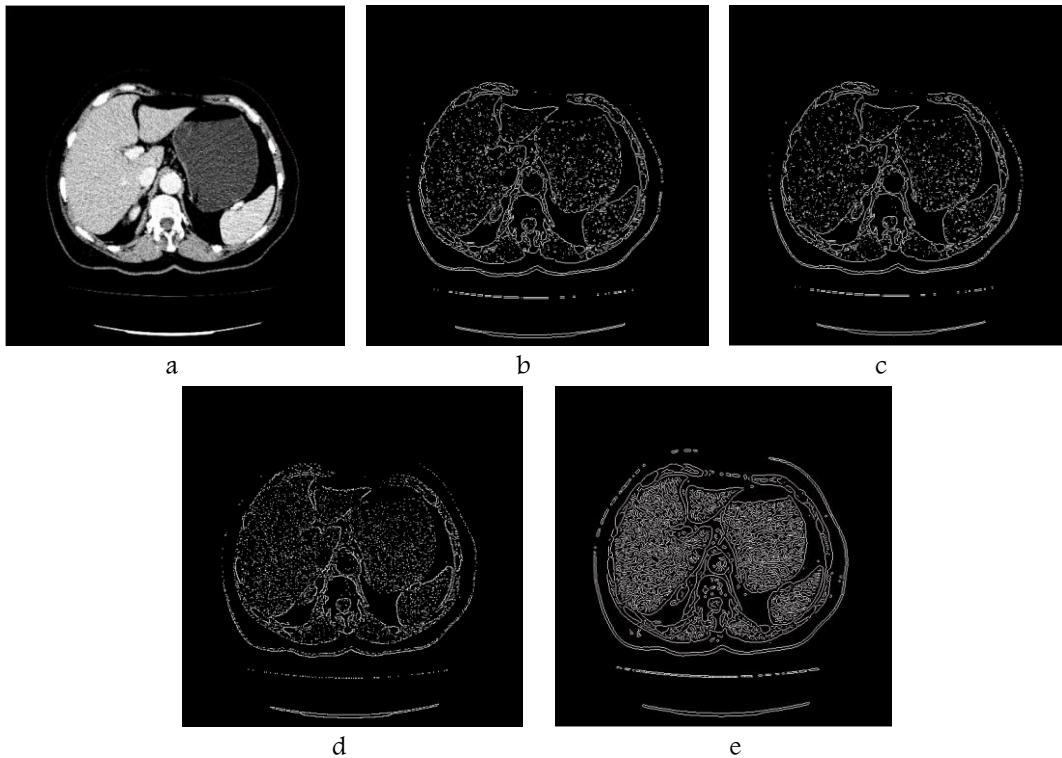
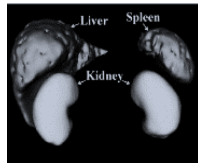


Figure.2.4 Application des différents opérateurs. (a)Image originale. (b) Opérateur de Sobel. (c) Opérateur de Prewitt. (d)Opérateur de Robert. (e)Opérateur de Canny.

Nous allons présenter une application sur ces opérateurs (Robert, Prewitt, Sobel, et enfin Canny) pour cela nous avons pris l'exemple de la Figure.2.4

Ces méthodes tiennent donc compte du risque que plusieurs contours soient simultanément présents à l'intérieur de la fenêtre d'analyse

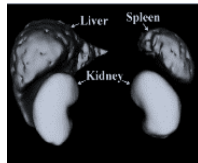
#### a. Approche contour actif

Les contours actifs apparaissent comme un outil pertinent pour parvenir à implémenter ce problème de minimisation puisqu'ils permettent de faire évoluer un contour vers l'objet d'intérêt.

Le principe des contours actifs est de faire évoluer une courbe initiale vers l'objet d'intérêt. L'évolution de cette courbe se fait sous l'action d'une force, qui est généralement déduite de la minimisation d'une fonctionnelle.

##### i. Contours actifs classiques :

Les premiers contours actifs ont été introduits par Kass et al. Sous le nom de snakes [16]. La déformation du contour est fondée sur la minimisation d'une énergie. Celle-ci est exprimée comme la somme d'un terme d'attache aux données (lié à l'image) et d'un terme de régularisation (lié à l'élasticité  $\alpha$  et la rigidité  $\beta$  du contour). [17].



Ce modèle peut être classé parmi les approches contour en ce sens que l'information utilisée est exclusivement une information contour. Il est donc bien adapté à une certaine classe de problèmes mais peut être mis en échec en présence de fort bruit. De plus, il est très sensible à l'initialisation

Par la suite, ce modèle d'énergie a été repris et adapté à la segmentation d'objets avec angles aigus dans en annulant le paramètre  $\beta$  qui le coefficient de rigidité de la courbe. Ceci a pour effet de supprimer le terme lié à la dérivée seconde du contour et donc de pouvoir atteindre les angles aigus du contour recherché [18]. Un autre modèle de contours actifs 'le modèle géométrique' permet de lever ces inconvénients.

### ii. Contour actif level set :

La méthode des courbes de niveau, plus connue sous son nom anglophone de *level set*, a été présentée par Sethian et Osher en 1988.

Les méthodes des Ensembles de niveaux représentent implicitement un contour via la fonction de Lipschitz bidimensionnelle continue  $\Phi(x, y) : \rightarrow R$  définie sur le plan de l'image. La fonction  $\Phi(x, y)$  est nommée fonction Level set (ensemble de niveau) [19]

Ces méthodes mènent à de bonnes segmentations d'objets dont les bords correspondent aux forts gradients de l'image. Mais dans le cas où la frontière entre les régions n'est pas bien marquée, ce qui est le cas par exemple des images fortement bruitées, les informations locales type «gradient» ne sont plus suffisantes et les résultats de segmentation deviennent très dépendants de l'initialisation de la courbe active.

Ces approches, dont la formulation primaire entraîne une grande complexité algorithmique, nécessitent des algorithmes améliorés comme la Fast Marching Level Set Method pour leur implémentation pratique [17]

### Application :

Le contour actif est initialisé par une courbe C autour de l'objet, par la suite cette courbe se déforme progressivement à chaque itération jusqu'à arriver au nombre d'itération et s'approche au mieux aux contours recherchés.

Pour notre application nous avons pris les exemples suivants : La courbe C utilisée dans notre cas est un cercle de faible diamètre appliqué à proximité de la pathologie comme illustré sur la Figure.2.5.b et la Figure.2.6.b

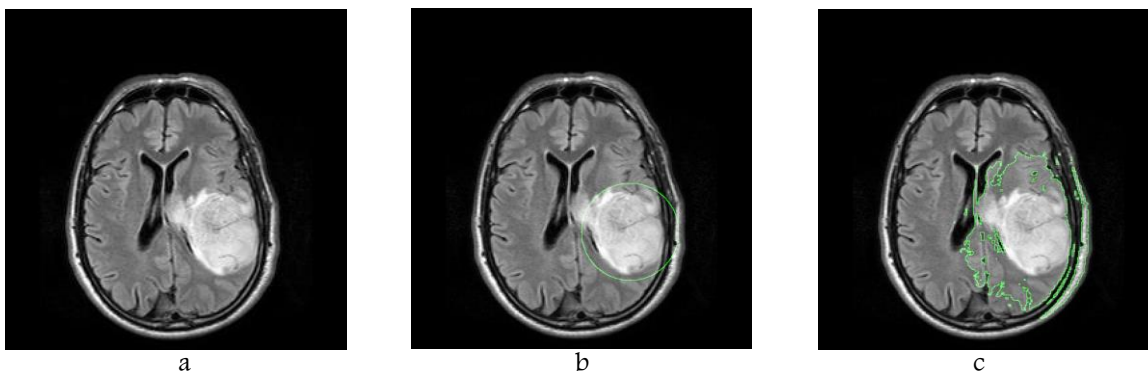
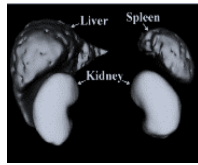


Figure. 2.5. Image segmentée par ensemble des niveaux (a) Image originale, (b) initialisation du contour, (c) processus de segmentation Level-Set



## Chapitre II

Si nous considérons le contour actif seul, nous aurons en plus de l'objet à segmenter, d'autres structures aux mêmes niveaux de gris seront segmentées.

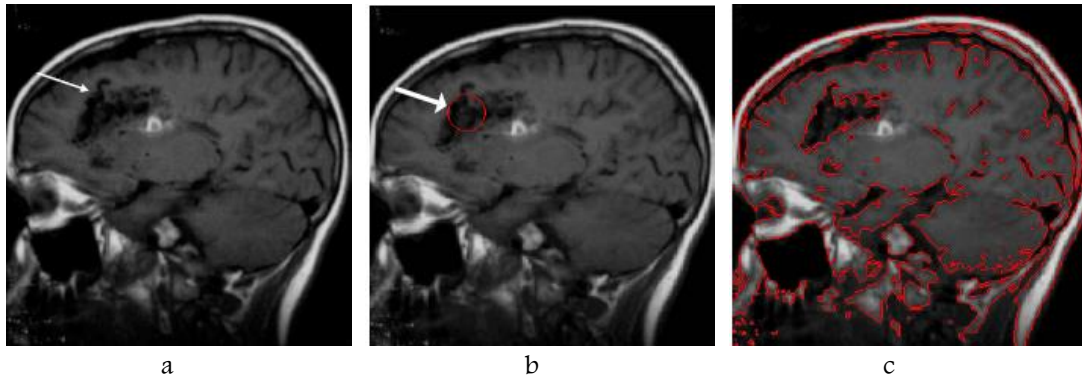


Figure.2.6. Deuxième exemple, images segmentées par ensemble des niveaux : (a) Image originale (b) initialisation du contour (c) segmentation par la méthode de Level-Set

Nous pouvons remarquer très facilement que le contour de la courbe initiale prend parfaitement la forme du contour de la pathologie ainsi que les autres structures comme le liquide céphalorachidien, la matière grise .... Figure.2.6.c.

On constate que si on utilise le processus de segmentation par contour actif géométrique, plusieurs objets peuvent être détectés simultanément ainsi que d'autres structures qui possèdent les mêmes niveaux de gris seront segmentées

Ces trois dernières approches ont l'inconvénient d'être très sensibles au choix des paramètres et d'avoir une forte dépendance au contour initial.

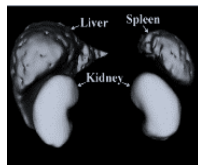
### iii. Introduction d'une connaissance a priori :

Les résultats de la segmentation par contours sont particulièrement dépendant des prétraitements réalisés sur l'image, nécessaires pour stopper l'évolution du contour sur les frontières des objets. De manière générale, les méthodes orientées contours sont particulièrement sensibles à l'initialisation, le contour initial devant ne pas être trop éloigné des objets considérés.

Ainsi, si l'objet à segmenter est altéré par du bruit, des occlusions ou un faible contraste au niveau de ses bords, le résultat est largement influencé par ces artefacts qui dégradent la qualité de l'extraction. Ceci est particulièrement critique pour le cas de certaines images (exemples des images médicales) qui ont un faible rapport signal sur bruit et présentent des objets dont certaines parties sont occultées.

De ce fait, l'insertion de connaissances a priori dans le processus de segmentation a été la première et la plus active à résoudre ce problème. Afin de guider le processus de segmentation, des contraintes ou des modèles concernant l'objet à segmenter peuvent être introduits, au travers d'un terme supplémentaire dans la formulation de l'énergie

De façon générale, la contrainte de forme est introduite par une métrique permettant de comparer le contour actif en évolution avec la forme a priori [20].



### b. Approche contextuelle par morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. Cette méthode qui a vu le jour à l'Ecole des Mines de Paris, entre 1964 et 1968, sous l'impulsion de G. Matheron puis de J. Serra, a donné lieu depuis, à de nombreux développements. Elle a connu durant ces deux dernières décennies de nombreux développements, tant sur le plan théorique que pratique.

Elle couvre aujourd'hui un éventail de champs d'application assez large, touchant notamment à la robotique et la vision industrielle, l'imagerie médicale ou encore le multimédia [21]

#### i. Gradient Morphologique

Beaucoup d'algorithmes de segmentation d'images à teintes de gris nécessitent la mise en évidence des contours des objets. Cette mise en évidence utilise les variations de contraste de l'image quantifiées par le calcul du gradient.

Les gradients permettent de mettre en évidence les zones de forte variation d'intensité dans l'image. Ce sont classiquement les zones de contours des objets. En morphologie on considère le plus souvent uniquement la magnitude du gradient

Les gradients morphologiques sont des opérateurs qui mettent l'accent sur les variations locales de l'image selon le voisinage défini par l'élément structurant

Le gradient morphologique d'une image  $I$  est défini par l'équation : [22]

$$G(I) = (I \oplus ES) - (I \ominus ES) \quad (2.1)$$

Tel que  $(I \oplus ES)$  et  $(I \ominus ES)$  définissent respectivement la dilatation et l'érosion de l'image  $I$  par l'élément structurant  $ES$ .

La différence symétrique entre l'image dilatée et érodée par le même élément structurant donne le gradient morphologique Figure.2.7.b qui est un opérateur de détection de contour et qui peut se résumer par l'équation (2.1)

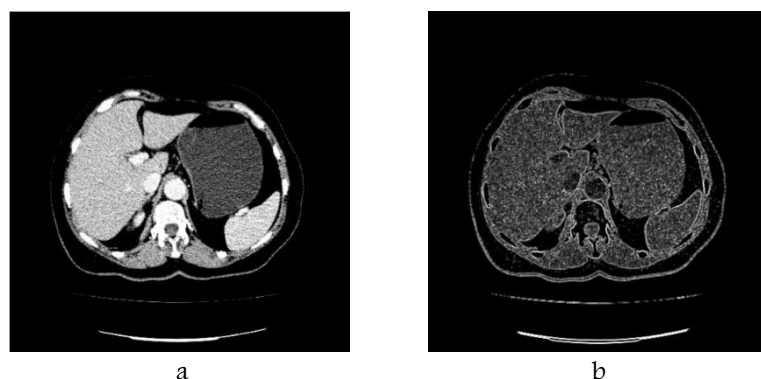
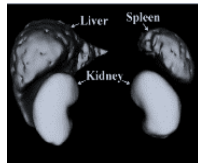


Figure. 2.7. Segmentation par gradient morphologique : (a) Image originale, (b) image gradient  
Cette détection de contour par gradient morphologique est utilisée conjointement avec une ligne de partage des eaux





### ii. La ligne de partage des eaux

La LPE vient du domaine de la morphologie mathématique et possède des propriétés intéressantes utilisables pour différentes applications d'images médicales. La LPE présente beaucoup de concept comme la détection de discontinuités, le traitement, la segmentation, elle produit des résultats plus stables de segmentation.

La LPE décompose une image en région qui représente les zones d'influences des intensités des minima locaux. En analogie avec la topographie, si l'image est considérée comme une carte d'altitude, chaque région du bassin hydrographique est un bassin versant distinct, séparés des bassins adjacents par des crêtes d'intensité plus élevée. Pour cette raison, l'application de la LPE sur une image gradient, est un moyen efficace de séparer les objets par leurs contours. [23]

#### *Le principe :*

Dans la littérature, il existe deux types d'algorithmes permettant la mise en œuvre de la LPE. Les premiers sont des algorithmes récursifs fondés sur le principe de l'immersion présenté par Vincent et Soille. Les secondes sont basées sur l'algorithme hiérarchique de Meyer. Géographiquement, la LPE est tous les barrages construits pour séparer les différents bassins versants. Cette définition a été proposée par Vincent et Soille et a été simulée par le principe de l'immersion. Ce principe repose sur l'idée que l'image est traitée comme une surface topographique. Nous commençons par inonder progressivement cette surface dans un lac du minimum de basse altitude. Chaque fois que l'eau de deux bassins différents peut fusionner, nous construisons un barrage. À la fin de l'inondation, chaque minimum est entouré par des barrages qui entourent le bassin versant associé. Ces barrages correspondent à la ligne de partage des eaux. Bien qu'il existe plusieurs autres définitions du bassin versant, mais il est encore le plus simple et la définition la plus connue [24].

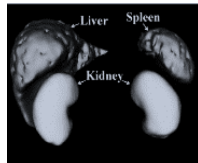
L'avantage de la ligne de partage des eaux pour la segmentation est qu'elle fournit des régions délimitées par des contours fermés formant une partition de l'image. Un autre avantage est que cette technique ne nécessite pas un temps de calcul long en comparaison avec d'autres méthodes de segmentation.

### iii. Application en segmentation

La ligne de partage des eaux est l'outil de segmentation par excellence en morphologie mathématique. Cette approche a été introduite par Beucher et Lantuejoul (Beucher et Lantuejoul, 1979), elle a été largement étudiée et obtenu des résultats encourageants dans la segmentation d'images [25].

Généralement, l'algorithme de ligne de partage des eaux est appliqué sur l'image gradient de l'image à segmenter. La ligne de partage des eaux va coïncider avec les crêtes de l'image gradient.

Cette transformation morphologique est la principale méthode de segmentation d'images proposée par la morphologie mathématique. L'efficacité de la ligne de partage des eaux en tant qu'outil de segmentation dépend essentiellement des marqueurs de départ (minima). Sans traitements préalables, on obtient le plus souvent une sur-segmentation de l'image Figre.2.8.c. Une segmentation conforme au but recherché nécessite un filtrage adéquat des minima qui formeront l'image des marqueurs.



### 2.5.Choix de la méthode de segmentation des images TDM de l'abdomen :

De nombreux chercheurs ont développé différentes approches pour la segmentation des images médicales. Dans ce chapitre, nous avons présenté un panorama succinct des notions fondamentales du domaine de la segmentation des images ; notamment celles en usage médical ; on a exposé un état de l'art des différentes techniques existantes. Chacune d'elles a ses avantages et ses inconvénients. Une bonne méthode de segmentation sera donc celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation. Elle devra donc avoir simplifié l'image sans pour autant en avoir trop réduit le contenu.

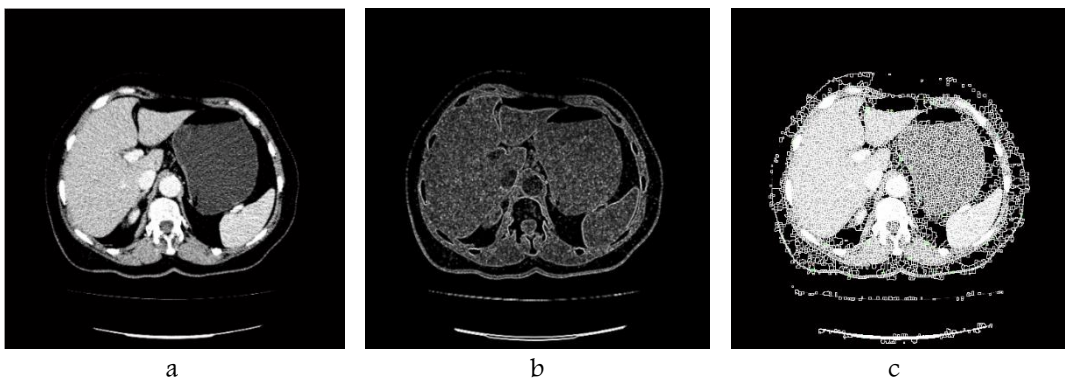
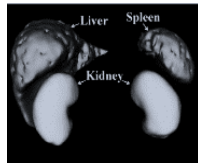


Figure.2.8. Segmentation par la ligne de partage des eaux : (a) image originale, (b) gradient morphologique interne, (c) résultat de la segmentation par la ligne de partage des eaux (sur-segmentation).

La segmentation par **croissance de région** consiste à faire progressivement grossir les régions autour de leur point de départ. L'algorithme se compose de deux étapes la première étape consiste à trouver les points de départ des régions (germes), par la suite, faire grossir les régions par agglomérations des pixels voisins. C'est une méthode simple pour la segmentation et conceptuellement très facile. Cependant cette technique possède certains inconvénients :

- Une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.
- Influence de la position initiale des germes.
- Choix des conditions d'arrêt de croissance des régions.
- Temps de calcul important.
- Tendance des algorithmes à trouver un nombre trop important de régions par rapport au nombre d'objets présents dans l'image.
- méthode sensible au bruit.

La segmentation par **seuillage** a pour objectif de segmenter une image en plusieurs classes en n'utilisant que l'histogramme. Il existe de très nombreuses méthodes de seuillage d'un histogramme. La plupart de ces méthodes s'appliquent correctement si l'histogramme contient réellement des pics séparés. De plus, ces méthodes ont très souvent été développées pour traiter le cas particulier de la segmentation en deux classes



## Chapitre II

(i.e. passage à une image binaire) et leur généralité face aux cas multi-classes n'est que très rarement garantie.

Les méthodes de segmentation basées sur le choix d'un ou plusieurs seuils sont aujourd'hui utilisées dans des applications très particulières. Cependant, ces méthodes ne sont pas suffisantes pour la plupart des applications où la complexité de l'information contenue dans l'image ne peut être résumée par l'histogramme des niveaux de gris sans trop de pertes d'information

Les méthodes de segmentation par *division / fusion* consistent à découper (division) itérativement l'image jusqu'à l'obtention de blocs homogènes selon un critère donné. Puis regrouper les blocs voisins de sorte que le bloc résultant respecte un critère d'homogénéité. Ces méthodes peuvent faire appel à la théorie des graphes, au partitionnement de Voronoï, à une structure de données de type arbre quaternaire ou aux approches pyramidales [26]. Cependant, le résultat de la segmentation par division est fusion conduit à un partitionnement global de l'image qui ne respecte pas toujours la forme des régions présentes dans l'image

La segmentation par *contour actif* est une méthode semi-interactive dont le principe consiste à placer dans l'image au voisinage de la forme à détecter un contour initial (courbe) qui est ensuite déformé sous l'action de plusieurs forces. Les contours actifs, comme toutes les méthodes de détection de contour, présentent des limites à l'initialisation, le contour doit être le plus proche possible de l'objet à détecter au risque de ne pas être attiré par l'objet à cause de la portée réduite du gradient de l'image. Ils sont connus pour leur sensibilité à l'initialisation et leurs temps de convergence longs. Les contours actifs basés contour sont efficaces mais ils souffrent d'une grande sensibilité au bruit et leur utilisation reste limitée aux images où les frontières entre les différents objets peuvent être définies par de simples gradients. Plusieurs objets ne peuvent être détectés simultanément sans utiliser de procédures spéciales

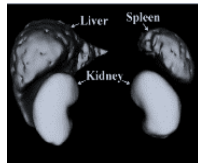
Par contre *les ensembles de niveaux* (Level set), ce sont également des représentations variationnelles des contours actifs qui conduisent donc à des solutions qui évoluent au cours du temps dans l'image. On peut cependant relever les inconvénients suivants :

- Le temps de calcul est important
- La détection de plus de deux régions n'est pas simple.
- Le résultat dépend de l'initialisation

Pour une Segmentation par *contours actifs avec a priori sur la forme* ; les contraintes de forme sont introduites par une métrique permettant de comparer le contour actif au temps  $t$  avec la forme a priori [27]. Bien qu'ils soient abondamment utilisés pour la segmentation d'image, les contours actifs basés forme revêtent de nombreux problèmes limitant leur domaine d'application à des images relativement simples.

Le principal problème de cette approche est la sensibilité à l'initialisation du contour actif. Ceci est inhérent au terme d'attache aux données basé sur les frontières. L'initialisation requiert une forte connaissance a priori de la localisation de l'objet à extraire. Enfin, l'autre problème du caractère local de l'information de frontière est la sensibilité au bruit de l'image. Pré-filtrer l'image est toujours une solution pour réduire ce



**Chapitre****II**

problème, cependant, le filtrage a pour effet de délocaliser les bords de l'objet d'intérêt, rendant la segmentation imprécise.

La méthode de *ligne de partage des eaux* utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue comme un relief si chaque valeur de pixel est associée à une altitude. Les premiers algorithmes mis en place pour générer les différents bassins de capture étaient fondés sur le principe original et tentaient de modéliser l'écoulement le long des reliefs. Malheureusement, cette méthode est complexe à implanter et l'écoulement est mal défini sur les reliefs à valeurs discrètes. Pour pallier ces problèmes de coûts et de fiabilité, le principe d'immersion voit le jour dans les années 1990. L'idée générale est d'immerger progressivement le relief dans l'eau [28].

La LPE affiche des propriétés attrayantes dont certaines sont d'un intérêt pratique immédiat. Par exemple, les contours extraits de la LPE sont par définition fermés et d'épaisseur unité, ce qui en fait sa force. De plus, on est sûr de détecter les principaux contours de l'image étant donné qu'ils correspondent aux lignes de crête les plus élevées de la LPE. La LPE permet aussi d'extraire de façon exacte les points multiples de l'image situés à l'intersection de plusieurs contours à la différence des détecteurs de contours de type différentiel d'ordre deux (Canny, Laplacien). Malheureusement, toutes ces belles propriétés sont contrebalancées par une fâcheuse tendance de la LPE à générer systématiquement une sur-segmentation. Le remède communément adopté pour combattre la sur-segmentation est le marquage, la simplification et l'amélioration de l'image gradient.

**Conclusion .**

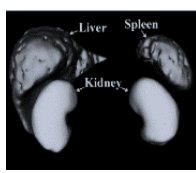
*Ce que nous avons présenté dans ce chapitre n'est qu'une présentation très générale et non exhaustive des méthodes de segmentation qui existent. A savoir celles de l'approche contour, de l'approche région ou de l'approche structurelle.*

*Nous avons vu que la ligne de partage des eaux est un outil puissant pour segmenter des images, et nous avons choisi de baser nos travaux sur cette méthode car elle donne des résultats intéressants par rapport aux autres approches de segmentation.*

*Dans le prochain chapitre, nous introduirons la morphologie mathématique qui est un outil puissant et très répandu pour le traitement d'image, et ainsi son rapport direct avec la segmentation par la ligne de partage des eaux*

# Chapitre III :

## *La Morphologie mathématique*



Ce chapitre n'est qu'une introduction à la Morphologie Mathématique. Nous présentons les opérateurs de base et leurs principales propriétés. L'analyse d'images désigne une discipline des mathématiques appliquées qui étudie les images et leurs transformations, dans le but d'améliorer leurs qualités ou d'en extraire de l'information.

### 3.1. Qu'est-ce que la morphologie mathématique ?

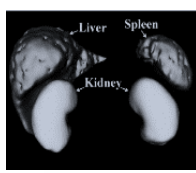
La morphologie mathématique représente l'ensemble de règles mathématiques utilisées pour la description des formes. La morphologie mathématique est une théorie essentiellement non linéaire, utilisée en particulier en analyse d'images, dont le but est l'étude des objets en fonction de leur forme, de leur taille, des relations avec leur voisinage (en particulier topologiques), de leur texture, et de leurs niveaux de gris ou de leur couleur.

L'analyse d'images par la morphologie mathématique remonte aux années soixante. Elle a été développée à l'origine à l'école des Mines de Paris. Cette théorie a été initialement introduite en sciences des matériaux par J. Serra et G. Matheron pour analyser des objets au travers de leur texture. Les outils proposés ont été développés au départ pour traiter des images binaires. Elle a connu durant ces deux dernières décennies de nombreux développements, tant sur le plan théorique que pratique. Elle couvre aujourd'hui un éventail de champs d'application assez large, touchant notamment à la robotique et la vision industrielle, l'imagerie médicale ou encore le multimédia.

### 3.2 Histoire de la morphologie mathématique

L'analyse d'images abordée par les mathématiques est très récente, elle date de 1967. Toutefois les possibilités de l'analyse d'images étaient pressenties depuis longtemps, puisque le géologue A. Delesse (1848) a créé la première méthode d'analyse d'images. Puis des auteurs comme Minkowski (1901) et Hadwiger (1957) continuent à travailler sur les coupes à 2 dimensions (images) en adoptant un modèle ensembliste pour aborder le problème mathématique. Simultanément, des chercheurs et physiciens élaborent des méthodes d'analyse quantitative (Saltykov en 1958). Depuis l'apparition de moyens informatiques qui ont ouvert la perspective d'images digitalisées, transformables avec une grande souplesse, la morphologie mathématique s'est développée grâce aux travaux de Haas, Matheron, et Serra (1967), et la stéréologie grâce aux travaux de Miles notamment. La morphologie mathématique est rapidement devenue, depuis son introduction dans les années 1960, une théorie fondamentale du traitement et de l'analyse d'images. Les opérateurs qu'elle propose permettent de fournir des outils pour toute la chaîne de traitement d'images, des prétraitements (filtrage, rehaussement de contraste) à la segmentation et à l'interprétation de scènes. Une des caractéristiques importantes de ces opérateurs est qu'ils sont non linéaires. Ils permettent de transformer les images, d'en extraire des caractéristiques, des objets ou encore des mesures par une analyse associant les propriétés des objets eux-mêmes (forme, taille, apparence...) et les propriétés du contexte (voisinage local ou relations avec d'autres objets).

La période historique se divise en deux étapes, Dans ces premiers développements, la M.M n'avait un caractère ensembliste. Par la suite, ces concepts ont été étendus aux fonctions.



### 3.2.1. Première époque 'ensembliste' :

Cette époque commence officiellement » en 1965 par la parution du premier livre de G.Matheronn suivi du second. En 1969, J. Serra publie un document synthétique décrivant les grands principes de la morphologie mathématique

### 3.2.2. Deuxième époque 'généralisation des concepts' :

Dès 1982 C. Lantuéjoul et J. Serra rédigent une publication étendant aux fonctions les opérateurs morphologiques. En 1984, un cours sur les filtrages est fait par J. Serra à Fontainebleau. Enfin, en 1989 un second tome complète le livre de 1982.

## 3.3. Notion fondamentale de la morphologie mathématique :

### 3.3.1. Structure de base :

*L'érosion et la dilatation sont les lettres de l'alphabet morphologique. Ces lettres sont combinées pour créer les mots du langage morphologique.... La résolution des problèmes d'analyse d'images avec des opérateurs morphologiques consiste à construire des phrases correctes utilisant le vocabulaire morphologique. Ceci illustre aussi la différence entre un expert et un novice : l'expert sait combiner les mots pour construire des phrases alors que le novice connaît seulement les mots.*

La morphologie mathématique s'appuie sur le concept de treillis complet. Un treillis complet est un ensemble non vide muni d'une relation d'ordre partiel et dont tout sous-ensemble possède un infimum et un supremum. [29]

Un treillis  $(E, \leq)$  est la donnée d'un ensemble de  $E$  (l'espace) muni d'une relation d'ordre  $\leq$ , réflexive ( $x \leq x$ ), antisymétrique ( $x \leq y$  et  $y \leq x \Rightarrow x = y$ ) et transitive ( $x \leq y$  et  $y \leq z \Rightarrow x \leq z$ ) telle que pour deux éléments  $x$  et  $y$  on peut définir un grand élément  $x \vee y$  et un petit élément  $x \wedge y$ . [30]

### 3.3.2. Définition (treillis).

$(E, \leq)$  est un treillis ssi pour tout  $(x, y) \in E^2$ ,  $\sup(\{x, y\})$  et  $\inf(\{x, y\})$  existent.

### 3.3.3. Définition (treillis complet) :

$(E, \leq)$  est un treillis complet ssi tout  $D \subset E$ ,  $\sup(D)$  et  $\inf(D)$  existent [31]

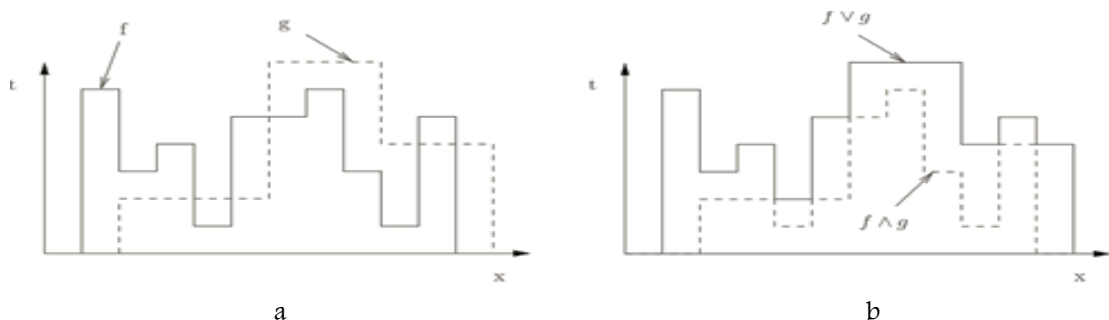
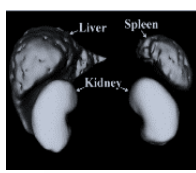


Figure.3.1. (a) fonctions f et g, (b) supremum et infimum.

Deux sortes de treillis sont couramment utilisées en imagerie :



### 3.3.4. La morphologie mathématique ensembliste (le treillis des ensembles) :

Elle porte sur des images binaires. La structure classique pour les opérations sur des images binaire : l'ordre est équivalent à  $\subseteq$ , infimum à  $\cap$  et supremum  $\cup$ . On vérifie une relation ensembliste (union, intersection) de l'élément structurant ES avec les éléments de l'image. Le résultat de la transformation est une nouvelle image binaire composée des points qui satisfont la relation.

### 3.3.5. La morphologie mathématique fonctionnelle (le treillis des fonctions) :

À la différence de la morphologie mathématique ensembliste, s'applique aux images en niveaux de gris. Les transformations morphologiques sont généralisées et s'appliquent sur des fonctions, et la structure du treillis des fonctions numériques (image en niveaux de gris) est la suivante : l'ordre  $= \leq$ , infimum  $= \wedge$  et supremum  $= \vee$  [29] [32] [33]

Le principe de base de la morphologie mathématique ensembliste est de comparer l'image à analyser par rapport à un ensemble de géométrie prédéfini (carré, rectangle, cercle...). Le motif géométrique, appelé élément structurant (ES). Cet ensemble de géométrie est déplacé dans l'image de façon à ce que son centre occupe toutes les positions de l'espace (les pixels  $p$ ).

Avant de lister les opérateurs morphologiques "basiques", nous présentons dans le paragraphe suivant la notion d'un élément structurant (ES) en morphologie mathématique

### 3.3.6. Éléments structurants

Dans la pratique de la morphologie mathématique, on étudie souvent les images (binaires ou niveaux de gris) à l'aide d'un ensemble  $B$  que l'on connaît *a priori*, et que l'on adapte à nos besoins. Cet ensemble  $B$  est appelé un élément structurant. La figure 3.2 présente quelques éléments structurants classiques.

Soit  $X$  une image binaire, c'est-à-dire un sous-ensemble de  $E$ ,  $B$  appelé **élément structurant**. Le translaté de  $X$  par  $p \in E$  est l'ensemble  $X_p = \{x + p, x \in X\}$

Un élément structurant  $B$  possède les caractéristiques suivantes :

- Il correspond à une forme (géométrie connue).
- Cette forme a une taille  $\lambda$ .
- Cet élément est repéré par son origine  $o$

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

## 3.4 Opérations morphologique binaire

La transformation par érosion est la première qui a été proposée ; c'est la plus importante avec la dilatation. Nous allons détailler dans les sections qui suivent les opérateurs de base en morphologie mathématique.

### 3.4.1. L'érosion :

Son origine remonte à Hadwiger [34] [35] ; ce concept a été repris par Matheron puis développé par Serra [36] [37]. L'érosion est un des opérateurs de base qui réduit les petites structures claires et qui élargit les zones sombres. Par conséquent, les objets qui sont plus petits que l'élément structurant vont disparaître.

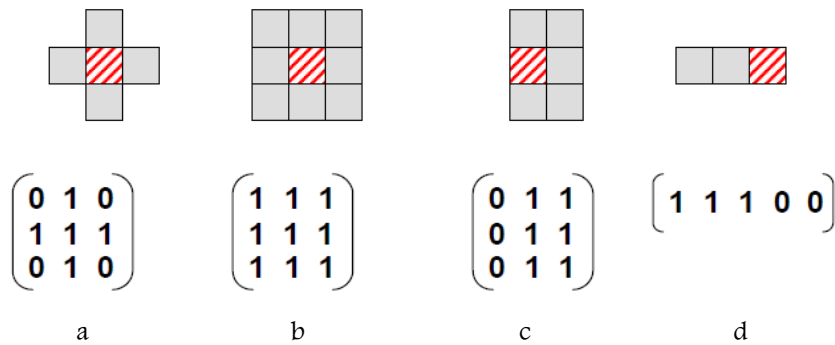
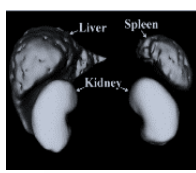


Figure 3.2 : exemples d'éléments structurants (le point central est hachuré). Les éléments (a) et (b) sont symétriques et isotropes, et sont appelés éléments structurants 3x3 en 4-connexité (a) et en 8-connexité (b). Les éléments (c) et (d) sont asymétriques ; pour bien rendre compte de cette asymétrie, les matrices correspondantes se doivent, elles, d'être centrées sur le point central de l'outil.

L'élément  $B_x$  est repéré par son centre et placé en  $x$  dans l'espace. Il est ensuite déplacé de telle sorte que son centre occupe successivement toutes les positions  $x$  de l'espace. L'ensemble des positions  $x$  forme un nouvel ensemble  $Y$  appelé érodé de  $X$  par  $B$ . Cet ensemble satisfait à l'équation  $Y = \{x | B_x \subset X\}$

**Définition** : l'érodé de l'ensemble  $X$  par l'élément structurant  $B$  est la différence de Minkowski entre  $X$  et  $B$ . On note :

$$\begin{aligned} \varepsilon_B &= X \ominus B \\ &= \{b \in E | B_b \subset X\} \\ &= \bigcap_{b \in B} X_{-b} \end{aligned} \quad (3.1)$$

### 3.4.2. La dilatation

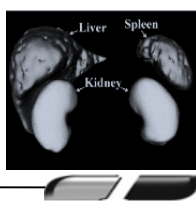
La transformation par dilatation se définit de manière analogue. Elle a été introduite par H. Minkowski et développée par G Matheron et J. Serra. La dilatation d'une image binaire consiste à passer un masque sur l'ensemble des pixels de l'image.

**Définition** : Soit  $X$  un sous-ensemble de  $E$ . La dilatation morphologique avec l'élément structurant  $B$  est définie comme la somme de Minkowski :

$$\begin{aligned} \delta_B &= X \oplus B \\ &= \{x + b | b \in B, x \in X\} \\ &= \bigcup_{x \in X} B_x \end{aligned} \quad (3.2)$$

**Propriétés de l'érosion et la dilatation .**

- Dualité : l'érosion et la dilatation sont des opérations duales :
 
$$(\varepsilon(f))^c = \delta(f^c)$$
- Croissance : l'érosion et la dilatation sont des opérations croissantes :
 
$$f \leq g \Rightarrow \begin{cases} \varepsilon(f) \leq \varepsilon(g) \\ \delta(f) \leq \delta(g) \end{cases}$$
- Extensivité : la dilatation est extensive, et l'érosion est anti-extensive.



### 3.4.3. Opérateurs morphologiques dérivés .

L'érosion et la dilatation seules ne permettent pas de mettre en évidence des caractéristiques très intéressantes des images. En utilisant ces deux opérateurs on peut obtenir différentes combinaisons qui représentent des opérateurs morphologiques dérivés.

#### a. Ouverture morphologique .

L'ouverture est réalisée en appliquant une érosion de l'image  $X$  par l'élément structurant  $B$ , suivie d'une dilatation. Elle est souvent notée  $X \circ B$

**Définition** : soit  $X$  une image et  $B$  l'élément structurant. L'ouverture morphologique est définie pour les images binaire par ,

$$\begin{aligned} X \circ B &= (X \ominus B) \oplus B \\ &= \bigcup \{B_b, b \in E \text{ et } B_b \subseteq X\} \end{aligned} \quad (3.3)$$

L'ensemble à traiter diffère de l'ensemble initial ; l'image après l'ouverture est plus régulière et moins riche en détails que l'ensemble de départ. La transformation par ouverture adouci donc les contours.

#### b. Fermeture morphologique .

L'opération duale, qui correspond à la fermeture morphologique, se définit comme une combinaison d'une dilatation suivie d'une érosion. Elle est couramment notée  $X \bullet B$

**Définition** , la fermeture de l'image  $X$  par l'élément structurant  $B \subseteq E$  est définie par :

$$X \bullet B = (X \oplus B) \ominus B \quad (3.4)$$

Il s'agit bien de l'opération duale de l'ouverture pour la complémentation. La fermeture effectue une opération de filtrage similaire à celle effectuée par l'ouverture mais sur le complémentaire de l'ensemble.

#### Propriétés de l'ouverture et de la fermeture .

Par construction, l'ouverture et la fermeture respectent les quatre principes de toute transformation morphologique. Concernant les propriétés algébriques, citons les propriétés suivantes, qui sont toutes duales pour  $X \circ B$  et  $X \bullet B$  :

- l'ouverture et la fermeture sont des transformations croissantes. Si  $X \subseteq Y$  alors

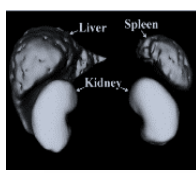
$$(X \circ B) \subseteq (Y \circ B) \text{ et } (X \bullet B) \subseteq (Y \bullet B)$$

- l'ouverture est anti-extensive alors que la fermeture est extensive

$$(X \circ B) \subseteq X, X \subseteq (X \bullet B)$$

- l'ouverture et la fermeture sont des opérateurs idempotents (ou opérateurs de projection), ce qui revient à dire que :

$$X \circ B = \bigcup \{B_p | p \in \varepsilon \text{ et } B_p \subseteq X\}$$



### c. Transformation tout ou rein (Hit or Miss transform en anglais).

T.T.R est un outil puissant parmi les transformations morphologiques qui étaient élaborées initialement par Matheron (1975) et Serra (1982). Sa définition initiale a été largement utilisée pour les images binaires dans le but de la reconnaissance de forme pour détecter des motifs de forme prédéfinie.

Le Hit–ou–miss Transform a été au préalable définie pour les images binaires. Dans ces images, cet opérateur utilise deux éléments structurants disjoints : le premier doit correspondre à l'objet tandis que le second doit correspondre au fond.

**Définition.** Transformation tout ou rein d'un ensemble  $X$  par l'élément structurant composite  $C(A,B)$  est un ensemble de points  $x$  tels que, quand l'origine coïncide avec  $x$ ,  $A$  est inclus dans  $X$  et  $B$  est inclus dans  $X^c$ :

$$\begin{aligned} x \otimes (A, B) &= \{x | A_x \subseteq X, B_x \subseteq X^c\} \\ &= (X \ominus A) \cap (X^c \ominus B) \\ &= (X \ominus A) \setminus (X \oplus \check{B}) \end{aligned} \quad (3.5)$$

La difficulté consiste naturellement à déterminer l'élément structurant puisque la forme des objets peut varier et que le processus doit être robuste au bruit.

## 3.5 Opérations morphologiques sur des images en niveaux de gris :

L'extension des outils de la morphologie mathématique à l'étude des images en niveaux de gris s'est réalisée longtemps après la définition des concepts de la théorie. MEYER et STERNBERG furent les véritables initiateurs de techniques adaptées à des images en niveaux de gris. Pour la morphologie mathématique en niveaux de gris, les opérations de base ne sont plus l'union et l'intersection mais le supremum  $\vee$  et l'infimum  $\wedge$ .

### 3.5.1 Nature de l'élément structurant

Un élément structurant  $B$  utilisé pour traiter des images en niveaux de gris est donc composé d'un élément géométrique  $B'$  défini dans  $\mathbb{R}^2$  et d'une fonction associée  $b(x)$  telle que :

$$b(x) = \begin{cases} x \in B' \Rightarrow b(x) \neq \pm\infty \\ x \notin B' \Rightarrow b(x) = -\infty \end{cases} \quad (3.6)$$

Les éléments structurants, ainsi définis, peuvent être classés en deux catégories :

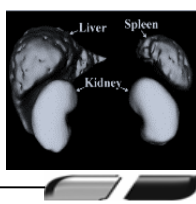
1. Les éléments structurants plats dont la fonction s'écrit :

$$b(x) = \begin{cases} x \in B' \Rightarrow b(x) = 0 \\ x \notin B' \Rightarrow b(x) = -\infty \end{cases} \quad (3.7)$$

2. Les éléments structurants volumiques : Les premières références à des éléments structurants volumiques sont dues à J. Serra et S. R. Sternberg. Ce dernier a développé un algorithme sous le nom de « rolling ball ». L'élément structurant n'est plus plan (disque) mais une boule.

Dans le cas où la fonction structurante est plate on peut définir l'érosion et la dilatation plate.





### 3.5.2 La morphologie plate

En morphologie plate, les images sont considérées comme des fonctions  $E \rightarrow T$  où  $T$  représente l'échelle des niveaux de gris. Si les images sont considérées comme des fonctions, les éléments structurants utilisés peuvent, pour leur part, être des ensembles ou des fonctions. Les opérateurs sont dits plats dans le premier cas et à niveaux de gris dans le second.

En morphologie plate, des éléments structurants de nature ensembliste sont utilisés pour traiter des images à niveaux de gris. Pour certains opérateurs tels que la dilatation et l'érosion binaire, une extension immédiate aux images à niveaux de gris peut être obtenue (ce type de généralisation sera plus complètement expliqué par la suite).

- a. **Définition d'Érosion plate** : Soit  $B \subseteq E$ . L'érosion par  $B$  d'une image  $f: E \rightarrow T$  est définie par :

$$f \ominus B = \inf_{b \in B} f_{-b} \quad (3.8)$$

Pour  $p \in E$ , on a :

$$(f \ominus B)(p) = \inf_{x \in B_p} f(x) = \inf_{b \in B} f(p + b) \quad (3.9)$$

- b. **Définition de dilatation plate** : Soit  $B \subseteq E$ . La dilatation par  $B$  d'une image  $f: E \rightarrow T$  est définie par :

$$f \oplus B = \sup_{b \in B} f_b \quad (3.10)$$

Pour  $p \in E$ , on a :

$$(f \oplus B)(p) = \sup_{x \in \tilde{B}_p} f(x) = \inf_{b \in B} f(p - b) \quad (3.11)$$

### 3.5.3 Érosion et la dilatation fonctionnelle . [38]

Les deux applications morphologiques de base  $\mathcal{F}(E, T) \rightarrow \mathcal{F}(E, T)$  sont la dilatation en niveau de gris et l'érosion en niveau de gris donné respectivement par :

$$\delta_b(f)(x) = \sup_{p \in E} (f(x - p) + b(p)) \quad (3.12)$$

$$\varepsilon_b(f)(x) = \inf_{p \in E} (f(x + p) - b(p)) \quad (3.13)$$

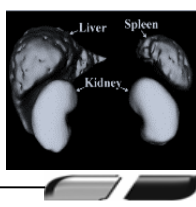
Où  $f \in \mathcal{F}(E, T)$  est l'image en niveau de gris et  $b \in \mathcal{F}(E, T)$  est la fonction structurante.

Un Choix particulièrement intéressant en théorie, et dans des applications pratiques, la dilatation et l'érosion en niveau de gris plate est obtenue lorsque la fonction de structurante est plate et devient un élément structurant. Plus précisément, une fonction structurante plate d'un ensemble  $b(x)$  est définie comme :

$$b(x) = \begin{cases} 0 & x \in B \\ -\infty & x \in B^c \end{cases}$$

- Dilatation et l'érosion sont également des opérateurs négatifs au sens suivant :

$$(\delta_b(f))^c = \varepsilon_{\tilde{b}}(f^c)$$



Cela signifie que la dilatation du premier plan de l'image a le même effet que l'érosion de l'arrière-plan. Cependant, le cœur de la construction des opérateurs morphologique est la dualité dans le sens de l'adjonction, à savoir, pour chaque paire d'images  $f, g \in \mathcal{F}(E, T)$ :

$$\delta_b(g) \leq f \Leftrightarrow g \leq \varepsilon_b(f)$$

**Propriétés** : De plus, les deux propriétés suivantes détiennent aussi :

- Distributivité :

$$\delta_b(f \vee g)(x) = \delta_b(g)(x) \vee \delta_b(f)(x)$$

$$\varepsilon_b(f \wedge g)(x) = \varepsilon_b(f)(x) \wedge \varepsilon_b(fg)(x)$$

- Associativité

$$\delta_{b_1 \oplus b_2}(\delta_{b_3}(f))(x) = \delta_{b_1}(\delta_{b_2 \oplus b_3}(f))(x)$$

Où  $b_1 \oplus b_2$  est l'addition de Minkowski par un élément structurant.

### 3.5.4 Ouverture et la fermeture fonctionnelle :

- Définition** : L'ouverture et fermeture d'une image en niveaux de gris  $f$  selon la fonction structurante  $b$  sont les applications  $\mathcal{F}(E, T) \rightarrow \mathcal{F}(E, T)$  sont respectivement :

$$\gamma_b(x) = \delta_b(\varepsilon_b(f))(x) \quad (3.14)$$

$$\varphi_b(x) = \varepsilon_b(\delta_b(f))(x) \quad (3.15)$$

Les équivalents d'ouverture et la fermeture plats sont obtenus en utilisant l'érosion plate et la dilatation plate par l'élément structuration  $b$ .

L'ouverture et la fermeture sont deux opérateurs, à savoir :

$$\gamma_b(f) = (\varphi_b(f^c))^c$$

L'ouverture (fermeture) supprime structures positif (négatif) selon la taille et la forme et les critères prédéfinies de l'élément structurant  $b$ : ils lissent d'une manière non linéaire l'image Figure 3.3

**Propriétés** : L'ouverture et  $\gamma_b(\cdot)$  et la fermeture  $\varphi_b(\cdot)$  vérifient les propriétés suivantes.

- conservation d'ordre :

$$f(x) \leq g(x) \Rightarrow \gamma_b(f)(x) \leq \gamma_b(g)(x)$$

$$f(x) \leq g(x) \Rightarrow \varphi_b(f)(x) \leq \varphi_b(g)(x)$$

- Idempotence :

$$\gamma_b(\gamma_b(f)) = \gamma_b(f) \quad \text{et} \quad \varphi_b(\varphi_b(f)) = \varphi_b(f)$$

- Extensivité et anti-extensivité :

$$\gamma_b(\cdot) \text{ est antiextantive c à d : } \gamma_b(f)(x) \leq f(x) \text{ et } \varphi_b(\cdot) \text{ est extensive } f(x) \leq \varphi_b(f)(x)$$

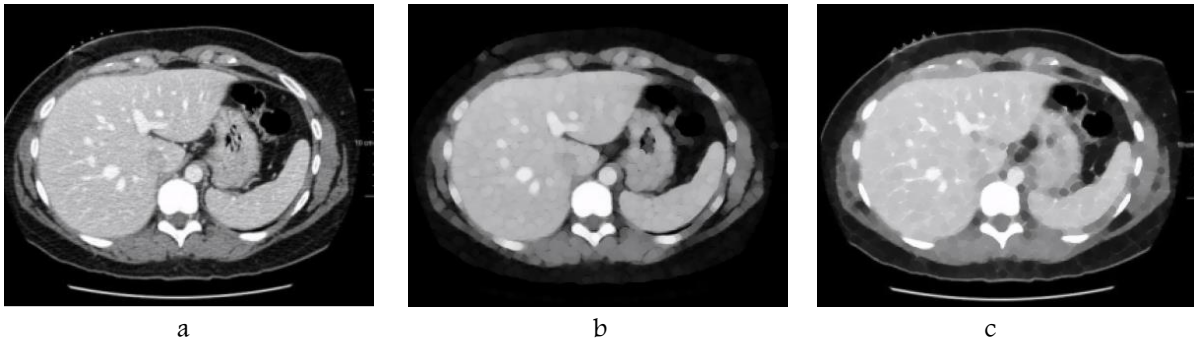
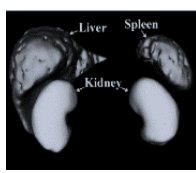


Figure.3.3 : ouverture et fermeture fonctionnelle : (a) Image originale, (b) ouverture fonctionnelle par un ES disque de taille =4, (c) fermeture fonctionnelle par un ES disque de taille =4.

### 3.5.5 Chapeau haut de forme :

Mis à part une grande variété de filtres morphologiques, un opérateur morphologique de base très utile dans la de segmentation peut être dérivé d'ouvertures et fermetures fonctionnelles : appelé la transformation chapeau haut de forme. Initialement proposée par Meyer (1978), il offre un excellent outil pour l'extraction des objets clairs (resp. foncé) à partir d'un fond irrégulière. Il repose sur le fait que, par l'ouverture ou fermeture fonctionnelle, on enlève des structures claires(ou sombres) de l'image qui ne retiennent pas l'élément structurant. En soustrayant l'image ouverte ou fermée avec l'image originale on récupère les objets qui ont été retirés par l'ouverture ou la fermeture.

La transformation chapeau haut de forme peut se diviser en chapeau haut de forme noir (black top-hat : BTH) et en chapeau haut de forme blanc (white top-hat : WTH).

#### a. Le chapeau haut de forme noir (BTH) :

Pour extraire les vallées, on effectue la différence entre la fermeture de l'image et l'image initiale. Cette transformation est appelée Chapeau Haut de Forme Noir :

$$BTH(X) = \phi(f) - f \quad (3.16)$$

Le chapeau haut de forme noir permet la détection des zones foncées des images Figure.3.4.b

#### b. Le chapeau haut de forme blanc (WTH) :

En effectuant la différence entre l'image initiale et son ouverture, on obtient ce qu'on appelle transformation Chapeau Haut de Forme Blanc soit

$$WTH(X) = f - \gamma(f) \quad (3.17)$$

Le filtre chapeau haut de forme blanc peut être utilisé pour corriger éclairage inégal lorsque le fond est sombre figure.3.4.a

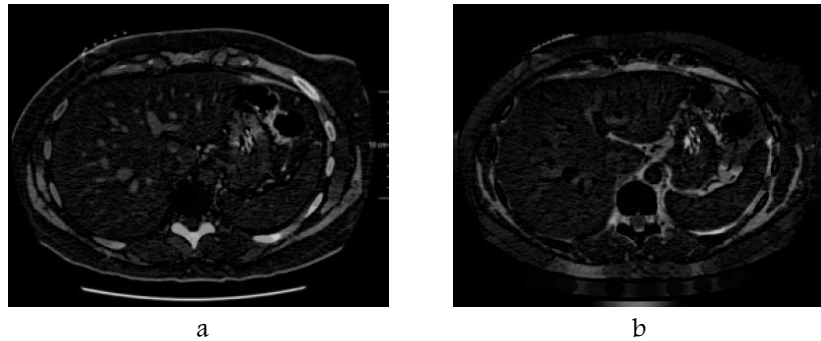
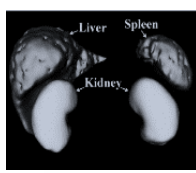


Figure.3.4 : Chapeau haut de forme : (a) chapeau haut de forme blanc, (b) chapeau haut de forme noir.

### 3.6 Filtres morphologiques

L'amélioration d'image consiste en un ensemble de méthodes destinées soit à améliorer l'aspect visuel d'une image soit à la simplifier pour d'autres traitements (segmentation, reconnaissance de forme,...). Dans un premier temps, les filtres linéaires, simples d'implantation, et se prêtant bien à l'étude analytique complète, ont été largement utilisés comme outils de traitement d'images. Le principal inconvénient des filtres linéaires (basés sur le produit de convolution) est que la réduction de bruit s'accompagne d'un étalement des transitions entre régions. Cependant, ces filtres ont été progressivement remplacés par des techniques de filtrage non linéaire caractérisées par de meilleures performances tant en réduction de bruit qu'en préservation de contours. L'approche basée sur la morphologie mathématique est particulièrement intéressante, car les filtres morphologiques (filtres connexes) sont des filtres non linéaires et très utiles pour la simplification des images, en effet ces opérateurs ont la propriété de préserver les structures majeures et leur qualité visuelle. Ainsi ce type de filtrage est relativement simple, robuste et adapté à des images quelconques.

Nous rappelons tout d'abord les opérateurs et les composantes connexes avant d'introduire les versions géodésiques, car la reconstruction géodésique est la base de la plupart des opérateurs connexes.

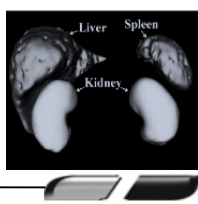
#### 3.6.1 Opérateurs et composantes connexes :

Les Opérateurs connexes ont pour but de simplifier l'image tout en préservant les contours pertinents pour la segmentation.

Une segmentation morphologique comprend trois étapes : simplification d'image, détermination des marqueurs, et la troisième, la définition du contour. L'objectif de la simplification d'image est de supprimer les informations inutiles. L'extraction de marqueur identifie la présence de régions homogènes. Il en résulte en un ensemble de composantes connexes indiquant l'intérieur des régions. Enfin, la définition du contour localise précisément les transitions entre les régions précédemment extraites. Cette troisième étape est classiquement réalisée par l'algorithme que l'on appelle la ligne de partage des eaux

##### a. Opérateurs connexes pour les ensembles :

**Définition** : l'opérateur  $\psi$  est dit connexe si pour tout ensemble  $A$ , la différence symétrique  $A \Delta \psi(A)$  se compose exclusivement de composantes connexes de  $A$  ou de son complément  $A^c$ . Cela signifie que



l'opérateur agit uniquement en préservant ou en supprimant composants connexes. Les contours sont soit supprimés ou conservés mais jamais déformés ou créés.

**b. Opérateurs connexes pour fonctions :**

**Définition :** Un opérateur  $\Psi$  agissant sur les fonctions en niveau de gris est dit connexe si, pour tout fonction  $f$ , la partition de zones plates de  $\Psi(f)$  est moins fine que la partition des zones plates de  $f$ , en d'autre terme, les zones plates de la fonction  $f$  sont incluses dans les zones plates de  $\Psi(f)$

**c. Ensemble des zones plates en niveau de gris :**

**Définition :** Ensemble des zones plates en niveau de gris la fonction  $f$  est l'ensemble des plus grandes composantes connexes de l'espace où  $f$  est constante

**3.6.2 Reconstruction géodésique**

Cette technique est considérée comme un filtre non linéaire (filtres connexes) en fonction de la morphologie mathématique. Il est l'un des outils les plus utilisés pour construire les filtres morphologique.

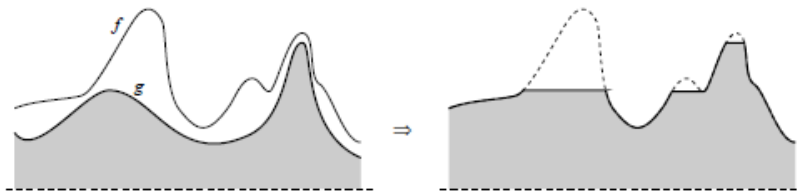


Figure.3. 5. La reconstruction en niveaux de gris de masque  $f$  et marqueur  $g$

Contrairement à "opérations morphologiques euclidiennes \ classiques, les géodésiques ne fonctionnent pas sur l'ensemble de l'espace, mais sur un ensemble fini  $X$  qui est appelé le masque. Les transformations géodésiques sont fortement liées à la notion de distance géodésique.

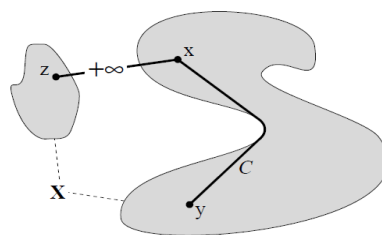


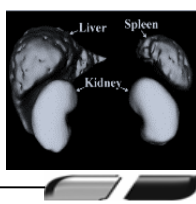
Figure.3. 6. Distance géodésique dans un ensemble  $X$ .

**a. La distance géodésique**

**Définition .** La distance géodésique entre deux points  $x$  et  $y$  de  $X$  est la borne inférieure de la longueur des chemins entre  $x$  et  $y$  dans les directions  $X$ , s'il existe de tels chemins :

$$d_X(x, y) = \inf\{l(C_{x,y}) \mid C_{x,y} \text{ est un chemin entre } x \text{ et } y \text{ incluse dans } X\} \tag{3.18}$$

S'il n'existe pas de chemins, on a :  $d_X(x, y) = +\infty$ . Cette définition est illustrée par la figure.3.6



b. Erosion et dilatation géodésique :

Soient  $f$  et  $g$  deux images (fonctions) telle que  $f \leq g$  l'érosion géodésique de  $g$  relativement à la fonction  $f$  est définie par [39] :

$$\begin{aligned}\mathcal{E}_f^{(1)}(g) &= \sup(\mathcal{E}^{(1)}(g), f) \\ \mathcal{E}_f^{(n)}(g) &= \underbrace{\mathcal{E}_f^{(1)}(\mathcal{E}_f^{(1)}(\mathcal{E}_f^{(1)}(\dots \mathcal{E}_f^{(1)}(g))))}_{n \text{ fois}}\end{aligned}\quad (3.19)$$

$\mathcal{E}^{(1)}(g) = \mathcal{E}_B(g)(x)$  est l'érosion élémentaire euclidienne.  $B$  est l'élément structurant de taille égale à 1

La dilatation géodésique de la fonction  $g$  relativement à la fonction  $f$ , telle que  $g \leq f$  est définie de la manière analogue par [40] :

$$\begin{aligned}\delta_f^{(1)}(g) &= \inf(\delta^{(1)}(g), f) \\ \delta_f^{(n)}(g) &= \underbrace{\delta_f^{(1)} \circ \delta_f^{(1)} \circ \dots \circ \delta_f^{(1)}}_{n \text{ fois}}(g)\end{aligned}\quad (3.20)$$

$\delta^{(1)}(g) = \delta_B(g)(x)$  est la dilatation euclidienne où  $B$  est l'élément structurant de taille égale à 1.

Un des premiers intérêts de la dilatation géodésique est de permettre l'opération de Reconstruction. A partir de marqueurs désignant les parties que l'on souhaite en quelque sorte « garder », une dilatation géodésique de taille infinie (en pratique jusqu'à idempotence) permettra de retrouver les formes originelles de ces parties.

**Définition.** La reconstruction géodésique par dilatation est obtenue par itération de la dilatation géodésique de marqueur  $g$  relativement à l'image masque  $f$  jusqu'à stabilité :

$$Rec_f^\delta(g) = \delta_f^{(n)}(g) \quad (3.21)$$

$\delta_f^{(n)}(g) = \delta_f^{(n+1)}(g)$  représente  $n$  fois de la dilatation géodésique pour  $f$  dans  $g$

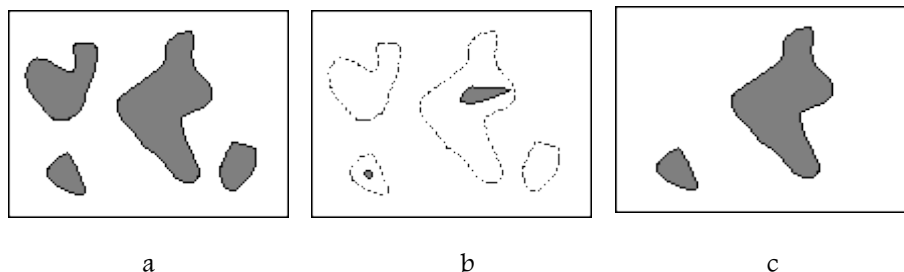
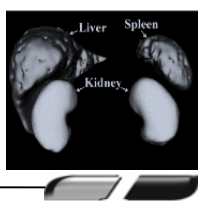


Figure.3.7. Reconstruction géodésique : (a) image masque, (b) Marquage des objets (image marqueur), (c) objets reconstruits.

La figure.3.7 représente les trois étapes mises en œuvre pour extraire des objets choisies dans une image. La figure.3.7.a est l'image de départ (masque). Dans l'image de la figure.3.7.b, on sélectionne certaines



particules en insérant quelques points dans celles-ci. La reconstruction conduit alors à l'image Figure.3.7.c où ne sont reconstituées que les objets sélectionnés ; les autres ont été gommées.

**c. Reconstruction géodésique par Erosion .**

La reconstruction géodésique par érosion est utilisée pour reconstruire des caractéristiques sombres dans l'image. Elle fonctionne de façon analogue à la reconstruction géodésique par dilatation mais au lieu de la dilatation, une érosion est appliquée à chaque [41]

La répétition de l'érosion géodésique de  $g$  relativement à  $f$  après certain nombre d'itération nous a permis d'achever ce qu'on appelle la reconstruction géodésique par érosion.

**Définition .** la reconstruction géodésique par érosion d'une image masque  $f$  à partir une image marqueur  $g$  tel que  $f \leq g$  ; la reconstruction géodésique par érosion se définit donc comme la façon suivante :

$$Rec_f^E(g) = \mathcal{E}_f^n(g) \tag{3.22}$$

Où  $\mathcal{E}_f^{(n)}(g) = \mathcal{E}_f^{(n+1)}$

En pratiques, la reconstruction morphologique possède un large spectre applications, chacun déterminé par la sélection des images marqueur et masque, par les éléments structurants utilisés, et par des combinaisons de l'opération élémentaires telles que définies ci-dessus.

Un exemple de reconstruction par érosion est présenté dans la figure.3.8. Cette transformation en tant que la fonction  $f$  pour  $g$  fixe, est une fermeture. Elle reconstruit les vallées de la fonction  $f$  qui sont marquées par les vallées de la fonction  $g$ , les autres vallées sont comblées.

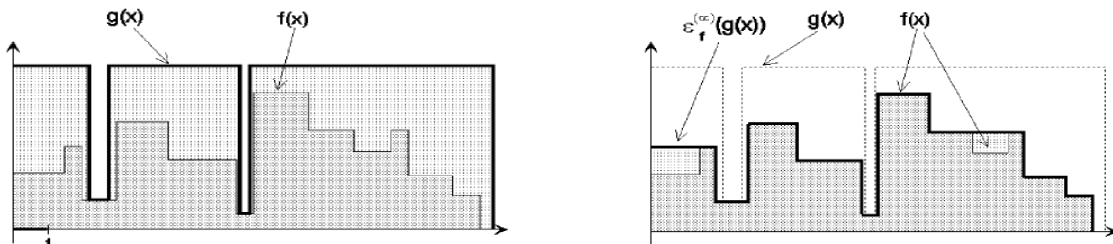
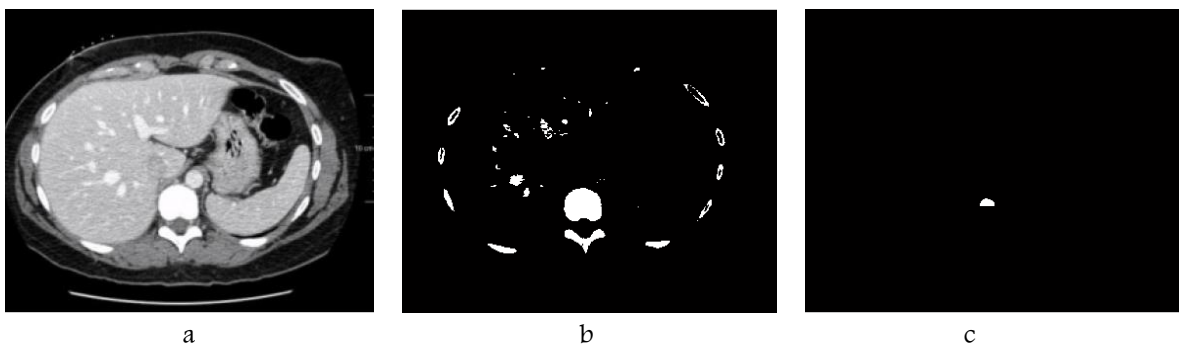


Figure.3.8. principe de la reconstruction géodésique par érosion



a

b

c



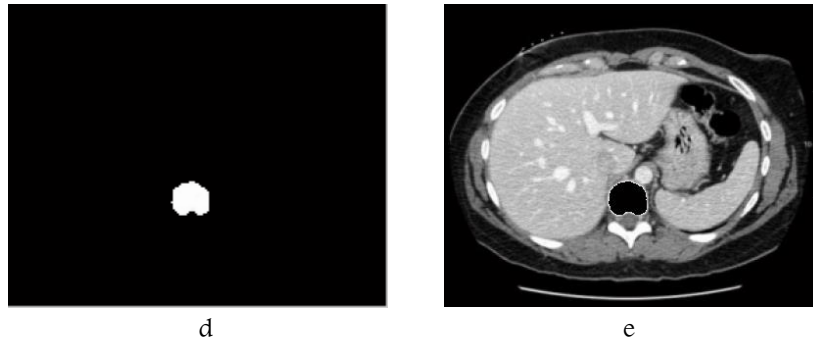
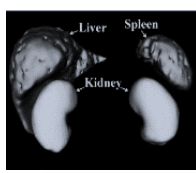


Figure.3.9. Extraction de la colonne vertébrale par la reconstruction géodésique par dilatation : (a) image originale, (b) image masque, (c) image marqueur, (d) reconstruction géodésique de la colonne vertébrale, (e) élimination de la colonne vertébrale de l'image originale.

Par exemple si nous voulons supprimer la colonne vertébrale de l'image TDM figure.3.9.a. Nous appliquons un seuillage sur l'image originale avec un seuil important pour extraire les zones contrastées. Ensuite nous cherchons à séparer les organes voisins et de filtrer les pixels isolés par un filtre surfacique (section 3.6.6) figure.3.9.b. L'application de la reconstruction géodésique par dilatation de l'image masque Figure.3.9.b et l'image marqueur Figure.3.9.c permet d'extraire les régions qu'on désire éliminer figure.3.9.d. Une simple soustraction entre ce résultat et l'image originale, permet de supprimer la colonne vertébrale Figure.3.9.e. Le but de l'élimination de ce dernier sera détaillé dans le chapitre suivant.

#### d. Ouverture par reconstruction :

Si nous parcourons la dilatation ou l'érosion géodésique jusqu'à stabilité, se produit, ce qu'on appelle respectivement la reconstruction par dilatation et la reconstruction par l'érosion. Comme nous le savons, la composition de l'érosion et de dilatation est appelé une ouverture. La composition spéciale de l'érosion et de la reconstruction par dilatation est appelé ouverture par reconstruction de l'érosion ou tout simplement une ouverture par reconstruction.

**Définition** . soit  $\varepsilon$  l'érosion, l'ouverture par reconstruction d'une image  $f$  est définie comme la reconstruction par dilatation de  $f$  par érosion  $\varepsilon(f)$  :

$$\gamma_R(f) = Rec_{\oplus}(\varepsilon(f), f) \quad (3.23)$$

Où  $Rec_{\oplus}$  représente la reconstruction géodésique par dilation.

Ouverture par reconstruction est un moyen très efficace pour éliminer les petites structures d'images. L'étape d'érosion élimine les petites structures de l'image originale. Il sera aussi éroder les contours des structures la plus grandes, mais certaines parties de ces structures restent présent dans l'image érodée. Si nous le faisons maintenant une reconstruction par dilatation géodésique avec l'image originale d'une image marqueur, ces morceaux vont repousser à leur taille d'origine. Les petites structures qui ont été complètement enlevés par l'érosion ne repousseront pas. En effet, l'ouverture par reconstruction a enlevé les petites structures, tout en gardant les plus grandes structures complètement intacte.



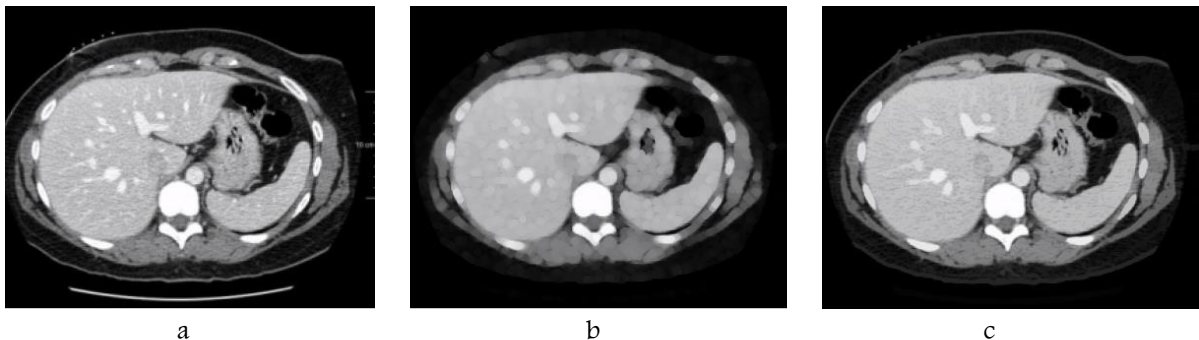
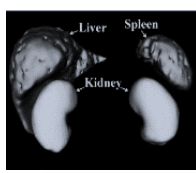


Figure.3.10. Ouverture par reconstruction : (a) image originale, (b) ouverture, (c) ouverture par reconstruction

Les figure.3.10.b et Figure.3.10.c illustre respectivement le filtrage par ouverture fonctionnelle et ouverture par reconstruction. On constate que l'ouverture seule permet d'éliminer certaines structures claires tout en altérant les contours des organes Figure.3.10.b ; par contre l'ouverture par reconstruction permet aussi d'éliminer les objets lumineux tout en préservant les contours Figure.3.10.c.

#### e. Fermeture par reconstruction :

La reconstruction appliquée après une ouverture ou une fermeture restaure les composantes connexes qui n'ont pas complètement disparu. Ce sont par conséquent des filtres connexes. La fermeture par reconstruction élimine des détails sombres dans l'image tout en préservant les contours de l'objet figure.3.11.c. Elle élimine toutes les composantes qui ne contiennent pas l'élément structurant.

**Définition** , soit la dilatation  $\delta$  ; la fermeture par reconstruction d'une image  $f$  est définie comme la reconstruction par érosion de  $f$  par la dilatation de  $\delta(f)$  :

$$\phi_R(f) = \text{Rec}_{\ominus}(\delta(f), f) \quad (3.24)$$

La fermeture par reconstruction permet d'éliminer certains creux, tout en laissant le reste de l'image inchangée.

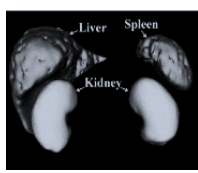
### 3.6.3 Filtre de contraste :

La reconstruction s'avère de fournir un procédé très efficace pour extraire les maxima et les minima régional à partir d'images en niveaux de gris. En outre, la technique s'étend à la détermination de 'structures maximales' que nous appelons *h-dômes* et *h-bassins* Figure.3.12. Examinons brièvement la notion de maxima et minima régional.

#### a. Maxima et minima régionaux :

Un maximum régional  $M$  (respectivement minimum) d'une image  $f$  est un plateau, sans voisins de niveau supérieur (inférieur) à  $f(m)$ . On les note :  $\text{Max-reg}(f)$ ,  $(\text{Min-reg}(f))$  l'ensemble des maxima régionaux (minima) de  $f$

**Définition** : Formellement,  $M \subseteq \mathbb{R}^2$  est un maximum régional (ou minimum) de  $f$  si et seulement si il existe  $V_M$ , un voisinage de  $M$  satisfaisant respectivement.



a

b

c

Figure.3.11. (a) image originale, (b) ouverture par reconstruction (b) fermeture par reconstruction.

$$\forall y \in V_M \setminus \{M\} f(y) < f(M) \tag{3.25}$$

$$\forall y \in V_M \setminus \{M\} f(M) < f(y) \tag{3.26}$$

Les maxima régionaux de  $f$  sont les sommets de la surface topographique : ils marquent donc les structures claires de l'image figure.3. 13. b. Les minima régionaux sont situés au fond des vallées et marquent les structures sombres de l'image figure.3. 13. c.

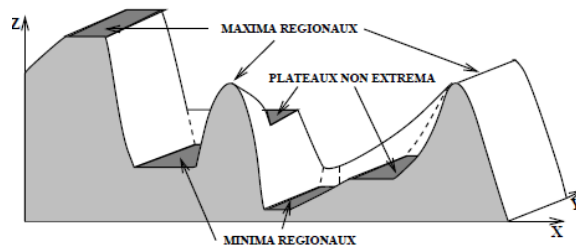


Figure.3.12. Extrema d'une image

**Définition du plateau d'une fonction :** Le plateau d'une fonction  $f \in \mathcal{F}(\mathbb{R}^2, Z)$  au point  $x$  noté  $Plt_x(f)$  est la plus large composante connexe de  $f$  contenant  $x$  et d'altitude constante égale à  $f(x)$  :

$$Plt_x(f) = C_x[\{y \in E \mid f(y) = f(x)\}] \tag{3.27}$$

$C_x$  désigne l'ouverture connexe.

**Définition d'ouverture connexe :** Compte tenu que  $X \subseteq \mathbb{R}^2$ , l'ouverture connexe à un point  $x$  est l'ensemble  $C_x[X]$  définie comme la composante connexe de  $X$  contenant  $x$ , si  $x \in X$  et  $\emptyset$  si non

**b. Extraction des extrema d'une image**

Le but de l'amélioration du contraste dans l'image est d'améliorer la différence entre les objets et le fond pour les distinguer.

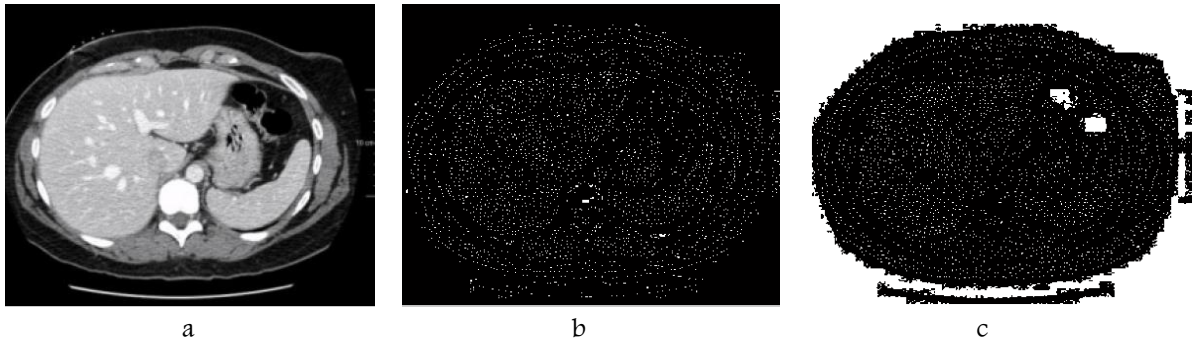
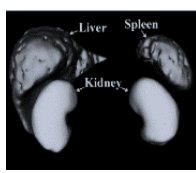


Figure.3.13. Les maxima et les minima régionaux : (a) image originale, (b) les maxima régionaux de l'image originale, (c) les minima régionaux

Les filtres de contraste H-minima ou H-maxima sont des outils puissants en morphologie mathématique pour supprimer les minima et les maxima indésirables. La reconstruction s'avère de fournir un procédé très efficace pour extraire les maxima et les minima régionaux d'une image en niveaux de gris.

**Définition H-maxima** : Pour extraire les maxima régionaux de  $f$ , il suffit donc d'effectuer une reconstruction de  $f$  par dilatation géodésique de  $(f - h)$  sous  $f$  et de soustraire le résultat de  $f$  :

$$H_{max}(f) = f - \delta^\infty(f - h) \quad (3.28)$$

Où  $h$  représente la profondeur.

**Définition H-minima** : L'extraction des minima régionaux de  $f$  relève du même procédé appliqué à  $(-f)$  ; on peut également effectuer une reconstruction géodésique par érosion de  $(f + h)$  au-dessus de  $f$  :

$$H_{min}(f) = \varepsilon^\infty(f + h) - f \quad (3.29)$$

$H_{max}$  ou h-dôme est illustré par la figure.3.14

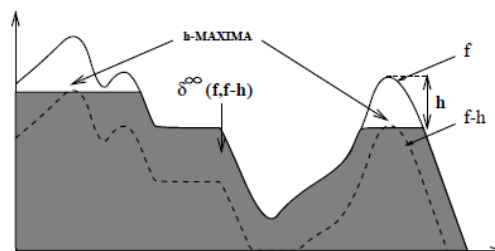
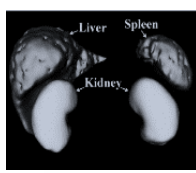


Figure 3.14. Extraction des h-extrema de l'image par reconstruction,

En imagerie médicale, les filtres de contraste peuvent être utilisés pour faire ressortir des zones sombres entourées de zones claires (tumeur, kyste ...).

Le filtre de contraste  $H_{max}$  permet d'éliminer les zones contrastées comme les vaisseaux sanguins. Les figures.3.15.a.b.c illustrent un exemple de filtre de contraste  $H_{max}$  pour différentes valeurs du seuil  $h$ , ces exemples montrent l'influence du choix du paramètre  $h$ . Le choix de la valeur de  $h$  est important pour assurer une excellente suppression des objets contrastés.

Figure.3.15. Application du filtre de contraste  $H_{max}$  pour différents seuils.

En utilisant  $H$ -minima, les minima dont la profondeur est inférieure ou égale à la valeur  $h$  sont supprimés. La valeur  $h$  a une influence directe sur le nombre de régions segmentées. Plus la valeur  $h$  est grande, plus le nombre de régions segmentées est réduit.

### 3.6.4 Filtre alternatif séquentiel .

La théorie du filtrage morphologique permet de nous aider à réaliser ces compositions de manière efficace. En particulier, on peut introduire ce qu'on appelle les filtres alternatif séquentiels (FAS). Sternberg (1986) a introduit une nouvelle classe de filtre morphologique appelé FAS, qui se composent des opérations itératives d'ouverture et de fermeture avec des éléments structurants de tailles croissantes. Schonfeld et Goutsias (1991) ont montré que les FASs sont les meilleurs dans la préservation de structures d'images binaires dans le sens moins de différenciation. Les FASs ont été utilisés avec succès dans une variété d'applications, telles que la télédétection et l'imagerie médicale. Deux types des FAS sont définis ici, FAS blanc et FAS noir.

#### a. Filtre alternatif séquentiel blanc :

**Définition de FAS blanc** : le FAS blanc est défini comme :

$$\Phi_n(f) = \varphi_1 \gamma_1 \varphi_2 \gamma_2 \varphi_3 \gamma_3 \dots \varphi_n \gamma_n \quad (3.30)$$

Où  $\gamma$  l'ouverture et  $\varphi$  la fermeture.

FAS blanc ouvre l'objet de l'image avec le plus petit élément structurant ES, et ferme le résultat précédent avec le même ES. On ouvre alors à nouveau le résultat précédent avec la plus grande taille de ES, et se ferme à nouveau avec le même ES, etc.

#### b. Filtre alternatif séquentiel noir .

**Définition de FAS noir** . Le FAS noir est la duale opération du FAS blanc. Chaque étape est la même que le FAS blanc sauf le FAS noire commence par une opération de fermeture au lieu d'une ouverture. Le FAS noir est défini comme :

$$\Psi_n(f) = \gamma_1 \varphi_1 \gamma_2 \varphi_2 \gamma_3 \varphi_3 \dots \gamma_n \varphi_n \quad (3.31)$$

Les filtres alternatifs séquentiels peuvent diminuer l'importance du bruit d'origine dans les images aussi bien binaires qu'à niveau de gris, facilitant ainsi une étape ultérieure de segmentation. D'autre part, les filtres alternatif séquentiels étant des compositions d'opérations à base d'ES, on peut, en jouant sur ces ES,

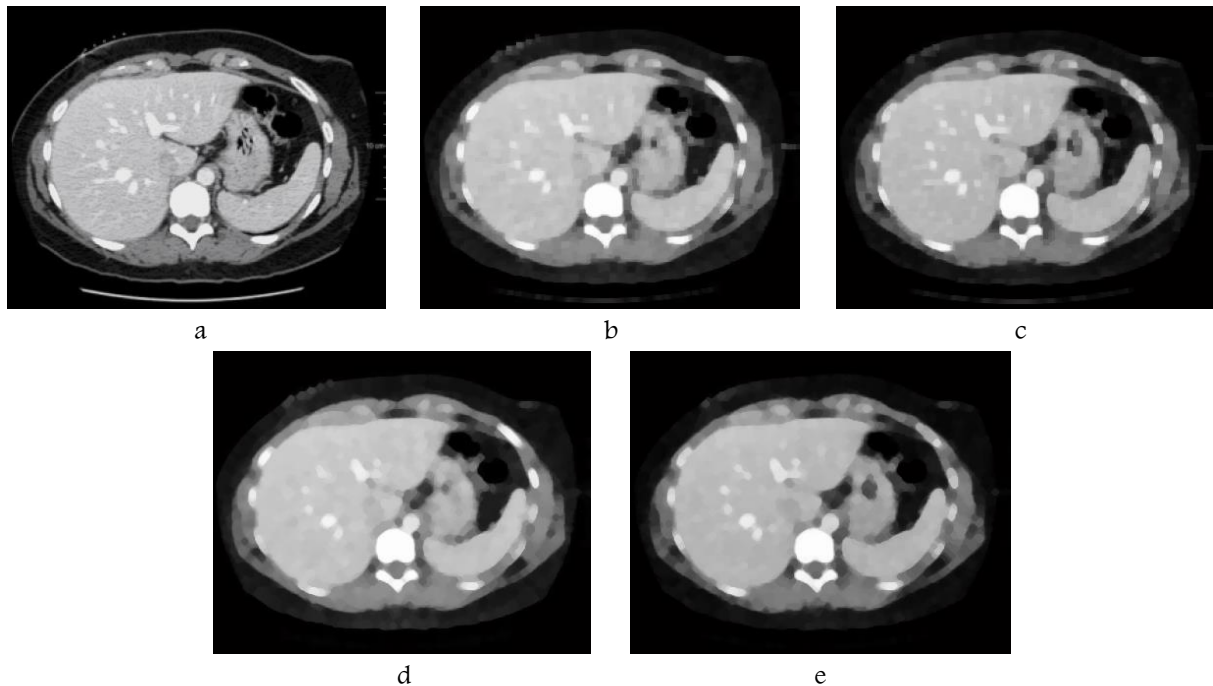
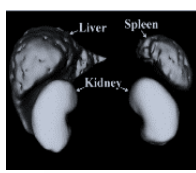


Figure.3.16. Filtre alternatif séquentiel noir (b), blanc (c), avec un élément structurant disque de taille =1 et n=2 ; Filtre alternatif séquentiel noir (d), blanc (e), avec un élément structurant disque de taille =2 et n=2.

augmenter, préserver ou éliminer des formes que l'on souhaite en fonction du choix ES. Si un résultat précis est souhaité, seul le petit ES sera appliqué Figure.3.16.b.c. Sinon, des mesures de filtrage seront répétées jusqu'à ce que le résultat souhaité soit obtenu.

### 3.6.5 Ouverture et fermeture surfacique .

Souvent, une ouverture morphologique simple (respectivement fermeture) avec des disques ou des approximations de disques, sont adéquats pour le filtrage des particules claire (respectivement sombre) à partir d'images en niveaux de gris sans endommager les structures restantes. Toutefois, lorsque les structures qui doivent être préservées sont des objets allongés, ils peuvent être totalement ou partiellement enlevés par ces opérations. Dans la présente section, nous décrivons une solution alternative, en utilisant les concepts d'ouvertures et de fermetures surfaciques.

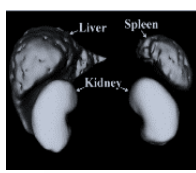
L'ouverture et la fermeture par un élément structurant déforment l'objet. L'ouverture ou la fermeture surfacique n'ont pas ce défaut.

Dans une image binaire avec une connexité spécifiée, une *ouverture surfacique*  $\gamma_\lambda$  supprime toutes les composantes connexes avec une superficie (nombre de pixels) inférieure à un seuil  $\lambda$  spécifique.

#### a. Ouverture surfacique binaire :

**Définition** . Il peut être démontré que cette opération est égale à la réunion de toutes les ouvertures avec des éléments structurants connexes de superficie égale à  $\lambda$  :

$$\gamma_\lambda = \bigvee_i \{ \gamma_{B_i} \mid B_i \text{ est connexe et la superficie } S(B_i) = \lambda \} \quad (3.32)$$



Où  $\gamma_{B_i}$  désigne une ouverture par  $B_i$  et  $S(B_i)$  est la surface de  $B_i$ .

Une ouverture surfacique enlève les composantes connexes dont l'aire est inférieure à un seuil donné  $\lambda$ . Figure.3.17. montre un exemple d'ouverture surfacique pour une image binaire pour différents seuil de la superficie  $\lambda$ .

**b. Fermeture surfacique binaire :**

**Définition** , la fermeture surfacique de paramètre  $\lambda \geq 0$  de  $B \subset E$  est donnée par :

$$\phi_\lambda = [\gamma_\lambda(B^c)]^c \quad (3.33)$$

Où  $B^c$  est le complément de B dans E

Comme le dual de l'ouverture surfacique la fermeture surfacique remplit les trous d'un ensemble dont les aires sont strictement inférieurs à celle du paramètre  $\lambda$ .

**c. Ouverture surfacique en niveau de gris ,**

L'Ouverture surfacique en niveau de gris est un autre filtre connexe. Elle est définie de manière analogue au cas binaire. L'ouverture surfacique de paramètre de taille  $\lambda$  d'une image en niveaux supprime tous les morceaux dont la superficie est inférieure à  $\lambda$ .

**Définition** , pour une correspondance  $f: X \rightarrow E$ , l'ouverture surfacique  $\gamma_\lambda(f)$  est donnée par :

$$(\gamma_\lambda(f))(x) = \sup\{h \leq f(x) \mid \text{la superficie}(\gamma_\lambda(T_h(f))) \geq \lambda\} \quad (3.34)$$

Dans cette définition,  $T_h(f)$  représente le seuil de  $f$  à valeur  $h$ :  $T_h(f) = \{x \in E \mid f(x) \geq h\}$ .

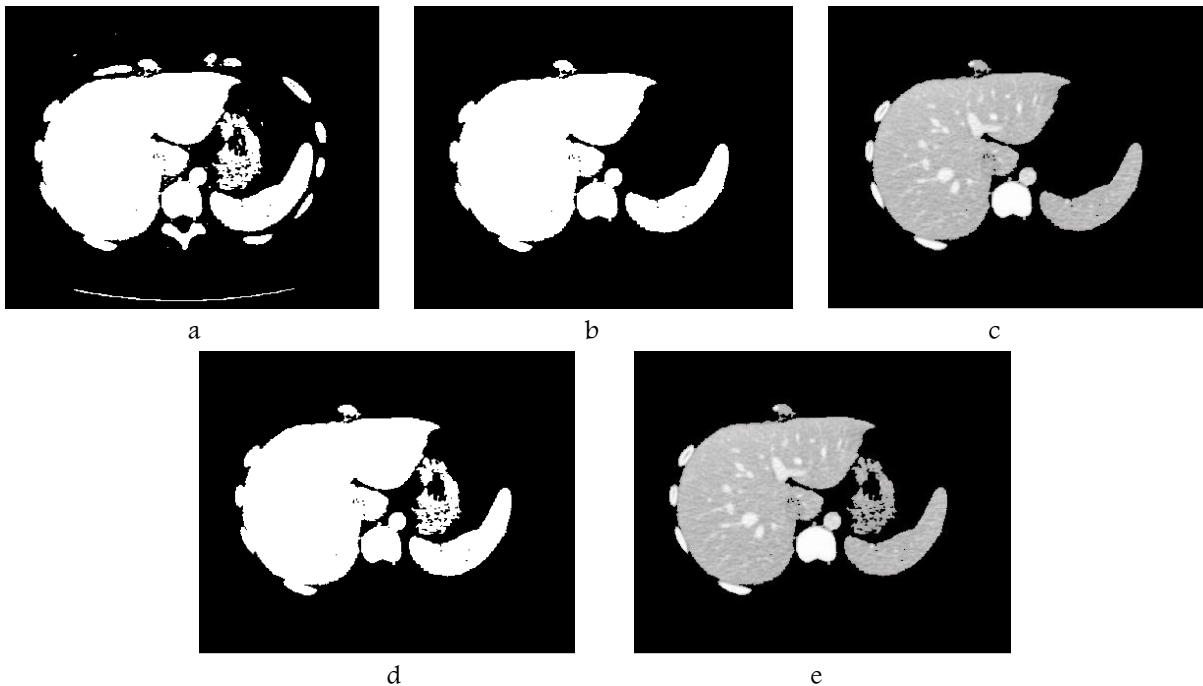
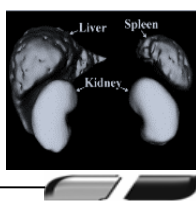


Figure.3.17. : Filtrage surfacique pour différents seuil de la superficie  $\lambda$  . Rangée du haut : (a) image binaire. (b) ouverture surfacique avec l'aire>2000 (c) la superposition avec l'image originale en niveau de gris. Rangée du bas : (d) ouverture surfacique avec l'aire>1500, (e) la superposition avec l'image originale.





### 3.6.6 Bouchage des trous .

L'opération de bouchage des trous consiste à combler les trous qui se trouvent à l'intérieur des ensembles binaires ou dans les reliefs topographiques représentés par les fonctions numériques. Elle utilise aussi la reconstruction géodésique prenant comme marqueurs les bords du champ de l'image inverse (complémentaire de l'ensemble initial), cette dernière étant prise comme masque.

a. **Définition** : Pour le cas binaire, la transformation se formule comme suit :

$$X_{bou-t} = [\delta_{X^c}^\infty(X_{bord})]^c \quad (3.35)$$

Avec  $X_{bou-t}$  est la nouvelle image après remplissage des trous,  $X^c$  est le complémentaire de l'image originale  $X$  et  $X_{bord}$  est le bord de l'image inverse

### 3.6.7 Gradient morphologique .

La détection de contours représente une tâche importante en traitement d'images. Une hypothèse courante dans l'analyse d'images consiste à considérer les objets de l'image comme des régions homogènes en niveaux de gris. Cela induit que sur la frontière entre deux objets, il existe une variation du niveau de gris. Très schématiquement, les contours sont les lieux de variations significatives de l'information niveaux de gris. Les opérateurs du gradient visent à mettre en évidence ces variations. La morphologie mathématique propose des outils non-linéaires de détection de contours, comme le gradient morphologique. Trois combinaisons peuvent être utilisées :

a. **Gradient morphologique de Beucher** : c'est le gradient morphologique basique proposé par Beucher. C'est la différence arithmétique entre un opérateur extensif  $\delta_B$  et l'opérateur anti-extensif  $\varepsilon_B$  Figure.3.18.a

$$Grad_{Morph} = \delta_B - \varepsilon_B \quad (3.36)$$

b. **Gradient morphologique externe** : c'est la différence arithmétique entre un opérateur extensif  $\delta_B$  et l'image originale  $f$  Figure.3.18.c :

$$Grad_{ext} = \delta_B - f \quad (3.37)$$

c. **Gradient morphologique interne** : c'est la différence arithmétique entre l'image originale  $f$  et l'opérateur anti-extensif  $\varepsilon_B$  Figure.3.18.b :

$$Grad_{int} = f - \varepsilon_B \quad (3.38)$$

Un opérateur  $\delta_B$  est extensif ssi :  $f < \delta_B(f)$ ,  $\forall f$  Et par dualité,  $\varepsilon_B$  est anti-extensif ssi :  $\varepsilon_B(f) < f$ ,  $\forall f$

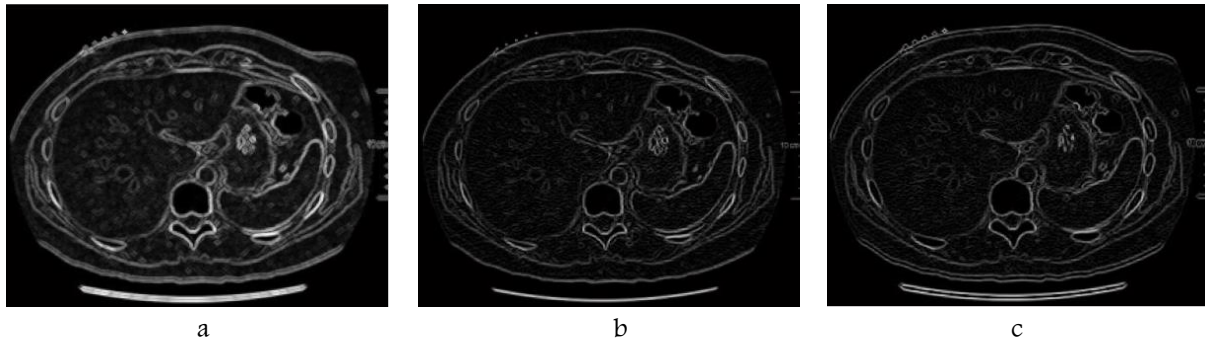
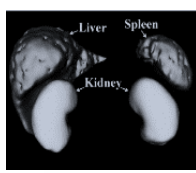


Figure.3.18. Gradient Morphologique : (a) gradient de Beucher, (b) gradient morphologique interne, (c) gradient morphologique externe.

### 3.7 La segmentation d'image par la ligne de partage des eaux

La morphologie mathématique fournit de nombreux outils de segmentation d'images. Nous allons nous intéresser ici à l'une des techniques les plus répandues : la technique de la Ligne de Partage des Eaux (LPE). C'est un algorithme de segmentation d'images, ce qui revient à décomposer une image en régions homogènes. Une idée pour segmenter les images est de déterminer les lignes le long desquelles les niveaux de gris varient rapidement. En faisant une analogie géographique, cela se rapproche de la notion de ligne de crête du module du gradient de l'image. Ici, l'image est vue comme une zone géographique dans laquelle les lignes de crêtes ou ligne de partage des eaux sont assimilées aux contours de l'image.

#### 3.7.1. Principe de la ligne de partage des eaux :

La ligne de partage des eaux est l'une des approches de segmentation les plus réussies de la morphologie mathématique. La ligne de partage des eaux a été introduite par Beucher et Lantuejoul, (1979), elle a été largement étudié et obtenu des résultats encourageants dans la segmentation d'image. Intuitivement, la ligne de partage des eaux d'une fonction considérée comme une surface topographique Figure.3.19 est composée des endroits à partir desquels une goutte d'eau pourrait s'écouler vers différents minima (figure 3.19.c). L'image en niveaux de gris est modélisée comme un modèle topographique, où la valeur de pixel désigne l'altitude de ce point (c'est à dire, représente la hauteur au coordonnées en pixels).

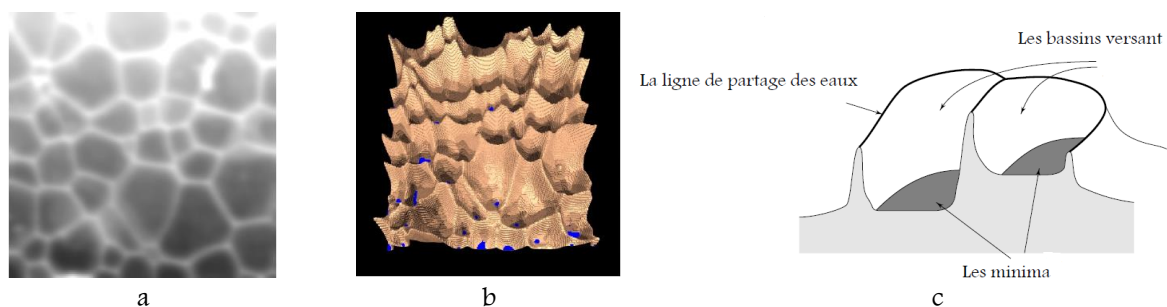
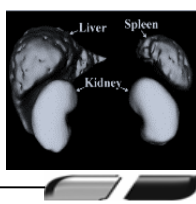


Figure.3.19. La ligne de partage des eaux : (a) Une image en niveau de gris ; (b) "Relief topographique" représenté en 3D associé à l'image (a), (c) les minima régional, les bassins versants et la ligne de partage des eaux.





### a. Le processus de LPE par l'inondation

La **LPE par immersion**, aussi appelée **LPE par inondation**, est la méthode par laquelle la LPE fut introduite en tant qu'outil de morphologie mathématique en 1979.

Dans le paradigme de l'immersion de Vincent et Soille, cette surface est inondée à partir de ses minima Figure.3.20.a (schématisé par les point bleu), générant ainsi différents bassins versants de plus en plus Figure.3.20.b, c, d. Les barrages sont construits pour éviter la fusion de l'eau de deux bassins versants. Le résultat de segmentation différente est défini par l'emplacement des barrages (c'est à dire, les lignes de partage des eaux) lorsque l'ensemble de l'image a été inondé Figure.3.20.e. Habituellement, la ligne de partage des eaux est appliquée sur l'image gradient.

Lors du calcul de la LPE, les structures les plus intéressantes du relief topographique, qui vont être considérées sont : les minima régionaux (voir section 3.6.4. a) et les bassins versants.

### 3.7.2. Minimum :

Un minimum  $M$  de l'image  $f$  d'altitude  $h$  est un plateau de pixels connectés de valeur  $h$  à partir duquel il est impossible d'atteindre un point de moindre altitude sans avoir à remonter Figure.3.19.c :

$$\begin{aligned} \forall p \in M, \forall q \notin M, \text{ tel que } f(q) \leq f(p) \\ \forall P = (p_0, p_1, \dots, p_l) \text{ tel que } p_0 = p \text{ et } p_l = q \\ \exists i \in [1, l] \text{ tel que } f(p_i) > f(p_0) \end{aligned} \quad (3.39)$$

### 3.7.3. Les bassins versants :

Le bassin versant de  $BV(m)$  (ou  $CB(m)$ ) associé à un minimum (régional)  $m$  d'une image en niveaux de gris considérés comme une surface topographique est le lieu des points  $p$  de telle sorte qu'une goutte tombant à  $p$  glisse le long de la surface jusqu'à ce qu'elle atteigne  $m$  Figure.3.19.c.

#### a. Définition :

Soit  $f$  une image appartient à l'espace  $C(D)$ , avoir des minimum  $\{m_k\}_{k \in I}$  ; pour un ensemble d'indices  $I$ , les bassins versants  $BV(m_i)$  (ou  $CB(m_i)$ ) d'un minimum  $m_i$  est défini comme étant l'ensemble des points  $p \in D$  qui sont plus proches topographiquement à  $m_i$  qu'à n'importe quel autre minimum régional  $m_j$  pour la distance topographique :  $\forall j \neq i \Rightarrow DT(p, m_i) < DT(p, m_j)$  alors :

$$CB(m_i) = \{p | f(m_i) + DT_f(p, m_i) < f(m_j) + DT_f(p, m_j), \forall j \neq i\} \quad (3.40)$$

Avec  $DT$  est la distance topographique.

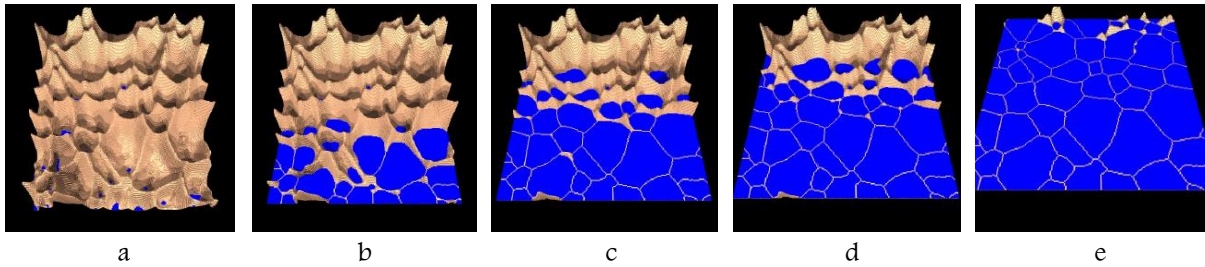
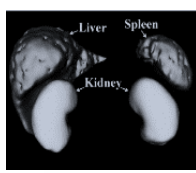


Figure 3.20. Principe de la ligne de partage des eaux par immersion : (a) Représentation topographique de l'image (a) de la figure 3.18, avec en bleu les minima régionaux ; (b) à (e) Représentations topographiques d'étapes intermédiaires à l'immersion du "relief".

### 3.7.4. Calcul de la ligne de partage des eaux :

La ligne de partage des eaux de  $f$  est l'ensemble des points qui n'appartiennent pas à un bassin versant.

Pour une image  $f$ , soient  $h_{min}$  et  $h_{max}$  respectivement la plus petite et la plus grande valeur prise par  $f$  sur son domaine  $D_f$ .

Notons  $CB(M)$  le bassin versant associé au minimum  $M$  et  $CB_h$  le sous-ensemble de ce bassin versant constitué des points d'altitude plus petit ou égale à  $h$  :

$$\begin{aligned} CB_h &= \{p \in CB(M), f(p) \leq h\} \\ &= CB(M) \cap \leq T_h(f) \end{aligned} \quad (3.41)$$

Avec  $T_h(f)$  le seuillage de  $f$  à l'altitude  $h$  :

$$T_h(f) = \{p \in D_f, f(p) \leq h\}$$

Avant de définir la ligne de partage des eaux, nous devons rappeler les définitions de la distance géodésique (voir 3.6.2.a) et de la zone d'influence géodésique.

#### a. Zone d'influence géodésique :

Supposons maintenant que  $A$  contienne un ensemble  $B$  composé de plusieurs composantes connectées  $B_1, B_2, \dots, B_k$

**Définition** . La zone d'influence géodésique  $iz_A(B_i)$  d'une composante  $B_i$  de  $B$  dans  $A$  est la zone où les points de  $A$  ont leur distance géodésique (Figure 3. 21.a) à l'ensemble  $B_i$  plus petite que leur distance géodésique à n'importe quelle autre composante de  $B$  (Figure 3. 21. b):

$$iz_A(B) = \{p \in A, \forall j \in [1, k] / \{i\}, d_A(p, B_i) < d_A(p, B_j)\} \quad (3.42)$$

$$IZ_A(B) = \cup_{i \in [1, k]} iz_A(B_i) \quad (3.43)$$

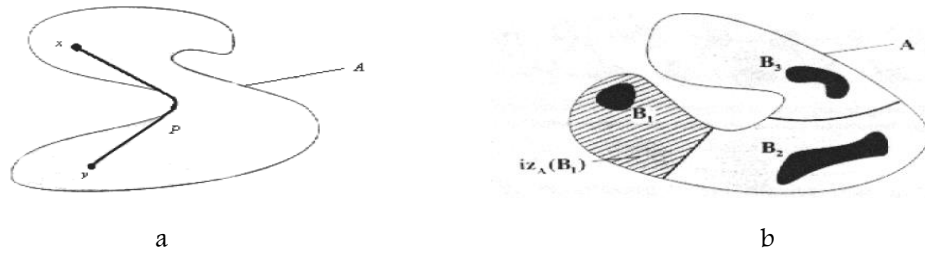
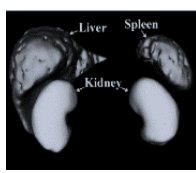


Figure.3. 21. (a) La distance géodésique entre  $x$  et  $y$  à l'intérieur de  $A$ , (b) La zone d'influence géodésique de composantes connectées  $B_i$  à l'intérieur d'un ensemble  $A$

### b. Algorithme de la ligne de partage des eaux .

L'ensemble des bassins versants de l'image  $f$  est égal à l'ensemble  $X_{h_{max}}$  obtenu après l'itération suivante :

1.  $X_{h_{min}} = T_{h_{min}}(f)$
2.  $\forall h \in [h_{min}, h_{max} - 1], X_{h+1} = \min_{h+1}(f) \cup IZ_{T_{h+1}(f)}(X_h)$

La ligne de partage des eaux correspond au complémentaire de cet ensemble dans  $D_f$  c à d à l'ensemble des point de  $D_f$  qui n'appartiennent à aucun bassin versant.

Le passage entre deux itérations est illustré par la Figure.3.22.

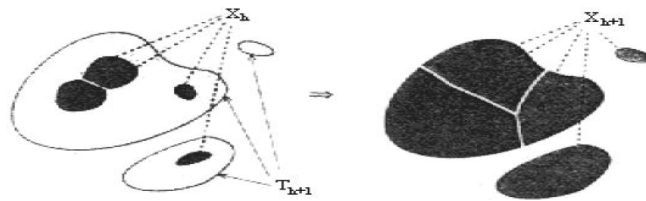
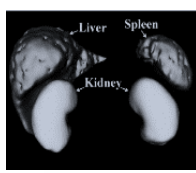


Figure.3. 22. Itération entre  $X_h$  et  $X_{h+1}$ .

### 3.7.5. Problème de la sur-segmentation

La ligne de partage des eaux (lignes) d'une image en niveaux de gris  $f$  sont les lignes qui séparent les différents bassins versants de  $f$

- C'est une transformation facile à comprendre, travaillant directement sur l'image sans passer dans le domaine spectral ou par des représentations complexes.
- La LPE est une transformation non paramétrique. Il n'y a nul besoin de fixer les valeurs de nombreux paramètres pour la réaliser.
- Cette transformation s'emploie aussi bien sur les images fixes que sur les séquences, sur les images à niveaux de gris que sur les images couleur ou multi-spectrales, sur les images 2D ou 3D. C'est en particulier dans ce dernier champ d'application qu'elle a su montrer son efficacité.
- La LPE se prête bien aux techniques de segmentation hiérarchique. Les régions obtenues par un premier niveau de segmentation peuvent être traitées à nouveau par LPE afin de rassembler les régions homologues.



La figure 3.23 donne un exemple de la segmentation par la ligne de partage de seaux. Comme nous le percevons sur la figure.3. 23. b, cet algorithme conduit une à une sur-segmentation de l'image. Par définition, le nombre de régions est égal au nombre de minima régionaux de l'image.

On est souvent confronté à un problème de sur-segmentation lorsqu'on utilise une ligne de partage des eaux : on obtient alors bien plus de régions que souhaité. Plusieurs stratégies sont envisageables pour résoudre ce problème, telles que : un filtrage adapté ; le choix de marqueurs indiquant les sources de l'inondation ; ou l'utilisation d'une approche hiérarchique.

En pratique, un algorithme de ligne de partage des eaux n'est que rarement appliqué directement à l'image originale. On commence classiquement par une étape de filtrage, puis on procède au calcul d'un gradient. Le calcul de la ligne de partage des eaux n'est alors que la dernière étape de la procédure de segmentation.

### 3.7.6. La LPE Sous la contrainte des marqueurs

La segmentation par la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueur a montré que c'est une méthode robuste et flexible pour la segmentation d'images avec des contours fermés. Le concept de marqueurs peut être utilisé pour résoudre le problème de la sur-segmentation dont le but est de détecter la présence de régions homogènes de l'image par un ensemble d'opération morphologiques.

Segmenter une image consiste en effet à mettre en évidence un ensemble de marqueurs  $M$  désignant les objets à extraire dans l'image et une fonction  $f$  quantifiant la nature des transitions entre les différents objets.

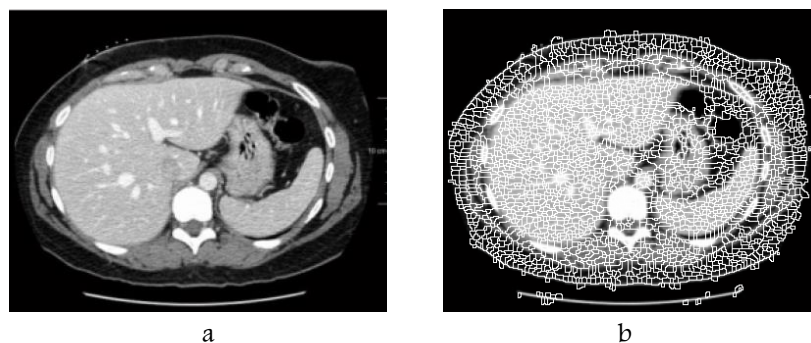
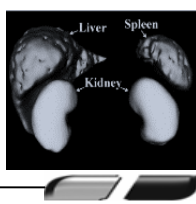


Figure.3.23. Problème de la ligne de partage des eaux : (a) image en niveau de gris ; (b) le problème de la sur-segmentation.

Muni de ces deux éléments, la segmentation consiste alors simplement à effectuer la LPE de  $f$  contrôlée par les marqueurs  $M$ . [42] [43] [44]

#### a. Principe de la modification d'homotopie du gradient .

Le principe de la modification d'homotopie du gradient est d'imposer les marqueurs des régions à segmenter comme minima du gradient en supprimant tous les autres minima indésirables qui sont à l'origine de toute sur-segmentation. On inonde ensuite ce gradient à partir de tous les marqueurs. Une et une seule ligne de partage des eaux est alors présente entre chaque marqueur.



### b. Définition de marqueur .

Le concept de marqueur comprend la détermination de marqueurs qui identifient l'intérieur et l'extérieur des objets à segmenter. Les Marqueurs internes associent avec des objets d'intérêt, et des marqueurs externes associent au fond de l'image. Ils peuvent être sélectionnés manuellement ou automatiquement.

Un marqueur d'une région est un ensemble de pixels connexes permettant de localiser les régions devant être segmentées dans l'image. Notons  $f_m$  l'image (binaire) des marqueurs définie comme suit :

$$f_m(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \in \text{Marqueur} \\ 1 & \text{si non} \end{cases} \quad (3.44)$$

La figure 3. 24. b montre les différentes étapes de la segmentation d'une image avec la LPE contrainte par les marqueurs. Chaque marqueur correspond à un ensemble de pixels connectés. L'image subit une transformation de type gradient puis la LPE sous contrainte des marqueurs réalise la segmentation à partir de l'image gradient. La Segmentation par la ligne de partage des eaux fonctionne mieux si nous pouvons identifier, ou " repérer, " objets et le fond de l'image.

### c. Algorithme original de LPE avec marqueurs :

Pour remédier aux problèmes rencontrés lors de la segmentation par LPE, utilisant comme marqueurs les minima du gradient de l'image initiale, nous allons tenter de simplifier l'image avant d'en extraire les marqueurs significatifs (un marqueur par organe) et de calculer son gradient.

Notons  $f$  l'image initiale à niveaux de gris définis dans l'intervalle  $[h_{min}; h_{max}]$  définie comme un relief topographique, et  $M$  l'ensemble des marqueurs. Ces marqueurs vont permettre de localiser les minima que l'on souhaite imposer à la fonction  $f$ , et on définit alors le nouveau relief  $g$  comme :

$$g(p) = \begin{cases} h_{min-1} & \text{si } p \in M \\ f(p) & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.45)$$

Où  $p$  représente les coordonnées d'un pixel, et  $h_{min-1}$  une nouvelle valeur spécifique aux marqueurs initiaux.

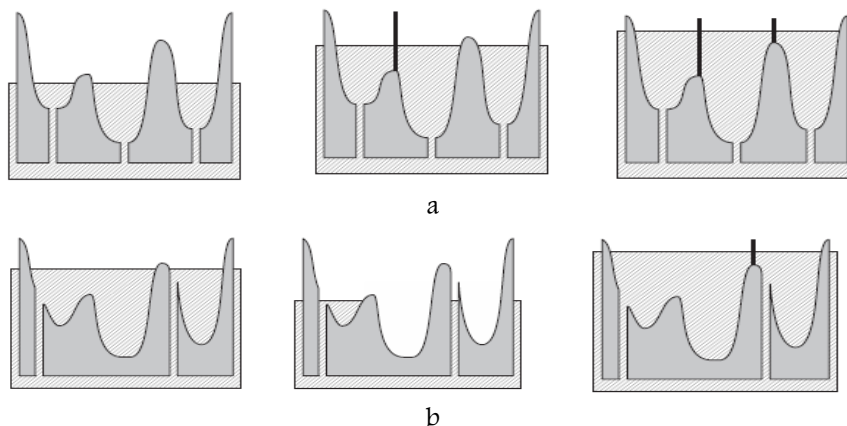
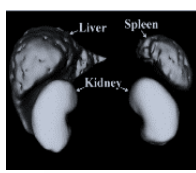


Figure3. 24. Exemples monodimensionnels de la LPE sans et avec marqueurs : (a) LPE sans marqueurs, (b) LPE avec marqueurs.



### 3.7.7. Filtrage

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.

Par définition, le nombre de régions est égal au nombre de minima régionaux de l'image gradient. Comme nous le voyons sur la figure.3.25.b, cette transformation conduit généralement à une sur-segmentation de l'image et n'est donc pas directement utilisable

#### a. Suppression des maximums et minimums locaux :

Idéalement, on ne désire un gradient fort que dans les contours des régions à segmenter, donc on cherche à éliminer tous les contrastes qui ne font pas partie de ces contours. On ne peut pas éliminer le reste de contours des objets d'intérêt (dans notre cas les organes de l'abdomen tel que le foie, la rate et les reins), mais on peut supprimer ces maximums et minimums locaux. Pour cela, on applique plusieurs types de filtrage spatial et morphologique. Pour le filtre spatial on choisit d'utiliser le filtre à diffusion anisotropique. Ce filtre diminue la sur-segmentation résultante de l'application de méthodes de détection de contours comme la Ligne de Partage des Eaux (LPE). En effet le bruit induit de multiples bassins versants non-significatifs. C'est pourquoi on utilise un filtre non-linéaire Figure.3.25.b comme nous le constatons que ce type de filtrage permet de minimiser le nombre de minima locaux de l'image originale Figure.3.25.d.

Concernant le filtrage morphologique, on a plusieurs types de filtres très intéressants comme l'ouverture par reconstruction, filtre alternatif séquentiel, les filtre H-max et H-min..., qui sont utilisées dans notre travail. Le choix du type de filtre morphologique dépend de l'application et de l'objet à segmenter.

#### b. Rehaussement du contraste :

Le rehaussement du contraste est souvent considéré comme l'un des problèmes les plus importants dans le traitement des images médicales. Plusieurs études ont montré que les techniques de rehaussement de contraste sont capables de nettoyer les bruits indésirables et d'améliorer la luminosité des images des et leurs contrastes. Dans notre thèse, on s'intéresse par ce type de prétraitement pour la segmentation des lésions du foie. Le rehaussement du contraste est utilisé ici pour augmenter la différence de luminosité entre le foie et les lésions hépatiques Figure.3.26.c et figure.3.27.b. Parmi les méthodes d'accroissement de contraste, ajustement d'intensité et l'égalisation d'histogramme sont très utilisées.

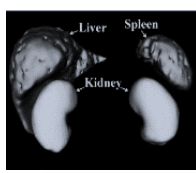
##### i. Ajustement d'intensité :

Cette Technique de rehaussement de contraste est utilisée pour améliorer la qualité d'image, par exemple, augmenter le rapport signal-sur-bruit ou rendre certains éléments plus faciles à voir en modifiant les couleurs ou intensités de chaque pixel.

L'ajustement d'intensité est une technique d'amélioration d'image qui met en correspondance les valeurs d'intensité d'une image à une nouvelle gamme.

Pour illustrer cette technique de rehaussement du contraste, la figure.3.26.a, montre une image à faible contraste avec son histogramme Figure.3.26.b, c'est une image TDM présente une lésion hépatique. D'après





la figure.3.26.b, nous remarquons que dans l'histogramme de l'image comment toutes les valeurs se rassemblent à droite la plage de niveau de gris.

La figure.3.26.c affiche l'image ajustée et son histogramme Figure.3.26.d. On constate un renforcement de contraste dans l'image, et que l'histogramme comble maintenant toute la gamme de niveau de gris.

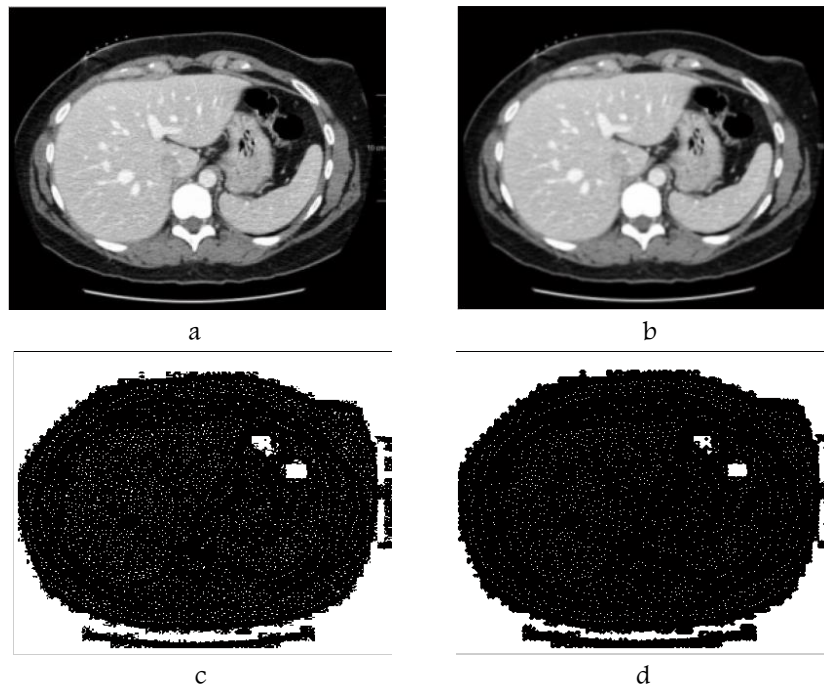


Figure.3.25. Simplification d'image : (a) image originale, (b) application de filtre à diffusion anisotropique, (c) les minima régionaux de l'image avant le filtrage, (d) les minima régionaux de l'image après le filtrage.

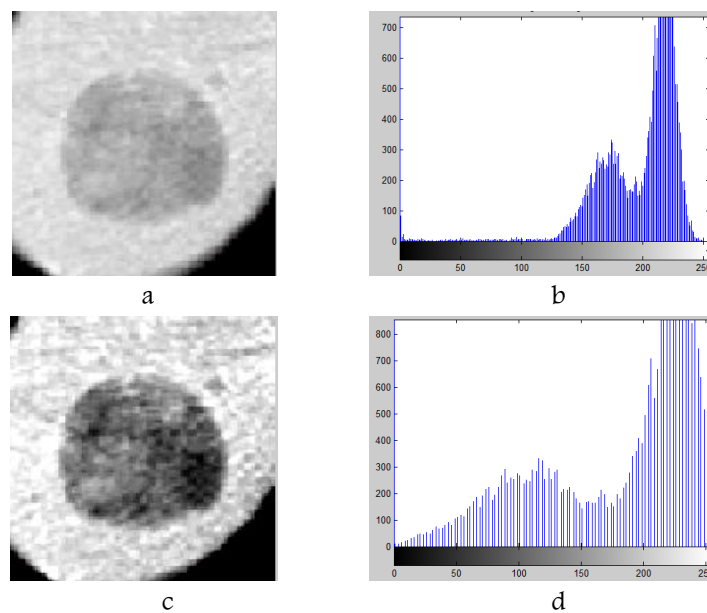


Figure.3.26. Rehaussement du contraste : (a) image originale, (b) l'histogramme de (a), (c) image améliorée, (d) l'histogramme de l'image rehaussée.

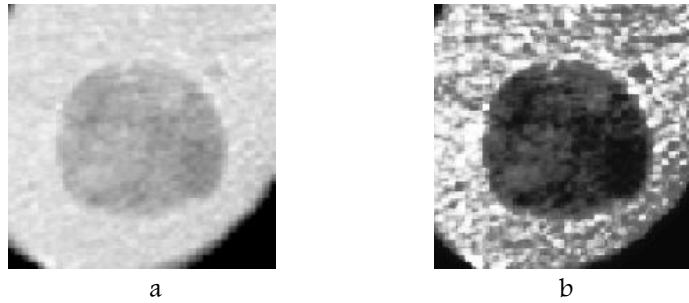
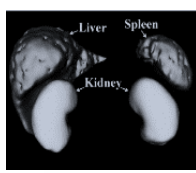


Figure.3.27. Egalisation d'histogramme : (a) image originale, (b) son image rehaussée.

### ii. Egalisation d'histogramme :

L'égalisation d'histogramme emploie une cartographie monotone, non linéaire, qui réaffecte les valeurs d'intensité des pixels de l'image d'entrée de telle sorte que l'image de sortie contient une répartition uniforme de l'intensité (par exemple un histogramme plat). C'est une technique courante pour l'amélioration de l'apparence des images. Une image parfaite est celle qui a les mêmes pas de pixels dans l'ensemble de ses niveaux de gris. Par conséquent, pour obtenir une image parfaite, notre objectif est non seulement de répandre la plage dynamique mais aussi d'avoir l'égalité des pixels dans tous les niveaux de gris. Cette technique est connue sous le nom égalisation d'histogramme Figure.3.27.b.

### 3.7.8. Calcule du gradient amélioré :

Une fois qu'on a déterminé les marqueurs et on a effectué un prétraitement des images, on calcule maintenant le gradient des images obtenues pour voir si les résultats sont comme nous les désirions, c'est à dire des gradients forts et bien délimités dans les contours des zones à segmenter et de réduire le problème de la sur-segmentation. Certainement, dans la figure.3.28.b, qui est l'image du gradient sur lequel on appliquera la ligne de partages des eaux pour segmenter les organes de l'abdomen, les contours de du foie et la rate sont plutôt bien définis. De même, dans la figure.3.29.c qui est l'image sur laquelle on appliquera notre algorithme pour segmenter des lésions hépatiques, on peut voir que les zones avec un gradient très bien défini sont les contours des lésions.

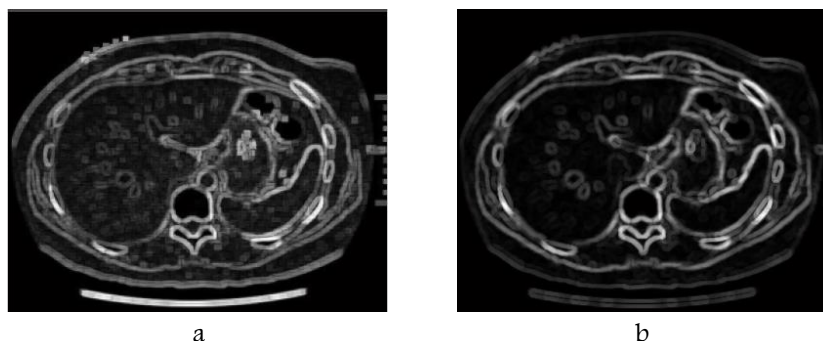


Figure.3.28. Gradient morphologique amélioré : (a) gradient morphologique de Beucher avant le prétraitement de l'image originale, (b) gradient de Beucher après l'amélioration de l'image originale



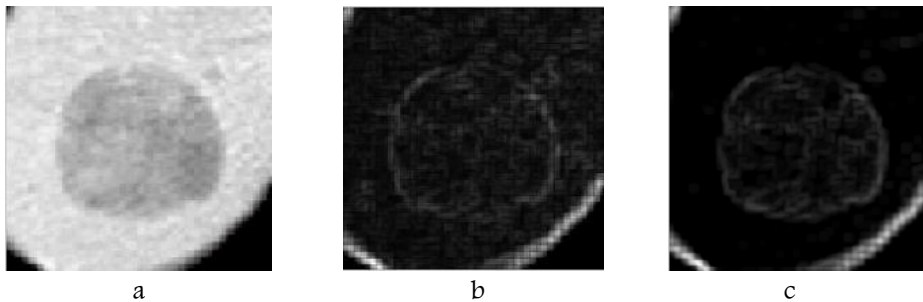
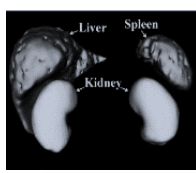


Figure.3.29. Gradient morphologique amélioré : (a) image originale contenant une lésion au niveau du foie, (b) gradient morphologique de Beucher avant le prétraitement, (c) gradient de Beucher après l'amélioration de l'image originale.

### 3.8. Segmentation hiérarchique :

L'application directe de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur l'image gradient conduit généralement à une sur-segmentation. Ce problème est produit par le grand nombre de minima incrusté dans l'image ou de son gradient. Nous pouvons résoudre ce problème par une sélection primaire des marqueurs pointant la région d'intérêt. Mais dans de nombreux cas, ce n'est pas possible doit être utilisées ces marqueurs pour réduire la sur-segmentation.

Ainsi, comme mentionné antérieurement, nous préférons filtrer les images tomodensitométriques par filtre de diffusion anisotrope Figure.3.25.b avant d'appliquer l'algorithme de la ligne de partage des eaux mais le problème de la sur-segmentation persiste encore Figure.3.30.c. Le lissage améliore ce résultat, mais n'élimine pas tous les faux minima. Pour prévenir cette sur-segmentation et détecter les contours de la région d'intérêt, nous poursuivons les étapes suivantes :

- Dans un premier temps, il est donc nécessaire d'améliorer l'image sur laquelle on applique l'algorithme de la segmentation par la LPE par le calcul de l'image mosaïque et son gradient Figure.3.31.b. Figure.3.31.c.
- Et d'autre part, détecter les minima significatifs.

Puisque les difficultés rencontrées viennent de ce que l'image à segmenter est trop complexe, une solution consiste à la simplifier, tout en conservant dans l'image simplifiée l'information pertinente. On présentera une telle procédure de simplification basée sur la ligne de partage des eaux, et on montrera qu'elle conduit à une approche hiérarchique. Dans ce cas, le passage d'une image simplifiée de l'image initiale est appelée image mosaïque ou image partitionnée.

#### 3.8.1 Définition de l'image mosaïque .

En associant à chaque bassin versant la valeur moyenne de ces points dans l'image originale, on crée une image mosaïque, qui est visuellement proche de l'image originale [45]

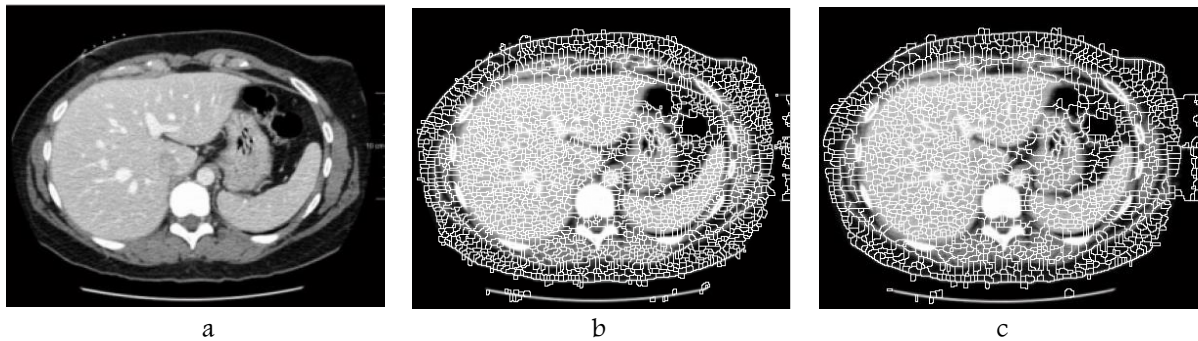
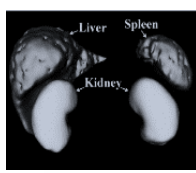


Figure.3.30. La ligne de partage des eaux et la sur-segmentation : (a) image en niveau de gris ; (b) résultat de la segmentation sur l'image originale, (c) résultat de la segmentation sur l'image simplifiée.

### 3.8.2 Construction de l'image mosaïque

Construire une image de mosaïque d'une image en niveau de gris  $f$  est très simple

- Premièrement, construire la ligne de partage des eaux de l'image gradient  $g^f$
- Calculer la valeur moyenne du niveau de gris à l'intérieur de chaque minimum de  $g^f$
- comme chaque minimum de  $g^f$  correspond seulement à un bassin versant dans la ligne de partage des eaux, remplir ce bassin versant par la valeur en niveau de gris déterminée à l'étape précédente.

Ce procédé produit une image simplifiée dite image mosaïque. [46]

La Figure.3.31.b, montre le calcul de l'image mosaïque sur nos propres images et la Figure.3.31.c son gradient.

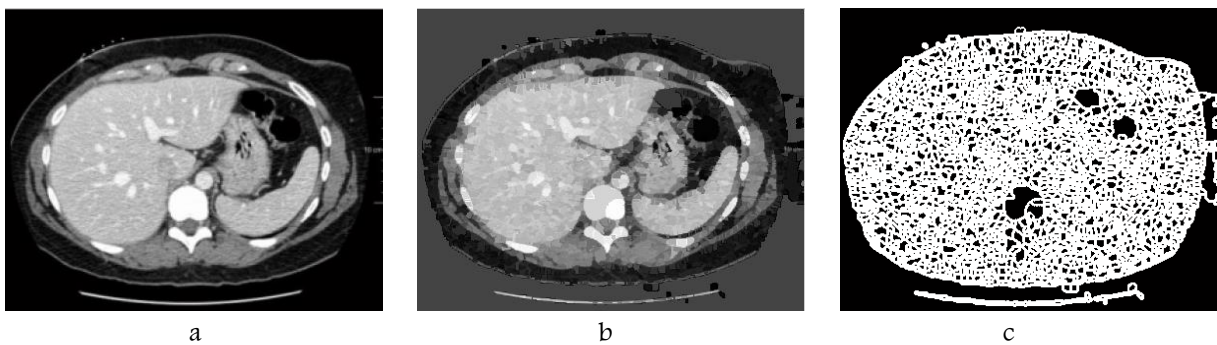
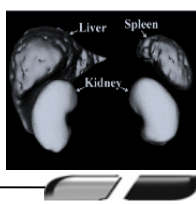


Figure.3.31. Construction de l'image mosaïque : (a) l'image originale, (b) image mosaïque, (c) gradient de l'image mosaïque.

L'image partitionnée est intéressante. D'abord, elle présente un meilleur contraste que l'image initiale. Ensuite, l'information éliminée par transformation n'est plus pertinente, puisque par construction, on a préservée tous les contours qui sont apparus sur l'image initiale. L'image mosaïque conserve les contours tout en les renforçant. Enfin, cette transformation permet d'utiliser sur les images à teintes de gris les opérateurs morphologiques définis sur des graphes.

### 3.8.3 Une hiérarchie ou pyramide de graphes [47]

La construction pyramide de graphe entraîne à chaque niveau de la hiérarchie l'obtention d'un nouveau graphe avec un nombre de nœuds qui tend à diminuer au fur et à mesure que l'on se rapproche du sommet de celle-ci.



### a. Les graphes en analyse d'images [48]

Les graphes jouent un rôle important dans le contexte du processus d'analyse d'images. Ils sont utilisés pour la représentation topologique de la scène étudiée. Dans ce cas, les sommets correspondent aux régions dans la scène et les arêtes décrivent les relations de voisinage entre ces régions.

#### i. Définition du graphe .

On définit en général un graphe  $G$  comme la donnée de deux ensembles  $N$  et  $A$ . Les éléments de  $N$  sont appelés les nœuds (ou les sommets) du graphe. On notera  $n$  le cardinal de l'ensemble  $N$  et on numérotera les nœuds  $i = 1 \dots n$ . Les éléments de  $A$  sont des couples  $(i, j)$  de nœuds de  $N$  que l'on appelle les arêtes du graphe [49]

### b. Graphe de frontières de régions

Le graphe de frontières de régions 'Region Boundary Graph' est un graphe où chaque arête correspond à un ensemble de pixels associé à la frontière entre deux régions adjacentes et où chaque nœud représente un point de jonction entre deux frontières ou plus [47]

### c. Graphe d'adjacence de régions

Un graphe d'adjacence de régions noté RAG pour 'Region Adjacency Graph' représente les régions de l'image par des nœuds ainsi que les relations d'adjacence existant entre ces régions par des arêtes. Ainsi, comme l'illustre la figure.3.32.b deux nœuds du graphe sont reliés par une arête si les régions qu'ils représentent sont adjacentes [50].



Figure.3.32. Une image 2D segmentée en régions : (a) image en niveau de gris, (b) le RAG correspondant

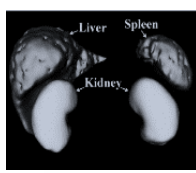
### d. Pyramides de graphes d'adjacence

Cette structure est construite de bas en haut, et le niveau 0 représente en général l'image initiale formée de tous ses pixels (cette structure est généralement utilisée en 2D). Chaque niveau est alors construit à partir du niveau précédent en appliquant un processus de décimation Figure.3.33.

Une telle structure est composée d'un ensemble de graphes d'adjacence  $\{G^l = (S^l, A^l)\} l = 0 \dots m$ . Chaque graphe  $G^l$  correspond à un niveau  $l$  de la pyramide,  $S^l$  est l'ensemble des sommets du graphe représentant les cellules, et  $A^l$  est l'ensemble des arêtes de ce graphe décrivant les relations d'adjacence entre les cellules [50].

#### i. Processus de décimation [47] .

Le processus de décimation transformant un graphe  $G_k$  en  $G_{k+1}$  tel que  $|N_{k+1}| < |N_k|$  peut être effectué selon deux approches différentes :



- La première approche : provient des travaux de Meer, la décimation doit être maximale afin de permettre une convergence rapide vers un graphe simplifié. Pour toute paire de nœuds  $(i, j)$  appartenant à une même arrête au niveau  $k$ ,  $i$  et  $j$  ne peuvent pas tous les deux exister au niveau supérieur  $k + 1$ . La deuxième règle implique que tout nœud d'un niveau  $k$  doit être lié à un nœud du niveau  $k + 1$ .
- La deuxième approche est celle développée par KROPATSCHEV utilisant un noyau de contraction noté  $N$  pour établir le graphe d'un niveau  $k+1$  et donc une pyramide de graphes. Plus de détail sur cette approche voir Réf [51].

### 3.8.4 Segmentation hiérarchique en cascade .

Une autre approche est introduite pour prévenir cette sur-segmentation, c'est de produire une hiérarchie de Ligne de Partage des Eaux non paramétrique également connue sous le nom de l'algorithme du waterfall 'chutes d'eau' instauré par BEUCHER. Beucher a proposé un algorithme efficace de segmentation hiérarchique par les cascades basé sur la reconstruction de l'image. Cette procédure peut être utilisée pour déterminer tout bassin versant correspondant aux marqueurs les plus significatifs.

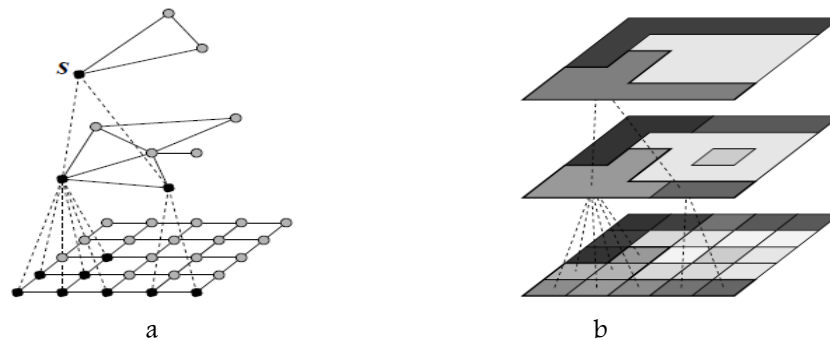


Figure.3.33. Pyramide de graphes : (a) Pyramide de graphes : les nœuds noirs des deux premiers niveaux sont « fusionnés » en le nœud . du troisième niveau. Le champ récepteur du sommet . est l'ensemble des sommets noirs du niveau initial. (b) Pyramide d'images correspondante.

#### a. Algorithme basé sur la reconstruction

Soit  $f$  une fonction positive et bornée ( $0 \leq f \leq m$ ) et soit  $W(f)$  la ligne de partage des eaux, correspondant à un ensemble de lignes de la LPE de  $f$ . Nous pouvons construire une nouvelle fonction avec  $W(f)$  :

$$g(x) = f(x) \text{ ssi } x \in W(f) \text{ et } g(x) = m \text{ ssi } x \in W^c(f)$$

Cette fonction  $g$  est supérieure que la fonction  $f$ . De ce fait, nous pouvons reconstruire  $f$  à partir de la fonction  $g$  en effectuant une reconstruction géodésique par érosion de  $g$  sur  $f$ :  $f^* = \epsilon_f^\infty(g)$ .

Cette reconstruction a pour résultat de supprimer tous les minima non significatifs de  $f$  qui sont à l'origine de la sur-segmentation. Les minima de la nouvelle fonction  $f^*$  sont devenus des marqueurs significatifs de la fonction d'origine  $f$ .

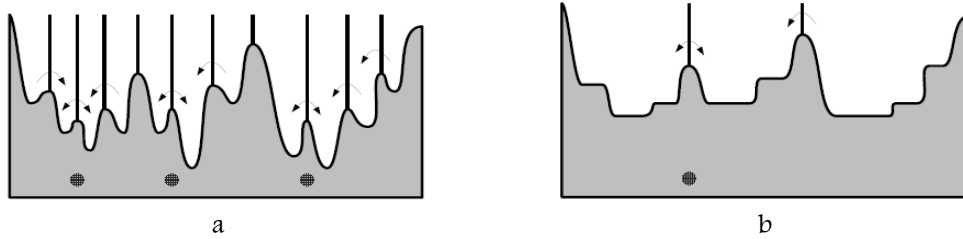
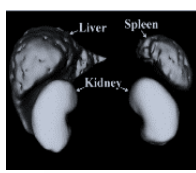


Figure.3.34. Reconstruction géodésique pour la détection de marqueurs : (a) LPE de la fonction  $f$ , (b) Nouvelle fonction issue de la reconstruction géodésique.

En appliquant la LPE sur cette nouvelle image figure.3.34.b, seules les crêtes les plus significatives sont détectées. Les deux fonctions des figures 3.34.a et Figure.3.34.b font apparaître des marqueurs pour la LPE de la prochaine itération.

L'algorithme en cascade peut être itéré pour produire une séquence de segmentations hiérarchique. A partir d'une valeur initiale  $s_0$  de la ligne de partage des eaux (le premier niveau de la hiérarchie), ce processus itératif consiste à générer la première image hiérarchique  $h_0$  et à calculer la ligne de partage des eaux de  $h_0$  pour obtenir le niveau suivant de la hiérarchie  $s_1$ , et ainsi de suite.

L'algorithme en cascade est basé sur la reconstruction de la fonction gradient de l'image mosaïque avec sa LPE. En réitérant un certain nombre de fois cette procédure de sorte à obtenir une cascade de LPE, nous obtenons une hiérarchie ou pyramide de partitions.

#### b. Partition de l'image

- i. **Partition Zucker (1976)** : Voir paragraphe 2.1.
- ii. **Hiérarchie des partitions [52]**

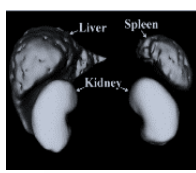
Soit  $\pi$  un ensemble de partition  $\{D_i\}, i \in I$  associée à l'espace  $E$ .  $\pi$  forme une hiérarchie de partition s'il est possible d'établir un ordre d'inclusion parmi toute paire d'éléments de l'ensemble  $\pi = \{D_i\}, c \text{ à } d \forall i, j D_i \cap D_j \in \{D_i, D_j\}$

Avec :  $D = \{R_i\}$  est une partition de l'espace  $E$ ,  $c \text{ à } d D$  est un ensemble de composante connexes  $\{R_i\}$  disjoints, dont l'union est l'espace  $E$ , Chacune des composantes  $R_i$  est une classe de la partition nommée région.

#### c. Structure des cascades sous forme de graphe et arbre de fusion .

La segmentation hiérarchique consiste à fusionner les régions suivant le processus de la ligne de partage des eaux sur un graphe fabriqué à partir de l'image mosaïque. [33].

L'algorithme des cascades basé sur les graphes a été proposé dans [53] [54]. Il peut faire intervenir le graphe dual de la partition qui est constitué d'arcs reliant des nœuds Figure.3.35.a. Les nœuds représentent les régions et les arcs, les frontières. La valeur d'un arc correspond à la hauteur de la frontière séparant deux régions, c'est-à-dire à la dynamique de contour [55]



Chaque nœud correspond à un bassin versant de la surface topographique. Si deux bassins versants sont voisins, c'est-à-dire que ces bassins versants ont une frontière commune (ligne de crêtes), il existe alors une arête qui relie ces deux nœuds dans un graphe Figure.3.35.a [56].

Beucher a proposé une approche de segmentation hiérarchique : la cascade (waterfall en anglais). L'idée consiste, à chaque étape, à supprimer tous les contours des bassins versants qui sont complètement entourés par les autres plus élevés. Avec la suppression de ces contours, une partition simplifiée est obtenue Figure.3.35.b, ce processus peut être itéré. À la fin de la cascade, une région unique couvrant toute l'image est obtenue. [56]

Dans la figure.3.35 la segmentation aboutit à une partition composée de deux régions à la première itération des cascades Figure.3.35.b. Cette partition est la plus intéressante car celle du niveau suivant correspond à la fusion de toutes les régions. Les différents niveaux de segmentation peuvent être stockés dans un arbre de fusion Figure.3.35.c. Dans l'exemple, le niveau 0 correspond au résultat de la LPE et comprend les régions  $\{R_1, R_2, R_3, R_4, R_5, R_6, R_7\}$ , le niveau 1 les régions  $\{R_8, R_9\}$  et le niveau 2 la région  $\{R_{10}\}$  Figure.3.35.c.

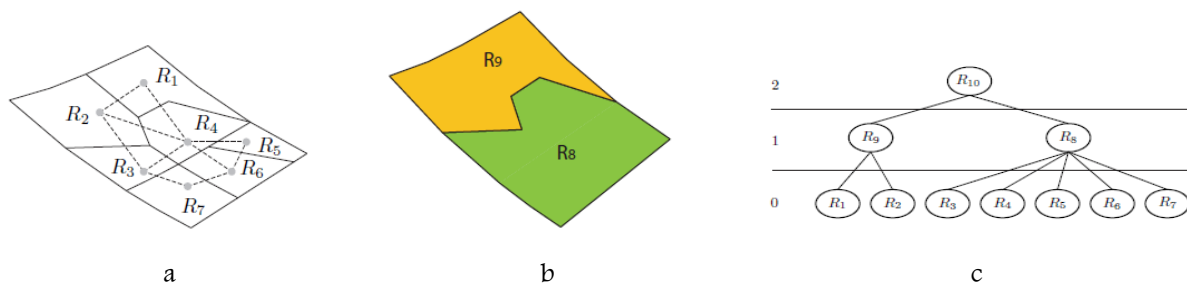


Figure.3.35. Segmentation à partir des cascades [55]: (a) Graphe partition, (b) Partition obtenue à la fin de la 1<sup>ière</sup> itération des cascades, (c) Arbre de fusion des régions.

Malheureusement, de nombreux problèmes se posent lors de l'utilisation de l'algorithme en cascade. Le principal problème de l'itération vient du fait qu'il est très difficile de détecter un « bon » niveau de la hiérarchie. Selon l'application, il est parfois possible d'extraire une segmentation satisfaisante. Le principal avantage de l'algorithme en cascade repose sur le fait qu' 'il ne nécessite aucune entrée paramétrique. Aucun paramètre ne contrôle le processus de hiérarchisation.

## Conclusion :

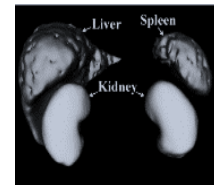
*Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques rappels liés à la théorie de la morphologie mathématique et aux opérateurs qu'elle propose. Notre objectif de cette étude est de montrer les intentions de la Morphologie Mathématique qui ont guidé nos travaux, et de détailler plus particulièrement les outils de base que nous avons utilisés.*

*Cette partie nous a permis de mieux comprendre l'intérêt de la M.M dans le filtrage des images et de mieux voire les différentes techniques proposées par théorie de la morphologie mathématique dans la recherche d'une meilleure qualité d'images. Ce qui nous a permis de mettre en œuvre l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour la segmentation des organes de l'abdomen des images médicales.*

# Chapitre IV :

*Segmentation Simultanée des  
Organes de l'Abdomen :  
La méthode proposée*





### Introduction :

Après avoir développé des opérateurs morphologiques dans le chapitre précédent, nous procédons dans ce chapitre à une application de ces opérateurs au problème de la segmentation des organes de l'abdomen par la ligne de partage des eaux.

Ce chapitre décrit différentes méthodes mises en œuvre pour améliorer le problème de la sur-segmentation d'organes abdominaux à partir des images Tomodensitométriques TDM. Les premiers outils à avoir été employés, dont les méthodes par filtrage spatial, filtrage morphologique et la ligne de partage des eaux, sont respectivement décrits dans ce chapitre.

Les opérateurs morphologiques constituent une aide précieuse dans un processus de segmentation. En particulier, l'ouverture par reconstruction, le filtre de contraste et le calcul de l'image mosaïque permettent de simplifier les images tout en préservant les contours importants et de résoudre le problème de la sur-segmentation, ce qui améliore l'opération de segmentation proprement dite.

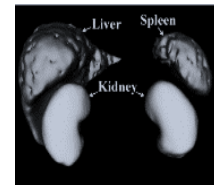
La segmentation à partir d'une image médicale TDM est l'un des axes principaux de la recherche en traitement d'images médicales. La majorité des systèmes de segmentation des structures anatomiques et pathologiques, qui proposent des méthodes automatiques ou semi-automatique permettant une véritable utilisation en routine clinique où le temps de traitement doit d'être minimal.

L'appareil digestif est l'une des régions les plus complexes à analyser compte tenu du grand nombre d'organes mous voisins ayant une densité proche les uns des autres. En effet, les processus de segmentation des organes de l'abdomen et d'identification des structures anatomiques sont des étapes primordiales.

Les images scanner de l'abdomen sont particulièrement difficiles à traiter automatiquement pour de nombreuses et diverses raisons. Malgré les récents progrès en tomodensitométrie, les images cliniquement acquises sont caractérisées par la présence d'artefacts du processus de reconstruction, la présence d'artefacts de volume partiel et par un faible contraste entre les frontières de certains organes. La seconde difficulté majeure est anatomique. Elle est due au caractère mou et complexe des différents organes de l'abdomen, introduisant une grande variabilité des structures selon les images et les patients. Cette variabilité augmente sensiblement la difficulté de la segmentation automatique des organes. Cette problématique invite donc à une réflexion profonde sur les méthodes de traitements d'images à utiliser pour améliorer le processus de segmentation des images TDM de l'abdomen.

La segmentation des images de l'abdomen permet de mieux planifier l'acte chirurgical. Ainsi, ces images permettent aux médecins d'avoir une meilleure connaissance préopératoire de l'anatomie interne d'un patient pour établir un meilleur diagnostic et de mieux planifier la thérapie la plus appropriée à un cas donné. L'autre utilisation réside dans le suivi temporel des patients permettant de visualiser plus facilement l'efficacité d'une thérapie.





Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la segmentation simultanée des organes de l'abdomen à partir des images TDM de l'abdomen par la morphologie mathématique en particulier la ligne de partage des eaux. Généralement, l'algorithme de ligne de partage des eaux est appliqué sur l'image gradient de l'image à segmenter. Cette approche a cependant l'inconvénient de la sur ou sous-segmentation due pour différentes raisons.

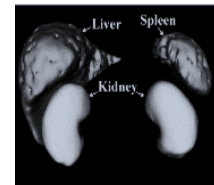
Afin de réduire les insuffisances de la ligne de partage des eaux, des techniques de prétraitement sont proposées, la solution consiste à réduire le nombre de sources d'inondation : on choisit un marqueur par objet, plus un marqueur pour le fond. Une autre solution peut consister à filtrer les minima non-significatifs de l'image gradient. Aussi, on peut supprimer les minima trop petits, ou de dynamique (profondeur) trop faible. L'autre solution permet à simplifier l'image originale par le calcul de l'image mosaïque.

### 4.1. Etat de l'art de la segmentation des organes de l'abdomen :

La segmentation des structures anatomiques est souvent la première étape dans le diagnostic assisté par ordinateur en utilisant des images médicales. La mise en œuvre d'une segmentation entièrement automatisé permet au radiologue et d'autres professionnels de la santé à un accès facile et pratique aux mesures d'organes, tout en réduisant le temps effectué par une segmentation manuelle. Plusieurs cadres généraux ont été proposés pour la segmentation automatique et simultanée de plusieurs organes de l'abdomen ou de différents types d'anomalies.

Jianhua Yao et al [57] proposent une méthode pour initialiser un modèle l'emplacement 'Location Model' pour la segmentation de multiples organes. Ils ont observé que la colonne vertébrale est support la partie supérieure du corps humain. Lorsque la colonne vertébrale se déplace, les organes se déplacent avec elle et l'emplacement relatif entre les organes et la colonne vertébrale reste relativement stable. En outre, les configurations de localisation des organes entre les individus normaux sont similaires. Par conséquent, ils modélisent des statistiques de l'emplacement des organes par rapport à la colonne vertébrale utilisant un modèle de distribution de points. Les organes sont également équipés de modèles de densité de probabilité. Leur modèle comprend cinq organes abdominaux : foie, la rate, le pancréas et les deux reins. Ce modèle ne fonctionne que lorsque les vertèbres T10-L3 sont présentes dans l'ensemble de données. Bien que cette condition soit remplie pour la plupart des organes TDM de l'abdomen, ils constatent qu'ils peuvent améliorer l'alignement de la colonne vertébrale pour accueillir des ensembles de données avec moins de vertèbres.

Paola Campadelli et al [58] présentent une technique de segmentation automatique basée sur fast-marching method. Le système de segmentation proposé est conçu pour surmonter les problèmes dus au niveau de gris élevé inter et intra-patient, et la variabilité des formes, fonctionne sur chaque patient séparément. La technique proposée est adaptée pour segmenter le foie, la rate et les reins. Leur système échoue lorsque le foie est cancéreux ; cela est dû au fait que le cancer du foie à un aspect beaucoup plus sombre que le tissu hépatique normal, de sorte que les foies cancéreux sont souvent fortement sous-segmentés.



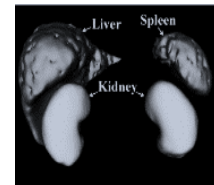
Marius George Linguraru et al [59] proposent une méthode automatisée optimisée pour la segmentation simultanée de quatre organes abdominale de données 4D en utilisant des coupes de graphes. Le procédé évite l'inclusion de segmenter le cœur dans la segmentation de foie, mais des parties de la veine cave inférieure par erreur peuvent être segmentées en région du foie, en particulier lorsque le contraste est faible.

Toshiyuki Okada et al [60] fournissent une méthode pour trouver et représenter les interrelations basées sur l'analyse de corrélation canonique. En outre, les méthodes sont développées pour la construction et l'utilisation d'un atlas statistiques dont les contraintes inter-organes sont explicitement incorporées pour améliorer la précision de la segmentation de multi-organes. Ils traitent avec huit organes : le foie, la rate, les reins (gauche et droit), la vésicule biliaire, de l'aorte, la veine cave inférieure (VCI), et du pancréas. L'idée de base est d'intégrer une relation spatiale inter-organes pour atteindre une segmentation stable de plusieurs organes.

Mariusz Bajger et al [61] utilisent dans cette approche 3D Statistical Region Merging (3D-SRM) et 3D Efficient Graph-based Segmentation (3D-EGS) pour la segmentation des poumons, le cœur, le foie, les reins, la rate, l'estomac, la moelle épinière et les os (y compris tous les os). Malgré les résultats apportés par cette technique sont attirants, la technique EGS est beaucoup plus sensible au bruit que la méthode SRM, il est susceptible d'être améliorée quand un pré- traitement est intégré dans ce cadre.

Eşref Selvi et al [62] visent à mesurer la performance d'un algorithme de segmentation des organes abdominaux en variant le paramètre de la transformée de distance. Leur principal objectif est d'indiquer les effets des différents ordres de la transformée de distance sur des images IRM et TDM pour la segmentation du foie, la rate et les reins. La transformée de distance est une fonction efficace pour représenter la similitude de coupes adjacente dans la segmentation. L'ordre de sa puissance,  $\alpha$ , détermine la zone d'intérêt. Toutefois, ses effets sur la performance n'ont pas été analysés dans [62]. Dans [62], il est démontré que les différentes valeurs de  $\alpha$  ont des effets drastiques sur les performances du système. Cependant, plus de simulations et d'autres études sont nécessaires pour déterminer et comment choisir  $\alpha$ , pour obtenir des performances optimales.

Qing Luo et al [63], la méthode combine kernel graph cuts (KGC) avec kernel principle component analysis (KPCA) pour segmenter les organes de l'abdomen. Tout d'abord, ils utilisent l'algorithme de croissance de région et les opérations morphologiques pour obtenir le contour initial. Deuxièmement, les formes à priori sont obtenus par la formation des modèles de forme à partir de différents sujets (patients) avec kernel principle component analysis (KPCA) après l'enregistrement entre tous les modèles de forme et le contour initial. Enfin, un nouveau modèle est construit en intégrant les formes à priori avec kernel graph cuts energy function. L'ensemble du processus vise à obtenir une segmentation du foie, le rein gauche et le rein droit à partir d'images IRM. Les expériences sur la segmentation du foie et les reins sur des images IRM de l'abdomen ont montré que la nouvelle méthode peut obtenir des résultats satisfaisants. Malgré cela, kernel function utilisée dans ce procédé que la fonction gauss, et d'autres kernel function n'ont pas encore été testé dans leur étude. Dans la méthode proposée, le point de départ est obtenu manuellement, mais l'automatisation n'est pas



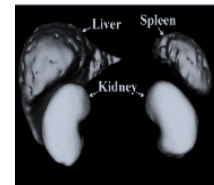
considérée dans cette étude. Pour le temps d'exécution, l'algorithme peut être parallélisé sur les processeurs graphiques pour atteindre des performances supérieures.

Toshiyuki Okada et al [64] ont présenté une approche pour la segmentation de plusieurs organes de l'abdomen sur des images TDM, qui est adaptable à tous les conditions d'imagerie sans information d'intensité supervisé. Dans la méthode proposée, les faiblesses de la segmentation du foie affectent la prévision ultérieure de segmentation d'autres organes.

Xinjian Chen et al [65] proposent une nouvelle combinaison synergique de l'image à base de la méthode graph-cut (GC) avec la méthode ASM (Active Shape Model) pour arriver à la méthode GC-ASM pour la segmentation d'images médicales. Une fonction de coût de GC de multi-objet est proposée qui intègre efficacement les informations de forme de l'ASM dans le cadre de la GC. La méthode proposée se compose de deux phases : construction de modèles et la segmentation. La phase de segmentation se compose de deux étapes principales : initialisation (reconnaissance) et délimitation. Pour l'initialisation, une méthode automatique est proposée qui estime la pose (translation, l'orientation et l'échelle) du modèle, et obtient un résultat de segmentation grossière qui fournit également les informations de forme de la méthode de GC. Pour la délimitation, un algorithme itératif GC-ASM est proposé qui effectue la délimitation plus fine sur la base des résultats d'initialisation. Trois ensembles de données cliniques ont été pris en compte dans leur approche, qui comprend des images TDM abdominal et thoracique, ainsi que l'IRM des pieds. Les résultats obtenus, montrent que l'algorithme GC-ASM proposé converge généralement dans les 4 itérations sur toutes les images de test dans les trois ensembles de données. Un inconvénient de GC-ASM est son augmentation de la charge de calcul en raison de la nature itérative de l'algorithme IGC-ASM.

M. Alper Selver [66] leur étude repose principalement sur une tâche de classification 2-D qui est effectuée de manière itérative pour chaque coupe de l'ensemble de données. Au cours des itérations, des informations volumétriques sont préservées en intégrant connaissance des organes précédemment segmentés avec d'autres structures. Pour chaque coup d'image, le classement est effectué dans une hiérarchie à plusieurs niveaux dans lequel, à chaque niveau, un pair de caractéristique du classificateur est utilisé pour segmenter une partie d'un organe. A la fin, les résultats de tous les classificateurs sont combinés pour obtenir le résultat de la segmentation du foie la rate et les reins.

Une méthode pour opérer une segmentation automatique des organes en trois dimensions (3D), non annotée, pour des images en résonance magnétique du corps entier (IMR) et pour des images tomodensitométrique (TDM) est proposé dans [67] ; l'approche proposée est générique, simple, évolutive et facile à mettre en œuvre pour atteindre la segmentation automatique d'un organe sur une base de données de formation annotées 3D (le poumon gauche, le foie, le rein gauche, et la vessie). Les premiers résultats indiquent qu'il est efficace dans la recherche de points de semences automatiquement. Toutefois, certaines limitations sont prévues. En raison de la grande dissemblance entre la forme du corps, la technique effectuera mal lorsqu'elle est appliquée sur des images TDM/IRM des enfants ou des personnes ayant des morphologies extrêmes tels que les personnes obèses ou extrêmement longues.



Chacun d'eux a ses avantages et ses inconvénients en termes de l'applicabilité, la pertinence, la performance et coût de calcul. Dans ce travail nous nous intéressons à la ligne de partage des eaux pour la détection simultanée des différents organes abdominaux et de réduire le problème de la sur-segmentation. La LPE présente beaucoup de concept comme la détection de discontinuités, de traitement, de segmentation. Cette méthode nous permet d'avoir des contours fermés, continus, avec une localisation précise des contours.

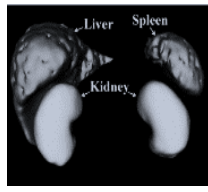
### 4.2.Stratégie e la segmentation de multiples organes

Dans la première partie de ce travail, nous avons utilisé la morphologie mathématique pour la segmentation des organes de l'abdomen simultanément. Chaque organe possède des caractéristiques spécifiques comme la forme, la taille, la couleur la position... Ces caractéristique ont de visibilité variable dans les images TDM. Notre but est de réduire la sur-segmentation sans perte de la qualité de la segmentation. Pour détecter les multiples organes abdominaux et de supprimer la sur-segmentation. Dans un premier temps, on cherche à améliorer l'image originale et l'image gradient par l'application d'un filtrage spatial suivi des filtres morphologiques. En second lieu, on procède au calcul de l'image mosaïque dont nous donnerons la définition dans le paragraphe 4.3.1. L'image partitionnée est le premier niveau de la segmentation hiérarchique. En fin, on procède à la segmentation organes de l'abdomen par la ligne de partage des eaux hiérarchique basée sur l'algorithme des cascades.

#### 4.2.1. Pré-traitement .

Le filtrage est une des méthodes les plus courantes de réduction de bruit dans une image. Son but est de diminuer l'amplitude des perturbations liées au bruit, en préservant et en accentuant les zones de transitions. On distingue plusieurs types de filtres, on peut citer les filtres linéaires et les filtres non linéaires. Dans notre travail, nous nous intéressons qu'aux filtres non linéaires. Car, les filtres linéaires ne sont pas très efficaces et ne permettent d'éliminer que le bruit gaussien additif et pas le bruit impulsionnel. De plus, les filtres linéaires présentent un autre inconvénient quand il s'agit de traiter une discontinuité (par exemple une frontière entre deux régions). Ils ont tendance à lisser les transitions donnant une impression de flou sur les bords des objets et à rendre délicat l'extraction, la localisation et la segmentation de contours des objets. Par conséquent, ces filtres ont été progressivement remplacés par des techniques de filtrage non linéaires caractérisées par de meilleures performances tant en réduction de bruit qu'en préservation et localisation de contours.

Comme on vient de le rappeler, cette famille étant très vaste, notre propos ne va donc concerner qu'une classe particulière de filtres non linéaires, celle des filtres à diffusion anisotropique. Ces filtres connaissent un succès certain en imagerie numérique depuis leur introduction en traitement d'image par Malik et Perona de 1990. Il existe plusieurs types de filtre non linéaires. Nous allons dans ce chapitre choisir et comparer deux méthodes filtrage : le filtre médian et le filtre à diffusion anisotropique.



### a. Filtre médian :

Le filtre médian est un filtre non linéaire qui est très robuste à différents types de bruits, comme le bruit gaussien ou le bruit impulsif. Son principe est simple :

- Sur une fenêtre de  $(n \times n)$  pixels (voisinage d'un pixel) avec  $n$  impair, classer les pixels par ordre croissant d'intensité.
- Affecter la valeur de la médiane au pixel central.
- Appliquer cette méthode à toute l'image.

Il s'agit de trier les valeurs des points contenus dans une fenêtre, puis de garder l'intensité médiane Figure.4.1.c. Ce filtre non linéaire permet d'écartier les valeurs aberrantes de points dues aux bruits.

Malgré cela, le filtre médian possède quelques inconvénients comme la destruction des structures fines dans l'image et l'effet de strie. De plus, il est peu performant en réduction de bruits à distribution concentrée ou bornée. [68]. [69]

### b. Filtre à diffusion anisotropique :

Afin de remédier aux problèmes du filtre médian et pour préserver les contours tout en éliminant le bruit dans l'image, Perona et Malik 1990 ont proposé un modèle de diffusion anisotropique.

#### i. Modèle de Perona et Malik :

Perona et Malik proposent une méthode de diffusion non linéaire pour éviter la confusion et de localisation des problèmes de filtrage de diffusion linéaire. Plus de détail sur la diffusion linéaire, des éclaircissements sont disponibles sur les Réf [70] [71]. Ils appliquent un processus homogène qui réduit la diffusivité aux endroits qui ont une plus forte probabilité d'être des contours. Cette probabilité est mesurée par  $|\nabla f|^2$ . La diffusion non linéaire dite anisotrope qui en résulte s'écrit sous la forme de l'équation suivante [72] :

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial f(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(g(\|\nabla f(x, y, t)\|) \cdot \nabla f(x, y, t)) \\ f(x, y, 0) = f_0(x, y) \\ \left. \frac{\partial f}{\partial n} \right|_{\partial \Omega} = 0 \end{array} \right. \quad (4.1)$$

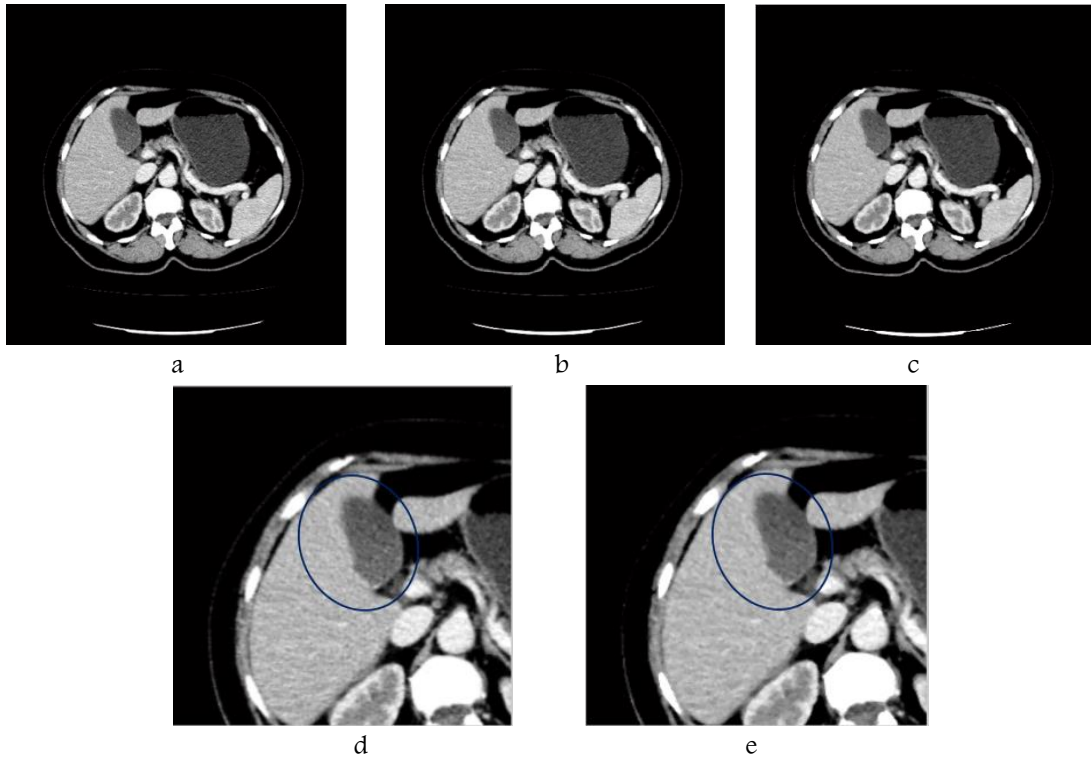
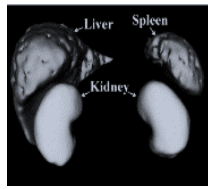


Figure.4.1. Simplification d'images TDM : (a) image originale, (b) lissage par le filtre à diffusion anisotropique, (c) filtrage par un filtre médian, (d) (e) application d'un zoom sur la région du foie sur les Figure (b) et (c) respectivement.

Où  $g$  est une fonction de diffusion positive et strictement décroissant qui satisfait aux conditions aux limites suivantes :

$$\begin{cases} g(0) = 1 \\ \lim_{x \rightarrow \infty} g(x) = 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

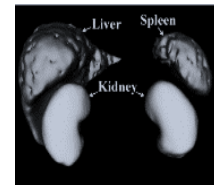
Où  $x$  est le module du gradient dans l'image  $f$  Perona et Malik ont proposé deux fonctions satisfaisant aux deux conditions précédentes :

$$g(\nabla f, k) = \exp\left(-\left(\frac{|\nabla f|^2}{K}\right)\right) \quad \text{Fonction Lecterc} \quad (4.3)$$

$$g(\nabla f) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla f|}{K}\right)^2} \quad \text{Fonction Lorentzienne} \quad (4.4)$$

La diffusion effectuée est conditionnelle. Elle est forte dans les zones à faible gradient et faible dans les zones à fort gradient. Le coefficient  $K$  est appelé coefficient de diffusion. Il caractérise l'amplitude des gradients qui autoriseront une forte diffusion lorsque le gradient est proche du coefficient  $K$  ( $|\nabla I| \approx k$ ). Pour des valeurs de gradient très inférieures à  $K$  la diffusion sera très faible ( $|\nabla I| \ll k$ ) car la zone sera considérée comme déjà lisse. Pour des valeurs très supérieures ( $|\nabla I| \gg k$ ), la diffusion sera interdite (nous considérerons qu'il y a présence d'un contour que le filtrage devra préserver) [73].





La figure.4.1 illustre une application d'un filtre à diffusion anisotrope Figure.4.1.b et du filtre médian Figure.4.1.c appliqué sur une image TDM de l'abdomen. Cet exemple permet de montrer la comparaison entre deux types de filtrage utilisés. On constate d'après les figure.4.1.d et Figure.4.1.e (un zoom appliqué sur la région du foie) que le filtre à diffusion anisotrope conserve mieux les deux zones de transition (gris clair et gris foncé), alors que le filtre médian lisse ces zones donnant ainsi un effet visuel de léger flou, mais c'est sans commune mesure avec le flou provoqué par le lissage linéaire.

### c. Choix du filtre

Nous avons présenté deux types de filtrage. Chacun de ces filtres est conçu pour accomplir une certaine tâche permettant d'améliorer les performances en termes de lissage de bruit et la préservation de transitions. Parmi ces opérateurs par la suite, nous nous intéressons essentiellement à l'application du filtre à diffusion anisotrope pour améliorer le problème de la sur-segmentation par l'utilisation de l'algorithme de la ligne de partage des eaux. Car, par rapport au filtrage médian, l'utilisation des filtres à diffusion anisotrope permet d'améliorer les performances en réduction de bruit tout en préservant les contours.

#### 4.2.2. Application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux

Habituellement, la LPE est appliquée au gradient de l'image étudiée. Ceci permet d'obtenir les contours des objets comme résultat de la segmentation. Dans l'exemple de la figure.4.2, on voit que la LPE appliquée à l'image gradient produit bien les régions désirées Figure.4.2.c. En effet, le calcul du gradient donne de faibles valeurs aux points appartenant à une région homogène, et de fortes valeurs aux points des zones de transition Figure.4.2.b. Lors de l'inondation, les sources sont placées aux minima de l'image gradient (dans les zones homogènes) et les lignes de crête sont donc formées par les fortes valeurs du gradient (donc les zones de transition, les contours). Ces lignes de crête formant la LPE, on obtient bien les contours des objets au final.

Le second exemple de la figure.4.3, montre bien que si on réalise la segmentation d'une image sans filtrage préalable ou sans prétraitement, on obtient dans la plupart des cas une multitude de petites régions Figure.4.3.c, qui n'a pas directement de réel intérêt pour les applications ultérieures. On parle alors de sur-segmentation. Si on souhaite pouvoir extraire des objets de l'image, il apparaît donc nécessaire de réunir ces petites régions de façon à produire celles qui nous intéressent. Il existe plusieurs méthodes pour y parvenir. L'une d'elles consiste à réaliser un pré-traitement adéquat de l'image originale afin de réduire le bruit (section 4.2.1 prétraitement). Il serait également possible de réaliser un filtrage sur les minima qui engendre des bassins versants de taille jugée insuffisante. Nous pouvons ainsi résoudre ce problème par une sélection primaire des marqueurs pointant la région d'intérêt.

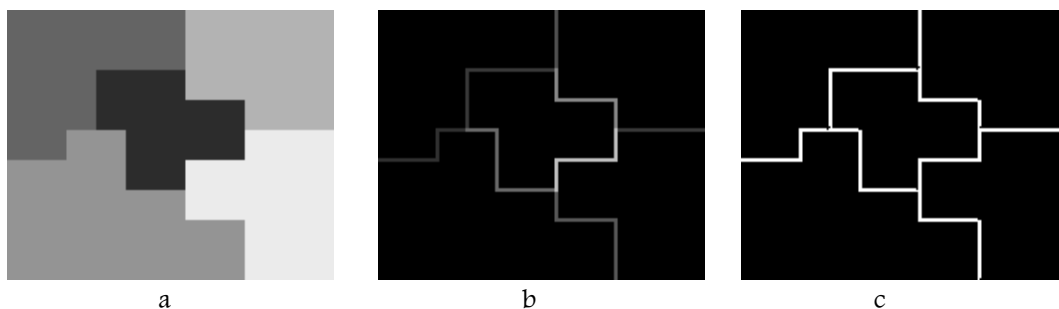
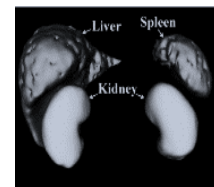


Figure.4.2. Illustration de l'utilisation de la LPE sur une image synthétique.



Figure.4.3. Application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur une image TDM réelle : (a) image TDM de l'abdomen, (b) gradient morphologique de Beucher, (c) résultat de la segmentation de la LPE sur l'image gradient.

Dans ce qui suit, on cherche à éliminer tous les minima non-significatifs de l'image gradient. En ce sens on cherche donc d'une certaine manière à simplifier l'image et par conséquent l'image gradient. Mais avant de passer aux approches qui permettent de réduire les minima non significatifs et par la suite améliorer l'image gradient, il est nécessaire de présenter quelque possibilité pour avoir une image gradient.

### 4.2.3. Choix de l'image gradient

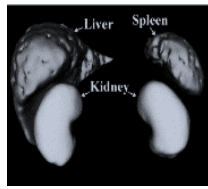
Généralement, l'algorithme de ligne de partage des eaux est appliqué sur l'image gradient de l'image à segmenter. La ligne de partage des eaux va coïncider avec les crêtes de l'image gradient.

Parmi les différents gradients qui existent dans la littérature nous nous intéressons au gradient morphologique sur lequel l'algorithme de la LPE sera appliqué. Le gradient morphologique est une opération résiduelle en utilisant une combinaison de la dilatation, l'érosion et / ou l'image d'origine. Comme d'autres gradients, il nous permet de mettre en évidence des variations d'intensité et de l'image est utilisée pour effectuer la détection de contour.

Une méthode de calcul du gradient directement issue de la morphologie mathématique est le gradient morphologique, ou gradient de Beucher. Étant donné une image en niveaux de gris  $f$  et un élément structurant  $B$ . Trois combinaisons différentes existent [22] :

- Le gradient de Beucher  $Grad(f) = \delta_B(f) - \varepsilon_B(f)$
- Le gradient interne  $Grad^-(f) = f - \varepsilon_B(f)$





- Le gradient externe  $Grad^+(f) = \delta_B - f$

Un exemple de calcul du gradient morphologique est indiqué dans la figure.4.4. L'élément structurant que nous avons utilisé pour le calcul de l'image gradient dans cet exemple c'est un disque de taille =2.

Suivant le gradient utilisé, les contours ne sont pas les mêmes. En effet le gradient calculé à partir de l'érosion permet d'avoir les contours intérieurs des éléments de l'image Figure.4.4.b. Lorsque l'on utilise la dilatation les contours sont ceux externes Figure.4.4.c. Les deux contours sont ajoutés lorsque l'érosion et la dilatation sont utilisées Figure.4.4.a. Suivant les éléments de l'image certains gradients sont plus efficaces que d'autres. Pour des petits détails, la méthode par érosion n'est pas très concluante. La taille de l'élément structurant permet de choisir la taille du contour à obtenir.

Dans notre cas nous avons choisi d'utiliser le gradient morphologique de Beucher. Nous avons constaté qu'il est bien adapté à notre application. Car, lors de la détection des régions d'intérêt qui sera détaillée dans ce qui suit (recherche des marqueurs), nous avons appliqué une érosion par un élément structurant disque de taille = 1 pour la déconnexion des organes abdominaux, si nous utiliserons le gradient morphologique interne, on risque de perdre quelques informations sur les contours des objets d'intérêt.



Figure.4.4. Gradient morphologique : (a) représente gradient morphologique de Beucher, (b) gradient interne, (c) gradient externe.

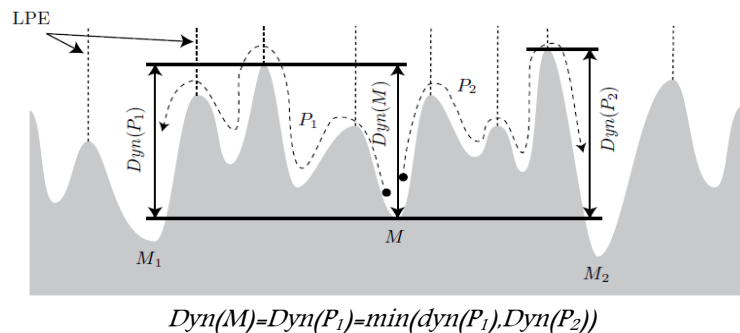
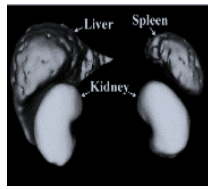


Figure.4.5. Dynamique de minimum (image inspire de Grimaud).



### 4.2.4. Algorithme de la ligne de partage des eaux sous contraintes de la dynamique des minima :

#### a. Filtre de contraste :

Son principe consiste à supprimer les minima régionaux selon un critère de contraste qu'on appelle dynamique. Grimaud a introduit la notion de dynamique de bassin pour appuyer l'importance relative entre les bassins.

La dynamique de bassin associée à un minimum local est définie comme la différence d'altitude entre ce minimum et le point selle le plus haut qui doit être franchi pour arriver dans un bassin ayant un minimum plus bas que le premier [55]

La dynamique d'un chemin  $P(x,y)$  reliant deux points  $x$  et  $y$  correspond à la différence entre les altitudes minimum et maximum par lesquelles il est nécessaire de passer pour atteindre les deux points [74]

La figure.4.5 représente la détermination de la dynamique du minimum  $M$ . Il existe deux chemins  $P_1$  et  $P_2$  pour atteindre respectivement les bassins associés aux minima  $M_1$  et  $M_2$  dont l'altitude est inférieure à  $M$ . La dynamique du minimum  $M$  correspond à la dynamique la plus faible des deux chemins. [74]

**Définition :** soit  $M$  est un minimum régional de la fonction  $f$ . La dynamique de  $M$  est le nombre :

$$\min\{\max_{s \in [0,1]} \{f(\gamma(s)) - f(\gamma(0))\} \mid \gamma: [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2, f(\gamma(1)) < f(\gamma(0)), \gamma(0) \in M\}$$

Où  $\gamma$  est un chemin reliant deux points.

La Figure.4.6 et Figure.4.7 indiquent l'effet du filtre du contraste sur la suppression des maxima non significatifs. On constate que les Figure.4.6.a (4.7.a) contiennent des zones plus ou moins lumineuses, comme les vaisseaux sanguins qui se situent aux volumes des régions d'intérêt (le foie, la rate et les reins) qui peuvent être la cause de la sur-segmentation. La figure.4.6.d et Figure.4.7.d, représentent le nombre de maxima de l'image originale qui est égale à 6582 et 6032 respectivement. Une solution consiste à les minimiser ou les supprimer. L'application du filtre  $H_{max}$  a permis de réduire ces maxima de 3276 et 3249 respectivement pour un seuil égale à 0.2 (après le filtrage spatial Figure.4.6.e (4.7.e)) à 42 et 142 respectivement.



a



b



c

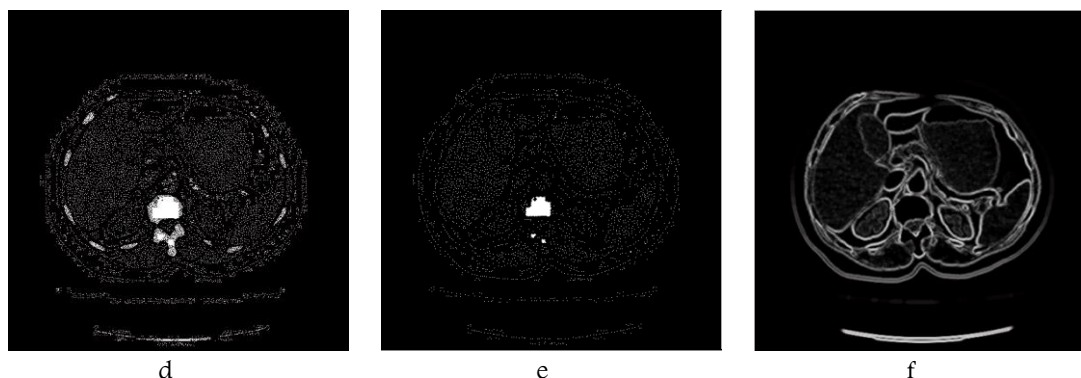
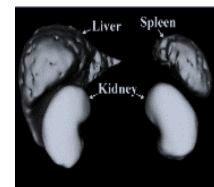


Figure.4.6. L'effet du filtre  $H_{max}$  sur les maxima d'images TDM. (a) image originale, (b) simplification d'image (a) par le filtrage à diffusion anisotropique, (c) application du filtre de contraste  $H_{max}$  pour  $h=0.2$ , (d) les maxima régionaux de l'image (a), (e) maxima régionaux après le filtrage spatial, (f) gradient morphologique de Beucher après la réduction du nombre des maxima à la suite du filtrage du contraste.

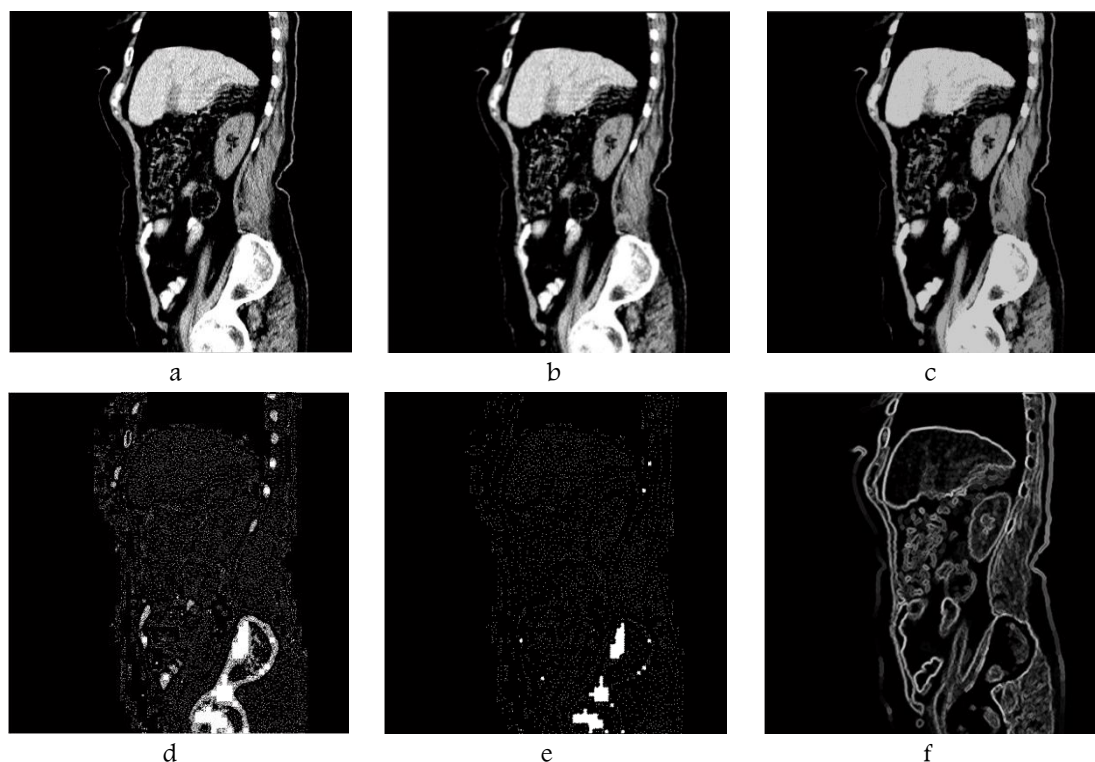


Figure.4.7. L'effet du filtre  $H_{max}$  sur les maxima d'images TDM. (a) image originale, (b) simplification d'image (a) par le filtrage à diffusion anisotropique, (c) application du filtre de contraste  $H_{max}$  pour  $h=0.2$ , (e) les maxima régionaux de l'image (a), maxima régionaux après le filtrage spatial, (d) gradient morphologique de Beucher après la réduction du nombre des maxima à la suite du filtrage du contraste.

D'après la Figure.4.8, on remarque que le filtre de contraste à un effet considérable pour améliorer le problème de la segmentation par la ligne de partage des eaux. Pour un seuil  $h=0.32$ , on perçoit que la région du foie est bien déterminée Figure.4.8.b (sur la deuxième colonne). Également, on peut distinguer le foie, la

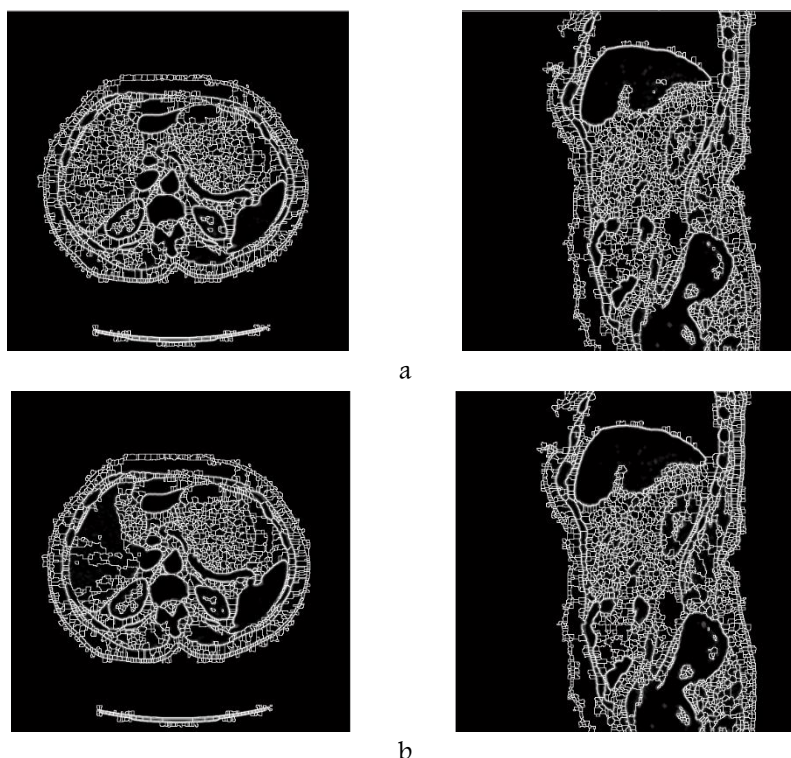
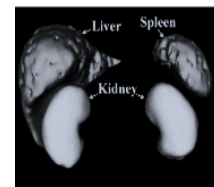


Figure.4.8. Résultat de la segmentation par la LPE contrainte du contraste : (a) application de la LPE sur l'image gradient après le filtre de contraste avec  $h=0.2$ , (b) application de la LPE sur l'image gradient après le filtre de contraste avec  $h=0.32$ .

rate et les reins sur la figure.4.8.b (la première colonne). Bien que les résultats obtenus sont encourageants, le problème de la sur segmentation persiste encore.

### b. Filtre connexe :

#### i. Ouverture par reconstruction .

En MM, il existe d'autres classes de transformations qui permettent le filtrage de l'image sans générer de nouveaux composants ; ces transformations sont appelés transformations par reconstruction. Dans notre cas, nous avons choisi d'utiliser l'ouverture par reconstruction parce qu'elle fusionne les maxima régionaux. Cette caractéristique permet la modification de l'altitude des maxima régionaux lorsque la taille de l'élément la structurant augmente.

Les Figure.4.9 et Figure.4.10, illustrent l'application d'une ouverture par reconstruction. L'ouverture par reconstruction c'est une érosion par un élément structurant ES de type et de taille bien définis, suivie d'une reconstruction par dilatation (paragraphe : 3.6.2.e). L'étape de l'érosion permet de supprimer les structures dont la taille est inférieure à la taille de l'ES choisi (nous avons utilisé un ES disque de taille=8 et 10). On ne constate que le nombre de région à l'intérieur des composantes connexes des images représentés par les Figure.4.9.a (d) et Figure.4.10.a(d) diminue ce qui va nous conduire à l'amélioration de la segmentation par la ligne de partage des eaux.



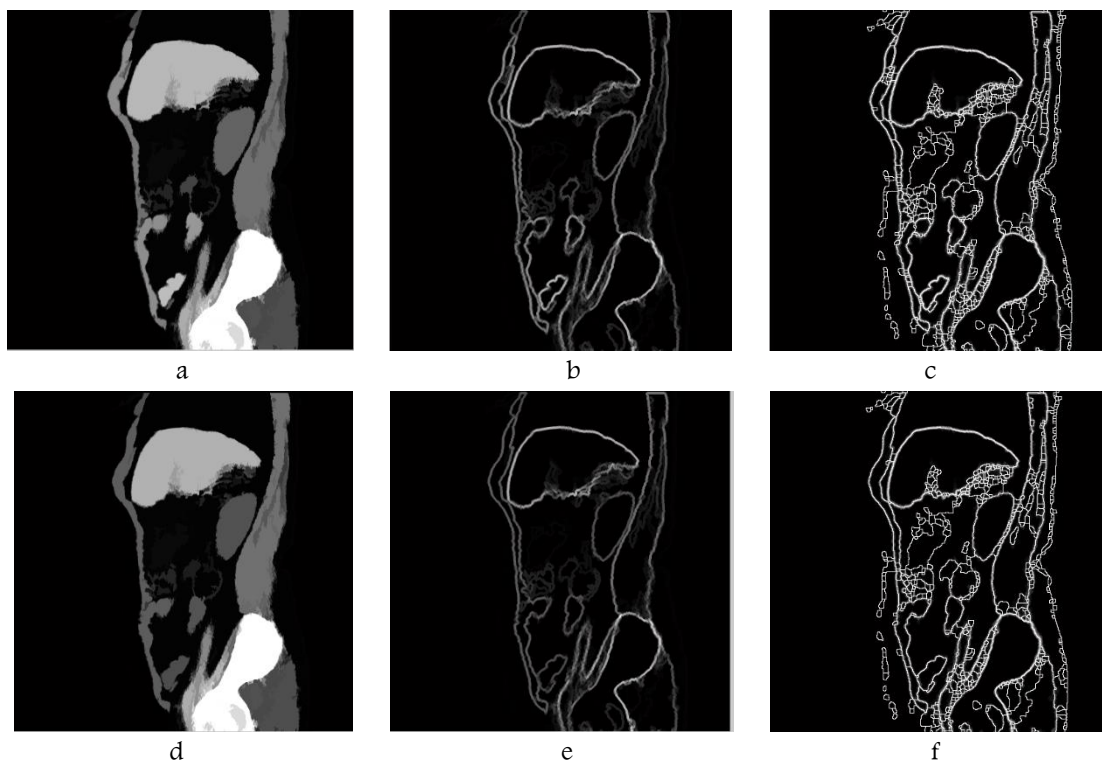
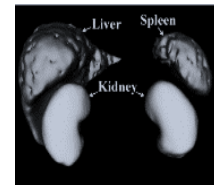


Figure.4.9. Résultat de la segmentation par la PLE à la suite de filtre connexe (ouverture par reconstruction) : (a) (d) ouverture par reconstruction avec ES disque de taille=8 et 10 respectivement, (b) (e) gradient morphologique de (a)et (d) respectivement, (c) (f) application de la LPE sur l'image gradient après le filtre d'ouverture par reconstruction.

Malgré la sur-segmentation qui se trouve au niveau du foie, les régions d'intérêt sont bien segmentées. Pour un élément structurant disque de taille égale à 8, on constate que le foie et la rate sont bien segmentés Figure.4.9.c(f). La même chose pour la Figure.4.10.c, On peut distinguer clairement le foie, la rate et les deux reins (droit et gauche). Cependant, pour un ES disque de taille =10, on remarque que le rein gauche est totalement éliminer Figure.4.10.d. Conséquemment, l'élément structurant pour un filtre morphologique tel que l'ouverture par reconstruction joue un rôle important pour l'amélioration de la segmentation par la ligne de partage des eaux. Il faut faire un compromis entre le type de l'ES, sa taille et le problème de la sur ou sous-segmentation des régions d'intérêts.

### ii. Filtre alternatif séquentiel .

Le Filtre alternatif séquentiel 'FAS' est une composition d'ouvertures et de fermeture par un ES de taille croissante.

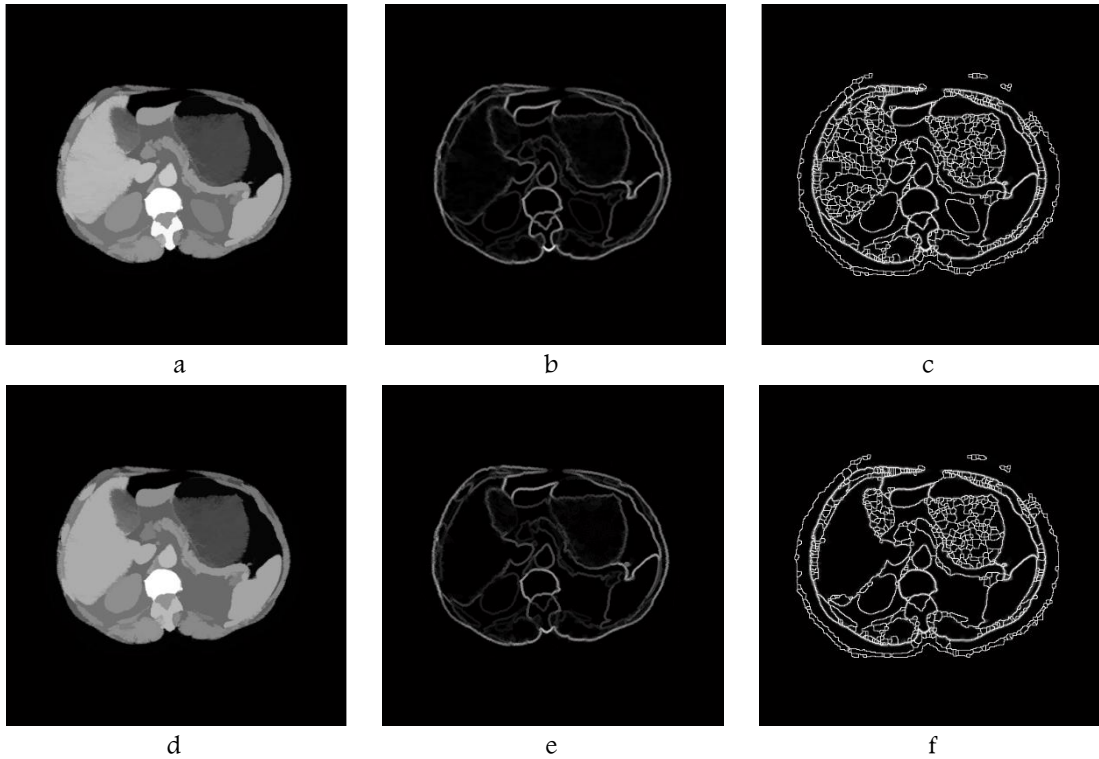
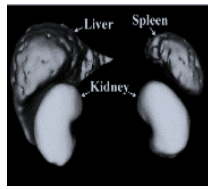
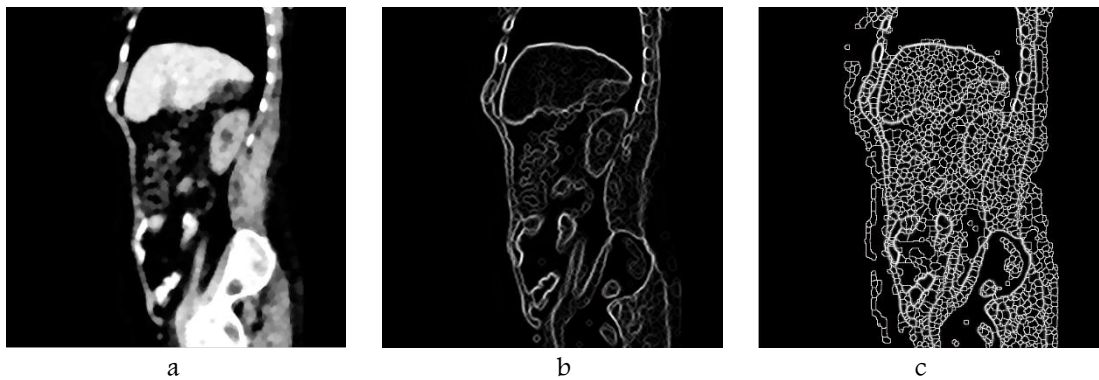


Figure.4.10. Résultat de la segmentation par la PLE à la suite de filtre connexe (ouverture par reconstruction) : (a) (d) ouverture par reconstruction avec ES disque de taille=8 et 10 respectivement, (b) (e) gradient morphologique de (a)et (d) respectivement, (c) (f) application de la LPE sur l'image gradient après le filtre d'ouverture par reconstruction.

Comme illustré sur la Figure.4.11, un Filtre alternatif séquentiel peut être utilisé pour diminuer le nombre de région dans l'image. Pour  $n=3$ , le nombre des régions diminue de 6032 à 159. Et pour  $n=4$ , le nombre des régions diminue de 6032 à 87.

Dans notre application, nous avons besoin de minimiser le nombre de région présente dans les composantes connexes sur des images TDM tout en préservant sa topologie. Dans un tel cas, le Filtre alternatif séquentiel ne fournit pas de résultats satisfaisants, comme illustré sur la Figure.4.11.d.



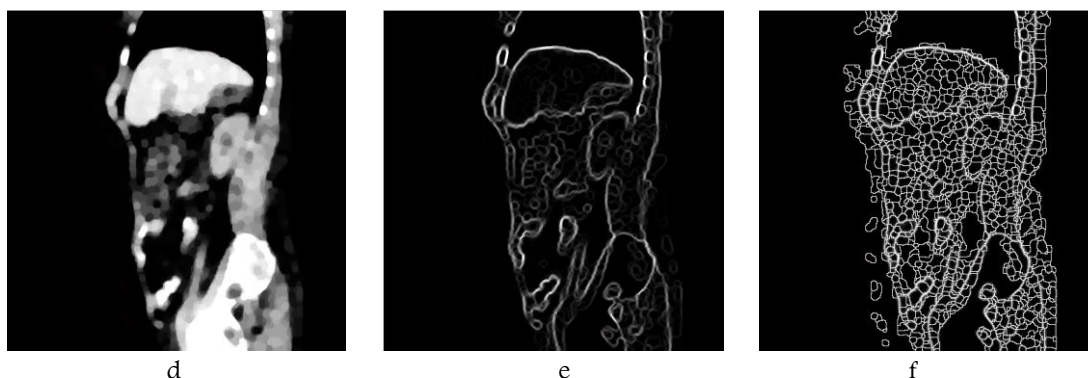
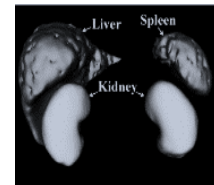


Figure.4.11. Réduction des nombres des régions par un filtre alternatif séquentiel : (a) (d) FAS pour  $n=3$  et  $n=4$  respectivement, (b) (e) gradient morphologique de (a) (d) respectivement, (c) (f) résultat de la segmentation par LPE sur l'images gradient de (b) (e) respectivement.

En outre, on peut remarquer que le résultat de  $FAS_n$ , peut changer considérablement pour une petite variation du paramètre  $n$ .

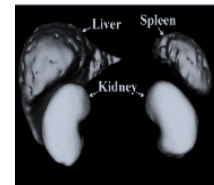
#### 4.2.5. Détection de la région d'intérêt et Segmentation par lignes de partage des eaux sous contraintes des marqueurs .

L'objectif de cette étape est la détection du foie, la rate et les reins par algorithme de la ligne de partage des eaux. L'application directe de cet algorithme sur l'image gradient après seuillage des dynamiques des minima, conduit généralement à une sur-segmentation Figure.4.8 Ce problème est produit par la présence des minima incorporé dans l'image ou de son gradient. Nous pouvons résoudre ce problème par une sélection primaire des marqueurs pointant la région d'intérêt. Le choix des marqueurs consiste typiquement en deux étapes : le prétraitement et la définition d'un ensemble de marqueurs. Le système de pré-traitement consiste à filtrer une image avec un filtre morphologique. Cette étape permet de minimiser l'effet de petit détail spatial, en d'autres termes, cette étape permet de réduire le nombre de minima de potentiel (comme la colonne vertébrale, les côtes, un objet attaché à la région d'intérêt : les muscles, l'estomac, les vaisseaux sanguins etc. ...), ce qui ont la raison de la sur-segmentation.

Avant de décrire notre méthode qui est une extension de l'algorithme de LPE avec marqueurs nous rappelons tout d'abord quelques travaux qui cherchent à détecter ou localiser les multiples organes de l'abdomen pour la segmentation

Un modèle statistique intégré des données médicales est introduit dans Marius George Linguraru et al [59] et incorporée dans l'approche basée sur les graphes. Ils proposent une nouvelle formulation sur le graphe orienté 4D pour la détection automatique des organes abdominaux. La méthode s'étend d'un graph cuts method basique en utilisant : (1) les acquisitions temporelles à deux phases ; (2) forme a priori des fenêtres de Parzen ; et (3) contraintes de localisation d'un atlas probabiliste.

Xiangrong Zhou et al [75] proposent une approche universelle pour la localisation automatique de différents organes solides : le cœur, le foie, la rate et les reins gauche et droit sur dans des images TDM 3D. La



localisation d'un organe cible est présentée comme un rectangle 3D qui délimite la région d'organes étroitement et avec précision. Leur objectif était de détecter automatiquement et efficacement un rectangle 3D spécifique de chaque organe. Dans leur approche, plusieurs détecteurs 2D sont formés à l'aide d'un ensemble d'apprentissage et leurs sorties sont combinées en utilisant un vote à la majorité de collaboration en 3D pour réaliser une localisation d'organes solides.

Zhoubing Xu et al [76] démontrent une approche de classification géométrique de l'abdomen. L'approche des auteurs utilise une analyse de texture à base de filtres de Gabor pour extraire des vecteurs de caractéristiques et par la suite la méthode de classification de la logique floue c-moyens est utilisée pour estimer l'ajustement de probabilité pour huit groupes. Les ajustements estimés à partir de l'analyse de texture sont utiles pour identifier les structures anatomiques qui ont des intensités inhomogènes.

Oscar Alfonso et al [77] proposent une segmentation hiérarchique multi atlas et multi structure 'hierarchical multi-atlas, multi-structure segmentation' guidée par des corrélations anatomiques. Ils s'intéressent à la détection du foie, la rate les reins les poumons, la vésicule biliaire, la trachée, 1er vertèbre lombaire. La méthode commence par un alignement global des volumes et affine l'alignement des structures au niveau local. L'alignement des grandes structures est utilisé comme référence pour les petits et plus difficile structures à segmenter.

Pour détecter semi-automatiquement le contour délimitant ces organes, dans la première étape, l'algorithme proposé, consiste initialement par l'analyse de la répartition d'intensité du foie, la rate, les reins et de ces organes adjacents. Cette tâche est effectuée pour identifier les tissus et les organes qui ont la même intensité que le foie, la rate et le rein droit et gauche. Ensuite, ces régions sont éliminées.

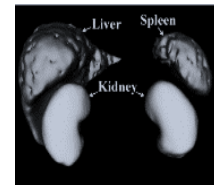
L'idée consiste à éliminer les informations qui ne nous intéressent pas et de choisir le nombre de minima locaux et donc le nombre de zones que l'on souhaite mettre en évidence grâce à la LPE. L'image marqueur est obtenue à partir de plusieurs transformations morphologiques de l'image de départ. Ces opérations morphologiques ont pour but de séparer les marqueurs sans perdre de l'information sur la région d'intérêt.

### a. Extraction semi-automatique des côtes et la colonne vertébrale :

La colonne vertébrale, ou rachis, est un empilement d'os articulés appelés vertèbres. Elle est le support du dos des vertébrés. Les reins sont situés de part et d'autre de la colonne vertébrale, de plus l'intensité de la colonne vertébrale est comparable à celle des reins, cela pose problème lors de l'extraction de ces derniers. De plus, le foie et la rate sont attachés aux côtes. Cela rend l'extraction de la région d'intérêt plus difficile. Comme il est noté antérieurement, l'élimination de ces zones contraste et les structures adjacentes (l'estomac, les intestins...) est considérée comme la solution pour améliorer la segmentation du foie, la rate et les reins (gauche et droit). Ces zones sont extraites en utilisant un filtre morphologique : une reconstruction morphologique autour d'une dilatation géodésique.

La reconstruction géodésique par dilatation permet de lisser l'intérieur des objets et de préserver les contours. Cette technique est considérée comme un filtre non linéaire qui fait partie des filtres morphologiques. Il est



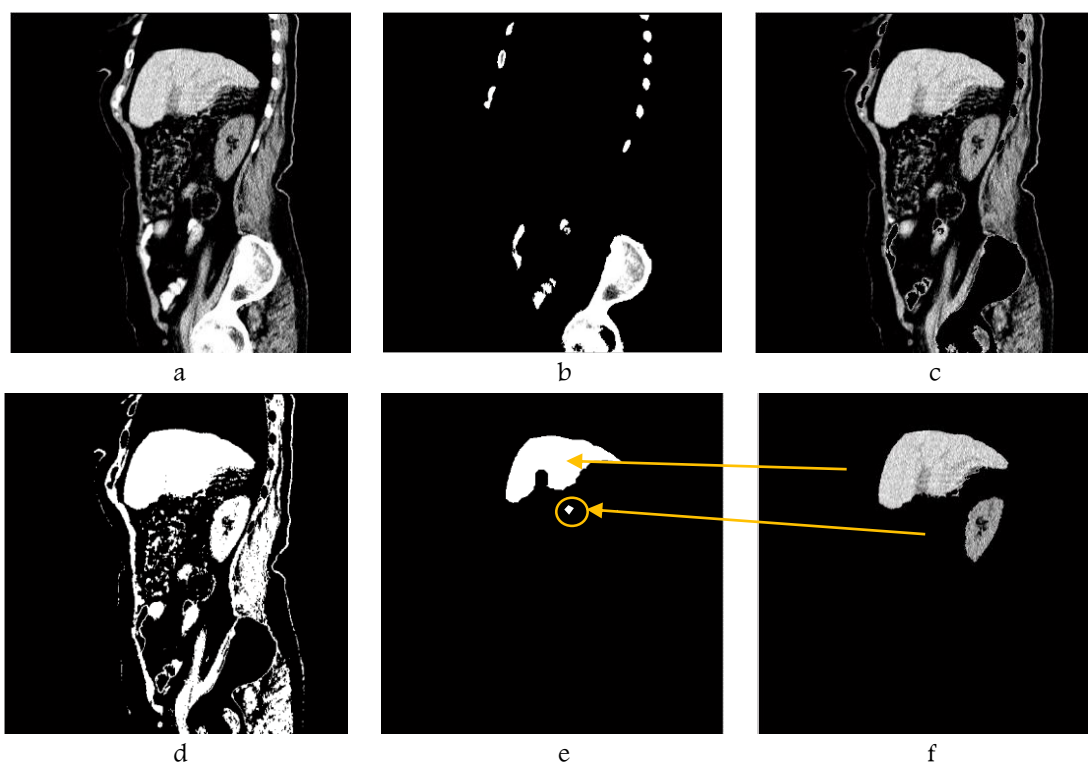


l'un des outils les plus utilisés pour construire des filtres à composants. La reconstruction est une transformation morphologique impliquant deux images et un élément structurant. L'image marqueur est le point de départ de la transformation. L'autre image, est l'image masque, elle limite la transformation. [78]

La figure.4.12 représente la première étape qui permet de réduire le nombre de minima de potentiel (organes sans importance) et de pointer sur les régions d'intérêts. Nous appliquons un seuillage sur l'image originale pour extraire les zones qu'on souhaite éliminer (les côtes la colonne vertébrale l'estomac les muscles adjacents...). Ensuite nous cherchons à séparer les organes voisins et de filtrer les pixels isolés par un filtre surfacique pour créer l'image marqueur. L'application de la reconstruction géodésique par dilatation permet d'extraire les régions qu'on désire éliminer Figure.4.12.b. Une simple soustraction entre ce résultat et l'image originale, permet de supprimer ces zones Figure.4.12.c.

### b. Détection semi-automatique des régions d'intérêt .

Une fois ces structures sont éliminées, nous passons à la détection du foie, la rate et les reins. Un deuxième seuillage est appliqué sur le résultat précédent Figure.4.12.d, la reconstruction géodésique par dilatation d'image marqueur Figure.4.12.e permet d'extraire les régions d'intérêt Figure.4.12.f. Par la suite, nous effectuons un filtrage spatial par un filtre à diffusion anisotropique Figure.4.12.h. La fonction que nous avons utilisée est la fonction Lorentzienne, le coefficient  $k$  est choisi égal à 50. La fonction d'arrêt du processus contient le paramètre  $k$ . Ce paramètre correspond à la hauteur des contours à préserver. La diffusion de *Malik et Perona* donne des zones plates et assure que les informations gardées ont une certaine pertinence. Le lissage non linéaire de *Malik et Perona* a l'avantage de constituer des zones plates dans l'image, même quand le contraste est faible.



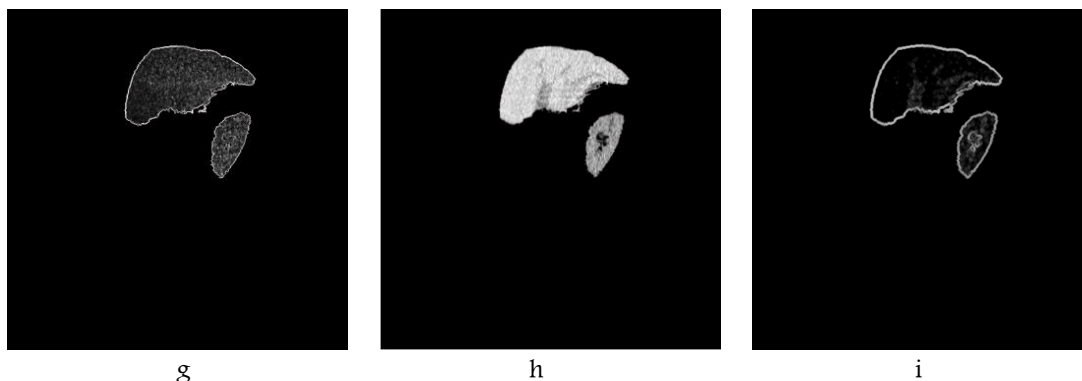
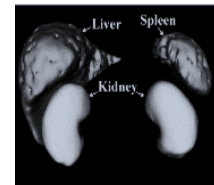


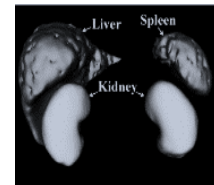
Figure.4.12.Elimination des zones contrastées et extraction du foie, la rate et les reins: (a)images originales, (b) la reconstruction géodésique par dilatation des zones à éliminées, (c) images originale sans les régions sans importance, (d) seuillage des images précédentes de (c), (e)images marqueurs, (f) la reconstruction géodésique par dilatation des régions d'intérêts, (g) gradient morphologique de (f), (h) simplification d'image par un filtrage à diffusion anisotropique, (i) gradient morphologique après l'application du filtre de contraste  $H_{max}$  avec  $h=0.32$ .

Si on applique l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur le gradient des images résultantes de l'étape précédente Figure.4.12.i (filtrage sous contrainte du contraste, pointer les régions d'intérêt et application d'un filtrage spatial) on constate que le problème de la sur-segmentation persiste Figure.4.13.c.

Malgré l'existence d'une amélioration de l'image gradient prétraité Figure.4.12.i, par rapport à l'image gradient sans pré-traitement antérieur Figure.4.12.g, cette LPE fait encore apparaître une sur-segmentation due au fait que le gradient présente encore plusieurs petites fluctuations malgré les filtrages que nous avons appliqué Figure.4.13.c.

#### 4.2.6. Post-traitement .

Il existe différents algorithmes consacrés au calcul des gradients morphologiques. Ils peuvent être divisés en deux catégories. La première catégorie comprend des algorithmes qui peuvent être appliqués sur les images de couleurs ou le second est formé par des algorithmes dédiés aux images en niveaux de gris. Alors que la plupart de ces algorithmes peut être utilisé en conjonction avec un algorithme de la ligne de partage des eaux. Malheureusement, ces gradients souffrent de nombreux problèmes, en particulier sur des images fortement texturées. En effet, la présence de telles zones empêche la technique du gradient de bien délimiter les zones texturées. De plus, le gradient morphologique a une certaine limitation. En réalité, ce type de gradient est plus sensible au bruit. De plus, le résultat de la segmentation par la LPE dépend de la méthode de calcul du gradient. En morphologie, la taille, la forme et l'orientation de l'élément structurant sont des facteurs importants pour avoir une bonne segmentation. Tous ces opérateurs morphologiques sont rendus plus robustes si un filtrage usuel précède leur emploi.



Pour améliorer la qualité d'image gradient et surmonter le problème du choix l'élément structurant, des méthodes de modification du gradient morphologique peuvent être utilisées.

Zheng Wei et al [79], Xiaoyan Zhan [80] utilisent un gradient multi-échelle. Ali Abdullah Yahya et al [81], pour prévenir la sur-segmentation de la LPE traditionnel, l'algorithme proposé est composé en cinq étapes. Tout d'abord, la reconstruction morphologique est appliquée pour lisser la surface plane et de préserver le bord de l'image. En second lieu, le gradient morphologique multi-échelle est utilisé pour éviter l'épaississement et la fusion des bords. Troisièmement, pour l'amélioration du contraste, top/bottom hat transformation est utilisée. En quatrième lieu, le gradient morphologique de l'image est modifié par l'imposition de minima régional sur l'image marqueur (marqueur interne et externe). Enfin, une fonction pondérée est utilisée pour combiner l'algorithme top/bottom hat transformation et l'algorithme de marqueurs pour obtenir le nouveau algorithme.

Ainsi, pour empêcher cette sur-segmentation et calculer les contours les plus contrastés, une segmentation itérative de l'image originale basée sur la segmentation hiérarchique est proposée dans ce travail. Elle consiste à imposer des minima sélectif sur l'image simplifiée de l'image originale appelée image mosaïque.

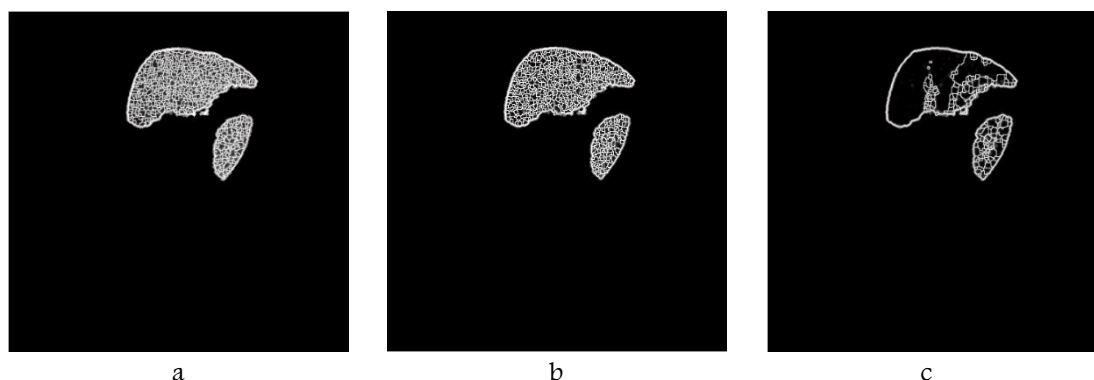
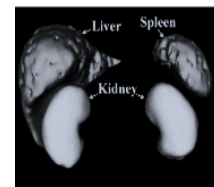


Figure.4.13. segmentation par la ligne de partage des eaux sur des images TDM. (a) Résultat de la segmentation de la LPE sous contrainte des marqueurs sans filtrage au préalable, (b) Résultat de la segmentation de la LPE après simplification d'image (a) par le filtrage à diffusion anisotropique, (c) Résultat de la segmentation de la LPE suite à l'application du filtre de contraste  $H_{max}$  pour  $h=0.32$ .



### 4.3. Segmentation hiérarchique et Amélioration du problème de la sur-segmentation

La meilleure introduction de la segmentation hiérarchique peut être faite au moyen d'un procédé de simplification d'image, à partir de l'image d'origine  $f$  [82]. La segmentation hiérarchique est développée par S. Beucher et produit par la transformation le de la ligne de partage des eaux classique. Le plus simple algorithme de segmentation hiérarchique est fondé sur la reconstruction du gradient de l'image mosaïque.

#### 4.3.1. Utilisation de l'image image mosaïque et son gradient pour améliorer la sur-segmentation .

L'extraction des marqueurs ne permet pas toujours d'améliorer la sur-segmentation. Une approche est exploitée par une autre transformation morphologique. Elle est utilisée pour effectuer la segmentation d'image qui consiste à la segmentation hiérarchique. Nous avons procédé au renforcement les variations de niveaux de gris en passant par l'image simplifiée appelée image mosaïque. Elle est introduite dans le but de fusionner dans la région des portions qui ont causé cette sur-segmentation. Une image simplifiée ou mosaïque d'images peuvent être définies comme suit :

##### a. Définition

Nous notons  $M_i, i = 1, \dots, k$ , les minima du gradient  $g(f)$  d'une image en niveaux de gris  $f$ , et  $CB(M_i)$  de leurs bassins versants associés (Catchment Bassins). L'image simplifiée que nous notons  $f^{(1)}$  est donnée par [83] :

$$\forall j \in \{1, \dots, k\}, \forall p \in CB(M_j), f^{(1)} = \inf\{f(p), p \in M_j\}$$

A partir de cette définition, les bassins versants sont calculés à partir de l'image gradient. Également, chaque bassin versant est marqué avec la valeur de gris dans l'image initiale  $f$  correspondant à des minima du gradient. Dans la suite, l'image mosaïque peut être utilisée pour définir la valeur du graphe  $G(1)$ . Nous pouvons itérer cette procédure et appliquer à  $G(1)$  en utilisant un gradient et la ligne de partage de eaux sur les graphes [45]. Nous avons obtenu l'image mosaïque de deuxième niveau noté  $f^{(2)}$  où chaque région présente les bassins versants du graphe précédent  $G(1)$ . Le processus est alors réitéré jusqu'à un niveau permettant de satisfaire un critère donné ou la fusion souhaitée. Ce processus itératif dans la segmentation d'image est appelé segmentation hiérarchique.

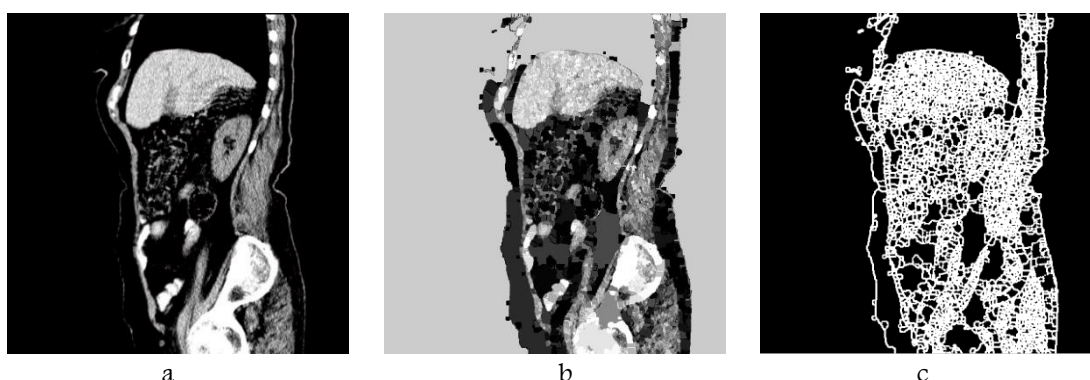
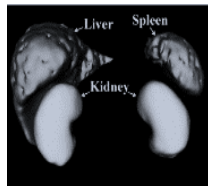


Figure4. 14. Calcul de l'image mosaïque. (a) image originale, (b) image mosaïque, (c) gradient de l'image mosaïque



### 4.3.2. Les contraintes de l'image mosaïque : question de la sur-segmentation

La sur-segmentation provient des nombreux minima dans l'image. Il existe différentes stratégies pour éviter cette sur-segmentation.

- Le filtrage permet de lisser l'image mais ne permet pas de supprimer les faux minima.
- La morphologie mathématique fait intervenir l'opérateur  $H_{min}$  ou  $H_{max}$  qui permet d'effectuer un filtrage à partir d'un critère basé sur la profondeur des minima ou maxima régionaux.
- Une autre solution est présentée basée sur la ligne de partage des eaux sous contraintes des marqueurs.

Il existe une autre méthode plus efficace qui utilise la simplification de l'image originale par le calcul de l'image mosaïque. Il s'agit d'images simplifiées générées à partir de la LPE où chaque région obtient le niveau de gris du minima de la fonction gradient associée Figure.4.14.

Bien que l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur le gradient de l'image mosaïque, le problème de sur-segmentation persiste Figure.4.14.c. Ce problème est dû à la présence de vaisseaux sanguins et de petits objets inclus dans le foie, la rate et les reins. En outre, nous notons que l'algorithme de segmentation ne permet pas la détection que la région d'intérêt, mais aussi de détecter une autre structure non significative.

### 4.3.3. La ligne de partage des eaux hiérarchique basée sur l'algorithme des cascades :

Serge Beucher a introduit les cascades. Cette approche est basée sur une segmentation hiérarchique dont l'objectif est de fusionner les régions adjacentes créées par la LPE, appartenant à des zones presque homogène.

#### a. Algorithme en cascade :

L'implémentation de l'algorithme en cascade est basée sur la reconstruction morphologique de la fonction de l'image gradient-mosaïque avec sa LPE.

Soit  $f$  l'image à niveau de gris et  $g$  son gradient, avec  $f, g: \rightarrow \mathcal{T} = \{t_{min}, t_{min} + 1, \dots, t_{max}\}$ , soit la  $LPE(g)$  est la ligne de partage des eaux sur l'image gradient  $g$ ,  $m$  l'image mosaïque, qui représente la valeur moyenne dans chaque bassin versant de la LPE ( $g$ ) de l'image  $f$ . Soit  $g_f$  le gradient de l'image mosaïque [52]

Les étapes de la construction de la segmentation hiérarchique par l'algorithme de cascade sont [85] :

1. Calculer l'image gradient-mosaïque : "grad\_mosaic".
2. Calculer la ligne de partage des eaux de l'image gradient : LPE (grad\_mosaic).
3. Définir une nouvelle image  $A$  comme :

$$A = \begin{cases} grad\_mosaic & \text{si } x \in LPE(grad\_mosaic) \\ +\infty & \text{si } x \in LPE^c(grad\_mosaic) \end{cases}$$

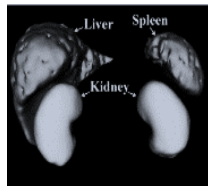
On a que  $A \geq grad - mosaic$

Avec LPE est la ligne de partage des eaux et  $LPE^c$  est la ligne de partage des eaux complémentaire

4. Appliquer une reconstruction géodésique par érosion de  $A$  sur  $grad\_mosaic$ .

$$[grad\_mosaic]^{rec} = \varepsilon_{grad\_mosaic}^{recon}(A)$$





En fait, la reconstruction géodésique va remplir chaque bassin versant avec un plateau de hauteur égale à la profondeur minimale des lignes de la LPE qui entourent le bassin versant

5. Calculer la ligne de partage des eaux de l'image gradient mosaïque  $reconst$
6. Construire une nouvelle mosaïque  $m_1$  à partir de cette dernière LPE, sur laquelle on calcule le gradient  $g_2$  et ensuite on peut itérer l'algorithme pour obtenir une hiérarchie.

La figure.4.15 illustre plusieurs segmentations obtenues par la LPE hiérarchique non paramétrique pour différents niveaux de la hiérarchie

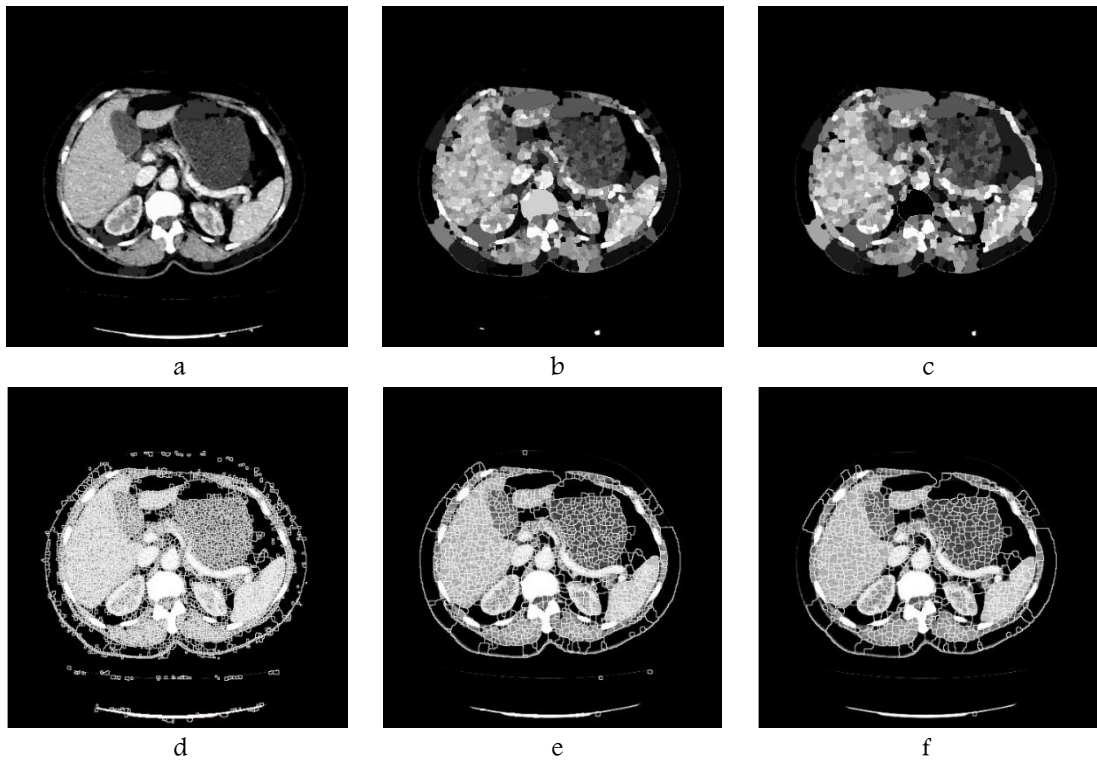


Figure.4.15. Pyramide e segmentation non-paramétrique : (a) image mosaïque, (b) 3<sup>ème</sup> niveaux hiérarchique, (c) 6<sup>ème</sup> niveaux hiérarchique, (d)-(f) contours des LPE des différents niveaux de la pyramide.



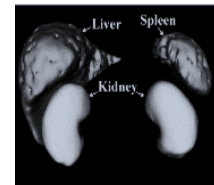


Figure.4.16. Amélioration de l'image mosaïque et son gradient : (a) application du filtre morphologique ouverture par reconstruction, (b) la LPE de (a), (c) image mosaïque calculée à partir de l'algorithme 1, (d) gradient de l'image mosaïque amélioré, (e) segmentation des organes d l'abdomen par l'algorithme 1.

La Figure.4.15.a, représente l'image mosaïque qui est le premier niveau de la hiérarchie. Le passage de l'image original vers l'image partitionnée permet de réduire le nombre de région de 4161 à 3694 régions. On constate à chaque étape de hiérarchie, l'algorithme des cascades de la LPE procède à une fusion des bassins versants. De même, le passage du premier niveau vers le deuxième provoque la simplification de l'image de 3694 à 1887 ; et pour la 6<sup>ième</sup> itération on obtient un nombre de région de 1267 Figure.4.15.c.

Malgré que le nombre de région d'image originale diminue à chaque itération par l'application de l'algorithme des cascade, la sur-segmentation existe toujours ; pour remédier ce problème, nous proposons les algorithmes suivants qui consistent à simplifier l'image originale avant l'application de l'algorithme des cascades.

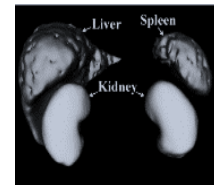
#### 4.3.4. Algorithme1 , Amélioration de l'image mosaïque .

Nous constatons que l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur le gradient de l'image mosaïque réduit la sur-segmentation. Malgré cela, elle existe toujours. Ce problème est dû à la présence des vaisseaux sanguins et les petites régions qui se détachent en saillie (angle) inclus dans le volume du foie, la rate et les reins. Nous cherchons toujours à améliorer nos algorithmes. Pour cela nous cherchons à simplifier l'image originale avant de calculer l'image mosaïque par l'application des opérateurs morphologiques.

##### a. Algorithme1 ,

- Simplification de l'image originale par le filtre à diffusion anisotropique
- Appliquer un filtrage morphologique tel que l'ouverture par reconstruction. En réalité ; cette opération est effectuée afin d'éliminer certains des pics (précédemment cités). Cela peut rendre le filtrage plus facilement de certains minima non significatifs.
- Calcul de l'image mosaïque filtrée
- Calcul le gradient de d'image mosaïque filtrée
- Appliquer l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur la précédente





### b. Exemples et discussion

La première étape consiste à simplifier l'image originale par l'application d'un filtre morphologique.

-Si nous appliquons l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur le gradient de l'image filtrée, la sur-segmentation demeure toujours Figure.4.16.b

-Si nous poursuivons les étapes de l'algorithme 1, nous obtenons les résultats ci-dessus Figure.4.16.e et Figure.4.16.f

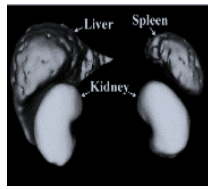
Les filtres morphologiques tels que les filtres géodésique (ouverture par reconstruction) ou bien les filtres de contraste ( $H_{max}$ ) et ont un effet considérable pour simplifier l'image originale et pour remédier le problème de la sur-segmentation.

Comme nous le constatons le problème de la sur-segmentation est amélioré d'une manière remarquable Figure.4.16.e.f. D'autre part, nous remarquons que la segmentation par l'algorithme proposé ne permet pas à détecter non seulement les régions d'intérêt mais aussi détecte autre structures non significatives telles que la colonne vertébrale et les muscles adjacents. Dans cette perspective, nous avons proposé l'algorithme suivant :

#### 4.3.5. Amélioration de l'algorithme 1 .

##### a. Algorithme 2 :

- Conservation des composantes connexes (paragraphe 4.2.5)
  - ✓ Analyse d'histogramme
  - ✓ Calcul de l'image seuil.
  - ✓ Application d'une reconstruction morphologique
  - ✓ Elimination des zones contrastées
  - ✓ Détection des régions d'intérêt
- Simplification d'image par le filtre à diffusion anisotropique
- Appliquer un filtrage morphologique tel que l'ouverture par reconstruction
- Appliquer un filtrage spatial.
- Calcul de l'image mosaïque filtrée
- Calcul le gradient de l'image mosaïque filtrée
- Appliquer l'algorithme de la ligne de partage des eaux hiérarchique pour nombre d'itération voulue (jusqu'à obtenir le résultat désiré et éliminer la sur-segmentation).



### b. Exemples et discussion

Les figure.4.17 et Figure.4.18 illustrent un exemple d'application de l'algorithme 2 pour différentes tailles de l'ES. La détection des régions d'intérêt permet de diminuer le nombre de région de 4161 à 1535. Après l'application d'une ouverture par reconstruction, ce nombre est réduit à 1501 pour un élément structurant disque de taille égale à 3 et de 1165 pour un ES disque de taille égale à 5. Ainsi, le calcul de l'image mosaïque permet de réduire le nombre de région à 89 régions.

Le tableau.4.1 récapitule le résultat de l'application de l'algorithme 1 et 2 sur la simplification d'images en nombres de régions fusionnées. Avec,  $N_{Rde I_1}$  et  $I_2$  est le Nombre de Région de l'image de la Figure.4.1.a et de la Figure.4.3.a respectivement.  $I_0$  est l'image originale,  $I_{marqueurs}$  est l'image obtenue après la détection de la région d'intérêt Figure.4.12.f et Figure.4.19.a,  $I_{mosaïque}$  c'est l'image mosaïque calculer à partir de l'image  $I_0$  Figure.4.15.a,  $mosaic_{marqueur}$  est l'image mosaïque calculée à partir de l'image  $I_{marqueurs}$ ;  $ouvert_{recons}$  sur  $I_{marqueur}$  représente l'application d'une ouverture par reconstruction sur  $I_{marqueurs}$ . Finalement,  $mosaic_{ouvertrecon}$  d' $I_{marqueur}$  : le calcul de l'image mosaïque à partir de l'image filtrée par une ouverture par reconstruction qui est calculé sur  $I_{marqueurs}$  (le premier niveau hiérarchique).

Nous constatons que la LPE par l'algorithme des cascades est plus performante qu'un simple filtrage. Non seulement elle réduit de façon drastique les faux contours mais elle conserve les principales régions d'intérêt.

**Tableau.4.1 . segmentation hiérarchique et son influence sur réduction des minima non significatifs**

	<i>Image <math>I_0</math></i>	<i><math>I_{mosaïque}</math></i>	<i><math>I_{marqueur}</math></i>	<i><math>mosaic_{marq}</math></i>	<i><math>ouvert_{recons}</math> sur <math>I_{marqueur}</math> avec ES-5</i>	<i><math>mosaic_{ouvertrecon}</math> de <math>I_{marqueur}</math> avec ES-5</i>
<i><math>NR</math> de <math>I_1</math></i>	4161	2773	1535	884	1165	43
<i><math>NR</math> de <math>I_2</math></i>	3338	3174	1067	751	974	48



a



b

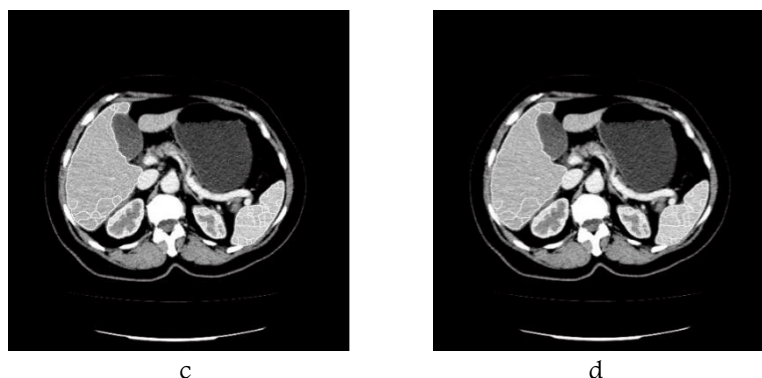
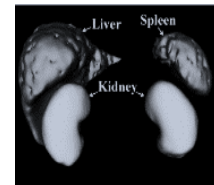


Figure.4.17. application de l'algorithme proposé 2 : (a) application d'une ouverture par reconstruction pour un ES disque taille =3 (après la détection des régions d'intérêt et l'application du filtre à diffusion anisotropique) et son LPE, (b) calcul de l'image mosaïque améliorée et la LPE sur ce résultat, (c) le 3<sup>ème</sup> niveau hiérarchique, (d) le 6<sup>ème</sup> niveau hiérarchique et le résultat de la segmentation par la LPE.

Dans les exemples de la Figure.4.17 et Figure.4.18, nous montrons aussi l'influence de filtre ouverture par reconstruction sur le nombre d'itération ainsi que le résultat final souhaité. Nous savons que l'ouverture par reconstruction est l'érosion suivie d'une reconstruction géodésique par dilatation. Le choix de la taille de l'élément structurant joue un rôle important sur le filtrage des minima non significatif (voir 4.2.4.b). Pour un ES disque de taille égale à 5, on remarque dans l'exemple de la Figure.4.18 que le résultat final de la segmentation des organes de l'abdomen par l'application la segmentation hiérarchique (algorithme des cascades) permet de segmenter le foie, la rate et les deux reins pour un nombre d'itération égale à 6 Figure.4.18.d. Par contre pour un élément structurant de taille égale à 3, il nécessite d'autre itération à fin d'aboutir au résultat désiré c à d la segmentation du foie la rate et les reins et de prévenir le problème de sous ou sur-segmentation Figure.4.17.d.

### 4.3.6. Algorithme 3 .

Il existe une autre solution pour améliorer la sur-segmentation et de segmenter le foie la rate et les deux reins sans passer par d'autres niveaux hiérarchiques. Le troisième algorithme proposé, nous a permis de gagner énormément le temps de calcul et d'achever au même résultat obtenu ultérieurement Figure.4.18.d. Elle est basée sur le principe des minima étendue.

#### a. Transformée de-minima étendue (The extended-minima transform)

C'est les minima régionaux de la transformée de h-minima (h-minima transform) [85]. Il s'agit d'une technique de seuillage qui apporte la plupart des vallées à zéro. La transformée h-minima supprime tous les minima dont la profondeur est inférieure ou égale à un seuil prédéfini  $h$  [86].

$$f_{EM} = EM(G_f, h)$$

Où  $f_{EM}$  est l'image de sortie, et  $G_f$  est l'image gradient. Le choix de seuil est très importante où la valeur plus élevée de  $h$  fera baisser le nombre de régions et pour une petite valeur de  $h$  donnera plus grand nombre d'objets

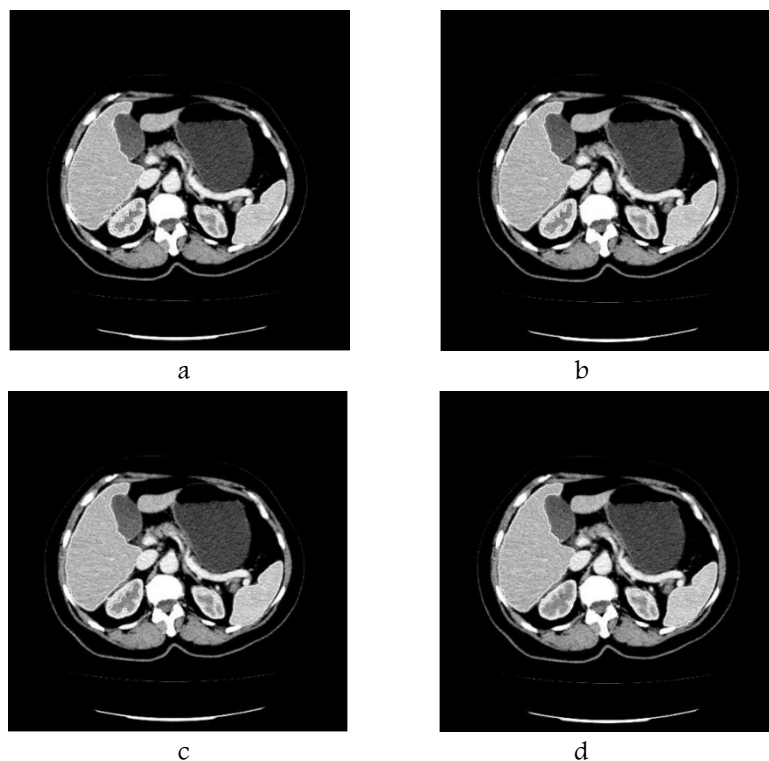
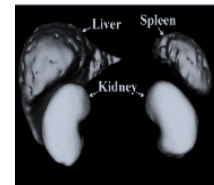


Figure.4.18. application de l'algorithme proposé 2 : (a) application d'une ouverture par reconstruction pour un ES disque taille =5 (après la détection des régions d'intérêt et l'application du filtre à diffusion anisotropique) et son LPE, (b) calcul de l'image mosaïque améliorée et la LPE sur ce résultat, (c) le 3<sup>ème</sup> niveau hiérarchique, (d) le 6<sup>ème</sup> niveau hiérarchique et le résultat de la segmentation par la LPE.

### b. Algorithme :

- Conservation des composantes connexes (paragraphe 4.2.5) Figure.4.19.a
  - ✓ Analyse d'histogramme
  - ✓ Calcul de l'image seuil.
  - ✓ Application d'une reconstruction morphologique
  - ✓ Elimination des zones contrastées
  - ✓ Détection des régions d'intérêt
- Simplification d'image par le filtre à diffusion anisotropique
- Appliquer un filtrage morphologique tel que l'ouverture par reconstruction Figure.4.19.b
- Calcul de l'image mosaïque filtrée Figure.4.19.d
- Calcul le gradient de l'image mosaïque filtrée Figure.4.19.f
- Application d'un filtrage des minima non significatifs de l'image gradient mosaïque basé sur les minima étendue Figure.4.19.g
- Appliquer l'algorithme de la ligne de partage des eaux Figure.4.19.h(i)

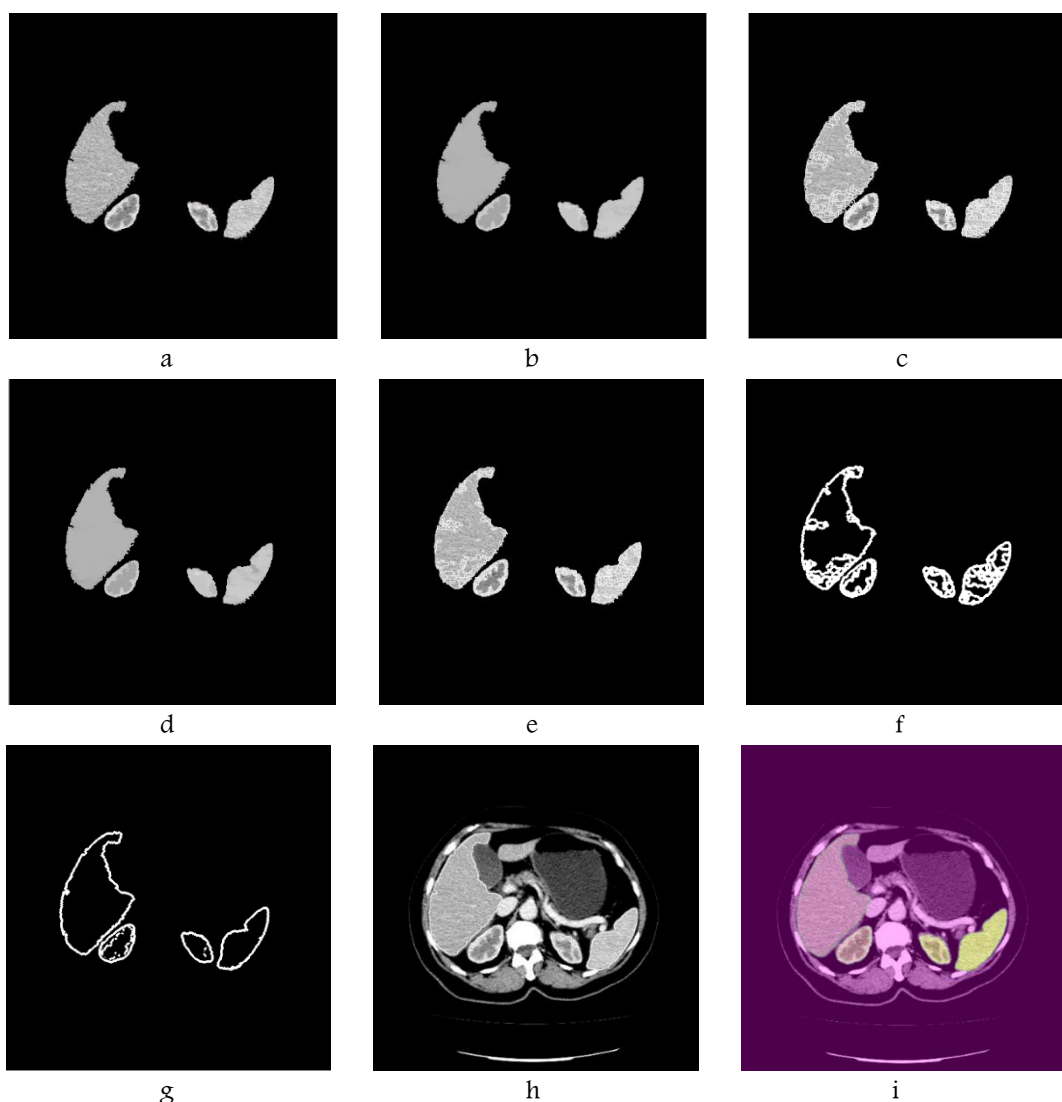
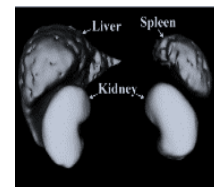


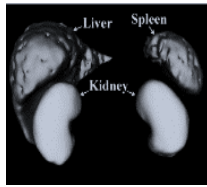
Figure.4.19. Résultat final de la segmentation simultanée des organes de l'abdomen par notre approche: (a) détection de la région d'intérêt, (b) application d'un ouverture par reconstruction avec ES disque de taille=3, (c) la LPE sur le résultat précédent, (d) calcul de l'image mosaïque, (e) la LPE de l'image mosaïque, (f) gradient de l'image mosaïque, (g) application du filtrage de l'image gradient mosaïque basé sur les minima étendue, (h) (i) segmentation du foie, la rate et les reins gauche et droit

### Conclusion :

Dans ce travail, une méthode semi-automatique est utilisée pour la segmentation de multiples organes. Nous avons proposé dans la première partie de ce travail l'une des méthodes les plus performantes pour segmenter le foie, la rate et les reins. Nous avons présenté une nouvelle méthode basée sur l'algorithme de la ligne de partage des eaux et la segmentation hiérarchique. L'idée est de calculer l'image simplifiée ou l'image partitionnée. L'image mosaïque est très intéressante. Nous avons appliqué un prétraitement sur l'image originale avant de calculer l'image mosaïque. Cette simplification nous a permis à aboutir à des résultats remarquables et de gagner énormément du temps de calcul

# Chapitre V :

*Segmentation de chaque organe  
séparément : La méthode  
proposée*



Dans le contexte du traitement des images médicales, le problème de la segmentation des organes de l'abdomen délimite les régions représentant chaque organe séparément. Il constitue une étape importante pour une analyse automatique des images médicales, car il permet d'améliorer la qualité du diagnostic.

## Segmentation du foie :

### Introduction

Le foie et la vésicule biliaire assurent un certain nombre de fonctions essentielles de l'organisme, les radiologues utilisent couramment des images tomodensitométriques(TDM).

Du fait de l'importance de cet organe, les maladies qui l'affectent sont souvent préoccupantes. Afin d'accroître l'efficacité du travail clinique, les méthodes de segmentation automatique sont nécessaires

### 5.1. Etat de l'art de la segmentation du foie :

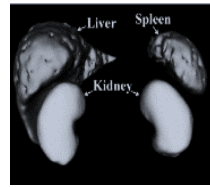
Aujourd'hui, la segmentation automatique ou semi- automatique du foie attire de plus en plus d'attention et d'intérêt des chercheurs. Plusieurs approches de segmentation du foie ont été développées jusqu'à présent. Nous pouvons indiquer quelques travaux :

Xuechen Li1 et al [87] présente une méthode de segmentation automatique du foie à partir des images TDM à l'aide fuzzy c-mean clustering et Level set. Tout d'abord, ils cherchent à renforcer le contraste de l'image originale ; deuxièmement, ils combinent fuzzy c-mean clustering avec les connaissances anatomique à priori, cette dernière est utilisé pour extraire automatiquement la région du foie ; troisièmement, the distance regularized level set est utilisé pour le raffinement ; enfin, les opérations morphologiques sont utilisés comme post-traitement. Le résultat montre que la méthode proposée a une grande spécificité et une meilleure précision. Comparer avec la méthode des ensembles de niveau standard, leurs moyen de segmentation montre une plus grande efficacité dans le cas où les contours sont flou. Toutefois, l'approche de [87] présente moins d'efficacité lorsque les vaisseaux et autres tissus non homogènes sont au bord du foie.

Fernando Lopez-Mir et al [88] utilisent l'algorithme de croissance région 3D pour la segmentation du foie. Leur approche donne des résultats attirants avec un faible temps de calcul. Par contre, leur méthode n'arrive pas à segmenter le foie en présence des lésions hépatiques qui se situent sur les bords du volume du foie.

Marius DANCIU et al [89] présentent une méthode ' hybrid semi-supervised 3D segmentation' pour la segmentation du volume du foie sur des images TDM. La tâche de segmentation est difficile, en raison de la variabilité inter-patient du parenchyme hépatique. La solution proposée combine une étape de





segmentation basée sur l'apprentissage avec une étape de post-traitement. L'approche proposée offre une bonne précision de la segmentation, avec une réduction significative de la complexité de calcul. Dans certains cas, des défauts de segmentation du foie apparaissent en présence du cœur, de plus un autre problème dû de la veine cave inférieure.

Antonidoss et al [90]. Leur système est constitué de trois étapes pour la segmentation du foie à partir des images tomodynamométrique. Dans la première étape, un pré-traitement d'image est effectué pour réduire le bruit et à améliorer la qualité d'image. Dans la deuxième étape, le foie est segmenté à partir d'images à l'aide d'un seuil adaptatif 'adaptive threshold' et des traitements morphologique. Dans la troisième étape, la mise en valeur de post-traitement est procédée pour augmenter le contraste de région du foie.

On peut citer d'autres travaux qui s'intéressent à la segmentation automatique ou semi-automatique du foie ; Romane Gauriau et al [91] ; Ms Maya Eapen et al [92]. Christo Ananth et al [93] Marcin Ciecholewski [94]

### 5.2.Stratégie de la segmentation :

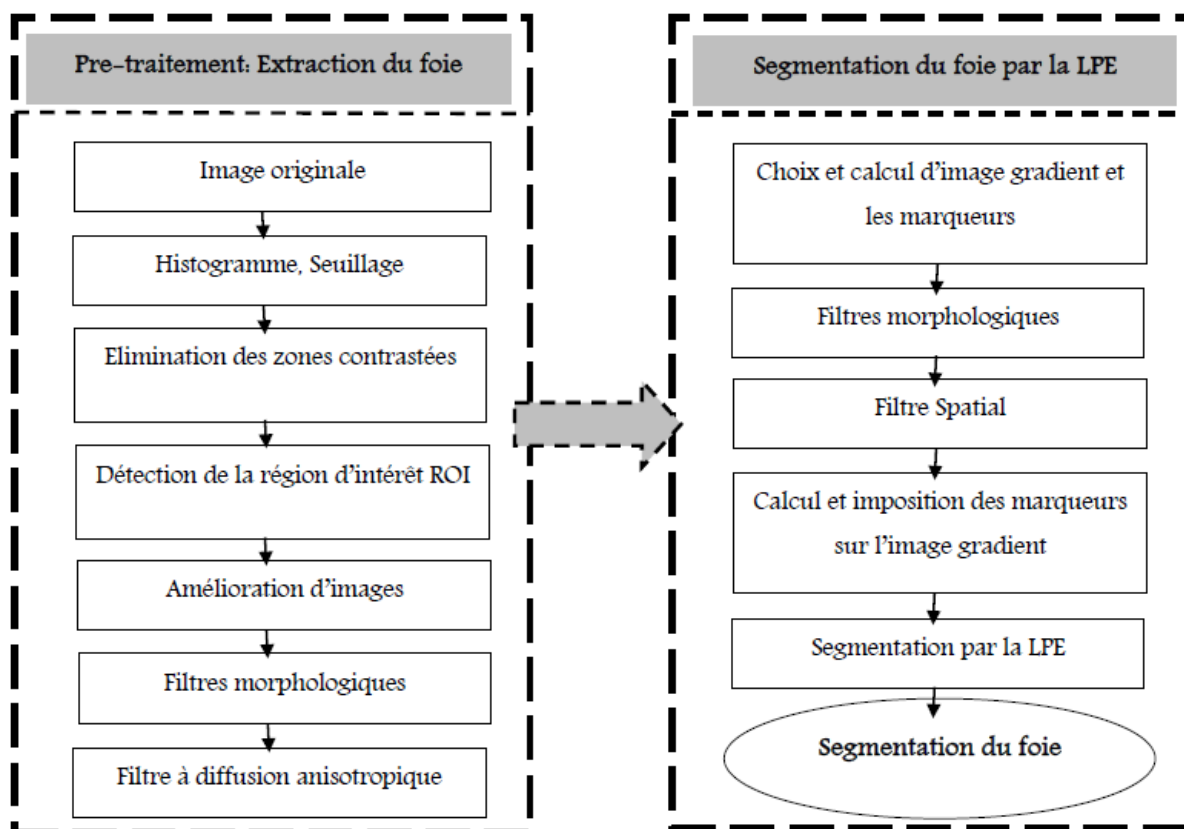
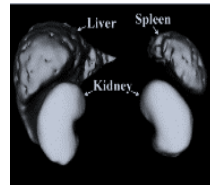


Figure.5.1. Schéma synoptique de la méthode proposée.



Notre algorithme de segmentation par la ligne de partage des eaux a été utilisé ici pour la segmentation du foie. Le schéma synoptique de la méthode proposée est représenté sur la Figure.5.1. Chaque bloc sera expliqué dans les sections suivantes.

### 5.3.Détails d'implémentation

#### 5.3.1. Détermination de la région du foie :

Dans la littérature, de nombreux modèles ont été proposés pour extraire le foie sur des images TDM ou IRM de l'abdomen avec divers degrés de réussite.

Xuechen Li1 et al [87] présentent une méthode de segmentation automatique du foie à partir des images TDM à l'aide fuzzy c-mean clustering et Level set. Ils combinent fuzzy c-mean clustering avec les connaissances anatomique à priori pour extraire automatiquement la région du foie.

Antonidoss et al [90] utilisent les étapes suivantes pour extraire le foie sur des images TDM. 1) Sélectionner une valeur de seuil global pour la totalité des images TDM. 2) Appliquer la valeur de seuil à l'image prétraitée pour obtenir une image binaire. 3) appliquer une opération de fermeture morphologique sur l'image seuillée pour remplir les trous et les petites lacunes dans l'image. 4) Réserver le bloc dont la superficie est la plus grande et définir les autres à zéro ; les étapes précédentes permettent de définir le masque binaire du foie. 5) Extraire les contours du foie par la fixation d'un pixel à 0 si son les 4 connectivités voisins sont tous à 1, laissant ainsi seulement les pixels de frontière. 6) Multiplier l'image originale avec l'image masque du foie pour obtenir la région du foie en niveau de gris.

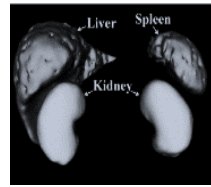
MEGHA GANJRE et al [95] utilisent la méthode de croissance de région pour trouver la région d'intérêt qui est le foie. Ainsi des opérateurs morphologiques sont effectués par la suite pour combler les lacunes et la déconnexion des structures voisines telles que l'ouverture, la dilatation, et l'opérateur de remplissage.

Ms Maya Eapen et al [95] cherchent à identifier la région du foie sur les images basées sur les caractéristiques statistiques (intensity distribution) et orientation value.

#### 5.3.2. Réduction l'image en une zone d'intérêt . La méthode proposée

##### a. Seuillage et analyse d'histogramme [22] ,

Le seuillage est un passage obligatoire pour toute analyse morphologique ultérieure. Elle a comme but de diminuer la quantité d'informations présentes dans l'image, et de ne garder que les informations pertinentes, ce qui nous permet d'utiliser des méthodes d'analyse simple vis-à-vis des images en niveaux de gris ou en couleurs. Dans ce travail nous nous intéressons du foie. Il est situé pour sa plus grande partie du côté droit de la cavité abdominale, juste au-dessus du duodénum.



**b. Elimination des zones contrastées et reconstruction géodésique**

Comme le foie est collé aux côtes et aux reins Figure.5.2.a, ces derniers influent négativement sur son extraction. Pour pallier ce problème, nous cherchons d'abord à supprimer les zones contrastées. Nous appliquons un seuillage sur l'image originale avec un seuil important pour extraire les zones contrastées figure.5.2.b Ensuite nous cherchons à séparer les organes voisins et de filtrer les pixels isolés par un filtre surfacique pour créer l'image marqueur figure.5.2.c. L'application de la reconstruction géodésique par dilatation permet d'extraire les régions qu'on désire éliminer figure.5.2.d. Une simple soustraction entre ce résultat et l'image originale, permet de supprimer ces zones Figure.5.2.e.

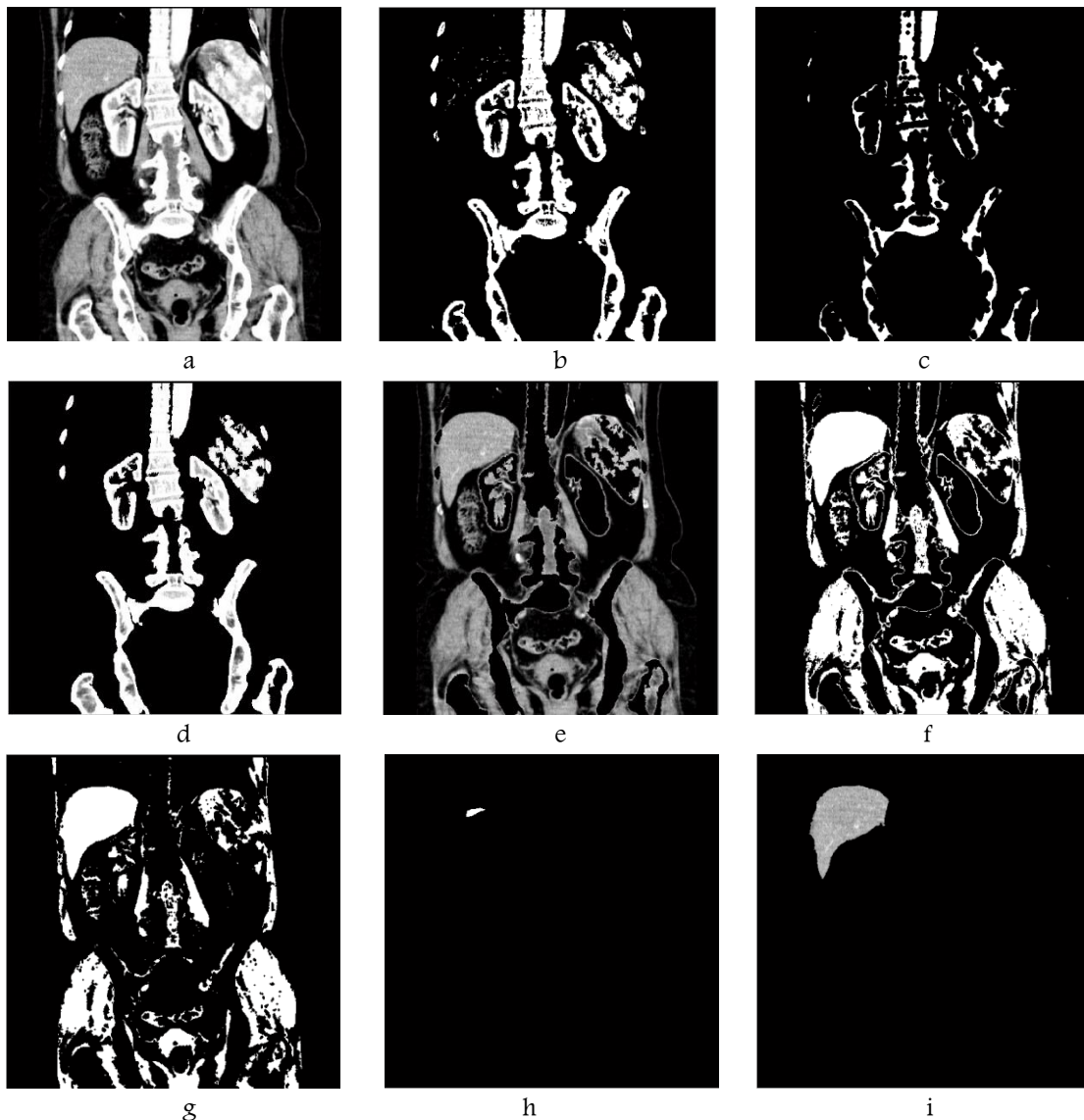
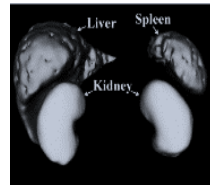


Figure.5.2. Elimination des régions contrastées. Et détection de la région du foie



### c. Détection de la région d'intérêt :

Une fois ces structures sont éliminées, nous passons à la détection du foie. La zone du foie occupe la plus grande surface sur la coupe. Dans ce cas, le pic du foie est bien visible sur l'histogramme. Une opération de seuillage est appliquée pour séparer le foie du fond figure.5.2.f. Une érosion est appliquée avec un élément structurant disque de taille égale à 1 pour la déconnexion du foie avec les structures voisines figure.5.2.g. Une deuxième érosion est effectuée pour créer l'image marqueurs avec la taille de ES suffisamment grand (supérieur à 20) Figure.5.2.h. La reconstruction morphologique par dilatation permet de détecter le foie et de filtrer les autres organes figure.5.2.i. Par la suite nous effectuons un filtrage spatial. Les images TDM sont lissées en utilisant la diffusion anisotrope pour améliorer l'homogénéité des objets abdominaux et assurer la préservation des contours. Nous employons le modèle classique de Perona-Malik Figure.5.3.a, avec la fonction  $g$  est donnée par la formule (4.3) et le coefficient de diffusion  $k=150$

### 5.3.3. Choix de l'image gradient et Application de la LPE :

Généralement, l'algorithme de ligne de partage des eaux est appliqué sur l'image gradient de l'image à segmenter. La ligne de partage des eaux va coïncider avec les crêtes de l'image gradient

#### a. Choix de l'image gradient

L'algorithme de la segmentation par la LPE est appliqué sur l'image gradient. Dans notre cas nous avons des objets plus clairs que le fond (le foie), de plus lors de la détermination de la région d'intérêt, nous avons appliqué une érosion par un ES disque de taille égale à 1 pour la déconnexion du foie par rapport au structures voisins, donc l'utilisation du gradient de Beucher est recommandé dans notre travail car il délimite mieux la région d'intérêt.

#### b. Problème de la sur-segmentation

Après la détermination de la région d'intérêt et l'application d'un prétraitement par le filtre à diffusion anisotropique, on cherche à maintenant à segmenter nos images afin d'identifier la région du foie.

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

L'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur une image génère cependant un grand nombre de régions très petites. Ce phénomène de sur-segmentation Figure.5.3.c, provient de l'existence de nombreux minima locaux dans l'image qui ne correspondent pas aux minima désirés. Le lissage améliore ce résultat, mais n'élimine pas tous les faux minima. Donc, il est nécessaire de :

- Déterminer les marqueurs internes et externes de la région du foie.
- Améliorer l'image sur laquelle on applique l'algorithme de la segmentation par la LPE.
- Détecter les minima significatifs.

Nous avons utilisé une détection automatique des minima basée sur les minima étendus (voir paragraphe 4.3.6.a). Les minima ont été filtrés selon leur dynamique de niveaux de gris

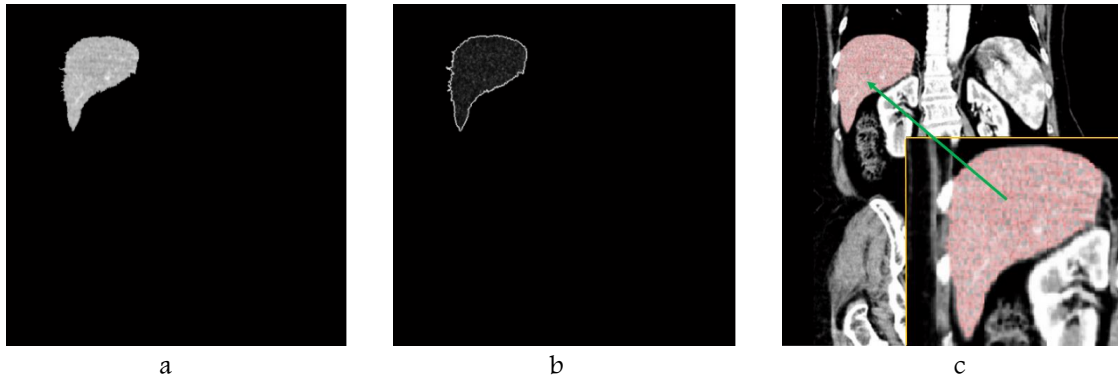
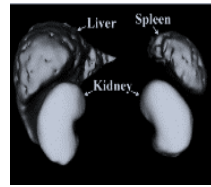


Figure.5.3. Problème de la segmentation par la ligne de partage des eaux. (a) la région d'intérêt lissée par filtre à diffusion anisotropique, (b) gradient morphologique, (c) sur-segmentation.

### 5.4. Résoudre le problème de la sur-segmentation

La sur-segmentation provoque beaucoup de difficultés dans l'analyse d'image. Pour surmonter ce problème, des approches sont proposées dans des travaux de recherche avec l'algorithme de la ligne de partage des eaux.

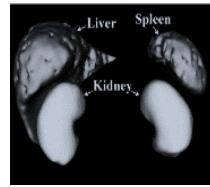
Pawanpreet Kaur et al [96]. Avant l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour la segmentation des images acquises, ils utilisent un filtrage morphologique et le principe basé sur la perception de l'œil humain à fin de réduire l'inconvénient de segmentation par la LPE.

Pinaki Pratim et al [97] procèdent à l'amélioration de l'image gradient à l'aide d'un filtre spatial linéaire passe-bas. Un masque gaussien 7x7 est utilisé à fin de lisser l'image, suivie par l'application l'algorithme de la ligne de partage des eaux.

Neha Rani et al [98] essayent de surmonter le problème de la sur-segmentation par l'utilisation Closest Neighbour Approach pour fusionner divers objets pour la segmentation des images médicales.

AMAN KUMAR et al [99]. La méthode proposée est constituée principalement de trois étapes : la première consiste à l'amélioration d'image qui comprend des techniques de réduction de bruit, ils utilisent la technique d'égalisation adaptative d'histogramme pour ajuster le contraste de l'image et réduire le bruit. La deuxième étape consiste à détecter les bords de l'image et de calculer les marqueurs du fond et de premier plan. La dernière étape consiste à appliquer l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur l'image pour obtenir l'image segmentée.

Une approche prometteuse proposée dans ce travail, essaye d'obtenir des meilleurs résultats pour la segmentation du foie et réduire la sur-segmentation à l'aide des approches morphologiques. La méthode proposée consiste à la recherche des marqueurs de la région d'intérêt et l'amélioration de l'image gradient.



### 5.4.1. Recherche des Marqueurs interne et externe

L'idée de marqueurs est un pas excellent pour le contrôle la sur-segmentation. Il y a des marqueurs interne et externe qui sont en relation avec l'objet d'intérêt et avec l'arrière-plan. Il s'agit d'une très bonne technique utile pour la gestion de la ligne de partage des eaux et résoudre le problème de la sur-segmentation

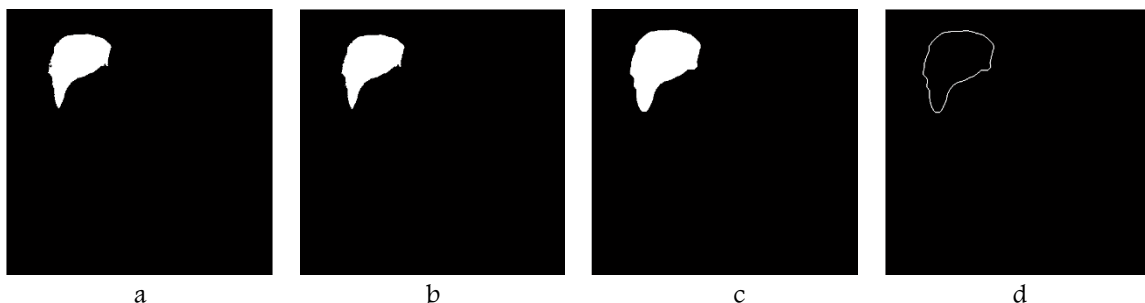
#### a. Marqueur externe :

Dans ce travail, nous avons utilisé un algorithme simple pour créer des marqueurs externes en utilisant des reconstructions géodésique d'images (section : Détection de la de la Région d'Intérêt ROI). A partir du résultat obtenu par la reconstruction morphologique de la région d'intérêt (foie) Figure.5.4.a, on réalise un remplissage des trous Figure.5.4.b. Une opération de dilatation est appliquée à ce résultat avec un élément structurant de disque de taille est égal à 8 Figure.5.4.c. L'image marqueur externe est calculée par le gradient morphologique de Beucher Figure.5.4.d

#### b. Marqueur interne :

Pour le marqueur interne, nous avons utilisé la transformée de distance. La transformée de distance est appliquée aux images binaires. Cette transformation permet de convertir une image binaire numérique qui est constituée de l'objet et le fond dans une autre image dans laquelle chaque pixel de l'objet a une valeur correspondant à la distance minimum à partir de l'arrière-plan par une fonction de distance [100]. Le résultat de la transformation est une image de niveau de gris qui ressemble à l'image d'entrée, sauf que les intensités de niveaux de gris de points à l'intérieur des régions de premier plan sont modifiées pour montrer la distance à la limite la plus proche de chaque point.

Dans notre application, pour créer l'image marqueur interne, nous avons calculé la fonction distance à partir du résultat obtenu dans le paragraphe 5.3.1.c. Figure.5.4.e, ensuite on cherche à déterminer le maximum de la fonction distance qui représente le marqueur interne de la région du foie Figure.5.4.f.





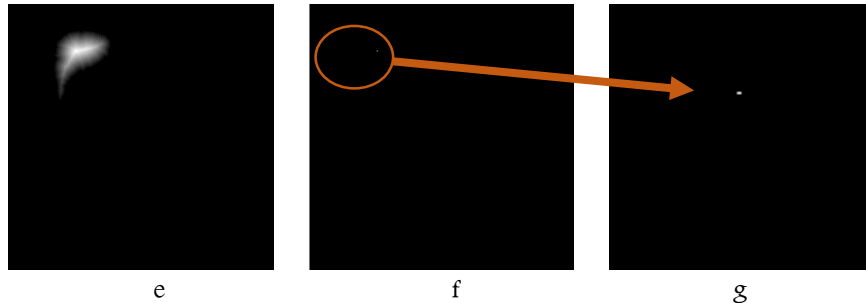
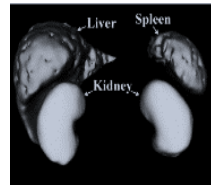
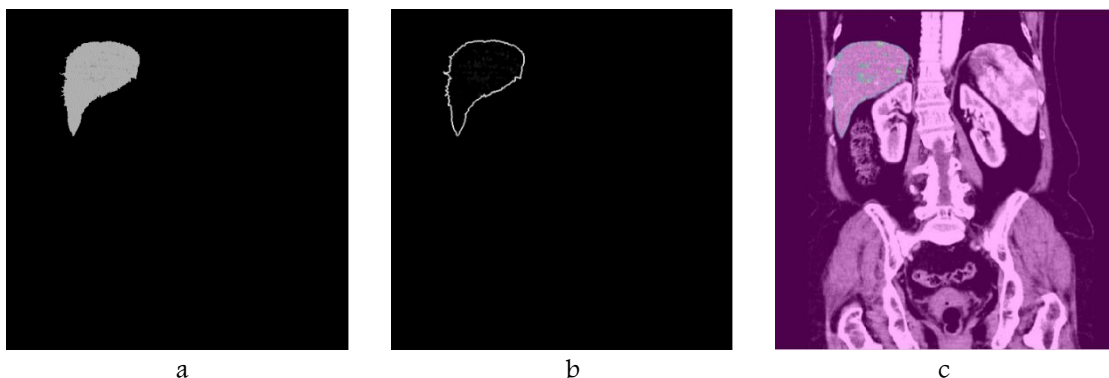


Figure.5.4. Marqueurs interne et externe. (a) composante connexe représente la région d'intérêt, (b) remplissage des trous, (c) dilatation par un ES disque de taille  $=8$ , (d) marqueur externe (le gradient morphologique de Beucher), (e) la fonction distance de l'image (b), (f) marqueur interne (le maximum de la fonction distance), (g) zoom appliqué sur la région du marqueur interne.

#### 5.4.2. Exemple et discussion :

La figure.5.5 illustre l'application de l'algorithme proposé. On constate que la région détectée contient des zones contrastées comme les vaisseaux sanguins. Ces zones sont la cause de la sur-segmentation, pour cette raison on préfère d'utiliser un filtre morphologique tel que l'ouverture par reconstruction

Dans l'exemple présenté dans la Figure.5.5, on remarque que pour un élément structurant disque de rayon égale à 10 le nombre de région diminue de 286 (après un filtrage spatial) à 188 la première ligne de la Figure.5.5., et pour un ES de rayon égale à 15 ce nombre diminue jusqu'à 107 régions. De plus pour un ES de taille égale à 25, l'ouverture par reconstruction permet d'améliorer le gradient morphologique en réduisant le nombre de minimas non significatifs présentés sur la deuxième ligne de la Figure.5.5. La Figure.5.5.f montre la robustesse de notre approche pour l'amélioration du problème de la sur-segmentation et donne des résultats attirants pour la segmentation du foie.





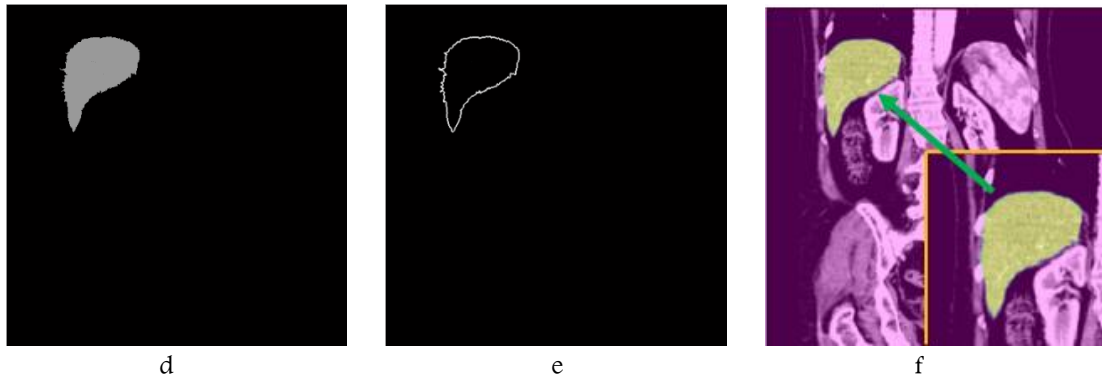
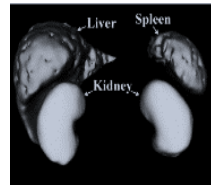
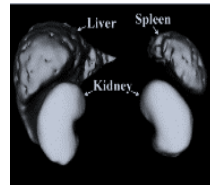


Figure.5.5. amélioration de la sur-segmentation par l'application de l'algorithme 1 : (a) (d) ouverture par reconstruction pour un ES disque de rayon=10 et 25 respectivement, (b) (e) gradient morphologique de (a) et (d) respectivement, (c) (f) résultat de la segmentation par l'approche proposée.

### **Conclusion**

*L'application de la tâche de segmentation sur les images médicales reste encore un domaine de recherche très vaste.*

*Plusieurs approches de segmentation sont proposées dans la littérature de segmentation par contour, par région et par des approches dérivatives. Nous avons proposé l'une des méthodes les plus performantes pour segmenter le foie. L'une des techniques de segmentation d'images est l'approche structurelle, et plus précisément la ligne de partage des eaux, cette dernière est basée sur l'immersion imaginaire du relief topographique. La technique de segmentation par la ligne de partage des eaux est largement utilisée dans la segmentation d'images médicales, du fait qu'elle est un moyen rapide, méthode simple et intuitive L'approche présentée permet d'extraire que le foie Figure.5.5.f.*



## *Segmentation des lésions hépatiques :*

L'hépatite est une maladie qui touche le foie. Elle signifie une inflammation du foie, on distingue plusieurs formes d'hépatite (A, B, C, D, E, infectieuse, etc.). Les virus A, B, C, D et E de l'hépatite peuvent provoquer des infections et inflammations aiguës et chroniques du foie, susceptibles d'entraîner une cirrhose ou un cancer hépatique.

Selon la Journée mondiale contre l'hépatite 2013 : 'affronter une épidémie silencieuse', 1,4 million de cas d'hépatite A sont enregistrés chaque année. 240 millions de personnes sont porteuses de l'infection chronique par l'hépatite B. 150 millions de personnes sont porteuses de l'infection chronique par l'hépatite C [101].

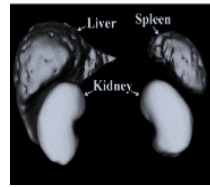
De ce fait la détection des lésions hépatiques à partir des images TDM est un processus essentiel pour un diagnostic et chirurgie assisté par ordinateur. Afin d'améliorer la curabilité du cancer du foie, une détection précoce et précise est indispensable. Connaître son stade permet au médecin de décider quel type de traitement sera adapté au patient.

### **5.5. Etat de l'art de la segmentation des lésions du foie :**

Une meilleure estimation de la taille de la tumeur est utile pour plusieurs applications telles que l'évaluation de l'effet des thérapies sur la tumeur et de modifier les plans de traitement. Une méthode pour estimer le volume de la tumeur est d'utiliser des algorithmes de segmentation. De nombreux chercheurs ont développé différentes approches pour la segmentation.

Jianfei Liu et al [102] proposent Tumor Sensitive Matching Flow algorithm (TSMF) pour détecter et segmenter des métastases du cancer ovariennes attachés aux organes. Les métastases du cancer de l'ovaire sont distribués de façon aléatoire dans l'abdomen, ils attachent souvent au foie et la rate. L'algorithme (TSMF) proposée est appliqué sur des images TDM de l'abdomen. La méthode peut détecter avec succès 84,6% des métastases sur des données de 11 patients. Cependant, la TSMF présente 13 faux positifs sur 11 patients, 7 d'entre eux sont situés sur la vésicule biliaire, car elle a une distribution intensité similaire à la métastase. De plus, trois des quatre vrais positifs ont été manqués en raison de petits changements de forme entre des métastases et des organes. En outre, les métastases segmentées comprennent parfois les tissus environnants en raison de la frontière commune qui les sépare.

Christo Ananth et al [103] abordent le problème de la segmentation de régions du foie et des tumeurs du foie sur des images TDM de l'abdomen. Ils proposent une méthode entièrement automatique basée sur



graph-cut et Geodesic Graph cut algorithms. Leur approche donne des résultats prometteurs pour la segmentation de la région du foie. Par contre, la précision de la segmentation de la tumeur n'est pas aussi élevée que pour la surface du foie, puisque les tumeurs sont généralement de plus petites surface.

Avi Ben Cohen et al [104] présentent une méthode entièrement automatisé pour la détection et la segmentation des métastases hépatiques sur une série des images TDM (phase portale) par 2D baseline segmentation mask. Cette technique est utilisée pour identifier l'emplacement de la lésion à d'une méthode de recalage non rigide. D'autres méthodes connues sous le nom de, Adaptive region-growing et mean-shift segmentation sont utilisés pour obtenir la segmentation des lésions du foie. Les premiers résultats présentés dans ce travail semblent prometteurs. Par contre, pour une lésion périphérique hypodense, il est difficile de faire la distinction entre la lésion métastatique et les muscles adjacents qui ont presque la même densité. De même, pour une la lésion hypodenses et hyperdense, il est difficile pour cet algorithme de trouver le seuil optimal. De plus, dans le cas où la lésion a une intensité similaire à celle du parenchyme et de faible taille (très petites), ce qui rend difficile de faire la distinction entre eux ; le résultat de l'algorithme qui est classé comme très mauvais.

On peut citer d'autres travaux qui s'attachent à la segmentation des lésions hépatiques comme , Sajith et al [105] ; Sonali Patil et al [106] ; Devendra Joshi et al [107] ; Vinita Dixit et al [108] ; Priyanka Kumar et al [109].

### 5.6.Stratégie de la segmentation

L'algorithme de segmentation par la ligne de partage des eaux est utilisé ici pour l'extraction des lésions hépatiques. Le schéma synoptique de la méthode proposée est représenté sur la Figure.5.6. Chaque bloc sera expliqué dans les sections suivantes.

### 5.7.Détails d'implémentation

#### 5.7.1. Pré-segmentation et extraction de la région du foie .

Avant de passer à la segmentation des lésions hépatiques, il est nécessaire d'extraire le foie à partir des images de l'abdomen.

Sonali Patil et al [106] utilisent un seuillage adaptatif et seuillage global ; en plus des approches morphologiques pour la segmentation du foie. Dans l'approche d'Avi Ben Cohen et al [104], Mean-shift segmentation a été utilisée sur l'image TDM contenant la lésion, afin d'identifier les régions d'intérêt entourant la lésion. Megha ganjre et al [110] appliquent des approches morphologiques pour l'extraction de la région du foie. Ils utilisent l'opération d'ouverture, la dilatation, et le remplissage des trous. Jianfei Liu et al [102], la région du foie est segmentée selon la méthode de Marius George Linguraru et al [111]. La méthode proposée dans [111], implique une combinaison de l'apparence de la forme et les statistiques de localisation pour la segmentation automatique du foie et la rate sur des données cliniques. La base de données contient des images TDM de population mixte avec les organes normaux et anormaux.

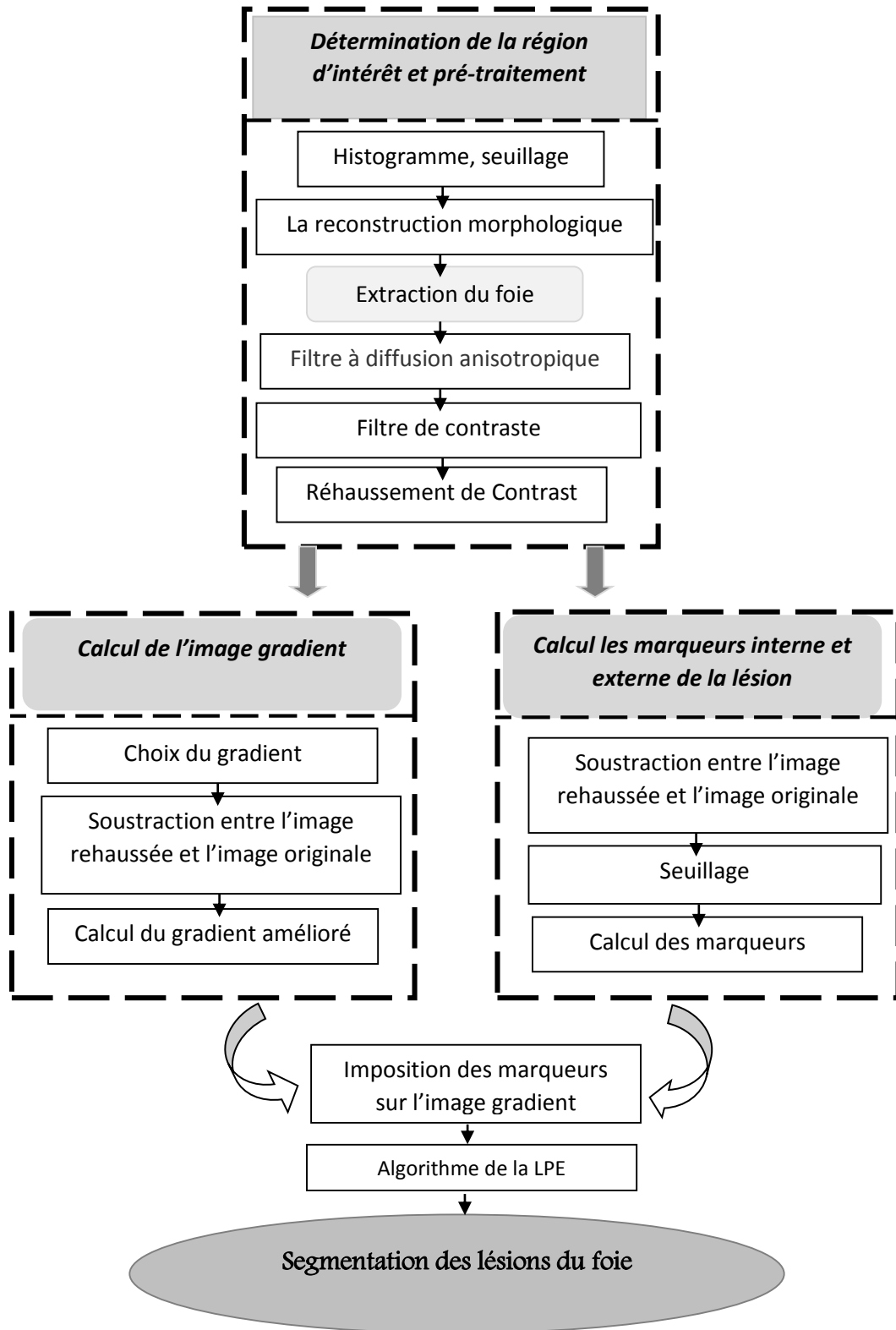
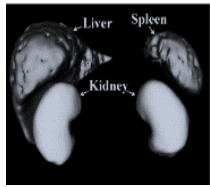
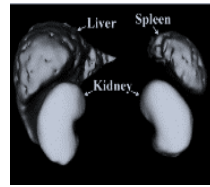


Figure.5.6. Schéma synoptique de la méthode proposée pour la segmentation des lésions hépatiques.



### a. L'approche proposée pour la détermination de la région du foie .

L'étape la plus importante pour la segmentation d'une lésion hépatique est d'extraire la région du foie et de filtrer les autres organes. Tout d'abord, nous avons besoin de sélectionner une coupe où le foie apparaît comme le plus grand organe. Dans ce travail, la structure du foie est d'abord segmentée à partir de l'image originale pour former une nouvelle image qui ne comprend que la région du foie avec des tumeurs. La détection du foie pourrait être faite de façon semi-automatique Figure.5.7.b voir paragraphe 5.3.1.

### 5.7.2. Prétraitement et amélioration d'image :

L'objectif de cette étape est d'améliorer la nouvelle image et de réduire les bruits parasites tout en préservant, autant que possible les structures de l'image d'origine afin de faciliter la segmentation des lésions du foie. Pour atteindre cet objectif, un filtrage spatial non linéaire est appliqué pour améliorer l'image d'origine. Nous avons appliqué le filtre à diffusion anisotropique pour améliorer la qualité d'image Figure.5.7.c avec un coefficient de diffusion  $k$  égale à 100, la fonction de diffusion  $g$  est la fonction Lorentzienne.

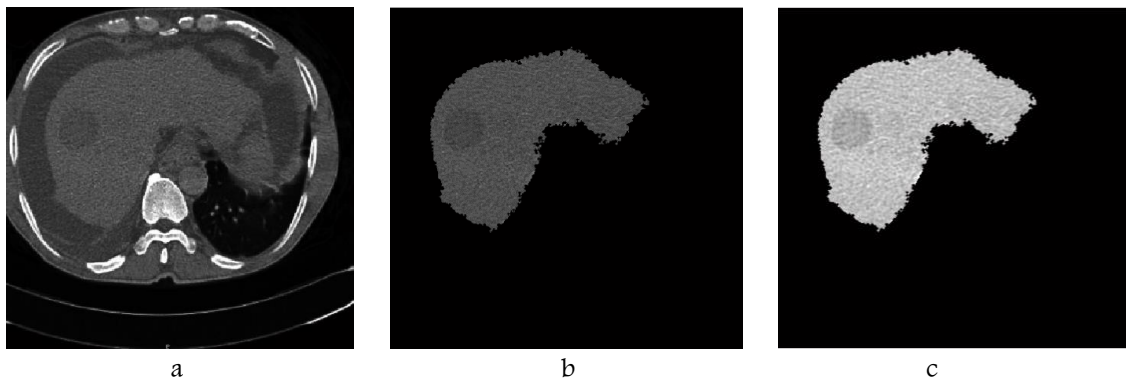
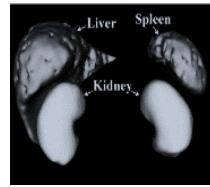


Figure.5.7. Détection du foie : (a) image originale (b) Extraction du foie, (c) lissage par le filtre à diffusion anisotropique.

### 5.7.3. Exemple et discussion :

D'après l'exemple présenté par la figure.5.7.a, on remarque bien qu'on ne peut pas discerner la lésion. De plus, on s'aperçoit que l'image est moins contrastée. On constate également que la région du foie contient des zones plus ou moins lumineuses qui sont la cause de la sur-segmentation. Pour cette raison, dans un premier temps, il est nécessaire d'appliquer un filtrage morphologique selon le critère de contraste tel que le filtre  $H_{max}$  ; ce filtre supprime tous les maxima de l'image dont d'intensité est inférieure à un seuil  $h$ . Par la suite, des techniques de rehaussement de contraste sont appliquées afin améliorer la visibilité et augmenter la luminosité de la lésions. Cette approche nous permet d'améliorer le gradient morphologique.

Finalement, nous pouvons résoudre le problème de la sur-segmentation lié par l'algorithme de la ligne de partage des eaux par une sélection primaire des marqueurs pointant la région d'intérêt. Dans ce travail, nous avons utilisé les deux étapes capables d'améliorer la sur-segmentation et d'extraire les lésions hépatiques.



### 5.7.4. Amélioration de l'image gradient : la méthode proposée

Le gradient morphologique est une opération résiduelle en utilisant une combinaison de la dilatation, l'érosion et / ou l'image d'origine. Comme d'autres gradients, il permet de mettre en évidence des variations d'intensité de l'image et est utilisé pour effectuer la détection de contour.

Dans notre cas nous avons choisi d'utiliser le gradient morphologique de Beucher car il délimite mieux les frontières de l'objet.

La littérature donne des algorithmes de calcul de gradients des images couleurs et des images en niveau de gris. Ces gradients ont tendance à souffrir de nombreux problèmes dans les régions fortement texturées dans une image, ce qui les empêche de délimiter clairement les zones texturées. De plus, l'utilisation du gradient morphologique peut engendrer quelques problèmes : certains petits détails fins peuvent être perdus. De plus le gradient est sensible au bruit. Afin de réduire ces insuffisances, des techniques d'amélioration sont proposées par différents chercheurs.

Dans ce travail, nous proposons une approche qui permet d'améliorer le gradient de Beucher par l'application des filtres spatiaux et de filtres morphologiques.

#### a. Rehaussement du contraste.

Il est souvent considéré comme l'un des problèmes les plus importants dans le traitement des images médicales. Plusieurs études ont montré que les techniques de rehaussement de contraste sont capables de nettoyer les bruits indésirables et d'améliorer la luminosité des images et leurs contrastes. Le rehaussement du contraste est utilisé ici pour augmenter la différence de luminosité entre le foie et les lésions hépatiques. Parmi les méthodes d'accroissement de contraste, l'égalisation d'histogramme et ajustement d'intensité '*Intensity adjustment*' sont très utilisées [112].

##### i. Egalisation d'histogramme .

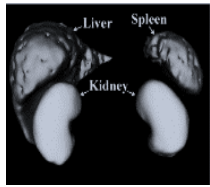
L'égalisation d'histogramme est une des configurations les plus utiles de rehaussement de contraste non linéaire. Le contraste est augmenté dans la plage la plus dense de valeurs de luminosité dans l'histogramme [113]

##### ii. Ajustement d'intensité .

L'ajustement d'intensité est une technique d'amélioration de l'image. La luminosité de l'image dépend de la valeur associée au pixel de l'image. L'ajout d'une valeur de constante pour chaque pixel de l'image va augmenter l'intensité de l'image. De même, la luminosité peut être diminuée par soustraction d'une valeur de constante à partir de chaque pixel de l'image. [113]

#### b. Exemple et discussion .

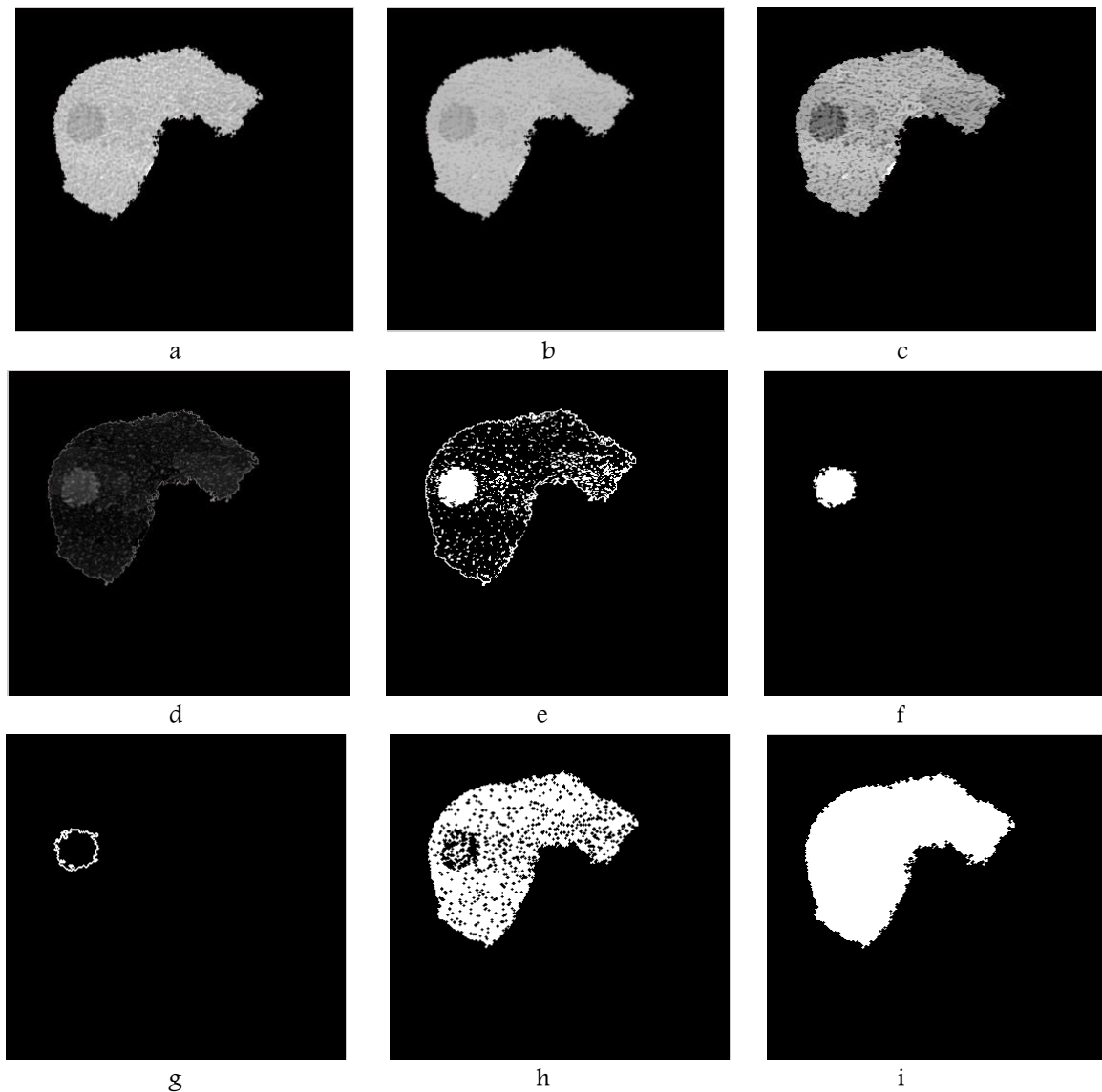
La figure.5.8, illustre le processus de prétraitement. Nous avons utilisé un filtrage morphologique tel que le filtre  $H_{\max}$  afin d'éliminer les maxima régionaux qui sont à l'origine de la sur-segmentation Figure.5.8.b. En imagerie médicale, les filtres de contraste peuvent servir à faire ressortir les zones sombres entourées de zones claires (tumeur, kyste ...). Ainsi, pour notre application nous avons utilisé l'approche ajustement



d'intensité pour améliorer la dissemblance de contraste entre le foie et la lésion. On a remarqué que par l'utilisation de cette technique nous a permis d'avoir un meilleur rehaussement de contraste que d'utiliser la technique d'égalisation d'histogramme sur notre base de donnée. Par conséquent, l'ajustement d'intensité appliquée sur des images qui contiennent des lésions, donne de bon résultat pour augmenter la différence de luminosité entre le foie et la lésion Figure.5.8.c.

**c. La méthode proposée pour l'amélioration du gradient .**

Tout d'abord, nous effectuons un lissage par le filtre à diffusion anisotropique Figure.5.8.a, puis nous appliquons des filtres de contraste Hmax Figure.5.8.b, cette dernière permet d'éliminer certain pics (maxima régionaux) et de laisser le reste de l'image inchangé, par la suite, on applique la technique





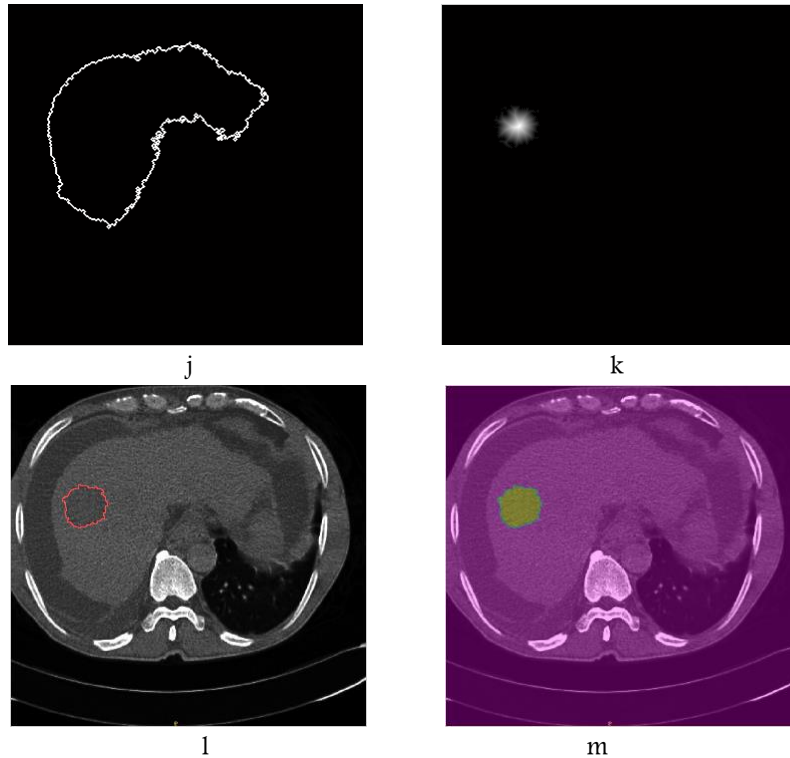
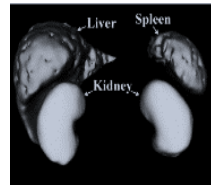


Figure.5.8. Amélioration d'image gradient et segmentation des lésions hépatique par la méthode proposée.

d'ajustement d'intensité pour rehausser la région du foie. Cette dernière est utilisée afin de faire une discrimination entre la région du foie et la lésion. L'étape suivante consiste à calculer la différence entre le résultat obtenu et l'image originale Figure.5.8.d pour ressortir la lésion. Un seuillage est appliqué sur ce résultat Figure.5.8.e, ensuite, on applique un filtrage surfacique pour supprimer les pixels non désiré Figure.5.8.f. En fin, on peut de calculer le gradient sur l'image seuil Figure.5.8.g

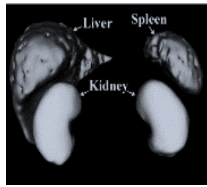
### 5.7.5. Détermination des marqueurs .

La segmentation par la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueur est une méthode robuste et flexible de segmentation des objets avec des contours fermés. L'image marqueur est une image binaire constituée soit des points de marquage simple ou de marqueurs de grandes régions, où chaque marqueur est placé à l'intérieur d'un objet d'intérêt.

La deuxième technique appliquée ici pour éviter le problème de sur-segmentation est d'utiliser des marqueurs pour imposer le certain bassin versant.

#### a. Marqueur externe .

Pour calculer le marqueur externe, nous utilisons la composante connexe correspondant au foie obtenu dans le paragraphe 5.6.1 Figure.5.8.h. Nous réalisons un remplissage de trou Figure.5.8.i. Le marqueur externe est calculé par le gradient morphologique Figure.5.8.j.



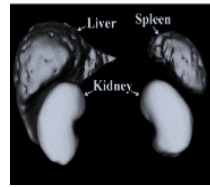
### b. Marqueur interne :

La meilleure façon pour déterminer le marqueur interne dans notre cas et d'utiliser le maximum de la fonction distance. A partir du résultat obtenue lors de calcul et l'amélioration de l'image gradient présenté par la Figure.5.8.f, nous utilisons la fonction distance sur ce résultat Figure.5.8.k. Par conséquent, l'image marqueur interne ce n'est que le maximum de la fonction distance.

De cette manière, il est possible d'appliquer l'algorithme de ligne de partage des eaux contrôlée par marqueur sur le gradient amélioré. Le résultat de la segmentation des lésions hépatique est illustré par la Figure.5.8.l et la figure.5.8.m. Les résultats de la segmentation par l'algorithme proposé montrent la clarté et la détection contour de la lésion.

### Conclusion :

*Dans cette partie, une méthode semi-automatique est utilisée pour la segmentation des lésions hépatiques. La technique employée est basée sur la morphologie mathématique. Nous avons procédé d'abord à la simplification d'images par l'utilisation du filtre à diffusion anisotropique, suivi de filtre morphologique. Par la suite nous cherchons à améliorer la qualité de l'image gradient par l'application des filtres morphologiques pour éliminer certaines structures. Aussi, la technique de la segmentation par la ligne de partage des eaux contrôlée par marqueurs est utilisé ici ; cette approche permettant de réduire le problème de la sur-segmentation et de détecter les contours de la lésion.*



# Segmentation des reins

## Introduction :

Les reins sont des organes vitaux qui permettent de purifier le sang et éliminer les déchets. Ils permettent d'éliminer les déchets qui proviennent du fonctionnement de l'organisme et maintiennent l'équilibre chimique du sang. Isoler les reins de ses structures anatomiques environnantes est une étape cruciale dans de nombreux cadres non supervisés qui évaluent les fonctions rénales. Ainsi, la segmentation des reins est une étape clé dans le développement de toute base systèmes de diagnostic assisté par ordinateur pour l'intervention percutanée des reins.

La chirurgie percutanée des reins joue un rôle important dans plusieurs chirurgies modérément invasives, comme Néphrolithotomie percutanée 'Percutaneous Nephrolithotomy' (NLPC) et l'ablation par radiofréquence 'Radio-Frequency Ablation' (RFA) des tumeurs du rein.

## 5.8. Etat de l'art de la segmentation des reins

Ces dernières années, de nombreux systèmes de diagnostic assistés par ordinateur ont été développés pour aider à la réalisation précise de diagnostics se basant sur la segmentation des reins.

Remi Cuingnet et al [114] présentent une méthode entièrement automatique pour détecter et segmenter les reins sur des images TDM en utilisant la random regression et classification forests. La classification forest a été utilisée pour estimer les positions des reins. Ensuite, elle a été utilisée pour obtenir une carte de probabilité 'probability map' de chaque rein.

P. Natarajan et al [115] proposent une approche efficace pour l'extraction des reins sur des images TDM de l'abdomen. L'approche est divisée en deux étapes. Dans la première étape, un procédé d'évaluation de modèle a été mis au point pour l'extraction de la région désirée dans l'image en fonction des propriétés d'un organe. La deuxième étape utilise le concept des valeurs d'intensité d'un pixel et sépare la région désirée de l'image originale sur la base d'une plage de seuil calculée. De plus, ils utilisent un ensemble d'opérations morphologiques pour éliminer le bruit d'une image et pour une segmentation fine des reins.

On peut citer d'autres ouvrages de recherche dont les auteurs cherchent à développer différentes approches pour la segmentation et la détection des reins. Jianfei Liu et al [116], Qian Zheng et al [117], Ashish K. Rudra et al [118] et Emmanouil Skounakis et al [119].

## 5.9. Stratégie de la segmentation

Le schéma de principe de la méthode que nous proposons est illustré sur la Figure.5.9. Chaque bloc sera expliqué dans les sections suivantes :

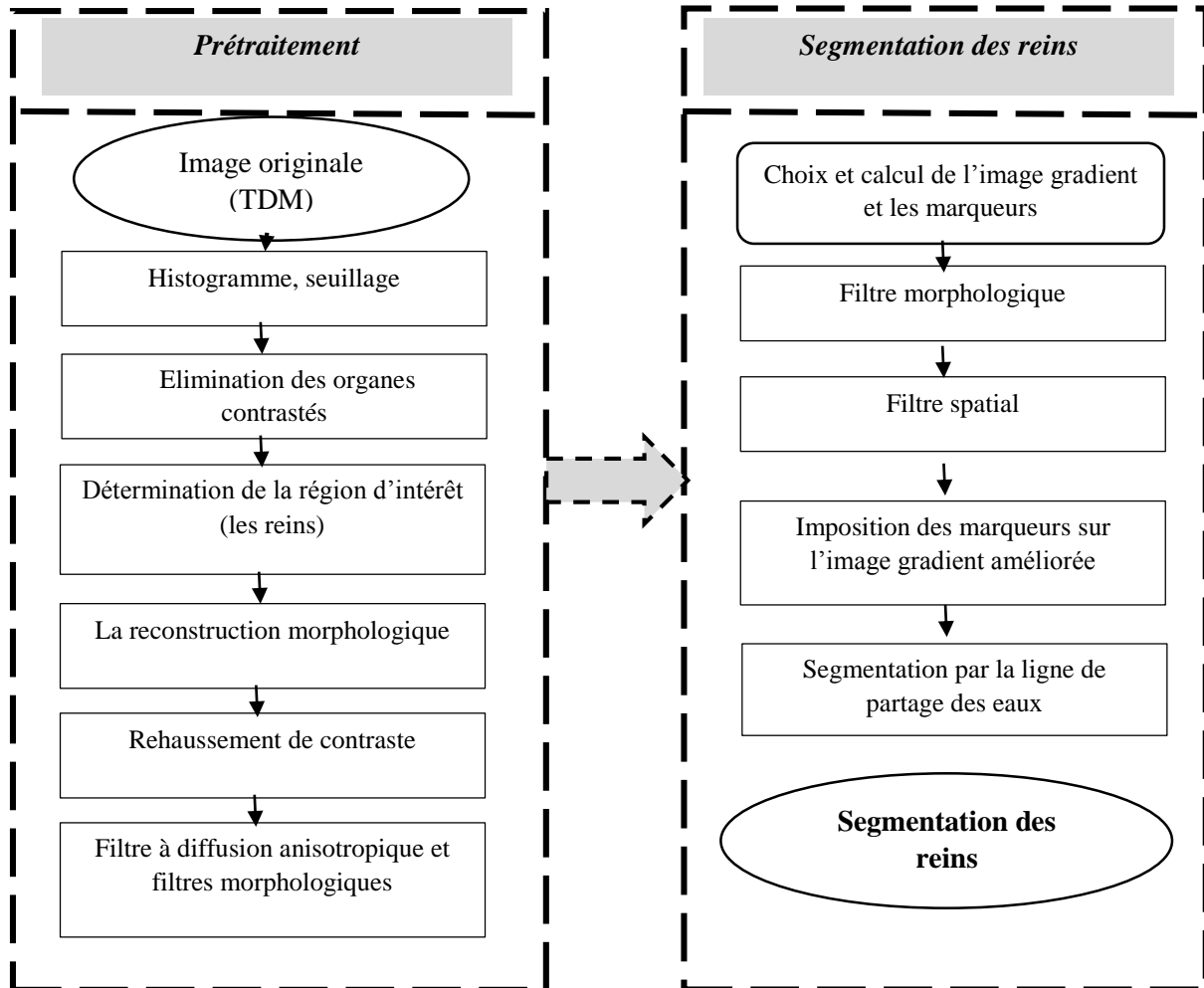
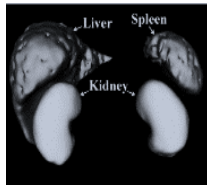


Figure.5.9. Schéma synoptique de la méthode proposée pour la segmentation des reins

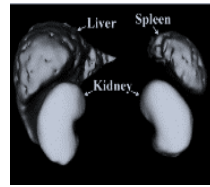
## 5.10. Détail d'implémentation :

### 5.10.1. Détection et la localisation des reins

L'objectif de cette étape est la segmentation des reins. Plusieurs chercheurs ont tenté d'estimer la position des reins. Ils utilisent la colonne vertébrale comme un repère pour localiser les reins tels que Naegel et Gao Yan et al [72]. Ainsi, diverses approches pour la détection et de la localisation des reins ont été proposées dans la littérature.

Antonio Criminisi et al [120]. Ils proposent multi-class random regression forests comme un algorithme efficace pour la détection et la localisation automatique des organes abdominaux (tel que les reins) dans la tomodensitométrie en trois dimensions.

Remi Cuingnet1 et al [114] présentent une estimation rapide et fiable des emplacements des reins. Ils envisagent dans l'étape de détection des reins de trouver des boîtes englobantes autour les deux reins. Tout



d'abord, ils cherchent un positionnement approximatif basé sur des informations contextuelles. Ensuite, la position de chaque boîte est affinée en fonction de l'information locale.

Jianfei Liu et al [116] cherchent à localiser les régions des reins en exploitant la segmentation du foie et la rate ainsi que la symétrie du corps. Le foie et la rate sont segmentés automatiquement par l'approche de Linguraru et al [121]. Dans le Réf [121] les auteurs présentent une technique automatisée pour la segmentation du foie et de la rate normaux et pathologiques sur des images tomodensitométriques. Ils tentent à construire des atlas probabiliste normalisées du foie et rate à partir de la segmentation de ces derniers. Les emplacements des organes ont été modélisés en l'espace physique et normalisées par rapport à la position de l'appendice xiphoïde. La pointe du sternum (ou l'appendice xiphoïde) est un point de symétrie dans l'abdomen, il est situé à proximité la coupole du foie.

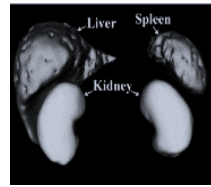
### 5.10.2. Élimination de la colonne vertébrale et la rate, détection des reins .

Pour détecter semi-automatiquement le contour délimitant les reins, l'algorithme proposé est basé sur l'analyse de la répartition de l'intensité des reins par rapport aux organes voisins. Cette tâche est effectuée pour identifier les tissus et les organes qui ont la même intensité que les reins. Ensuite, ces régions sont éliminées. Nous notons que la colonne vertébrale et les reins ont des intensités comparables. De plus, les valeurs d'intensité de parenchyme rénal sont semblables à celle de la rate qui est attaché au rein gauche. Par conséquent, l'élimination de ces zones permet d'améliorer la segmentation reins.

#### a. Élimination de zones contrastées

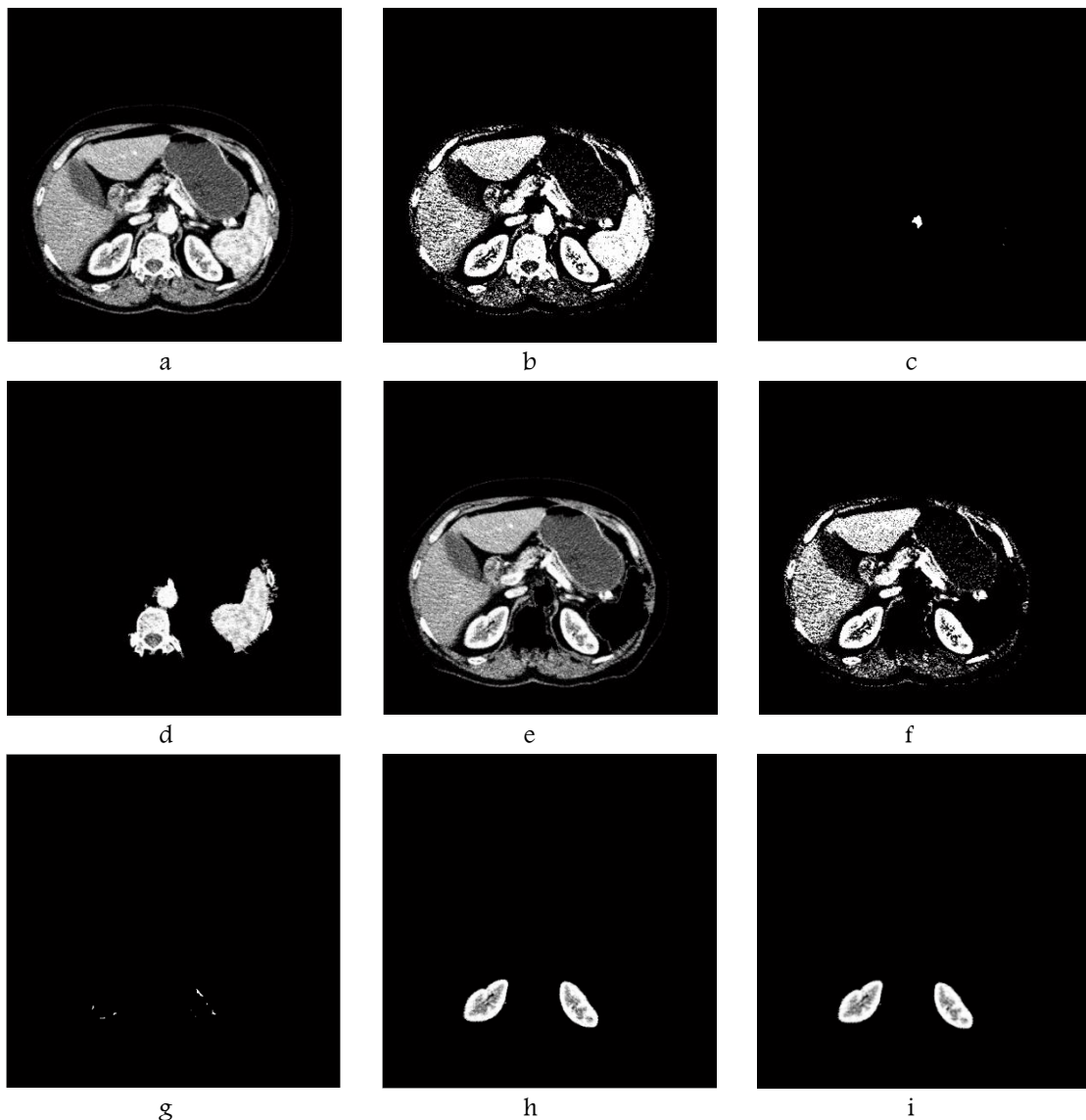
La colonne vertébrale, ou rachis, est un empilement d'os articulés appelée vertèbres. Elle est le support du dos des vertébrés. Les reins sont situés de part et d'autre de la colonne vertébrale, de plus l'intensité de la colonne vertébrale est comparable à celle des reins. Ainsi, la rate qui a le même niveau de gris est attachée au rein gauche Figure.5.10.a, cela pose un problème lors de l'extraction de ces derniers. Nous cherchons d'abord à détecter ces régions pour le faire ensuite éliminer. Cette opération est réalisée par l'application du filtre morphologique utilise la reconstruction morphologique.

L'image marqueur est obtenue par l'application d'un seuillage de l'image originale Figure.5.10.b. Afin d'assurer une excellente extraction de la région d'intérêt, il est nécessaire de faire un choix judicieux du seuil. Ensuite, les organes voisins sont séparés par une érosion par un élément structurant disque avec une petite taille. Cette opération sera suivie d'un filtrage selon le critère de surface pour éliminer les pixels isolés. Une deuxième érosion est appliquée par un élément structurant disque de taille importante pour marquer la colonne vertébrale et la rate Figure.5.10.c. L'image marqueur sera itérative transformée par dilatation géodésique. Enfin, la reconstruction géodésique par dilatation permis d'extraire les régions qui seront éliminées Figure.5.10.d. La colonne vertébrale et la rate sont éliminées par une simple soustraction entre l'image originale et l'image résultante de la reconstruction morphologique Figure.5.10.e.



**b. Détection des reins :**

Pour extraire uniquement les reins, notre algorithme utilise un ensemble de marqueurs. L'idée principale derrière l'utilisation de marqueurs est de fixer le nombre de zones et de les marquer avec une étiquette spécifique. En utilisant cette technique, une reconstruction morphologique d'image est prévue. En effet, un second seuillage est appliqué à l'image sans colonne vertébrale et la rate Figure.5.10.f. Nous soulignons que le choix du seuil est très important et nécessaire pour que les deux reins doivent être marqués. Une opération d'érosion est appliquée par un ES disque de rayon égale à 1 pour la déconnexion des reins par rapport aux structures voisins suivie par un filtrage surfacique pour éliminer les régions non désirées. L'image marqueur est obtenue par l'application d'une deuxième érosion par un ES de taille importante pour marquer les deux reins Figure.5.10.g.





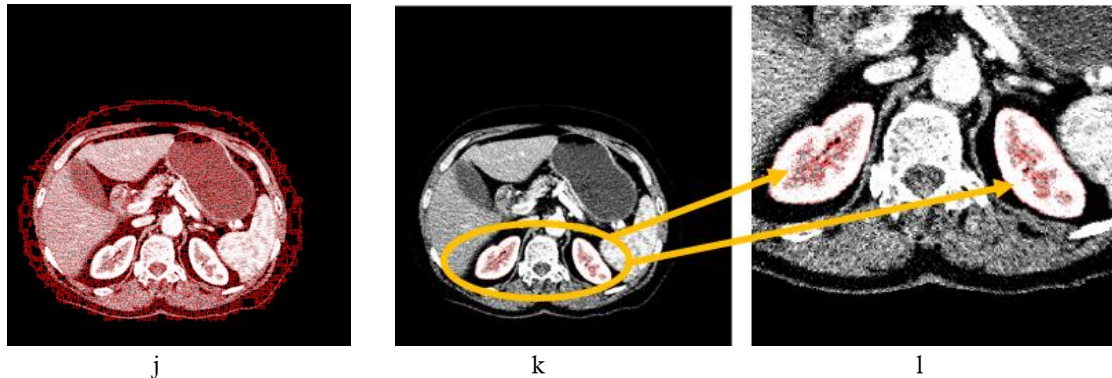
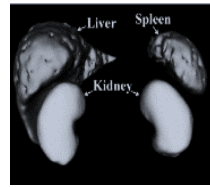


Figure.5.10. Détection des reins. (a) image originale, (b) image seuil, (c) image marqueur, (d) reconstruction géodésique de la colonne vertébrale et la rate, (e) Elimination des zones non désiré, (f) application d'un seuillage sur l'image résultante de l'étape précédente, (g) image marqueur des reins, (h) Détection des reins, (i) lissage par le filtre à diffusion anisotropique, (j) et (k) problème de la sur-segmentation, (l) zoom appliqué sur la région des reins.

L'avantage de la reconstruction par dilatation géodésique est lié au fait que la détection des reins peut se faire sans estimation préalable de leur position Figure.5.10.h.

L'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux sur l'image gradient du résultat obtenue conduit à une sur-segmentation Figure.5.10.k (la Figure.5.10.l, symbolise un zoom appliqué sur la Figure.5.11.k).

### 5.10.3. Amélioration du gradient

Plusieurs approches sont développées dans le but de réduire ces insuffisances de la ligne de partage des eaux (voir paragraphe 5.4).

Nous avons utilisé le gradient morphologique de Beucher, il délimite mieux les contours des reins que le gradient morphologique interne ou externe.

Sur l'exemple cité sur la Figure.5.10.k, bien que le nombre de région diminue de 6082 à 387 régions, la sur-segmentation persiste. On sait bien que les reins sont des organes les plus lumineux et les plus contrastés dans la région abdominale. De ce faite, ils possèdent des maxima régionaux plus ou moins significatifs qui sont à l'origine de la sur-segmentation. Il est nécessaire de simplifier l'image sur laquelle on applique l'algorithme de la ligne de partage des eaux. L'algorithme suivant permet de calculer le gradient amélioré,

#### a. Algorithme .

1. Détermination de la région d'intérêt.
2. Lissage de l'image par le filtre à diffusion anisotrope.
3. Application d'un filtre morphologique.
  - Filtre de contraste  $H_{\max}$
4. Calcul de l'image gradient amélioré.
5. Application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux.



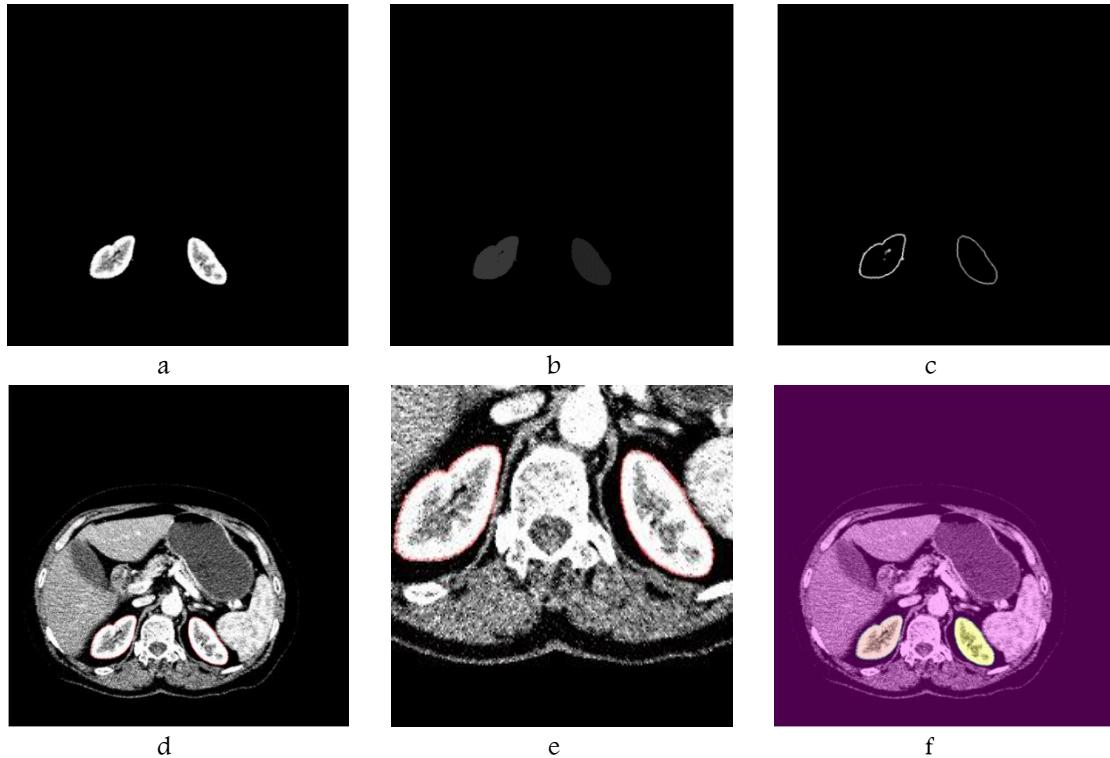
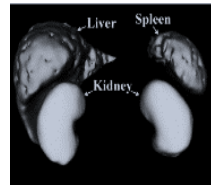
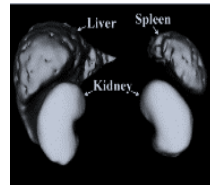


Figure.5.11. Amélioration d'image gradient et segmentation des reins. algorithme proposé

La Figure.5.11, représente un exemple d'application de l'algorithme ci-dessus. Nous avons effectué un filtrage spatial non linéaire par le filtre à diffusion anisotropique Figure.5.11.a suivi d'un filtrage morphologique tel que le filtre de contraste  $H_{max}$  Figure.5.11.b. On constate que par l'application du filtre de contraste  $H_{max}$ , les régions contrastées qui sont inférieure à un seuil  $h$  égale à 0.5 sont réduites de 387 à 60 régions, et pour un seuil égal à 0.8, ces régions sont simplifiées de 387 à 6 régions. Ce dernier seuil nous a permis de délimiter les deux reins Figure.5.11.d et Figure.5.11.e (zoom appliqué sur l'image de la Figure.5.11.d)

**Conclusion :**

*Dans ce travail, une méthode semi-automatique est utilisée pour la segmentation des reins. La technique employée est basée sur la morphologie mathématique. Nous avons procédé d'abord à la simplification d'images par l'utilisation du filtre à diffusion anisotropique, suivi de filtre morphologique, une reconstruction morphologique pour marquer et extraire la colonne vertébrale et la rate pour la faire éliminer qui facilite la segmentation des reins. Par la suite nous cherchons à améliorer la qualité de l'image gradient par l'application des filtres morphologiques pour éliminer certaines structures permettant de réduire le problème de la sur-segmentation. En fin nous procédons à la segmentation par la ligne de partage des eaux Figure.5.11.f*



## Segmentation de la rate :

### Introduction :

La rate est un organe frontière en raison de sa physiologie, de son anatomie et de sa pathologie. La rate a un rôle dans l'épuration sanguine. Elle capte aussi bien les germes que les cellules vieilles ou dégénérées. Elle en assure ensuite l'élimination. Pendant de nombreuses années, la rate a été considérée comme un organe peu utile, non indispensable et de ce fait les indications de splénectomie (C'est l'opération chirurgicale qui consiste à retirer la rate.) ont été larges. Maintenant, la tendance s'est largement inversée, car la splénectomie favorise et aggrave les infections, notamment chez les enfants.

La première étape essentielle pour le diagnostic est la segmentation automatique de la rate qui est encore un problème ouvert. Une segmentation précise de la rate sur des images TDM ou IRM est l'une des étapes les plus importantes assistée par ordinateur pour le diagnostic des pathologies de cet organe. L'exploration morphologique doit permettre la détection d'une lésion, définir son caractère bénin ou malin, préciser son extension afin d'orienter la thérapeutique, qu'elle soit chirurgicale, médicale ou interventionnelle.

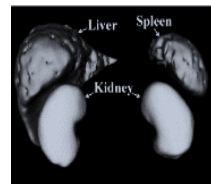
### 5.11. Etat de l'art de la segmentation de la rate

Malgré l'abondance de la recherche sur la segmentation du foie et les reins, il existe peu d'études portant sur la rate.

Alireza Behrad, Hassan Masoumi [122] proposent un algorithme automatique pour l'extraction la zone de la rate dans les images IRM. L'algorithme comporte plusieurs étapes. L'étape de pré-traitement est appliquée pour l'amélioration des images requises. Ils ont appliqué trois processus consécutifs de pré-traitement sur l'image d'entrée y compris lissage morphologique, filtrage gaussien et gradient morphologique. Ensuite ils utilisent l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour la segmentation d'image. Pour surmonter le problème de la sur-segmentation par la LPE, ils utilisent les réseaux de neurones combinés avec l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour la segmentation d'images.

Li, B., et al. [123] proposent d'utiliser des regression forests region recognition (RFRR) pour identifier les boîtes englobantes autour d'une région d'intérêt (par exemple, la rate) avant l'enregistrement à base d'images.

Marius George Linguraru et al [124] ils utilisent la méthode décrite dans [123] pour la segmentation automatique du volume de la rate. Le procédé implique une combinaison d'apparence, de la forme et les



statistiques de localisation pour la segmentation de la rate. Ainsi, ils s'intéressent à la détection de splénomégalie (Une splénomégalie désigne une augmentation du volume de la rate). Des seuils pour l'identification et le classement de la splénomégalie volumétrique de la rate ont été introduits.

Zhoubing Xu et al [125] proposent d'intégrer un modèle de forme d'ensemble de niveau dans cadre étiquette de fusion traditionnel pour créer une contrainte de forme dans la segmentation multi-atlas. Avec la contrainte de la forme apriori, la méthode proposée offre une amélioration statistiquement significative de la précision de l'étiquetage de la rate.

Cependant, une variété de méthodes automatisées pour la segmentation simultanée du foie et la rate ont été proposées [78].

### 5.12. Stratégie de la segmentation

Le schéma de principe de la méthode proposée est illustré sur la Figure.5.12. Chaque bloc sera expliqué dans les paragraphes suivants

### 5.13. Détail d'implémentation

#### 5.13.1. détermination de la région de la rate

Alireza Behrad, Hassan Masoumi [122] ils ont utilisé l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour l'extraction de la zone de la rate en raison des propriétés efficace de cette technique de segmentation. Toutefois, lorsque l'algorithme de la ligne de partage des eaux est appliqué directement sur les images IRM, il en résulte le problème de la sur-segmentation. Pour surmonter ce problème, ils combinent les réseaux de neurones avec algorithme de la LPE pour réduire la sur-segmentation et extraire la rate.

Zhoubing Xu et al [125] ils utilisent la méthode de régression, c'est-à-dire regression forests region recognition décrit dans la référence [125], pour localiser la région de la rate. Dans cette étude, toutes les intensités et les images étiquetées ont été recadrées en termes des boîtes englobantes.

#### a. Séparation de la rate- cote et reins

La première étape consiste en l'extraction de la rate. Cette étape est réalisée par une reconstruction géodésique. Mais la rate est reliée aux cotes et les reins, Figure.5.13.a qui vont altérer le résultat final de l'extraction de la région d'intérêt. Dans la première étape, nous supprimons les zones contrastées. Ces zones sont extraites en utilisant un filtre morphologique autour d'une reconstruction géodésique par dilatation. L'image marqueur est obtenue par seuillage de l'image originale Figure.5.13.c. Ensuite, les organes voisins sont séparés par l'application d'une érosion par un élément structurant de faible valeur. Cette opération sera suivie d'un filtrage selon le critère surfacique pour éliminer les pixels isolé. L'image marqueur sera itérative transformée par dilatation géodésique Figure.5.13.d. Enfin, la reconstruction géodésique par dilatation permis d'extraire la région qui sera éliminé figure.5.13.e. Les reins et les cotes sont éliminés par une simple soustraction entre l'image originale et l'image résultante de la reconstruction géodésique Figure.5.13.f.

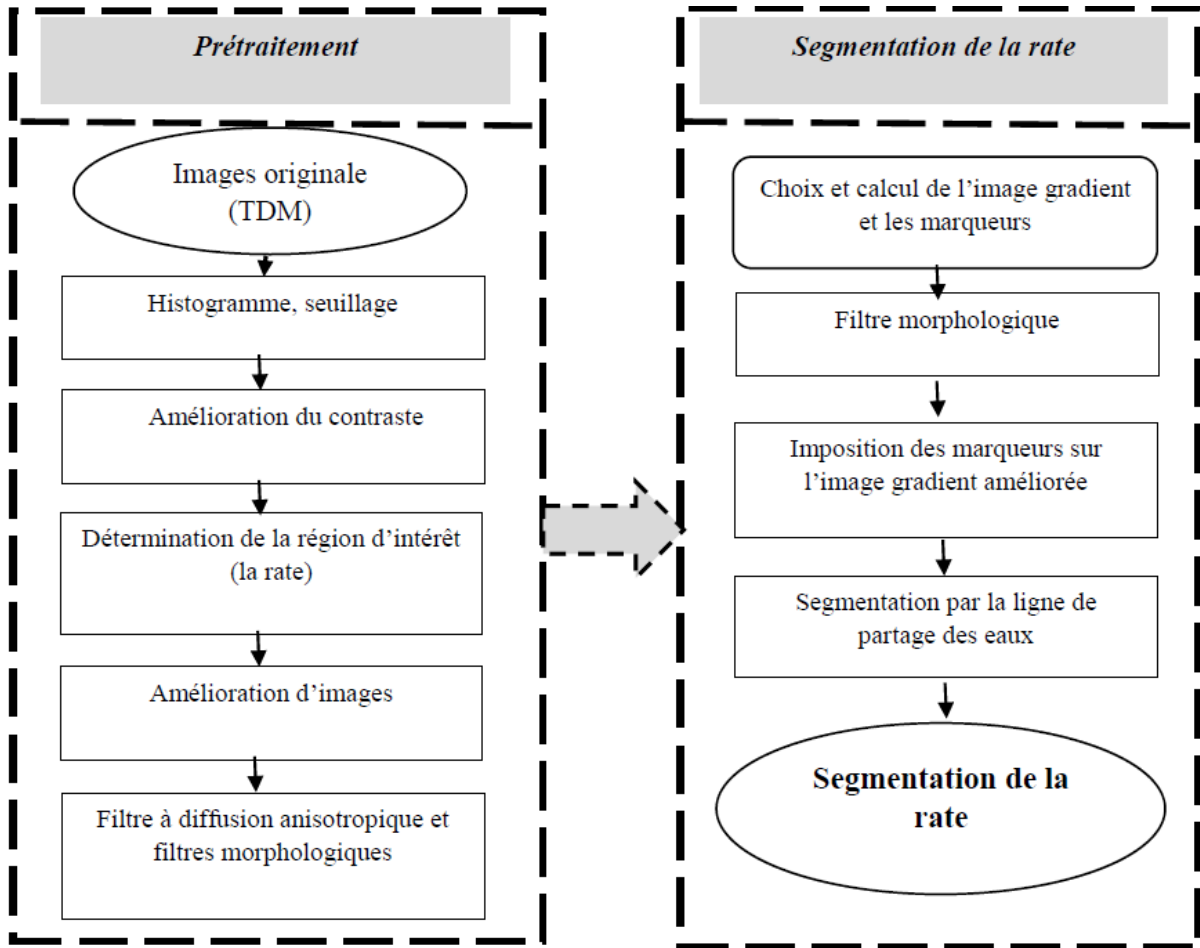
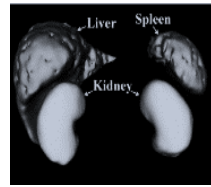


Figure.5.12. Schéma synoptique de la méthode proposée pour la segmentation de la rate.

**b. Détection de la rate :**

Pour détecter semi-automatiquement le contour délimitant la rate, l'algorithme développé initialement est basé sur l'analyse de la distribution d'intensité de la rate et les organes adjacents. Pour extraire la rate seulement, notre algorithme utilise un ensemble de marqueurs Figure.5.13.h. Une opération de seuillage est appliquée sur l'image sans les zones contrastées Figure.5.13.g. L'application de la reconstruction géodésique permet d'extraire la rate Figure.5.13.i. Ensuite, un filtrage spatial par diffusion anisotrope est appliqué figure.5.13.j, car, la plupart des images de tomodensitométrie abdominale possèdent des bruits. Pour traiter ce problème, une étape de prétraitement de l'image d'entrée est nécessaire avant d'appliquer l'étape de segmentation principale.

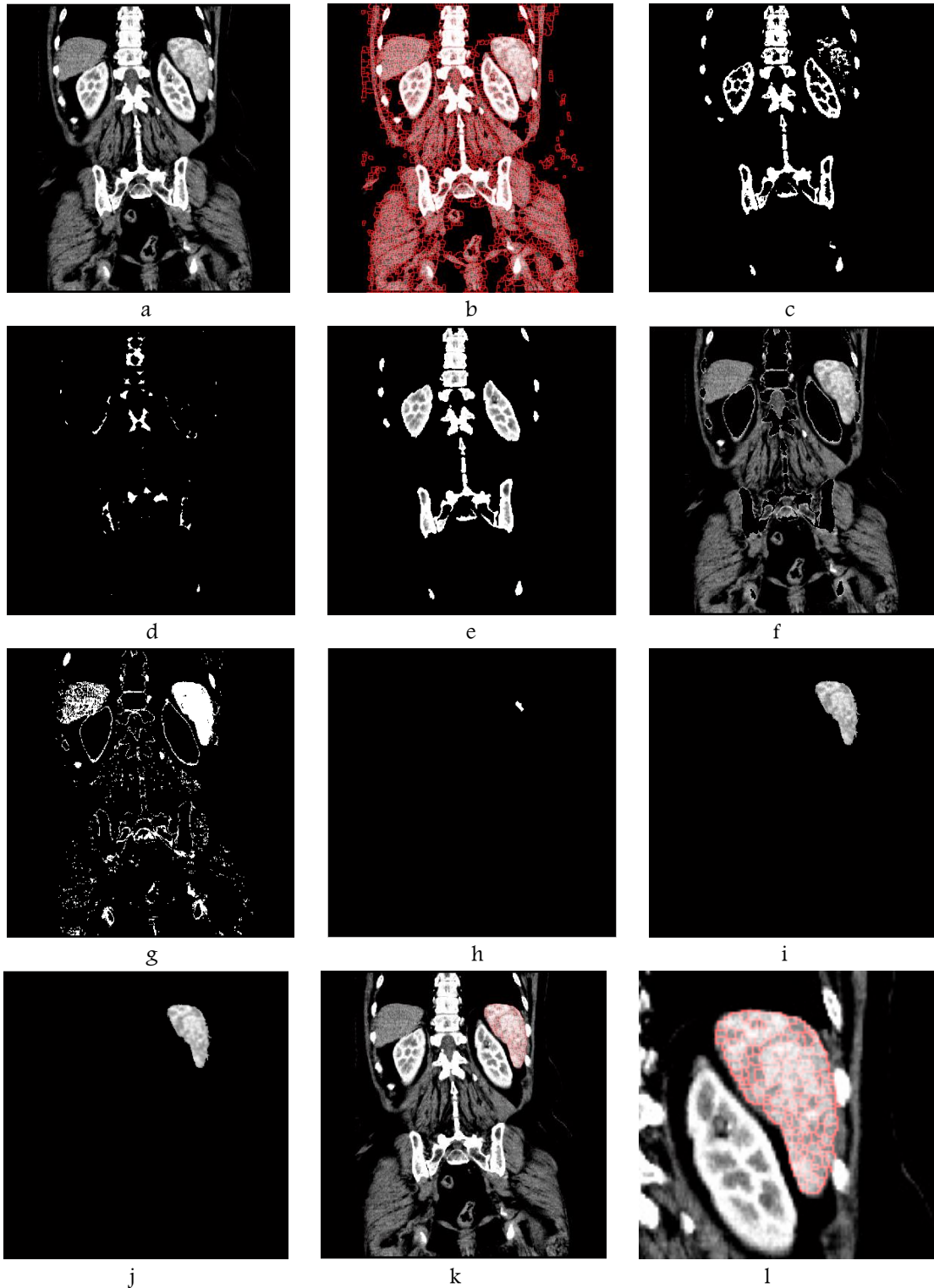
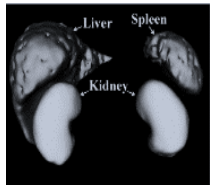


Figure.5.13. Détection de la rate. (a) image originale, (b) sur-segmentation, (c) image seuil, (d) image marqueur, (e) reconstruction géodésique de la colonne vertébrale et la rate, (f) Elimination des zones non désiré, (g) application d'un seuillage sur l'image résultante de l'étape précédente, (h) image marqueur de la rate, (i) Détection de la rate, (j) lissage par le filtre à diffusion anisotropique, (k) et (l) problème de la sur segmentation

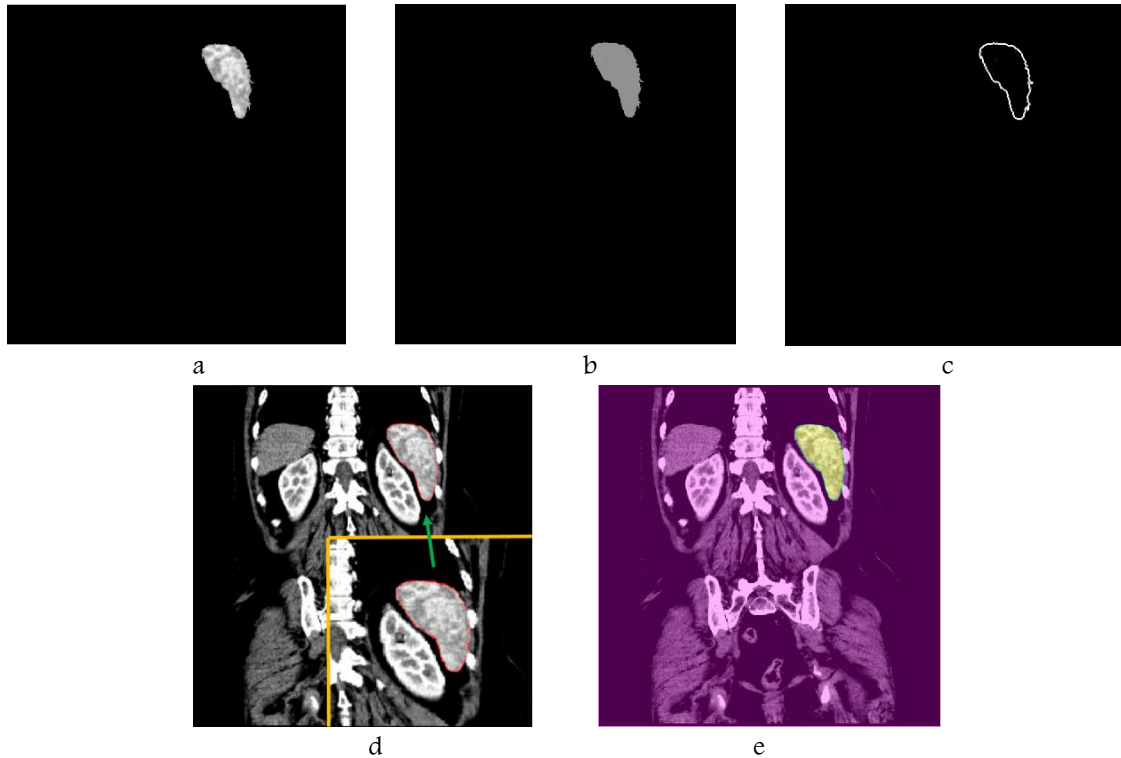
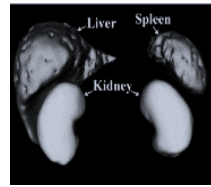


Figure.5.14. Résultat de la segmentation de la rate par l’algorithme proposée : (a) simplification de la région d’intérêt par le filtre à diffusion anisotropique, (b) application du filtre  $H_{max}$ , (c) le gradient de Beucher amélioré, (d) (e) segmentation de la rate.

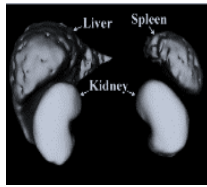
**c. Exemple et discussion**

L’application directe de l’algorithme de la ligne de partage des eaux sur image de gradient conduit à une sur-segmentation Figure.5.13.b en raison du bruit et d’autres irrégularités locales de l’image gradient. Pour éviter toute erreur de sur-segmentation, nous cherchons à réduire le nombre de région par la réduction d’image en région d’intérêt Figure.5.13.i. Ensuite on applique un filtrage non linéaire par le filtre à diffusion anisotropique avec un coefficient de diffusion égale à 150 et une fonction de diffusion est donnée par la formule (4.3). Dans ce cas, le nombre de région diminue de 2714 à 52 régions. Malgré cela, le problème de la sur-segmentation persiste Figure.5.13.1

Par conséquent, un procédé de modification du gradient morphologique peut être utilisé. Nous avons appliqué l’algorithme proposé dans le paragraphe ‘5.9.3’ pour la simplification d’image gradient. Car la région de la rate est une région globalement contrastée.

Par l’application du filtre de contraste, l’image est simplifiée de 52 à 10 régions pour un seuil de 0.43 des maxima régionaux. Le résultat de la segmentation par l’algorithme proposé dans ‘5.9.3’ est indiqué sur la figure.5.14.d(e)





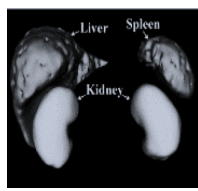
### Conclusion .

*Dans cette partie, nous avons proposé un algorithme semi-automatique de segmentation de la rate en utilisant la morphologie mathématique basée sur l'approche de la ligne de partage des eaux. Le procédé semi-automatique utilisé consiste à ajuster manuellement deux paramètres. Notre objectif est la segmentation de la rate, mais cet organe est connecté aux côtes et au rein gauche. Pour éviter ce problème, nous cherchons à éliminer les zones contrastées. Cette opération sera réalisée par reconstruction géodésique où nous avons utilisé l'opération de seuillage de l'image originale. Afin d'assurer une excellente extraction de la région d'intérêt, il est nécessaire de faire un choix judicieux du seuil. Le second paramètre qui sera défini par le manipulateur est le paramètre  $h$  du filtre morphologique ( $H_{max}$ ) afin de calculer et améliorer l'image de gradient. Nous avons effectué initialement la simplification des images par l'utilisation du filtre à diffusion anisotropique, suivie d'un filtre morphologique. En outre, l'opération morphologique est appliquée pour garantir une extraction précise de la région de la rate et une segmentation rapide de la région d'intérêt.*



# Chapitre VI :

## *Résultats expérimentaux*



## *Résultats expérimentaux :*

Ce chapitre présente les résultats expérimentaux des méthodes de segmentation par la morphologie mathématique proposées dans les chapitres précédents. De nombreux résultats ont été présentés dans chacune des parties dans les chapitres 4 et 5.

Dans ce travail, nous proposons des algorithmes pour la segmentation des organes de l'abdomen sur des images TDM. Ils sont basés sur la morphologie mathématique, en particulier sur la technique de la ligne de partage des eaux. Notre algorithme a été implémenté sur environnement MATLAB 7.11 R10. Cette implémentation a été faite sur un PC de type Pentium, Intel Core I3, 2 GHz, équipé de 6 Go de RAM et fonctionnant sous Microsoft Windows 8. Différentes images sont utilisées pour démontrer la performance des méthodes de segmentation proposées.

### **6.1. Description de la base de données utilisée**

Nous avons validé les méthodes proposées en utilisant une série d'images TDM abdominaux pour la segmentation du foie, la rate, les reins et les lésions hépatiques. La base de données a été acquise à partir du centre de radiologie de Maghnia, Tlemcen et de Beni Saf, Ain Temouchent Algérie.

Un produit de contraste a été utilisé dans l'analyse. Les paramètres d'analyse sont les suivants : 130 kV, référence de 100 mAs,  $6 \times 2,0$  mm, 1,44 collimation, le temps de rotation est de 0,6 s. La distance inter-coupe varie de 1 à 3 mm. L'ensemble de données est composé de 21 images TDM pour des cas normales et pathologique, femmes et hommes et la moyenne de l'âge est égale à  $38 \pm 11$  ans. Chaque cas contient de 7 à 14 coupes en raison de la différence d'épaisseur de coupe. Ces images TDM contiennent le foie, la rate, les reins, le cœur, la colonne vertébrale et les tissus adjacents et les organes environnants. La base de données est a été rendue anonyme avant d'être employée dans notre travail.

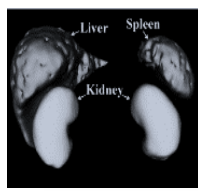
Après l'acquisition des images médicales de l'abdomen, le redimensionnement d'image est nécessaire

#### **6.1.1. Le redimensionnement d'image :**

Le but de cette étape est de rendre toutes les images à traiter à une taille identique pour qu'elle soit facile à manipuler par la méthode de segmentation choisie. Tout d'abord, les images sont stockées dans un format DICOM (Imaging and Communications in Medicine). Les coupes ont été converties par la suite en format JPEG qui est un format acceptable pour le traitement d'images médicales. La taille d'image est de 512x512 et 12-bit de résolution en niveau de gris.

### **6.2. Critères de validation**

Pour tester la méthode développée de façon pertinente, nous jugeons la qualité de la segmentation obtenue par rapport à plusieurs estimateurs souvent utilisés dans la littérature.



Pour évaluer nos résultats, nous comparons les structures segmentées par les méthodes proposées et ceux segmenté manuellement par l'expert. La sensibilité et la spécificité et la précision [72] sont dérivées de  $V_p$  (vrais positifs),  $V_n$  (vrais négatifs),  $F_p$  (faux positifs), et  $F_n$  (faux négatifs) sont calculés en estimant le nombre de pixels de la segmentation de la région d'intérêt, données par les formules suivantes :

$$\text{Sensibilité} = V_p / (V_n + F_n) \quad (6.1)$$

$$\text{Spécificité} = V_n / (V_n + V_p) \quad (6.2)$$

$$\text{Précision} = (V_p + V_n) / (V_p + V_n + F_p + F_n) \quad (6.3)$$

La sensibilité et la spécificité sont des mesures statistiques de performance d'un test de classification binaire, couramment utilisé dans les études médicales. Elles sont largement utilisées pour décrire un test statistique de diagnostic. En particulier, ils sont utilisés pour quantifier la qualité et la fiabilité d'un test.

Dans le cadre de la segmentation de la région d'intérêt (le foie, la rate et (ou) les reins, les lésions hépatiques):

- ✓ **La sensibilité** mesure la proportion de pixels réels d'objet qui sont correctement identifiés comme tels. La sensibilité tend vers 1 (resp. 0) s'il y a peu (resp. beaucoup) de faux négatifs. Cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure l'intégralité d'une structure recherchée est segmentée.
- ✓ **La spécificité** mesure la proportion de pixels de fond d'objet, correctement identifiées. La spécificité tend vers 1 (resp. 0) s'il y a peu (resp. beaucoup) de faux positifs. Cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure l'intégralité du complémentaire d'une structure recherchée n'est pas segmentée

Étant donné les définitions suivantes :

**VP** vrais positifs, les pixels d'objets qui sont correctement classés comme objet d'intérêt.

**FP** faux positif, les pixels de fond qui sont mal identifiés comme objet d'intérêt.

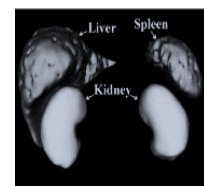
**VN** vrai négatif, les pixels du fond, correctement identifiées comme arrière-plan

**FN** faux négatifs, objet pixels qui sont mal identifiés comme fond

### 6.3. Evaluation de la segmentation du foie :

Tout d'abord la qualité des segmentations obtenues pour le foie est relativement bonne dans le cas des images présentant très peu de bruit, mais se détériore progressivement à mesure que la quantité de bruit augmente. On notera plus particulièrement une très bonne spécificité et précision de la méthode toujours supérieure à 99 % en moyenne, qui montre que très peu de points faux positifs sont détectés. Cette spécificité reste de plus constante quelles que soient les coupes considérées.

La technique proposée donne des résultats prometteurs en tant indiquent dans le tableau 6.1. La sensibilité, la spécificité et la précision pour la segmentation semi-automatique du foie sont 95,99%, 99% et 99% respectivement. Dans ce cas, le taux de faux positifs est relativement uniforme et le taux des faux négatifs



est relativement faible. En conséquence, l'application de l'algorithme pour la détection des contours du foie confère attirer les résultats. Figure.6.1

Cependant, dans certains cas, tels que des numéros des images 1, 3 et 4 dans la Figure.6.10, les résultats ne sont pas satisfaisants, avec une sensibilité moyenne égale à 93%. Ceux-ci sont généralement dus au faible contraste, la présence des organes voisins tels que le cœur, les muscles, les vaisseaux.

Dans certains cas, des défauts de segmentation du foie apparaissent en présence d'une lésion qui se situe au bord du volume du foie Figure.6.2.

**Tableau.6.1 Evaluation de la segmentation du foie par notre approche**

Data base	Sensibilité	Spécificité	Précision
1	0.9399	0.9914	0.9791
2	0.9533	0.9972	0.9849
3	0.9335	0.9999	0.9910
4	0.9345	0.9977	0.9862
5	0.9714	0.9967	0.9934
6	0.9756	0.9994	0.9934
7	0.9444	0.9998	0.9998
8	0.9689	0.9972	0.9876
9	0.9886	0.9932	0.9922
10	0.9810	0.9990	0.9975
11	0.9681	0.9973	0.9920
<b>Moyenne</b>	<b>0.959926</b>	<b>0.99716</b>	<b>0.9906</b>

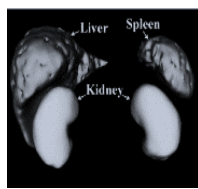
**Tableau.6.2. Résultats des travaux précédents utilisant même métriques**

Algorithme	Xu et al. [126]	Campadelli [127]	Amir H et al [128]	Kenji Suzuki et al [129]	Marius DANCUI et al [130]	Notre approche
<b>sensibilité</b>	78,80%	94%	81,07%	81,07%	95.44%	95,99%

### 6.3.1. Comparaison avec d'autre approche

Malheureusement, une comparaison objective entre les différents systèmes ne serait pas exacte et équitable, en raison de l'absence d'une base de données commune, c'est à dire une segmentation manuelle communément acceptée, et une mesure unique de divergence entre une segmentation manuelle et automatique de chaque organe abdominal. En outre, la plupart des auteurs utilisent leurs propres bases de données privées.

Dans le tableau6.2, nous présentons les résultats de segmentation du foie obtenus par divers algorithmes. En [126] Xu et al proposent une méthode pour segmenter le foie ; ils ont indiqué que la sensibilité pour la segmentation du foie est de 73,85%. En [127] Campadelli. P. et al, ont rapporté la sensibilité de leur méthode soit 94%.



Afin d'estimer la limite initiale du foie, [128] ont proposé une technique basée sur la connaissance anatomique du foie et ses tissus environnants ainsi l'approche est suivie par le clinicien dans le dépistage du foie. Ils ont utilisé cinq indicateurs courants, c'est à dire la sensibilité, la spécificité, la précision, l'exactitude et l'erreur moyenne pour une évaluation quantitative. Ils ont signalé que la sensibilité de leur méthode soit de 81,07% et leur système réalise une spécificité moyenne égale à 94,98%.

[129] ont développé un système basé sur les contours actifs géodésique couplé par la méthode d'ensemble des niveaux pour extraire le foie. La sensibilité et la spécificité, étaient de 91,1%, 99,1% respectivement.

Marius DANCIU et al [130] proposent une méthode basée sur l'analyse de dispositif de texture pour la segmentation du foie. Leur approche a atteint une sensibilité et une spécificité de 95,44% et 99% respectivement.

Considérant que la sensibilité et la spécificité moyenne de notre approche sont de 95,99 et 99% respectivement, ce procédé peut efficacement segmenter le volume du foie dans la plupart des cas cliniques, mais il a vraiment besoin de nouvelles améliorations pour traiter les cas extrêmes.

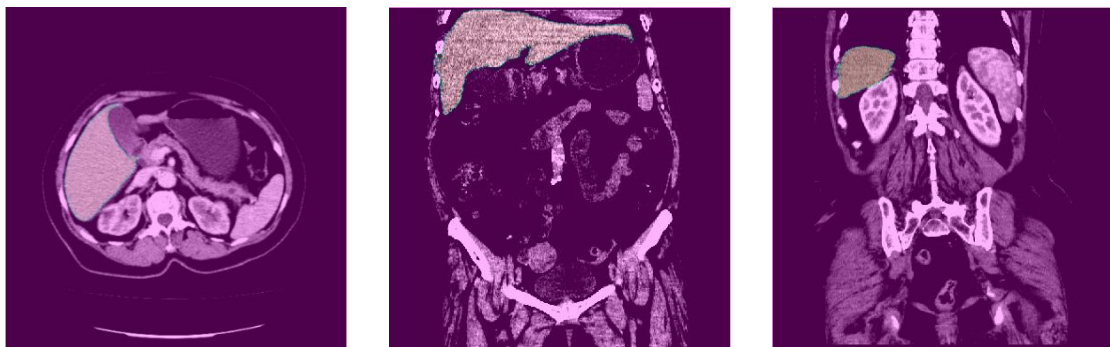


Figure.6.1 Résultat de la segmentation du foie par l'application de l'approche proposée.

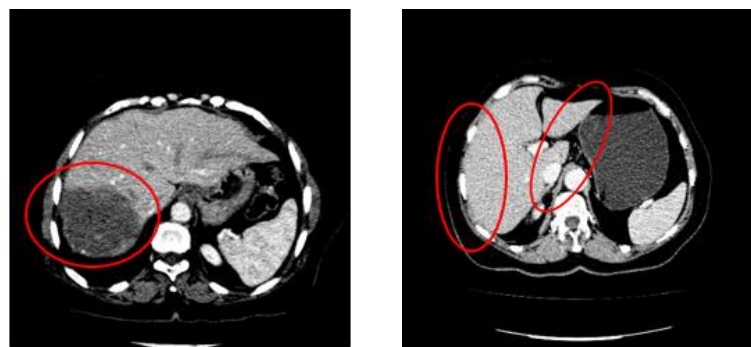
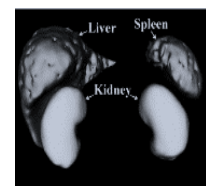


Figure.6.2. Exemples d'erreurs dans la segmentation du foie par notre approche.



#### 6.4. Evaluation de la segmentation des lésions hépatique

Dans cette étude, nous avons présenté un nouvel algorithme pour la segmentation des lésions du foie sur un ensemble de données qui sont employées pour examiner la technique proposée. Les résultats obtenus par la technique proposée sont évalués par des grandeurs, telles que la sensibilité et la spécificité pour la segmentation semi-automatique des lésions hépatiques sont respectivement 90% et 99%. Ce qui montre que l'application de notre algorithme pour la détection des contours de R.O.I donne des résultats intéressants Pour des images qui contiennent une lésion contrastée dans la surface du foie, notre algorithme donne un meilleur score Figure.6.3. Selon les résultats obtenus, l'algorithme développé montre des performances très intéressantes.

Notre méthode ne gère pas d'autre cas, par exemple celui où la lésion se trouve à la frontière du foie. De plus, dans la présence de multiples lésions réparties sur la surface du foie, le résultat est souvent mal perçu par notre approche Figure.6.5.

**Tableau.6.3 Résultats de quelques travaux utilisant la Sensitivité and Spécificité.**

Algorithme	Laurent. M [131]	Daniel.P [132]	Avi Ben Cohen [104]	Notre approche
Sensibilité	82.6%	86%	87	90%
Spécificité	87.5%,	80%	Non calculer	99%

**Tableau.6.4 Résultats de quelques travaux utilisant le taux de Détection**

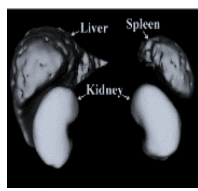
Algorithme	Militzer. A [135]	Michael. S [134]	Our approach
Taux de Détection	71%	77.8%	90%

##### 6.4.1. Comparaison avec d'autres travaux :

Dans le tableau6.3, nous reportons les résultats de la segmentation de la lésion hépatique décrit par quelques travaux. Dans la référence [131] proposent une technique pour la détection des lésions hépatiques, la sensibilité et de spécificité sont respectivement 82.6% et 87.5%. Les résultats de segmentation des tumeurs du foie décrit par [132], présentent une sensibilité de 86% et une spécificité de 80%. Avi Ben Cohen et al [104] décrivent une méthode est basée sur l'information de donnée des images TDM de référence qui contient un masque de la lésion marquée manuellement par un radiologue. La sensibilité moyenne de leur approche a atteint une valeur de 87%.

Par contre, l'application de notre technique proposée donne des résultats attirants, la sensibilité et la spécificité pour une segmentation semi-automatique des hépatites sont respectivement 90% et 99% [133]

Certains auteurs évaluent la qualité de la détection et de segmentation par le calcul de la sensibilité et de spécificité. Cette approche présente certains inconvénients et peut même être trompeuse. En règle générale, la spécificité ne peut pas être définie d'une manière pratique, en raison de problème de la définition de véritables échantillons négatifs. La sensibilité d'autre part peut être définie de façon significative. De cette manière, notre définition de la sensibilité est égale à la définition de taux de détection ; plus de détails peuvent être trouvés dans la référence [134]. Dans le tableau.6.4, nous présentons les résultats des travaux antérieurs qui utilisent le taux de détection pour la segmentation des lésions du foie. Militzer et al. [135]



présente un système automatique pour la détection et la segmentation des lésions hépatiques dans des images TDM. Militzer et al. [135] indiquent que leur taux de détection atteint les 71% avec une précision de 0,17. Schwier, Michael et al. [134] présente un système qui s'appuie sur la localisation des lésions du foie. Le procédé automatisé fournit un taux de détection global de 77,8 avec un une précision de 0,53. Notre technique proposée a atteint 90% de taux de détection pour la segmentation des lésions hépatique **Figure.6.3**. Ce qui veut dire qu'à partir de cette comparaison et l'expérience, l'efficacité de notre méthode a été prouvée.

Dans les travaux futurs, la méthode sera améliorée pour la segmentation de multiples lésions qui se trouvent sur le volume du foie ainsi que pour les lésions qui se situent à la frontière du foie.

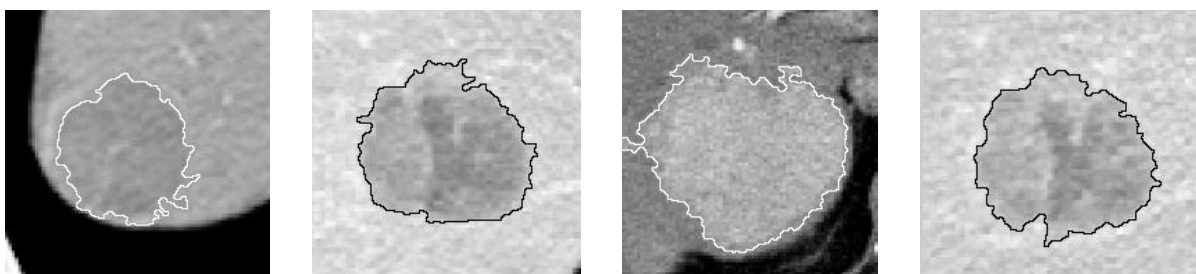


Figure.6.3. Résultat de la segmentation des lésions hépatique par l'application de l'approche proposée.

Jianhua Liu et al [136], proposent une méthode pour la segmentation des tumeurs de foie par l'utilisation de l'algorithme de la ligne de partage des eaux suivi de l'algorithme de fusion des régions. Ils s'intéressent à la résolution du phénomène de la sur-segmentation par l'addition d'une deuxième approche. Leurs algorithme proposé est le suivant : ils utilisent l'opérateur de Sobel comme image gradient, par la suite ils calculent le seuil par la méthode d'Otsu. Puis ils appliquent l'algorithme de la LPE. Finalement, ils fusionnent les régions pour réduire la sur-segmentation.

Par contre notre approche utilise uniquement l'algorithme de la ligne de partage, anticipée par un prétraitement. Les résultats obtenus par l'application des deux méthodes pour la segmentation de la tumeur du foie sur les mêmes images sont identiques. La différence entre les deux moyens réside dans le fait que notre méthode ne nécessite pas l'utilisation un autre algorithme et le temps d'exécution est amélioré.[23]

Figure.6.4

### 6.5.Evaluation de la segmentation de la rate

Le tableau.6.5 donne les résultats obtenus pour la segmentation semi-automatique de la rate. On constate toujours que le taux de spécificité ainsi que la précision est constant et supérieur à 99%. En revanche, la sensibilité de la méthode pourrait être davantage discutée en première lecture des résultats obtenus avec des valeurs moyennes comprises entre 92% et 98%. Figure.6.11

Pour les images 1, 8,9 et 14, on constate que la sensibilité est inférieur ou égale à 93% ; ce qui veut dire que le nombre des faux positifs est élevé. Par conséquent, notre approche développée pour la segmentation de la rate par l'algorithme de la ligne de partage des eaux inclue d'autres structures qui n'appartiennent pas à la rate comme par exemple les cotes qui sont attachés à la région d'intérêt Figure.6.7. Cependant, dans la majorité des cas que nous avons étudiés, la sensibilité est supérieure ou égale à 95%.



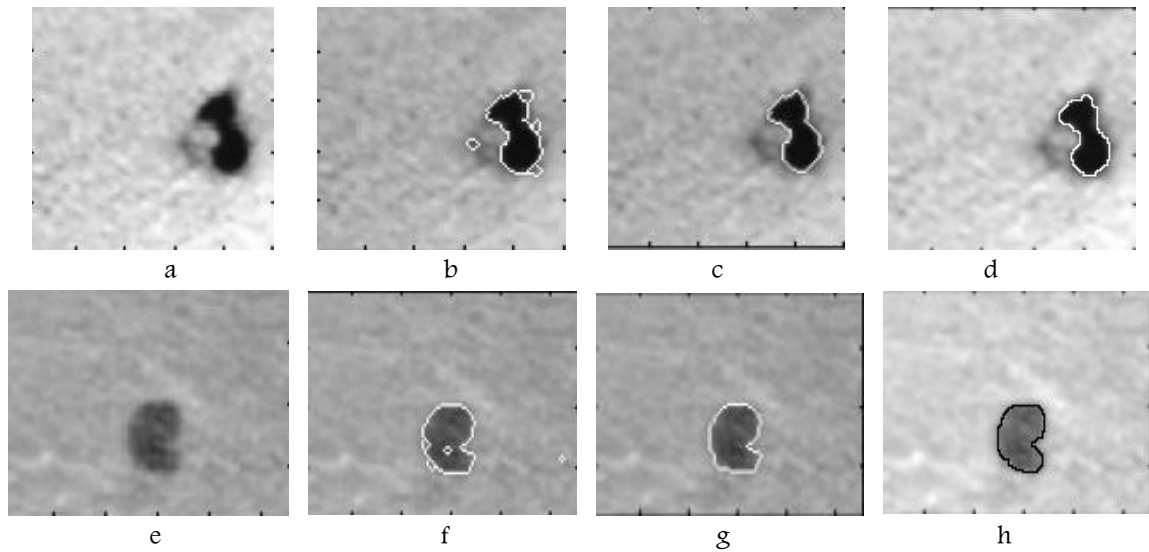
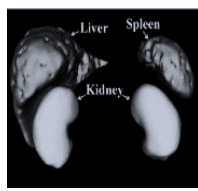


Figure.6.4. Résultat de la segmentation par la méthode par de Jianhua Liu et al ainsi que notre approche, (a) et (e) image originale, (b) et (f) segmentation par LPE, (c) et (g) élimination de la sur-segmentation après fusion des régions, (d) et (h) segmentation par notre approche.

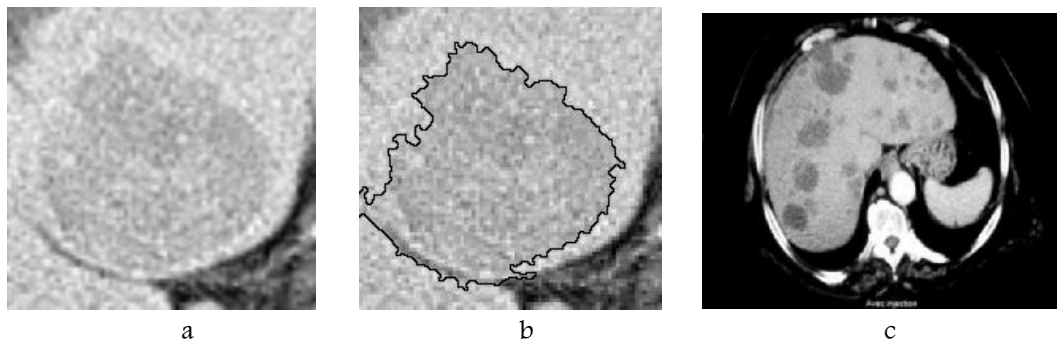


Figure.6.5 Exemples d'erreurs dans la segmentation des lésions hépatiques : (a) image originale, (b) l'image segmentée par notre approche, (c) image originale présentent la lésion multiple

La technique proposée donne des résultats prometteurs comme indiquer dans le tableau.6.5. La sensibilité, la spécificité et la précision pour une segmentation semi-automatique de la rate sont 95%, 99% et 99% respectivement. En conséquence, l'application de l'algorithme pour la détection des contours de la rate permet d'avoir des résultats attirants Figure.6.6.

### 6.5.1. Comparaison avec d'autres travaux

Dans le tableau.6.6, nous présentons les résultats de segmentation de la rate obtenus par deux algorithmes. Dans [58] les auteurs proposent un cadre entièrement automatique. Ils utilisent la technique fast marching method pour la segmentation de la rate ; ils ont déclaré que la sensibilité est de 94,4%. Dans notre système permet d'obtenir une sensibilité moyenne égale à 95% [137]. Cependant, comme il est montré dans le tableau.6.5, la précision de l'algorithme proposé est meilleure que celle obtenue dans [58] Figure.6.6.

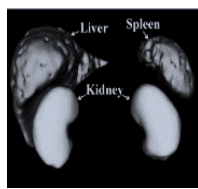


Tableau.6.5 Evaluation de la segmentation de la rate par notre approche

Base de données	Sensibilité	Spécificité	Précision
1	0.9282	0.9999	0.9972
2	0.9432	0.9999	0.9971
3	0.9352	0.9999	0.9986
4	0.9688	0.9998	0.9984
5	0.9355	0.9999	0.9355
6	0.9892	0.9997	0.9994
7	0.9669	0.9993	0.9976
8	0.9001	0.9997	0.9960
9	0.9270	0.9999	0.9979
10	0.9760	0.9985	0.9974
11	0.9338	0.9999	0.9972
12	0.9696	0.9998	0.9991
13	0.9454	0.9998	0.9973
14	0.9333	0.9997	0.9983
15	0.9507	0.9997	0.9980
16	0.9827	0.9975	0.9961
17	0.9396	0.9998	0.9973
Moyenne	0.9502	0.9975	0.9935

Tableau.6.6 Résultats de quelques travaux utilisant la sensibilité

Algorithme	Paola Campadelli et al [58]	Notre approche
sensibilité	94.4%	95%

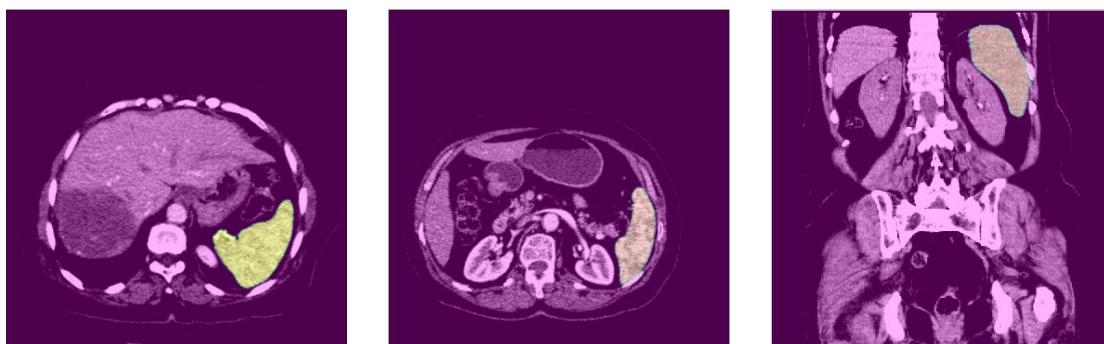


Figure.6.6. Résultat de la segmentation de la rate par l'application de l'approche proposée.

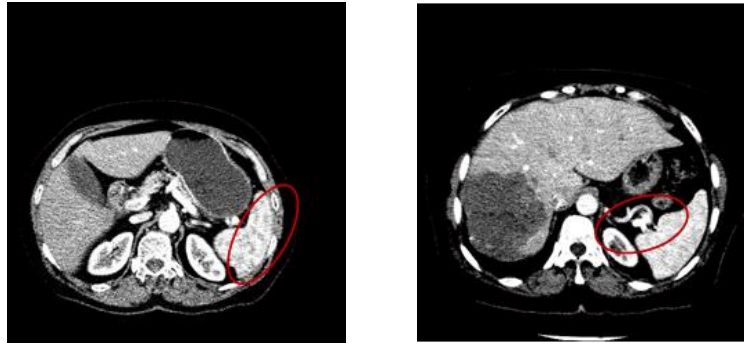
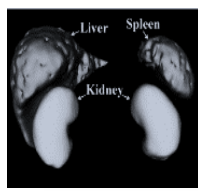
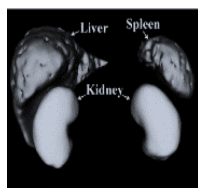


Figure.6.7. Exemples d'erreurs dans la segmentation de la rate par notre approche.

### 6.6.Evaluation de la segmentation des reins

Tableau.6.7 Evaluation de la segmentation des reins par notre approche

<i>Base de données</i>	Sensitivité	Spécificité	précision
1	0.94	0.99	0.99
2	0.97	0.99	0.99
3	0.99	0.99	0.99
4	0.93	0.99	0.99
5	0.94	0.99	0.99
6	0.92	0.99	0.99
7	0.96	0.99	0.99
8	0.91	0.99	0.97
9	0.92	0.99	0.99
10	0.95	0.99	0.99
11	0.98	0.99	0.99
12	0.98	0.99	0.99
13	0.91	0.99	0.99
14	0.98	0.99	0.99
15	0.97	0.99	0.99
16	0.97	0.99	0.99
17	0.97	0.99	0.99
18	0.96	0.99	0.98
19	0.95	0.99	0.99
20	0.94	0.99	0.99
21	0.96	0.99	0.99
<b>Moyenne</b>	<b>0.95</b>	<b>0.99</b>	<b>0.99</b>



Le tableau.6.7 illustre les résultats obtenus pour la segmentation des reins. On remarque que pour la plus part des cas la sensibilité est supérieur à 96% sauf pour les cas numéro 1, 10, 19 et 20, la sensibilité est supérieur ou égale à 94% Figure.6.12. Par contre, pour les cas 8, 9 et 13 la sensibilité est inférieur ou égale à 92%, cela signifie que le nombre des faux négatif est faible d'autre part le nombre des faux positif est grand. Ce problème est généralement dû par la présence des organes voisins qui peuvent avoir des niveaux de gris similaires ; puisque les niveaux de gris dans une image tomodynamométrique sont liés à la densité des tissus, qui pourrait être similaire dans les différents organes. En outre, le même organe est susceptible de présenter des valeurs différentes de niveaux de gris à la fois pour le même patient, en raison de l'administration de produits de contraste. De plus, en raison des effets de volume partiel résultant des mouvements du patient, le durcissement du faisceau, et la reconstruction objets. Ainsi ce problème peut être lié dans le cas des images acquises ont de faibles contrastes et des contours sont flous, Figure.6.9. Dans ce cas, notre algorithme peut inclure d'autres structures lors de la segmentation des reins. Cependant, la spécificité et la précision sont toujours constantes et supérieurs ou égale 99%.

Comme le montre le tableau 6.7, le taux de sensibilité et la spécificité pour la segmentation des reins est de 95% et 99%, respectivement. Selon le résultat obtenu, l'algorithme développé montre de bonnes performances ce qui rend son utilisation très intéressante Figure.6.8.



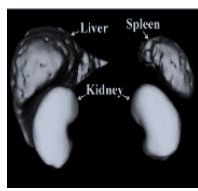
Figure.6.8 Résultat de la segmentation des reins par l'application de l'approche proposée.

### 6.6.1. Comparaison avec d'autres travaux

Tableau.6.8. Résultats de quelques travaux qui utilisent la sensibilité

Algorithme	Y. Huang [138]	Yu. Chi.Hu [139]	La méthode proposée
Sensibilité	Groupe originaire (6 reins) : 78%	92.5%	95%
	Groupe de transplantation (3 reins) : 75%		

Dans le tableau.6.8, nous présentons les résultats de segmentation de reins obtenus par les différents algorithmes. Huang et al [138] proposent une méthode pour segmenter les reins par K-means. Un total de 9 reins ont été inclus dans leur approche : 6 dans le groupe originaire, la sensibilité est la suivante : 78%; et 3 dans le groupe de transplantation, où la sensibilité est de 75%. En Réf. [139] Hu et al proposent une méthode de segmentation des reins basée sur statistical conditional random fields framework, ils ont signalé que la sensibilité de leur procédé est de 92,5%. Seulement, comme il est montré dans le tableau.6.8 de la



précision de l'algorithme proposé pour la segmentation des reins est meilleure que celle présentée dans les références. [138] et [139].



Figure.6.9. Exemples d'erreurs dans la segmentation des reins par notre approche. (a) et (b) présence d'autres organes qui possèdent le même contraste et les mêmes niveaux de gris, (c) l'effet du volume partiel.

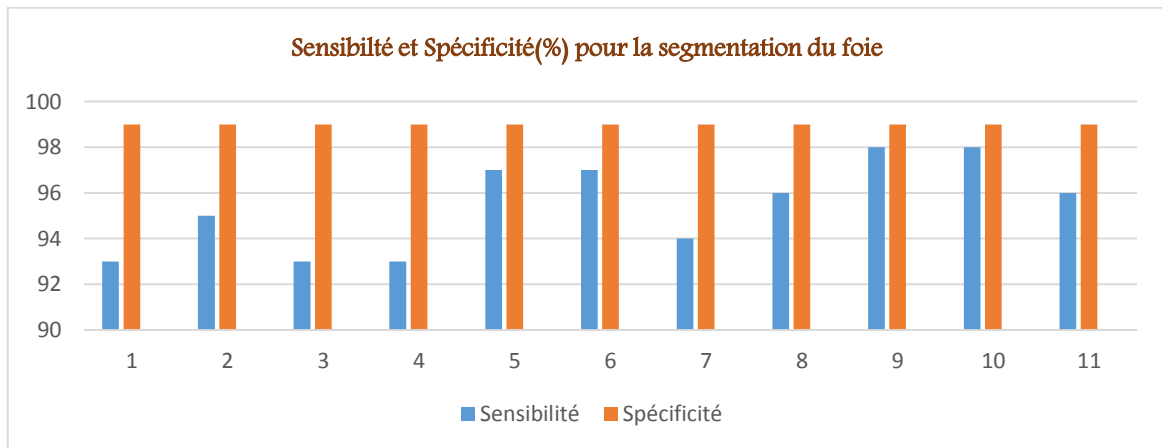


Figure.6.10. Graphe de la sensibilité et de la spécificité pour la segmentation du foie

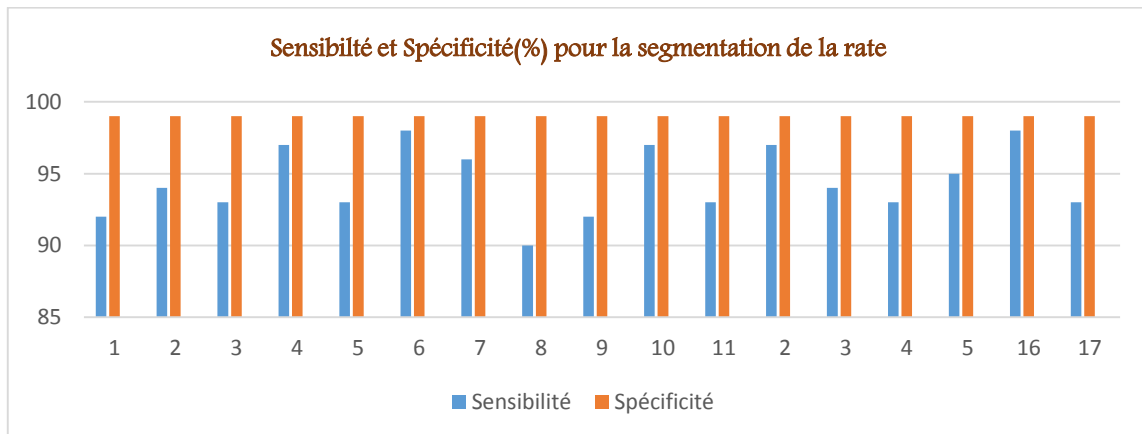


Figure.6.11. Graphe de la sensibilité et de la spécificité pour la segmentation de la rate

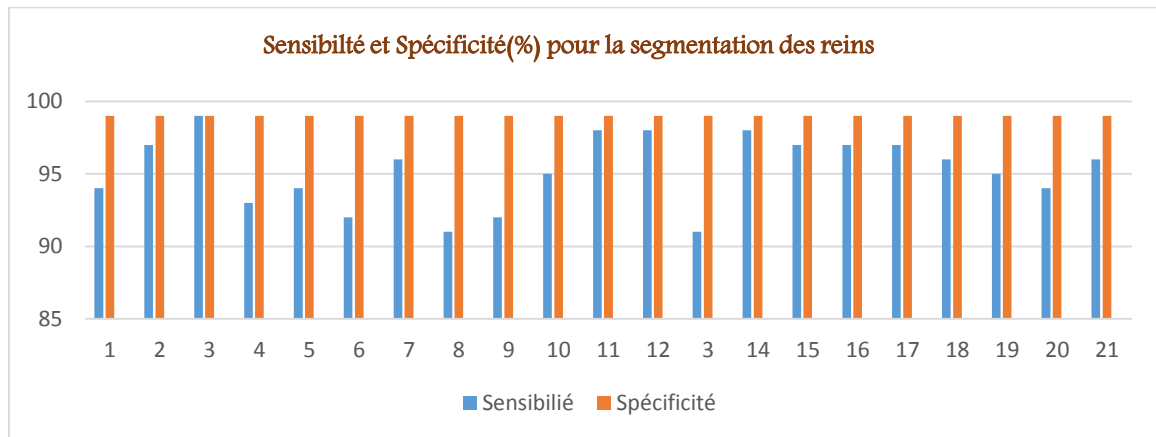
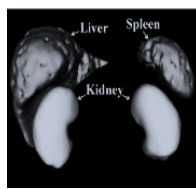


Figure. 6.12. Graphe de la sensibilité et de la spécificité pour la segmentation des reins.

### 6.7. Evaluation de la segmentation de multiples organes abdominaux

Nous avons proposé une méthode basée sur l'algorithme des hiérarchies pour segmenter les organes abdominaux à partir des images TDM. La méthode basic de l'algorithme de la ligne de partage des eaux s'étend à l'application d'image mosaïque et de l'algorithme des cascades pour la segmentation du foie, la rate et les reins et améliorer le problème de la sur-segmentation engendré par l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux.

#### 6.7.1. Evaluation de la segmentation du foie et la rate :

Plusieurs travaux s'intéressent à la segmentation du foie et la rate [25]. Pour évaluer l'algorithme développé pour la segmentation du foie et la rate, nous avons utilisé différentes images obtenues par le biais du scanner TDM. Il n'y avait aucune hypothèse au préalable sur la forme, la taille, la localisation, et la gamme d'intensité du foie et de la rate.

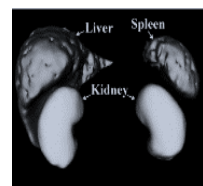
La technique proposée permet avoir une sensibilité et de spécificité pour une segmentation semi-automatique du foie sont de 96% et 99% respectivement.

Malgré cela, dans certains cas, les résultats ne sont pas acceptables. Ils sont dus aux organes voisins (par exemple rein droit et de l'estomac) peuvent avoir des niveaux de gris similaires à ceux du foie. De plus, en raison des effets de volume partiel. En outre, le foie présente une variation significative anatomique dans différentes coupes d'images pour le même patient à la même position de la coupe, sa forme peut varier considérablement d'un patient à l'autre.

La performance de la segmentation de la rate est également satisfaisante puisque nous obtenons une sensibilité moyenne égale à 95% et la spécificité égale à 99%.

Malgré cela, dans certains cas les résultats ne sont pas suffisants. Ceux-ci sont généralement dus au faible contraste, la présence des organes voisins tels que les muscles, le rein gauche qui possède la même nuance des niveaux de gris que la rate, de plus, la distribution des niveaux de gris dans les organes environnants ne permet pas de les distinguer.





### 6.7.2. Evaluation de la segmentation du foie, la rate et les reins

Les résultats obtenus par l'application de notre méthode pour la segmentation du foie, de la rate et reins sont présentés dans la figure.6.13.

Le résultat montre que notre méthode a une grande précision et spécificité pour le foie, la rate et les reins. Ainsi, le résultat de l'expérience montre la plus grande sensibilité pour la plus part de l'ensemble de données. Comparé avec la méthode de la ligne de partage des eaux standard, notre procédé montre une grande efficacité pour améliorer le problème de la sur-segmentation. Cette efficacité réside par l'utilisation de la segmentation hiérarchique anticipé par un prétraitement à fin d'améliorer l'image mosaïque et son gradient. La technique proposée a obtenu un résultat prometteur représenté avec 96%, 95,6% et 95% de sensibilité pour le foie, la rate et les reins respectivement ; et de 99% de spécificité et de précision pour le foie, la rate et les reins.

### 6.7.3. Comparaison avec d'autres travaux.

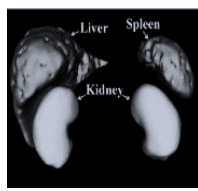
Dans le tableau.6.9, nous présentons les résultats de segmentation de multiples organes abdominaux obtenus par divers algorithmes.

Tableau.6.9 Résultats de quelques travaux qui utilisent la sensibilité

Algorithme	Compadelli 2010 [58]	Compadelli 2009 [140]	Eşref Selvi 2013 [62]	M. Alper Selver 2014 [66]	Notre approche
Sensibilité (foie)	94.9%	95.42%	96,37 %	93.25%	96,68%
Sensibilité (rate)	94.4%	94.97%	84,71 %	94.47%	95,6%
Sensibilité (reins)	Non calculé	Non calculé	98,57 % (rein droit)	97.67% (rein gauche) 96,16% (rein droit)	95.06%

Dans la Réf. [58] les auteurs utilisent fast marching method pour la segmentation du foie et la rate et les reins. Pour la segmentation du foie, leur système permet d'obtenir une sensibilité moyenne de 94.9%. Tandis que la segmentation de la rate atteint une sensibilité moyenne de 94.4%. En ce qui concerne la segmentation des reins, les performances de la segmentation étaient évaluées visuellement par des experts. [140] emploie un cadre fondé hierarchical gray level based framework pour la segmentation des os (les côtes et la colonne vertébrale), le foie et ses vaisseaux sanguins, les reins et la rate. La sensibilité et la spécificité pour la segmentation du foie et de la rate étaient 95,42% et 94,97%, respectivement. Malheureusement, les résultats obtenus pour la segmentation des reins peuvent être évalués visuellement par des experts. Selvi et al [62] utilisent la transformée de la fonction distance pour représenter une similitude de coupe adjacent dans la segmentation des organes de l'abdomen. Ils déclarent un taux de sensibilité pour la segmentation du foie, la rate et le rein droit de 96.37%, 84,71 % et 98,57 respectivement. Une approche semi-automatique basée sur la technique 'multi-level and hierarchical neural network' (MHNN) est utilisée par M. Alper Selver [66] pour la segmentation de multiples organes de l'abdomen. La sensibilité pour la segmentation du foie, la rate, le rein gauche et le rein droit est 93.25%, 94.47%, 97.67 et 96,16% respectivement. [25]





En comparant les résultats du système proposé avec d'autres travaux pour la segmentation de multiples organes abdominaux présentés dans le tableau 6.9, on remarque que la sensibilité obtenue par notre approche pour la segmentation des reins est inférieure à celle de [66] et de [62]. Bien que cette sensibilité soit inférieure aux approches présentées dans les Réf [66] et [62], elle est supérieure à 95%.

De plus, la sensibilité pour la segmentation du foie et la rate est supérieure que celles des approches présentées dans le tableau. 6. 9. Dans ce cas, les méthodes décrites dans le chapitre précédent sont précises, robustes et offrent une bonne qualité pour la segmentation du foie, la rate et les reins à partir des images tomodensitométriques.

En conclusion, nos résultats suggèrent que les approches proposées sont efficace dans la segmentation simultanée du foie, la rate et les reins. Elle permet d'accroître la performance de la faiblesse de la segmentation par la ligne de partage des eaux standard.

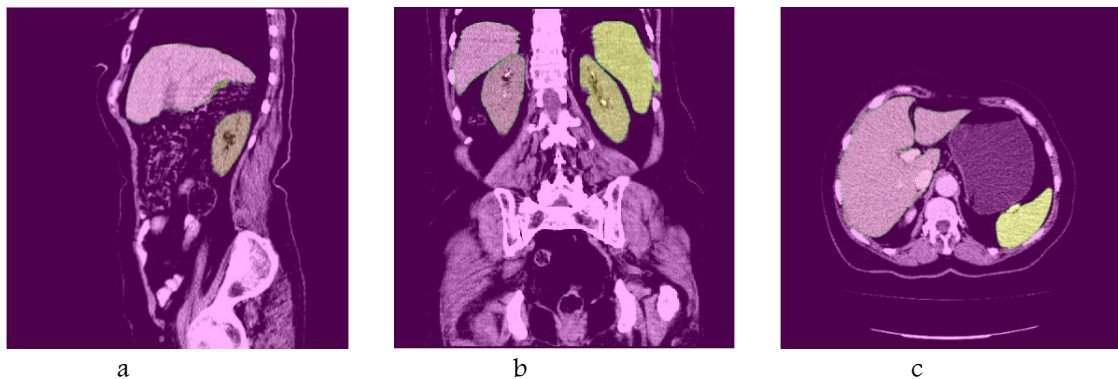
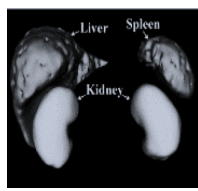


Figure.6.13. Résultat de la segmentation des organes de l'abdomen par l'application de l'approche proposée.(a) segmentation du foie et le reins gauche, (b) segmentation du foie, la rate et les reins gauche et droite, (c) segmentation du foie et la rate.

## Conclusion :

Dans le cadre du diagnostic d'une maladie du foie, de la rate ou des reins, une image tomographique TDM numérisée est prélevé du patient, le clinicien l'utilise ensuite pour déterminer la présence d'une maladie. Souvent, le clinicien doit segmenter manuellement les organes comme le foie, la rate et les reins afin d'obtenir des renseignements tels que le volume des lésions, ou à quantifier l'ampleur des tissus altérés. Mais une segmentation manuelle sur chaque coupe, est très couteuse en temps, longue et fastidieuse. Dans cette étude, une méthode semi-automatique pour la segmentation des organes abdominaux à partir des images tomodensitométrique est établie. Nous avons utilisé la morphologie mathématique pour la segmentation des images TDM. Cette technique est basée sur une seule transformation fondée sur l'algorithme de la ligne de partage des eaux qui a un grand potentiel pour devenir une méthode attirante pour la segmentations des images médicales. En particulier, nous avons abordé la question de la sur-segmentation qui est intrinsèque à la segmentation des images médicales par la ligne de partage des eaux.

Nous avons présenté dans ce chapitre les résultats obtenus par les algorithmes proposées pour la segmentation les organes de l'abdomen et de prévenir le problème de la sur-segmentation.



La première partie de ce travail s'intéresse à l'évaluation de la segmentation de chaque organe séparément. Ainsi, une évaluation des lésions hépatiques est abordée dans cette section. La deuxième partie est consacrée aussi à l'évaluation de la segmentation de multiple organes abdominaux ainsi de surmonter le problème de la segmentation par la ligne de partage des eaux. Les approches décrites dans les chapitres 4 et 5 ont été appliquées à une base de données qui comprend 21 ensembles où chaque ensemble contient entre 7 et 14 coupes tomographiques qui contiennent le cœur, le foie, la rate et les reins gauche et droit, l'estomac, les intestins, les muscles adjacents...

Nous avons effectué des expériences pour valider l'efficacité et la précision des algorithmes proposés. Notre algorithme proposé pour la segmentation du foie donne une sensibilité de 96% et une spécificité de 99%. Pour la rate, notre approche développée peut atteindre une sensibilité et une spécificité de 95% et 99% respectivement. De même pour les reins, la sensibilité délivrée par notre approche est de 95% et de 99% de spécificité. Ainsi, l'évaluation de la segmentation des lésions hépatiques a atteint une sensibilité et une spécificité de 90% et 99% respectivement. Finalement, la segmentation simultanée des différents organes de l'abdomen atteint une sensibilité pour le foie, la rate et les reins de 96.68%, 95.3% et 95.06% respectivement et de spécificité et précision de 99% pour tous les organes.

Les algorithmes proposés donnent une très grande précision et des résultats non négligeables concernant le problème de la sur-segmentation et la segmentation des régions d'intérêt, et aussi comparé très favorablement aux résultats pertinents quantitatifs trouvés dans la littérature. Les résultats expérimentaux ont montré une amélioration significative de la précision de la segmentation du foie, la rate, les reins et les lésions hépatiques, ainsi pour améliorer le problème de sur-segmentation engendré par l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux.

La méthode proposée pour la segmentation de foie, la rate, les reins et les lésions hépatiques à partir des images TDM de l'abdomen basé sur l'algorithme de la ligne de partage des eaux donne des résultats efficaces et compétitifs.

*Conclusion Générale et  
perspectives*

# *Conclusion Générale et Perspectives :*

La segmentation des images médicales peut être considérée comme un problème d'optimisation. La diversité des méthodes de segmentation nous offre plusieurs manières pour segmenter une image. L'objectif des travaux présentés dans cette thèse, dans un premier temps est la segmentation simultanée des différents organes de la cavité abdominale. Par la suite, on s'intéresse à la segmentation de chaque organe séparément ainsi que la segmentation des lésions hépatiques.

Globalement, de nombreuses approches ont été prises pour segmenter les organes abdominaux à partir des images TDM ou IRM. Jusqu'à présent, de nombreux travaux rapportent de bons résultats.

Nous avons présenté dans ce travail des méthodes de segmentation des structures anatomiques de l'abdomen dans des images médicales TDM basée sur la morphologie mathématique.

L'algorithme de la ligne de partage des eaux est facilement adapté pour être utilisé dans différents types d'images. Cependant, la mise en œuvre de l'algorithme de la ligne de partage des eaux pour des images très complexes produit une sur-segmentation. Dans ce travail, nous avons proposé des algorithmes pour segmenter le foie, la rate, les reins et les lésions du foie par l'application de l'algorithme de la ligne de partage des eaux.

Dans la première partie de ce travail, nous avons présenté quelques opérateurs morphologiques mathématique dans le but de les utiliser pour la simplification, l'amélioration d'image et pour la segmentation des organes de l'abdomen en particulier la ligne de partage des eaux.

Ainsi, nous avons proposé une méthode semi-automatique pour la segmentation simultanée des organes abdominaux basée sur segmentation hiérarchique et l'algorithme de partage des eaux. En fait, dans ce travail, une nouvelle technique de segmentation morphologique basée sur le calcul d'image mosaïque est

présentée. Notre principale préoccupation est d'accélérer les méthodes de segmentation classiques et réduire la sur-segmentation sans perte notable de qualité de cette dernière.

Pour détecter les multiples organes abdominaux et supprimer la sur-segmentation, au premier lieu, nous avons cherché à améliorer la qualité de l'image gradient mosaïque. Dans cette étape, on a proposé une approche pour améliorer l'image gradient mosaïque en appliquant un filtrage spatial, suivi par les filtres morphologiques. Par la suite, nous avons procédé à la segmentation hiérarchique en cascade pour la segmentation du foie, de la rate et des reins.

De plus, nous avons présenté quelques algorithmes pour la segmentation de chaque organe séparément et la segmentation des lésions hépatiques ainsi que pour réduire les insuffisances de la ligne de partage des eaux. Notre algorithme comporte deux parties. D'abord, nous avons cherché à déterminer la région d'intérêt en appliquant les filtres morphologiques tels que la reconstruction géodésique pour extraire le foie, la rate ou les reins. La deuxième étape consiste à améliorer la qualité d'image gradient. Dans cette étape, nous avons proposé des algorithmes pour améliorer l'image gradient et pour réduire les insuffisances de l'algorithme de partage des eaux. Tout d'abord, ils ont permis de réduire le bruit présent dans les images médicales, réalisant ainsi une segmentation plus précise et plus aigüe. En outre, ils permettent de réduire le temps de calcul en raison de la faible quantité de la région à analyser.

Les tests effectués sur les algorithmes proposés ont prouvé leur exactitude, de précision et de robustesse. Ceci a été réalisé avec des résultats acceptables. En comparaison avec les travaux antérieurs sur le même sujet, les algorithmes proposés montrent une amélioration significative de la capacité de détecter des contours corrects.

Malgré les résultats obtenus par les techniques proposées sont attirantes, nos approches présentent quelques insuffisances comme par exemple :

- Des défauts de segmentation du foie apparaissent en présence d'une lésion qui se situe au bord du volume du foie.
- Dans le cas de la segmentation des lésions hépatiques, notre méthode n'arrive pas à segmenter certains cas, par exemple celui où la lésion se trouve à la frontière du foie. De plus, dans la présence de multiples lésions réparties sur la surface du foie, le résultat est souvent mal perçu par notre approche.

Nos résultats suggèrent que les approches proposées sont efficaces dans la segmentation simultanée du foie, la rate et les reins ainsi que pour la segmentation de chaque organe séparément de plus la segmentation des lésions hépatiques. Elles permettent d'accroître la performance de la faiblesse de la segmentation par la ligne de partage des eaux standard.

En conclusion, les résultats, comparés à d'autres travaux, sont prometteurs. Les algorithmes proposés pour une segmentation semi-automatique à partir des images TDM par la ligne de partage des eaux sont efficaces pour un système de diagnostic assisté par ordinateur (computer-aided diagnosis: CAO) et la chirurgie assistée par ordinateur (computer-aided surgery : CAS).

Néanmoins, divers aspects de ce travail méritent sans doute d'être approfondis :

- Ce travail peut être étendu pour résoudre les problèmes présentés dans certains cas par exemple, le cas où le contour de la région d'intérêt n'est pas clair en raison de faible contraste, la présence des organes voisins, l'effet du volume partiel,...
- Aussi le travail peut être étendu afin de différencier les tissus du foie et les lésions hépatique.
- L'algorithme développé sera amélioré pour être utilisé dans la segmentation du foie avec présence de diverses lésions.
- Ainsi, les travaux futurs sont orientés à tester les approches développées sur un ensemble d'images comprenant plusieurs patients

# Bibliographie :

- [1] Bruno Kastler, Comprendre L'irm - Manuel D'auto-Apprentissage, 6<sup>ième</sup> Édition, Masson, 2006.
- [2] D.Doyon, E-A.Cabanis, J.Frija, P.Halimi, B.Roger, Scanner à rayons X : Tomodensitométrie, Imagerie Médicale Formation , ELSEVIER / MASSON, 2000
- [3] Hadjer LAGUEL, Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur systèmes multi-agents, Projet de Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, octobre 2010
- [4] Baptiste, Henri, Aimé DECOUIGNY, Le Développement des Technologies Numériques Dd'Imagerie Médicale en France. Etude Bibliographique et Résultats d'une Enquête auprès d'un Echantillon de Cliniques, Thèse de Doctorat, École Nationale Vétérinaire d'Aalfort, 2011
- [5] Cyril JAGGI, Segmentation par méthode markovienne de l'encéphale humain en imagerie par résonance magnétique : théorie, mise en oeuvre et évaluation, Thèse de doctorat, Université de Caen/Basse-Normandie, 1998
- [6] Ahmed Mellal, Application pratique de l'anatomie humaine, Tome 1 - Viscères du tronc, Éditions Publibook en 2010
- [7] Arthur F. Dalley, Keith L. Moore, Anne M.R. Agur, Antoine Dhem, Jean Milaire, Anatomie médicale: aspects fondamentaux et applications cliniques, De Boeck Supérieur, 3<sup>e</sup> édition 2011
- [8] [http://www.shiatsu-isamarc.be/files/medecine anatomie\\_et\\_physiologie.pdf](http://www.shiatsu-isamarc.be/files/medecine%20anatomie_et_physiologie.pdf)
- [9] Sy Hung Nguyen, Redha Bourouina, Manuel d'anatomie et de physiologie, 4<sup>ième</sup> édition LAMARRE
- [10] Frédéric PRECIOSO, Contours actifs paramétriques pour la segmentation d'images et vidéos, Thèse de doctorat, l'Université de Nice - Sophia Antipolis, septembre 2004
- [11] Naima MERZOUGUI, Un algorithme évolutionnaire pour la segmentation d'images basé sur le diagramme de Voronoï, Mémoire de Magister, Université Kasdi Merbah Ouargla, Juin 2012.
- [12] Alexandre DUPAS, Opérations et Algorithmes pour la segmentation topologique d'images 3D, Thèse de doctorat, Université de Poitiers, Novembre 2009
- [13] Richard MOUSSA, Segmentation Multi-Agents en Imagerie Biologique et Médicale : Application aux IRM 3D, Thèse de doctorat, Université Bordeaux I, décembre 2011
- [14] Thomas Grenier, Apport de l'Espace des Caractéristiques et des Paramètres d'Echelle Adaptatifs pour le Filtrage et la Segmentation d'Images, Thèse de Doctorat, Institut National des sciences appliquées de Lyon, Décembre 2005.
- [15] Arnaud Capri, Caractérisation des objets dans une image en vue d'une aide à l'interprétation et d'une compression adaptée au contenu : application aux images échographiques, Thèse de Doctorat, Université d'Orléans, 2007
- [16] Ariane HERBULOT, Mesures statistiques non-paramétriques pour la segmentation d'images et de vidéos et minimisation par contours actifs, Thèse de Doctorat, Université de Nice - Sophia Antipolis, octobre 2007



- [17] Benoit Scherre, Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, décembre 2008.
- [18] Leïla Ikram MEZIOU, Segmentation par contours actifs basés alpha divergence : application à la segmentation d'images médicales et biomédicales, Thèse de Doctorat, Université de Cergy-Pontoise, Novembre 2013
- [19] Meriem Hacini, Filtrage anisotropique et segmentation par Level Sets : Application aux images médicales, Mémoire de Magistère, Université Mentouri – Constantine, Novembre 2009
- [20] Foued DERRAZ, Segmentation globale par contour actif géométrique et a priori de forme, Thèse de Doctorat, Université d'Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, 2011
- [21] David Sheeren, Sébastien Lefèvre, Jonathan Weber, La morphologie mathématique binaire pour l'extraction automatique des bâtiments dans les images THRS, Revue internationale de Géomatique. Volume 17 – n° 3-4/2007, pp : 333 à 352
- [22] Aicha Belgherbi. Abdelhafid. Bessaid, Application de la Morphologie Mathématique pour la Détection du foie, International Workshop on Information technologies and communication WOTIC'11, le 13 au 15 octobre 2011, Casablanca Maroc
- [23] Aicha Belgherbi, Ismahane Hadjidj, Adila Kazi Tani, Abdelhafid. Bessaid, Détection des Lésions Hépatique par la Morphologie Mathématique', Biomedical Engineering International Conference BIOMEIC'12, 10-11 October in Tlemcen, Algeria
- [24] A. Belgherbi, I. Hadjidj, and A. Bessaid, Segmentation Automatique du Foie par la Morphologie Mathématique, Application à l'Imagerie Médicales TDM de l'Abdomen, International Conference on Signal, Image, Vision and their Applications SIVA'11, November 21-24, 2011 in Galma, Algeria
- [25] Belgherbi Aicha, Bessaid abdelhafid, Semi-Automatic Liver and Spleen Segmentation in CT Images Using Watershed Algorithm, IEEE Technically Co-Sponsored Science and Information Conference, August 27-29, 2014, London UK.
- [26] Rachid Hedjam, Segmentation non-supervisée d'images couleur par sur-segmentation Markovienne en régions et procédure de regroupement de régions par graphes pondérés, Thèse de doctorat, Université de Montréal, Octobre 2008
- [27] F Derraz, A Taleb-Ahmed, A Pinti, A Chikh, F Bereksi-Reguig, A geometrical active contour based on statistical shape prior model, Signal Processing and Information Technology, 2008. ISSPIT 2008. IEEE International Symposium on, pp. 432-436, 2008.
- [28] Montaine BERNARD, Méthodologie d'analyse des synchronisations neuronales dans les signaux EEG à l'aide de graphes d'informations temps-fréquence, Thèse de Doctorat, Université de Poitiers, novembre 2006.
- [29] M. Nicolas Passat, Contribution à la Segmentation Des Réseaux Vasculaires Cérébraux Obtenus En IRM. Intégration De Connaissance Anatomique Pour Le Guidage D'outils De Morphologie Mathématique, Thèse de Doctorat, Louis Pasteur de Strasbourg, septembre 2005
- [30] Hugues TALBOT, Introduction à la Morphologie Mathématique, Théorie et applications, version 2.0, 20 octobre 2010
- [31] Pierre Boutillier, Une classe d'ordres partiels : les treillis, Rapport de cours de recherche, Master 1 d'informatique fondamentale, École normale supérieure de Lyon, avril 2009

- [32] Sébastien Lefèvre, *Approches multivaluées et supervisées en morphologie mathématique et applications en analyse d'image*, Thèse de Doctorat, Université de Strasbourg, décembre 2009
- [33] Laurant Najman, *Morphologie Mathématique : de la Segmentation d'Images à l'Analyse Multivoque*, Thèse de Doctorat, université Paris Dauphine, Avril 1994
- [34] H. Hadwiger, *Vorlesungen über Inhalt, Oberfläche und Isoperimetrie*, Springer, 1957
- [35] H. Hadwiger, *Normale Körper im euklidischen raum und ihre topologischen und metrischen eigenschaften*, Math. Zeitschr, 71, pp: 124–149, 1959
- [36] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, 1982
- [37] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology. Theoretical Advances*, Academic Press, 1988
- [38] Santiago Velasco-Forero, *Contributions en morphologie mathématique pour l'analyse d'images multivariées*, Thèse de Doctorat, l'École nationale supérieure des mines de Paris Spécialité Morphologie Mathématique, juin 2012
- [39] Serge Beucher, Sergei Kozyrev, Dmitri Gorokhovik, *Prétraitement morphologique d'image de plis costaux*, Centre de morphologie mathématique, Ecole nationale des Mines de Paris
- [40] Luc Vincent, *Morphological Grayscale Reconstruction : Definition, Efficient Algorithm and Applications in Image Analysis*, Proc. IEEE Conf. on Comp. Vision and Pattern Recog., pp. 633–635, Champaign IL, June 1992.
- [41] Tim Niemueller, *Automatic Detection and Segmentation of Cracks in Underground Pipeline Images*, Seminar: Medical Image Processing Summer Semester 2006, Matriculation Number: 236104
- [42] Med Ali Hamdi, *Modified Algorithm Marker-Controlled Watershed Transform for Image Segmentation Based on Curvelet Threshold*, Middle-East Journal of Scientific Research 20 (3), pp: 323–327, 2014
- [43] Ravi S, A M Khan, *Bio-Medical Image Segmentation Using Marker Controlled Watershed Algorithm. A Case Study*, International Journal of Research in Engineering and Technology, Volume: 03 Special Issue: 03, May–2014.
- [44] Amandeep Kaur, Aayushi, *Image Segmentation Using Watershed Transform*, International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE), Volume-4, Issue-1, March 2014
- [45] S.Beucher, *Watershed Transformation Applied to Image Segmentation*, Conference on Signal and Image Processing in Microscopy and Microanalysis, September 1991
- [46] Serge BEUCHER, Beatriz MARCOTEGUI, *P algorithm, a dramatic enhancement of the watershed transformation*, centre de morphologie mathématique, MINES Paris tech, May2006–september 2009
- [47] Cyril Meurie, *Segmentation d'images couleur par classification pixellaire et hiérarchie de partitions*, Thèse de Doctorat, université de Basse-Normandie, octobre 2005
- [48] Gilson BRAVIANO, *Logique Floue En Segmentation D'images : Seuillage Par Entropie Et Structures Pyramidales Irréguliers*, Thèse de Doctorat, Université Joseph Fourier – Grenoble, octobre 1995
- [49] Romain LERALLUT, *Modélisation et Interprétation d'Images à l'Aide de Graphes*, Thèse de Doctorat, École des Mines de Paris, Septembre 2006
- [50] Carine GRASSET-SIMON, *Définition et étude des pyramides généralisées  $\square$  D : application pour la segmentation multi-échelle d'images 3D*, Thèse de Doctorat, l'Université de Poitiers, décembre 2006
- [51] W. KROPATSCH, *Building irregular pyramids by dual graph contraction*, IEEE Vision, Image Signal Process, 142(6), pp: 366–374, 1995

- [52] Jesus Angulo Lopez, Morphologie Mathématique et Indexation d'Image Couleurs Application à La Microscopie en Biomédecine, Thèse de Doctorat, l'École des mines de Paris, Décembre 2003
- [53] Beatriz Marcotegui et Serge Beucher, Fast implementation of waterfall based on graphs, Dans Computational Imaging and Vision, vol. 30 de Computational Imaging and Vision, pages 177–186. Springer-Verlag, Dordrecht, 2005.
- [54] Allan Hanbury, Beatriz Marcotegui, Waterfall segmentation of complex scenes, Dans ACCV'06: Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision, vol. 3851, pp: 888–897, Hyderabad, India, 2006.
- [55] Sébastien DELEST, Romuald BONÉ, Hubert CARDOT, Segmentation hiérarchique de maillage 3D à partir des dynamiques de contour, Colloque GRETSI, 11-14 septembre 2007, Troyes.
- [56] Hiep-Thuan DO, Extensibilité des moyens de traitements pour les données issues des vastes systèmes d'informations géographiques, Thèse de Doctorat, Université d'Orléans, décembre 2011
- [57] Jianhua Yao and Ronald M. Summers, Statistical Location Model for Abdominal Organ Localization, MICCAI 2009, Part II, LNCS 5762, pp. 9–17, 2009.
- [58] Paola Campadelli, Elena Casiraghi, Stella Pratissoli, A segmentation framework for abdominal organs from CT scans, Artificial Intelligence in Medicine, 50, pp: 3–11, 2010
- [59] Marius George Linguraru, John A. Pura, Vivek Pamulapati, Ronald M. Summers, Statistical 4D graphs for multi-organ abdominal segmentation from multiphase CT, Medical Image Analysis 16, pp: 904–914, 2012
- [60] Toshiyuki Okada, Marius George Linguraru, Masatoshi Hori, Yuki Suzuki, Ronald M Summers, Noriyuki Tomiyama, and Yoshinobu Sato, Multi-Organ Segmentation in Abdominal CT Images, 34th Annual International Conference of the IEEE EMBS, San Diego, California USA, 28 August - 1 September, 2012
- [61] Mariusz Bajger, Gobert Lee, Martin Caon, 3D Segmentation for Multi-Organs in CT Images, Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis 12(2), pp: 13-27, 2013
- [62] Eşref Selvi, Merve Özdemir and M. Alper Selver, Performance Analysis of Distance Transform Based Inter-Slice Similarity Information on Segmentation of Medical Image Series, Mathematical and Computational Applications, Vol. 18, No. 3, pp: 511-520, 2013
- [63] Qing Luo, Wenjian Qin, Tiexiang Wen, Jia Gu, Nikolas Gaio, Shifu Chen, Ling Li, Yaoqin Xie, Segmentation of abdomen MR images using kernel graph cuts with shape priors, BioMedical Engineering OnLine 2013, 12:124 doi:10.1186/1475-925X-12-124
- [64] Toshiyuki Okada, Marius George Linguraru, Masatoshi Hori, Ronald M. Summers, Noriyuki Tomiyama, and Yoshinobu Sato, Abdominal Multi-organ CT Segmentation Using Organ Correlation Graph and Prediction-Based Shape and Location Priors, MICCAI 2013, Part III, LNCS 8151, pp: 275–282, 2013.
- [65] Xinjian Chen, Jayaram K. Udupa, Abass Alavi, Drew A. Torigian. GC-ASM: Synergistic integration of graph-cut and active shape model strategies for medical image segmentation, Computer Vision and Image Understanding 117(5), pp: 513-524, 2013
- [66] M. Alper Selver, Segmentation of abdominal organs from CT using a multi-level, hierarchical neural network strategy, computer methods and programs in biomedicine 113, pp: 830–852, 2014

- [67] Ranveer Joyseeree, Óscar Alfonso Jiménez del Toro, Henning Müller, Using Probability Maps for Multi-organ Automatic Segmentation, *Medical Computer Vision. Large Data in Medical Imaging Lecture Notes in Computer Science*, pp: 222–228, 2014
- [68] Tabiza Mohammed, Filtre LP : Etude des Propriétés et Application en Traitement d'Images, Thèse de Doctorat, Université de Savoie, Mars 1998.
- [69] Imad ISSA, Filtre d'Ordre Adaptatif Pondéré : Application au Traitement d'Images, Thèse de Doctorat, Université de Savoie, Octobre 1997
- [70] Refka Ragoubi Hor, Filtrage anisotrope robuste régi par propagation de fronts : vers une segmentation automatique de volumes IRM, Thèse de Doctorat, Université européenne de Bretagne
- [71] Joachim Weickert, Anisotropic Diffusion in Image Processing, book published by B. G. Teubner (Stuttgart) in 1998
- [72] Belgherbi, A., Hadjidj, I., Bessaid, Morphological Segmentation of the kidneys from abdominal CT images, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, Vol. 14, No. 5, 1450073 (16 pages), 2014
- [73] Belgherbi aicha, Bessaid Abdelhafid, Semi-Automatic Liver and Spleen Segmentation Method in CT Images, XIX International Conference on Mechanics in medicine and Biology, Bologna Italy, 3–5 Septembre 2014
- [74] Sébastien DELEST, Segmentation de maillages 3D à l'aide de méthodes basées sur la ligne de partage des eaux, Thèse de Doctorat, Université François Rabelais Tours, novembre 2007.
- [75] Xiangrong Zhou, Song Wang, Huayue Chen, Takeshi Hara, Ryujiro Yokoyama, Masayuki Kanematsu, Hiroshi Fujita, Automatic localization of solid organs on 3D CT images by a collaborative majority voting decision based on ensemble learning, *Computerized Medical Imaging and Graphics* 36, pp : 304– 313, 2012
- [76] Zhoubing Xu, Wade M. Allen, Rebecca B. Baucom, Benjamin K. Poulouse, and Bennett A. Landman, Texture analysis improves level set segmentation of the anterior abdominal wall, *American Association of Physicists in Medicine, Med. Phys.* 40 (12), December 2013.
- [77] Oscar Alfonso, Jiménez del Toro, Henning Muller, Hierarchical multi-structure segmentation guided by anatomical correlations, *Proceedings of the VISCERAL Organ Segmentation and Landmark Detection Benchmark at the 2014 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, Beijing, China, May 1st, 2014
- [78] Belgherbi Aicha, Bessaid abdelhafid, Computer-Aided Detection of Liver and Spleen from CT Scans Using Watershed Algorithm, *International Conference on Medical Informatics and Biomedical Engineering to be held in Dubai, UAE during April, 8–9, 2014.*
- [79] Zheng Wei, Yang Hua, Sun Hui-sheng, Fan Hong-qi, Multiscale Reconstruction and Gradient Algorithm for X-ray Image Segmentation Using Watershed, *Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2008. ICBBE 2008. The 2nd International Conference on*, pp : 2519 – 2522, Shanghai, 16–18 May 2008
- [80] Xiaoyan Zhang, Yong Shan, Wei Wei, Zijian Zhu, An Image Segmentation Method Based on Improved Watershed Algorithm, *Computational and Information Sciences (ICCIS), 2010 International Conference on*, pp: 258 – 261, Chengdu, 17–19 Dec. 2010.
- [81] Ali Abdullah Yahya, Jieqing Tan, and Min Hu, A Novel Model of Image Segmentation Based on Watershed Algorithm, *Hindawi Publishing Corporation, Advances in Multimedia, Volume 2013, Article ID 120798, 8 pages 2013.*

- [82] Serge Beucher, watershed, hierarchical segmentation and waterfull algorithm, Centre de Morphologie Mathématique, Ecole de Mine De Paris.
- [83] Abdelmalek Toumi , Brigitte Hoeltzener and Ali Khenchaf, Using Watersheds segmentation on ISAR image for automatic target recognition, Digital Information Management, 2007. ICDIM '07. 2nd International Conference on, vol: 1, pp: 285 – 290, Lyon.
- [84] Wafa Abid Fourati, Mohamed Salim Bouhlef , Trabecular Bone Image Segmentation Using Iterative Watershed and Multi Resolution Analysis, International Journal of Bio-Science and Bio-Technology Vol. 3, No. 2, June, 2011.
- [85] A. Sopharak, B. Uyyanonvara, and S. Barman, Automatic Microaneurysm Quantification for Diabetic Retinopathy Screening, World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol: 7, pp: 06–20, 2013.
- [86] Selvathi D, N.B.Prakash, Neethi Balagopal, Automated Detection of Diabetic Retinopathy for Early Diagnosis using Feature Extraction and Support Vector Machine, International Journal of Emerging Technology and Advanced, Volume 2, Issue 11, pp: 103–109, November 2012
- [87] Xuechen Li, Suhuai Luo, Jiaming Li, Liver Segmentation from CT Image Using Fuzzy Clustering and Level Set, Journal of Signal and Information Processing, 4, pp: 36–42, 2013.
- [88] Fernando Lopez–Mir, Pablo Gonzalez, Valery Naranjo, Eugenia Pareja, Mariano Alcaniz, Jaime Solaz–Minguez, Liver Segmentation on CT Images. A Fast Computational Method Based on 3D Morphology and a Statistical Filter, IWBBIO 2013. Proceedings Granada, 18–20 March, 2013
- [89] Marius Danciu, Mihaela Gordan, Camelia Florea, Radu Orghidan, Erich Sorantin, Aurel Vlaicu, Hybrid 3D Learning–and–Interaction–based Segmentation Approach Applied on CT Liver Volumes, Radio Engineering, Vol. 22, No. 1, April 2013
- [90] Antonidoss, K.P. Kaliyamurthie, Segmentation from Images Using Adaptive Threshold, Middle–East Journal of Scientific Research 20 (4), pp: 479–484, 2014
- [91] Romane Gauriau, Remi Cuingnet, Raphael Prevost, Benoit Mory, Roberto Ardon, David Lesage, Isabelle Bloch, A Generic, Robust and Fully–Automatic Workflow for 3D CT Liver Segmentation , MICCAI Workshop on Abdominal Imaging, Nagoya : Japan 2013.
- [92] Ms Maya Eapen, Reeba Korah, Medical Image Segmentation for Anatomical Knowledge Extraction, and Journal of Computer Science 10 (7), pp: 1253–1258, 2014.
- [93] Christo Ananth, G.Gayathri, I.Uma Sankari, A.Vidhya, P.Karthiga, Automatic Image Segmentation method based ALG, International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, Vol. 2, Issue 4, April 2014.
- [94] Marcin Ciecholewski, Automatic Liver Segmentation from 2D CT Images Using an Approximate Contour Model 2, J Sign Process System, 74 pp:151–174, 2014.
- [95] MEGHA GANJRE, J. P. GAWANDE, Automated Segmentation Of Liver And Tumour and Feature Extraction From Abdominal Ct Images Using Region Growing Method, Proceedings of 10th IRF International Conference, 01st June–2014, Pune, India
- [96] Pawanpreet Kaur and Amit Kamra, An Optimal Approach To Alleviate The Problem Of Over–Segmentation, International Journal of Computer Science and Communication Vol. 2, No. 1, pp. 215–218, January–June 2011.
- [97] Pinaki Pratim Acharjya , Dibyendu Ghoshal, An Approach To Reduce Oversegmentation In Watershed Ridge Line Observation, International Journal of Advancements in Research & Technology, Volume 2, Issue 6, June–2013.

- [98] Neha Rani, Tejinder Thind, Segmentation of Ultrasound Images Using Closest Neighbour Approach, International Journal of Recent Technology and Engineering (IJRTE), Volume-1, Issue-6, January 2013
- [99] Aman Kumar Sharma, Anju Bala, Marker Based Watershed Transformation for Image Segmentation, International Journal of Computer Science Engineering and Information Technology Research (IJCSEITR), Vol. 3, Issue 4, pp. 187-192, Oct 2013.
- [100] Frank Y. Shih, Yi-Ta Wu, Fast Euclidean distance transformation in two scans using a 3\*3 neighborhood, Computer Vision and Image Understanding,93, pp. 195-205, 2004.
- [101] <http://www.who.int/campaigns/hepatitis-day/2013/fr/>
- [102] Jianfei Liu, Shijun Wang, Marius G. Linguraru, Ronald M. Summers, Tumor Sensitive Matching Flow: An Approach for Ovarian Cancer Metastasis Detection and Segmentation, Abdominal Imaging. Computational and Clinical Applications, Lecture Notes in Computer Science Volume 7601, 2012, pp 188-197.
- [103] Christo Ananth, D.L.Roshni Bai, K.Renuka, A.Vidhya, C.Savithra, Liver And Hepatic Tumors Segmentation in 3-D CT Images, International Journal of Advanced Research in Computer Engineering & Technology (IJARCET), Volume 3, Issue 2, February 2014.
- [104] Avi Ben Cohen , Idit Diamant , Eyal Klang , Michal Amitai , Hayit Greenspan, Automatic Detection and Segmentation of Liver Metastatic Lesions on Serial CT Examinations, Medical Imaging 2014: Computer-Aided Diagnosis, edited by Stephen Aylward, Proc. of SPIE Vol. 9035 903519-2 , 2014
- [105] Sajith A.G, Hariharan, Medical Image Segmentation Using CT Scans-A Level Set Approach, International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE), Volume-2, Issue-6, May 2013.
- [106] Sonali Patil, V.R.Udupi, Deepti Patole, A Robust system for Segmentation of primary Liver Tumor in CT images, International Journal of Computer Applications (0975 - 8887), Volume 75 - No. 13, August 2013.
- [107] Devendra Joshi, Narendra D Londhe, Automatic Liver Tumour Detection in Abdominal CT Images, International Journal of Computer Technology and Electronics Engineering (IJCTEE), Volume 3, Issue 1, February 2013
- [108] Vinita Dixit, Jyotika Pruthi, Review of Image Processing Techniques for Automatic Detection of Tumor in Human Liver, International Journal of Computer Science and Mobile Computing, Vol. 3, Issue. 3, pp. 371 - 378, March 2014
- [109] Priyanka Kumar, Shailesh Bhalerao, Detection of Tumor in Liver Using Image Segmentation and Registration Technique, IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE), Volume 9, Issue 2, pp. 110-115, 2014.
- [110] Megha Ganjre, Prof. J. P. Gawande, Tumor Burden Analysis and Segmentation of Liver and Tumour From Abdominal CT Images Using Region Growing Method, Proceedings of 7th IRF International Conference, , Pune, India, 27th April-2014.
- [111] Marius George Linguraru, Jesse K. Sandberg, Zhixi Li, John A. Pura, Ronald M. Summers, Atlas-based Automated Segmentation of Spleen and Liver using Adaptive Enhancement Estimation, Med Image Comput Comput Assist Interv; 5762: 1001-1008 2009.
- [112] A. Belgherbi, I. Hadjidj, and A. Bessaid, Segmentation des Lésions Hépatiques à Partir des Images TDM de l'Abdomen, conference internationale sur l'intelligence Artificielle et les Technologies de l'informatique -ICA2IT'14- 10-12 Mars 2014, Ouargla, Algérie

- [113] Belgherbi, A., Hadjidj, I., Bessaid, A., A Semi-automated Method for the Liver Lesion Extraction From a CT Images Based on Mathematical Morphology; journal of Biomedical sciences, Vol:2, No 2:4 ; 2013
- [114] Remi Cuingnet, Raphael Prevost, David Lesage, Laurent D. Cohen, Benot Mory, Roberto Ardon, Automatic Detection and Segmentation of Kidneys in 3D CT Images Using Random Forests, Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2012 Lecture Notes in Computer Science Volume 7512, pp 66–74, 2012
- [115] P. Natarajan, Bhuvanesh Pratap Singh, Shashank Dwivedi, Shraiya Nancy, Kidney Segmentation in CT –Scan Image, International Journal of Scientific & Engineering Research, Volume 4, Issue 6, June–2013.
- [116] Jianfei Liu, Marius George Linguraru, Shijun Wang, Ronald M. Summers, Automatic Segmentation of Kidneys from Non-Contrast CT Images Using Efficient Belief Propagation, Medical Imaging 2013: Computer-Aided Diagnosis, edited by Carol L. Novak, Stephen Aylward, Proc. of SPIE, Vol. 8670, 867005, 2013
- [117] Qian Zheng ,Zhentai Lu , Wei Yang, Minghui Zhang, Qianjin Feng , Wufan Chen, A robust medical image segmentation method using KL distance and local neighborhood information, Computers in Biology and Medicine, 43, pp: 459–470, 2013
- [118] Ashish K. Rudra , Ananda S. Chowdhury, Ahmed Elnakib, Fahmi Khalifa, Ahmed Soliman, Garth Beache, Ayman El-Baz, Kidney segmentation using graph cuts and pixel connectivity, Pattern Recognition Letters, 34, pp : 1470–1475, 2013
- [119] Emmanouil Skounakis, Konstantinos Banitsas, Atta Badii, Stavros Tzoulakis, Emmanuel Maravelakis, Antonios Konstantaras, ATD: A Multiplatform for Semiautomatic 3-D Detection of Kidneys and Their Pathology in Real Time, IEEE Transactions On Human-Machine Systems, Vol. 44, No. 1, February 2014
- [120] Antonio Criminisi, Jamie Shotton, Duncan Robertson, Ender Konukoglu, Regression Forests for Efficient Anatomy Detection and Localization in CT Studies, MICCAI 2010 Workshop MCV, LNCS 6533, pp. 106–117, 2011.
- [121] Marius George Linguraru, Jesse K. Sandberg, Zhixi Li, Furhawn Shah, Ronald M. Summers, Automated segmentation and quantification of liver and spleen from CT images using normalized probabilistic atlases and enhancement estimation, Journal: Medical Physics – MED PHYS , vol. 37, no. 2, 2010
- [122] Alireza Behrad, Hassan Masoumi , Automatic Spleen Segmentation in MRI Images using a Combined Neural Network and Recursive Watershed Transform, Neural Network Applications in Electrical Engineering (NEUREL), 2010 10th Symposium on , pp: 63 – 67, Belgrade, 2010
- [123] Bo Li , Swetasudha Panda, Zhoubing Xu, Andrew J. Asman, Peter L. Shanahan, Richard G. Abramson, Bennett A. Landman, Regression forest region recognition enhances multi-atlas spleen labeling, MICCAI Challenge Workshop on Segmentation: Algorithms, Theory and Applications (SATA); Nagoya, Japan. 2013.
- [124] Marius George Linguraru, DPhil, Jesse K. Sandberg, BS, Elizabeth C. Jones, MD, Ronald M. Summers, Assessing Splenomegaly: Automated Volumetric Analysis of the Spleen, Academic Radiology, Vol 20, No 6, June 2013.
- [125] Zhoubing Xu, Bo Li, Swetasudha Panda, Andrew J. Asman, Kristen L. Merkle, Peter, L. Shanahan, Richard G. Abramson, Bennett A. Landman, Shape-Constrained Multi-Atlas Segmentation of Spleen in CT, Medical Imaging 2014: Image Processing, 903446, March 21, 2014



- [126] Xu D., J. Lee, D. S. Raicu, J. D. Furst, and D. Channin, Texture Classification of Normal Tissues in Computed Tomography, The 2005 Annual Meeting of the Society for Computer Applications in Radiology, 2005
- [127] Campadelli. P., E. Casiraghi, and G. Lombardi, Automatic liver segmentation from abdominal CT scans. Proceedings of 14th International Conference on Image Analysis and Processing, vol. 1, pp 29–31, 2007
- [128] Amir H. Foruzan, Reza A. Zoroofi, Masatoshi Hori, Yoshinobu Sato, A knowledge-based technique for liver segmentation in CT data, Computerized Medical Imaging and Graphics, Volume 33, Issue 8, pp 567–587, 2009
- [129] Suzuki Kenji, Kohlbrenner Ryan , Epstein Mark L, Obajuluwa Ademola M., Xu Jianwu, and Hori Masatoshi, Computer-aided measurement of liver volumes in CT by means of geodesic active contour segmentation coupled with level-set algorithms, Medical Physics ,Volume 37, pp : 2159,2166, 2010
- [130] Marius DANCUI, Mihaela GORDAN, Camelia FLOREA, Radu ORGHIDAN, Erich SORANTIN, Aurel VLAICU, A Hybrid 3D Learning-and Interaction-based Segmentation Approach Applied on CT Liver Volumes, RADIOENGINEERING, Vol. 22, No. 1, April 2013
- [131] Massopti, L., Casciaro, S. A new fully automatic and robust algorithm for fast segmentation of liver tissue and tumors from CT scans. European Radiology, Volume 18, Issue 8, pp 1658–1665, 2008
- [132] Pescia, D., Paragios, N., Chemouny, S. Automatic detection of liver tumors, Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2008. ISBI 2008. 5th IEEE International Symposium on, 672 – 675, Paris, 2008.
- [133] Belgherbi, I. Hadjidj, and A. Bessaid, liver lesion segmentation using mathematical morphology from CT scan image, 10th Annual International Conference on Informatique Technology & Computer Science, 1–22 May 2014, Athens, Greece
- [134] Schwier, M., Hendrik Moltz, J., Peitgen, H.O. Object-based analysis of CT images for automatic detection and segmentation of hypodense liver lesions. Int J CARS, 6, pp: 737–747, 2011.
- [135] Militzer, A., Hager, T., Jäger, F., Tietjen, Ch., Hornegger, J, Automatic Detection and Segmentation of Focal Liver Lesions in Contrast Enhanced CT Images, International Conference on Pattern Recognition, pp: 2524 – 2527, Istanbul, 2010.
- [136] Jianhua Liu, Zhongyi Wang, Rui Zhang , Liver Cancer CT Image Segmentation Methods based on Watershed Algorithm, Computational Intelligence and Software Engineering, 2009. International Conference on, pp: 1 – 4, Wuhan, 11–13 Dec. 2009.
- [137] Belgherbi. Aicha, Bessaid Abdelhafid, Morphological Segmentation of the Spleen From Abdominal CT Images, IJ. Image, Graphics and Signal Processing, V. 4, pp: 56–62, Published Online: 2012-05-15
- [138] Y. Huang, N. Hanson, E. Sadowski, D. Niles, N. Artz, A. Djamali, T. Grist1, S.Fain, k-means Segmentation of Kidney Cortex and Medulla for BOLD Images, Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med. 19, 2011
- [139] Yu-Chi Hu, Michael D. Grossberg, Abraham Wu, Nadeem Riaz, Carmen Perez, Gig S.Mageras, Interactive semiautomatic contour delineation using statistical conditional random fields framework, Medical Physics, Vol. 39, No. 7, July 2012
- [140] Paola Campadelli, Elena Casiraghi, Stella Pratisoli, Gabriele Lombardi, Automatic Abdominal Organ Segmentation from CT images, Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis. 8(1), pp: 1-14, 2009