



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

Laboratoire de Recherche de Génie Biomédical

**MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES**

Pour obtenir le Diplôme de

**MASTER en GENIE BIOMEDICAL**

**Spécialité : Signaux et Images en Médecine**

Présenté par : Harichane Houria et Belaid Hanane

---

**Segmentation des organes de l'abdomen et du pelvis dans les images échographiques**

---

Soutenu le 14 juin 2015 devant le Jury

Mr	KERAI Salim	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Président
Mr	BESSAID Abdelhafid	<i>prof</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	LOUDJEDI Kamila	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2014-2015

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

# Remerciements

Avant tous nous remercions **الله** qui nous a donné L'aide, le pouvoir et la patience pour finaliser ce modeste travail.

Un immense remerciement à notre prophète **Mohammed** **صلى الله عليه وسلم**

Nous souhaitons d'adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui nous ont apporté leurs aides et qui ont contribué à l'élaboration de ce mémoire.

Notre haute gratitude, nos profonds respects, nos sincères remerciements et reconnaissances à notre encadreur **Mr BESSAID Abdelhafid**, professeur à l'université de Tlemcen, pour sa patience, sa compétence, sa grande rigueur scientifique et ses conseils judicieux nous ont été très précieux. Qu'il trouve ici l'expression de notre profonde gratitude.

On tient en premier lieu à remercier notre Co-encadreur **Melle LITIM Houria**, pour ses aides et ses éclairages techniques ; d'avoir consacré un temps précieux pour améliorer La qualité de ce manuscrit.

On tient à remercier également **Mr LAOUCHEDI Makhoulouf** de l'hôpital centrale de l'armée à kouba Alger ainsi que l'équipe technique pour leurs aides et leurs soutiens, les moyens nécessaires à la réalisation de ce travail, pour leurs conseils et disponibilité. Merci pour votre aide !

On remercie les membres de jury qui ont accepté de juger ce travail et d'y apporter leur caution :

Nous sommes sensibles à l'honneur que nous fait **Mr KERAI Salim** en acceptant de présider le jury de ce mémoire.

On remercie **Mme LOUDJEDI Kamila** pour avoir accepté d'examiner ce mémoire et de participer à ce jury.

On adresse nos vifs remerciements à tous les enseignants qui, par leurs enseignements, leurs encouragements et leurs aides, ont contribué à notre formation.

*Merci* 

## *Dédicaces*

Je dédie ce modeste travail à ma très chère et douce mère, mon très cher et précieux père, qui mon encouragé durant toute mes études, c'est grâce à eux si je suis arrivée jusqu'à là et à qui je m'adresse au ciel les vœux les plus ardant pour la conservation de leurs santé et leurs vie. Cette page serait loin de suffire pour vous exprimer toute ma reconnaissance et mon affection.

À mes sœurs **Fatima, Assia** et **Hakima**.

À mes frères **Wadah, Ibrahim** et **Amir**.

Merci pour votre confiance en moi et votre grande générosité.

À mes beau frères **Hassan** et **Chaabane** et à ma belle sœur **Houria**.

À mes neveux **Mohamed dayaa Eddine, Ayoub, Aymen Assil, Aissam** et **Adam**.

À mes nièces **kawtar** et **Khadîdja**.

À mes proche amis : ma fidèle et meilleure amie et sœur **B.Hanane** et **B.Omar** qui m'a soutenu et encouragé durant ce travail je n'oublierai jamais ce que tu a fait pour moi.

Toutes les lettres ne sauraient trouver les mots qu'il faut pour te dire merci merveilleuse amie **K.Asma** pour le courage que tu m'a offert au cours de ce parcours que dieu tout puissant te protège.

À ma très chère amie **M. Aicha** ; et à ma copine et voisine **G.Hind**.

À toute ma famille et mes voisins.

Mes enseignants,

Tous mes amis.

*Harichane Houria*

## *Dédicaces*

Je dédie ce travail à :

Mes très chers parents qui se sont investi corps et âme sur ma scolarité, qui sont sacrifié pour toujours m'apporter : soutien sans limite et sans faille, tolérance et encouragement qu'ils ont bien voulu consentir pour moi. Tous les mots restent faibles pour leurs exprimer ma profonde reconnaissance et qu'ils veuillent bien accepter ces lignes en guise remerciement que dieu tout puissant les bénissent à jamais leurs accorde tout le bonheur qu'ils méritent et très longue vie pleine de santé.

Mes frères **Mohammed** et **sadek**.

Mes chères sœurs **Halima** ; **Khawla** et **Marwa**.

À ma belle-sœur **Nadia**.

Toute ma famille,

Ma fidèle, chère et précieuse amie **H.Houria**.

À ma chère amie **K.Asma** tous les mots ne sauraient exprimer l'amour, que porte mon cœur...

À ma cousine **M. Aicha**.

Et à tous mes amis.

*Belaid Hanane*

## Tables des matières :

Remerciements.....	i
Dédicace.....	ii
Table des matières.....	iv
Liste des tableaux.....	vii
Table des figures.....	vii
Introduction générale.....	x
<b>Chapitre 1 : la formation de l'image échographique.....</b>	<b>1</b>
<b>I) Section 1 : principe physique de l'échographie.....</b>	<b>1</b>
1. Introduction.....	1
2. Déroulement de l'examen.....	2
3. Composition d'un échographe.....	2
3.1. Les sondes.....	3
3.1.1. La céramique piézoélectrique.....	3
3.1.2. L'amortisseur.....	4
3.1.3. L'adaptateur d'impédance.....	4
4. les ondes ultrasonores.....	4
4.1. Définition.....	4
4.2. Domaine de l'onde sonore.....	5
4.3. Caractéristiques des ondes ultrasonores.....	5
5. l'importance du gel échographique.....	6
6. principe de l'échographie.....	6
6.1. Interaction des ultrasons avec le milieu.....	7
6.1.1. Absorption des milieux (atténuation).....	7
6.1.2. Réflexion (incidence normale).....	8
6.1.3. Réfraction (incidence oblique).....	9
6.1.4. Diffusion.....	9
7. le faisceau ultrasonore.....	10
7.1. Faisceau d'une onde plane.....	10
7.1.1. La zone de Fresnel.....	10
7.1.2. La zone de Fraunhofer.....	11
7.2. Faisceau focalisé.....	11
7.2.1. La zone de Fresnel.....	11
7.2.2. La zone utile.....	11
7.2.3. La zone de Fraunhofer.....	12
8. la focalisation.....	12
8.1. La focalisation mécanique.....	12
8.2. La focalisation électronique.....	13
9. la résolution d'une image échographique.....	13
9.1. La résolution spatiale.....	13
9.2. La résolution temporelle.....	14
9.3. La résolution de contraste.....	14
10. formation de l'image échographique.....	14
10.1. L'échogénicité.....	14
10.2. Traitement du signal échographique.....	15

10.3. Les différents modes échographiques.....	16
10.3.1. Mode A (Amplitude).....	16
10.3.2. Mode B (Brillance).....	16
10.3.3. Mode TM (temps mouvement).....	17
10.3.4. Mode TR (temps réel).....	17
11. Les artefacts (le Speckle).....	17
12. Le Doppler.....	18
12.1. Le doppler continu .....	18
12.2. Le Doppler pulsé.....	18
12.3. Le Doppler couleur.....	19
<b>II) Section 2 : Anatomie de l'abdomen et du pelvis.....</b>	<b>19</b>
1. Le Foie.....	19
2. La Vésicule biliaire.....	20
3. La Rate.....	20
4. Le pancréas.....	21
5. L'estomac.....	22
6. Les reins.....	22
7. La vessie.....	23
8. La prostate.....	23
9. L'utérus.....	24
<b>Conclusion.....</b>	<b>24</b>
<b>Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.....</b>	<b>25</b>
<b>I) Introduction .....</b>	<b>25</b>
<b>II) Section 1 : Méthodes et expérimentation pour le filtrage du Speckle.....</b>	<b>25</b>
1. Le filtrage du Speckle.....	25
1.1. Les filtres adaptatifs classiques.....	25
1.1.1. Le Coefficient de variation.....	26
1.1.1.1. Le Coefficient de variation globale.....	26
1.1.1.2. Le coefficient de variation locale.....	27
1.1.2. Le filtre de Lee.....	28
1.1.3 Le filtre de Kuan.....	28
1.1.4. Le filtre de Frost.....	28
1.1.5. Amélioration du filtre de Lee et de Frost.....	29
1.2. Filtre médian.....	33
1.3. Filtre homomorphique.....	37
1.4. Le filtre de Nagao.....	39
1.5. Les ondelettes.....	40
1.5.1. Seuillage doux ou dure.....	40
1.5.1.1. Seuillage dure.....	40
1.5.1.2. Seuillage doux.....	41
1.6. Filtre de diffusion anisotropique.....	43
1.6.1. Le principe de la diffusion Équation de la chaleur.....	43
1.6.2. Diffusion et espace multi échelle.....	43
1.6.3 La diffusion isotrope.....	44
1.6.4. La diffusion anisotrope : Modèle de Perona et Malik.....	45
1.6.5. Modèle de Yu et Acton (SRAD).....	47

<b>III) Section 2 : Résultats et discussion</b> .....	47
1. Nature des évaluations quantitatives.....	47
1.1. L'Entropie.....	47
1.2. L'erreur quadratique moyenne (MSE).....	47
1.3. RMSE.....	48
1.4. Rapport signal sur bruit crête (PSNR).....	48
1.5. L'erreur de Minkowski.....	48
1.6. L'indice de la Similarité Structurale (SSIM).....	48
2. Application des filtres sur une image de synthèse.....	49
3. Application des filtres sur des images échographique.....	55
<b>Conclusion</b> .....	69
<b>Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques</b> .....	70
<b>I) Introduction</b> .....	70
<b>II) Section 1 : les différentes méthodes de segmentation</b> .....	70
1. Méthodes de segmentation.....	70
1.1. Détection de similarités.....	70
1.1.1. Le seuillage.....	70
1.1.1.1. Seuillage global.....	71
1.1.1.2. Seuillage local (adaptatif).....	71
1.1.1.3. Seuillage automatique (dynamique).....	71
1.1.2. Croissance de région.....	72
1.1.3. Classification.....	72
1.1.3.1. Les K_Means.....	72
1.1.3.2. Les Fuzzy C Means (FCM).....	73
1.2. Détection de discontinuités.....	75
1.2.1. Les contours actifs (snakes).....	75
1.2.1.1. L'énergie interne.....	76
1.2.1.2. L'énergie externe.....	76
1.2.1.3. L'énergie image.....	76
1.2.1.4. Processus de minimisation de la fonction d'énergie.....	77
1.2.1.5. Inconvénients des contours actifs.....	77
1.2.2. La méthode des levels sets.....	78
1.2.2.1. Avantages des levels sets.....	80
1.2.2.2. Inconvénients des levels sets.....	80
1.3. La morphologie mathématique.....	68
<b>III) Section 2 : Partie expérimentale</b> .....	81
1. L'influence de l'initialisation sur la segmentation dans la méthode des levels sets....	85
2. Segmentation des différents organes.....	87
3. Segmentation de quelques pathologies.....	88
4. L'hémangiome hépatique.....	90
4.1. Introduction.....	90
4.2. Définition.....	90
4.3. Résultats de la segmentation.....	91
<b>Conclusion</b> .....	94
<b>Conclusion générale</b> .....	95
<b>Références bibliographiques</b> .....	97



## Liste des Tableaux :

Tableau I.1 Classification des ondes acoustiques.....	5
Tableau I.2 Tableau récapitulatif des mesures caractéristiques des milieux biologiques.....	6
Tableau I.3 Tableau récapitulatif des valeurs de $\alpha$ dans les milieux biologiques.....	8
Tableau I.4 Représentation des valeurs du coefficient de réflexion selon des interfaces Biologiques.....	8
Tableau I.5 Tableau récapitulatif de l'échogénicité des structures du corps humain.....	15
Tableau II.1 Résultats du PSNR de quelques filtres testé sur une image de synthèse.....	49
Tableau II.2 Résultats du RMSE de quelques filtres testé sur une image de synthèse.....	50
Tableau II.3 Statistiques des résultats des filtres sur l'image de synthèse.....	53
Tableau II.4 Statistiques des résultats des filtres sur une image échographique de la vessie et la prostate.....	58
Tableau II.5 : L'influence de l'ondelette utilisé et le niveau de décomposition sur les résultats de PSNR.....	59
Tableau II.6 : Statistiques des résultats des filtres sur une image échographique de foie et rein droit.....	52

## Table des Figures :

I.1 Déroulement de l'examen échographique.....	2
I.2 un échographe.....	2
I.3 composition des sondes échographique.....	3
I.4 l'effet piézoélectrique (directe).....	4
I.5 représentation de l'onde sonore.....	4
I.6 l'effet du gel échographique sur la transmission des ondes ultrasonores.....	6
I.7 phénomène d'atténuation.....	7
I.8 courbe de variation de l'intensité en fonction de la distance parcourue dans le milieu.....	7
I.9 phénomène de réflexion de l'onde sonore.....	8
I.10 la relation entre le coefficient de réflexion et l'intensité réfléchis .....	9
I.11 phénomène de réflexion et réfraction des ondes ultrasonores.....	9
I.12 illustration de la diffusion sur des objets de petite taille et sur une surface granuleuse.....	9
I.13 phénomène de diffusion.....	10
I.14 schéma du faisceau d'une pastille plane.....	10
I.15 schéma du faisceau d'une pastille piézoélectrique focalisante.....	11
I.16 trois exemples de focalisation illustrant le compromis entre le diamètre de la zone focale et sa longueur.....	12

I.17 focalisation mécanique.....	12
I.18 focalisation électronique.....	13
I.19 schéma illustrant la résolution axiale.....	13
I.20 schéma illustrant la résolution latérale.....	14
I.21 : le gain en profondeur permet d'homogénéiser les amplitudes des échos tout en conservant les informations sur leur profondeur.....	15
I.22 représentation du signal échographique en mode A .....	16
I.23 comparaison entre le signal reçu avec le mode A et le signal reçu avec le mode B .....	16
I.24 envoi d'ultrasons sur une artère.....	17
I.25 image obtenue grâce au mode TR .....	17
I.26 représentation du Speckle dans les images échographiques.....	18
I.27 vue antérieur du foie.....	19
I.28 l'aspect échographique du foie.....	20
I.29 système canalaire d'écoulement de la bile.....	20
I.30 l'aspect échographique de la vésicule biliaire.....	20
I.31 faces et hile de la rate.....	21
I.32 l'aspect échographique de la rate.....	21
I.33 le pancréas.....	21
I.34 l'aspect échographique du pancréas.....	21
I.35 l'estomac.....	22
I.36 l'aspect échographique de l'estomac.....	22
I.37 le rein droit et le rein gauche.....	22
I.38 l'aspect échographique du rein droit et du rein gauche.....	23
I.39 la vessie.....	23
I.40 l'aspect échographique de la vessie.....	23
I.41 la prostate.....	23
I.42 l'aspect échographique de la prostate.....	24
I.43 l'utérus.....	24
I.44 l'aspect échographique de l'utérus.....	24
II.1 Filtre de Frost sur une image échographique réelle de la rate et du rein gauche.....	30
II.2 Filtre de Kuan sur une image échographique réelle de la vessie et la prostate.....	31
II.3 Filtre de Lee sur une image échographique réelle de foie et la vésicule biliaire.....	32
II.4 Filtre médian sur une image échographique du foie et rein droit.....	35
II.5 Filtre de Wiener sur une image échographique du foie.....	37
II.6 Filtre homomorphique teste sur une image échographique d'un rein droit kystique.....	38
II.7 filtre de Nagao teste sur une image échographique.....	40
II.8 Résultats du filtrage par ondelettes sur une image échographique réelle de la rate et un rein gauche kystique.....	42
II.9 Exemple de diffusion de perona et malik.....	46
II.10 Exemple de l'influence de la variance du Speckle $\delta$ sur le résultat du filtrage d'une image de synthèse.....	49
II.11 Résultats de la variation du PSNR en fonction des valeurs de $\delta$ .....	50
II.12 Résultats de la variation du RMSE en fonction des valeurs de $\delta$ .....	50

II.13 Résultats de différents filtres sur une image de synthèse.....	53
II.14 Variation du PSNR des différents filtres testés.....	54
II.15 Résultats des filtres testés sur une image échographique de la vessie et la prostate.....	57
II.16 Variation du PSNR des différents filtres testés.....	58
II.17 Résultats de filtrage testé sur une image échographique de foie et rein droit.....	62
II.18 Variation du PSNR des différents filtres testés sur une image échographique de foie et rein droit.....	63
II.19 Résultats de filtrage testé sur une image échographique du foie.....	65
II.20 Résultats de filtrage testé sur une image échographique du foie et de la vésicule biliaire.....	67
II.21 Quelques exemples des résultats obtenus après l'opération de prétraitement.....	69
III.1 segmentation de la vésicule biliaire dans une échographique à partir de son histogramme.....	71
III.2 résultats de l'application de l'algorithme de la méthode des Fuzzy C-Means sur une image échographique du foie et la vésicule biliaire.....	74
III.3 segmentation de la vésicule biliaire sur une image échographique par la méthode des Fuzzy C-Means.....	74
III.4 exemple de l'évolution ainsi que la convergence de la méthode par contour actif.....	77
III.5 segmentation de la vésicule biliaire par la morphologie mathématique dans une image échographique réelle du foie et de la vésicule biliaire.....	81
III.6 segmentation de la vessie par la morphologie mathématique dans une image échographique réelle de la vessie et prostate.....	82
III.7 Schéma des différentes étapes de la segmentation d'images échographiques.....	84
III.8 Résultats de l'influence de l'initialisation sur la segmentation sur une image échographique de la prostate .....	85
III.9 Résultats de la segmentation des levels sets à partir de l'initialisation1.....	86
III.10 Résultats de la segmentation des levels sets à partir de l'initialisation 2.....	86
III.11 Résultats de la segmentation des levels sets à partir de l'initialisation 3 d'un angiome hépatique.....	87
III.12 Résultats de segmentation de la vessie.....	87
III.13 Résultats de segmentation de la prostate.....	88
III.14 Résultats de la segmentation de la rate.....	88
III.15 Résultats de la segmentation du foie.....	88
III.16 La segmentation de la lithiase vésiculaire.....	88
III.17 La segmentation d'une hydronéphrose au niveau du rein droit.....	89
III.18 La segmentation d'un carcinome au niveau de la vessie.....	89
III.19 La segmentation d'un fibrome utérin.....	89
III.20 La segmentation d'un kyste de l'utérus.....	89
III.21 La segmentation d'une vésicule biliaire remplis de sludge.....	90
III.22 La segmentation d'un léiomyome utérin.....	90
III.23 La segmentation des hémangiomes hépatique.....	93



## Résumé :

La segmentation des structures anatomiques est une étape importante dans l'imagerie médicale pour la détection des différentes anomalies, dans notre travail nous nous sommes intéressés à la segmentation ainsi que le prétraitement des images échographiques.

Dans ce mémoire nous avons présenté un algorithme semi-automatique pour l'extraction des différents organes abdominaux pelviens et leurs pathologies dans les images échographiques. Pour la mise en œuvre de cet algorithme nous avons suivi les étapes suivantes :

- un prétraitement est appliqué pour l'amélioration de la résolution des images échographiques avec l'utilisation de plusieurs approches pour le filtrage du Speckle, phénomène qui dégrade la qualité visuelle et rend difficile l'interprétation des images échographiques tout en démontrant à partir des résultats obtenus les performances de ces méthodes en terme d'élimination du bruit, préservation des structures importantes dans l'image.

- Après avoir amélioré la résolution de l'image échographique par le filtrage de diffusion anisotropique nous avons procédé à la segmentation par la méthode des levels sets ; cette technique a été évaluée sur différentes images échographiques tout en présentant les résultats de segmentation de cette méthode avec ses limites vis-à-vis aux images échographiques.

**Mots clés :** images échographiques, Speckle, filtrage, segmentation, Levels sets, organes abdominaux pelviens.



---

# Introduction Générale

---





## **Introduction générale :**

L'imagerie médicale est une méthode unique permettant de visualiser des processus biologiques au sein même des organismes vivants, de manière non invasive.

Elle est devenue aujourd'hui un outil privilégié pour l'aide au diagnostic, son rôle va même au-delà de la simple visualisation des structures anatomiques. Elle peut donc être intégrée même dans la préparation et la simulation d'actes chirurgicaux, pour la navigation durant une opération, pour la préparation de radiothérapies ou encore pour suivre l'évolution de maladies. On distingue plusieurs modalités, où leur utilisation ne cesse de s'accroître jour après jour.

En effet, l'imagerie échographique (ultrasonore) fait partie de ces technologies.

L'échographie est caractérisée par une pratique flexible, peu coûteuse et n'a aucun effet cancérogène ni tératogène qui a été mis en évidence. Elle constitue une modalité principale dans plusieurs domaines d'application telle que l'obstétrique, la cardiologie, l'urologie et de plus en plus la médecine générale, etc. Le principe de base reste globalement le même depuis une cinquantaine d'année (1960), d'importantes avancées sont à noter suite à l'utilisation des sondes de plus en plus performantes, de l'application de techniques de plus en plus puissantes dans le traitement de l'image et de l'introduction des modes 3D et 4D. En imagerie échographique la qualité obtenue dépend beaucoup du spécialiste.

Ainsi, avant de commencer une investigation échographique, le spécialiste va être confronté à un certain nombre de choix techniques qui s'effectueront en fonction de la pathologie recherchée, de la morphologie du patient ainsi que de l'appareillage à disposition.

L'expérience et l'habileté du spécialiste jouent également un rôle primordial pour garantir une qualité optimale de l'examen.

Les nouveautés techniques sont nombreuses. L'échographie se base sur la capacité des ultrasons à être partiellement réfléchis par les tissus qu'ils pénètrent. Plus la fréquence est haute, meilleure sera la résolution de l'image. En revanche, Plus la fréquence utilisée est basse, les échos pourront pénétrer en profondeur dans les tissus, par conséquent la résolution de l'image devient moins bonne.

Le meilleur compromis doit donc être trouvé pour conserver une bonne résolution lorsque la profondeur d'exploration est importante. L'imagerie harmonique, l'imagerie harmonique inversée pulsée et l'imagerie de contraste sont des moyens de passer outre ces limitations.

L'amélioration des images médicales est une notion souvent difficile à définir. Elle est souvent associée à la perception de l'image. Elle peut alors être vue comme un prétraitement permettant d'obtenir des objets et des attributs plus pertinents.

Comme dans notre mémoire nous nous sommes intéressé aux images échographiques qui sont affectés par un phénomène perturbateur (le Speckle) qui gêne l'interprétation et dégrade de façon remarquable la qualité de celle-ci. Il est considéré comme un bruit multiplicatif, mais en réalité ce n'est pas à proprement parler d'un bruit, c'est une réelle mesure caractéristique du milieu.

C'est pourquoi on vise à appliquer dans ce travail des méthodes d'améliorations de la qualité de l'image échographique par des techniques de filtrage de Speckle pour entamer par la suite l'un des processus fondamentaux dans la chaîne de traitement d'image, la



segmentation .Ce processus permet d'engendrer une description compacte de l'image et d'extraire des informations sur le tissu exploré; cette description va être utilisée dans une prochaine phase de la chaîne de reconnaissance visuelle, afin de bien caractériser l'image et de concevoir des outils permettant de détecter les différentes pathologies du corps humain.

Ce mémoire s'articule en trois parties :

**Chapitre 1 :**

Le premier chapitre comprend deux sections : En premier lieu, nous décrivons les propriétés physiques de l'imagerie ultrasonore et nous présentons ainsi une formation générale sur la technique de l'échographie.

En second lieu, nous poursuivons avec l'anatomie des différent organes abdomino-pelviens.

**Chapitre 2 :**

Ce chapitre est consacré aux méthodes les plus connues pour le filtrage des images échographiques tel que les filtres adaptatif (Lee, Kuan, Frost, etc. ...), la diffusion anisotropique, et une classe sur le filtrage par ondelette ainsi que les résultats des différentes études effectuées sur ces filtres et leurs limitations.

**Chapitre 3 :**

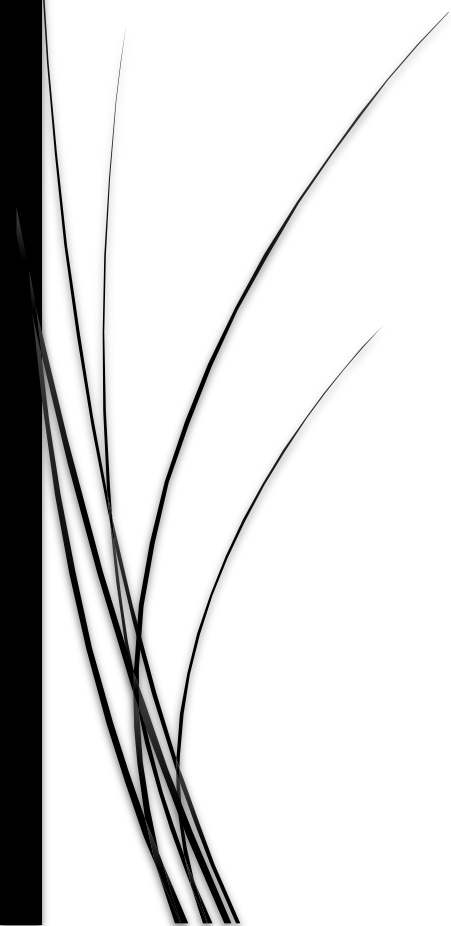
Dans ce chapitre nous présentons un état de l'art sur les différentes méthodes de segmentation dans les images ultrasonore.

Par la suite, nous présentons les résultats obtenus des différentes méthodes de segmentation effectuée sur les images échographiques et leur validation ainsi que leurs limitations.

Nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.



# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique





# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## I) Section 1 : Principe physique de l'échographie.

### 1. Introduction :

L'ultrason est une onde sonore, mécanique élastique, qui se propage dans des milieux non vides ; sa fréquence trop élevée pour être audible par l'oreille humaine (fréquences comprises entre 20kHz et 20MHz).

Ils ont été découverts en 1883 par un physiologiste anglais nommé Francis Galton ; Un peu plus tard, le français Paul Langevin a développé une méthode afin de créer ces ultrasons en utilisant les propriétés piézoélectriques des céramiques.

Les ultrasons sont utilisés dans de nombreux domaines ; leurs propriétés permettent d'obtenir des renseignements sur les distances et sur la nature des milieux traversés.

La médecine, grâce à l'échographie qui est une imagerie moins coûteuse, rapide, a su les utiliser afin d'explorer les corps humains et de trouver des diagnostics.

Cette technique d'imagerie, non invasive et sans risque pour le patient avec une excellente résolution temporelle, révèle des informations sur la forme, la texture et la composition de tumeurs et de kystes qui ne peut être vu sur les rayons X- classiques est fondée sur l'étude d'un écho reçu par une sonde ayant auparavant émis une onde qui se réfléchit sur les différentes interfaces rencontrées dans le corps humain.

Comme celle-ci possède une excellente résolution temporelle, possède en revanche une très faible résolution spatiale [1] [2]. Son innocuité et sa facilité d'utilisation en font un outil de choix pour le suivi per-opératoire, le caractère approximatif de la localisation des plans de coupe (qui sont en nombre limité et opérateur-dépendants) ainsi que la variabilité des mesures qui en découlent rendent la comparaison de plusieurs examens difficile, de même que son utilisation dans le cadre du suivi d'une pathologie. Elle pâtit également fortement de la très faible résolution des images, d'un fort bruit apparent et d'une très forte dépendance à l'opérateur effectuant l'échographie.

Nous aborderons aux cours de ce chapitre la technique de l'échographie afin de pouvoir maîtriser ces différents principes physiques ainsi la formation et la nature des images échographiques pour pouvoir appliquer par la suite des traitements et d'explorer les différents phénomènes que l'on puisse rencontrer comme les artefacts et plus particulièrement nous nous intéressons au bruit du « Speckle ».

### Bref historique :

Date	Découvreur	Fait
1822	Colladon	Propagation des sons dans l'eau
1840	doppler	Effet doppler
1877	Rayleigh	Publication de "Theory of sound"
1880	Frères curie	Effet piézoélectrique
1915	Langevin	Propagation des ultrasons
1950's	Wild, Leskell puis Donald	Echographie diagnostique
1987		Utilisation du doppler couleur
1990's		Echographie 3D

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 2. Déroulement de l'examen :

L'examen de l'échographie sera réalisée par un spécialiste .cet examen se déroulera dans une pièce sombre pour faciliter la lecture des images par le médecin. Pour favoriser la qualité de l'examen, il est peut-être demandé au patient de boire une grande quantité d'eau ou au contraire de venir à jeun (selon le type d'examen). L'examen se réalise allongé et une sonde enduite d'un gel qui ne tache pas et qui n'a aucun effet directe sur la peau sera appliquée sur certaines parties du corps. L'utilisation de ce gel permet d'améliorer la transmission des ultrasons dans l'organisme. Pour se rapprocher des organes, le médecin déplacera la sonde d'échographie sur la zone à examiner et réglera différents paramètres techniques. L'examen peut-être suivi sur l'écran vidéo. De temps en temps, le médecin fixera l'image pour l'enregistrer. Les sondes sont désinfectées au début et à la fin de chaque examen pour éviter les risques de contamination.

Enfin, l'émission des ultrasons est totalement inoffensive et la pratique de l'examen se fait sans douleur ni acte chirurgical.



Figure I.1 : Déroulement de l'examen échographique.

## 3. Composition d'un échographe :

- des sondes de fréquences différentes
- appareil de réglage (console)
- un écran
- Système de traitement



Figure I.2 : Un échographe.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 3.1. Les sondes :

Dans le cadre de l'imagerie par ultrasons, les ondes ultrasonores envoyées dans le corps humain sont produites par des sondes, spécialement conçues pour créer un faisceau permettant une bonne focalisation ainsi qu'une bonne qualité des échos.

Dans cette partie, nous allons étudier de quoi sont faites ces sondes, ainsi que comment elles créent, puis envoient des ultrasons [3] [4].

### Composition d'une sonde :

Quel que soit le type de sonde utilisée, il existe trois composantes :

- La céramique piézoélectrique.
- l'amortisseur.
- l'adaptateur d'impédance.

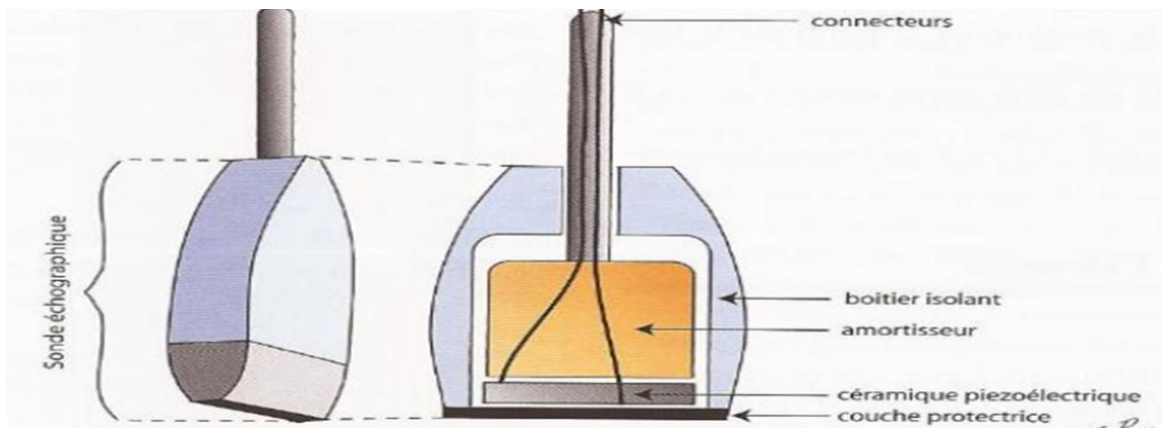


Figure 1.3 : Composition des sondes échographique.

### 3.1.1. La céramique piézoélectrique :

Un élément piézoélectrique converti l'énergie électrique [5] [6] en vibrations mécanique et vice versa ; il est protégé par une plaque d'usure (wear plate).

Le rôle de la céramique est d'émettre et de recevoir des ultrasons ; c'est l'élément actif de la sonde.

Sa forme et sa structure varient d'une sonde à une autre mais sa constitution est toujours la même.

Chaque céramique [7] se caractérise par une fréquence de résonance conditionnée par la nature du matériau et par son épaisseur ( $e$ ) telle que :

$$f = \frac{k}{e} \quad \text{Où } k \text{ est une constante}$$

#### • Effet piézoélectrique :

C'est la propriété que certains matériaux (transducteur) possèdent pour produire des charges électriques lorsqu'ils sont soumis à des pressions, a été découverts vers 1880 par Pierre et Paul-Jacques Curie.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

**Effet direct** : Lorsqu'on applique une pression (force) sur les deux faces du cristal piézoélectrique ; celle-ci va se polariser c'est-à-dire création d'une tension (différence de potentiel).

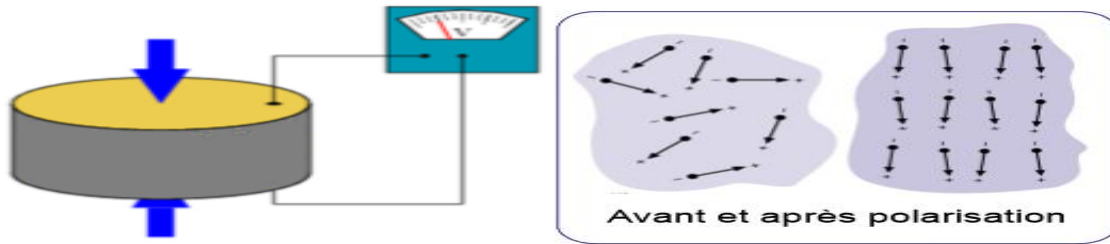


Figure I.4 : L'effet piézoélectrique (direct).

**Effet inverse** : lorsqu'on applique un champ électrique à ces matériaux, les dipôles vont changer d'orientation et provoque une déformation de la céramique ce qui va créer des vibrations mécanique (les ultrasons) [8].

### 3.1.2. L'amortisseur :

Placé en arrière des céramiques, maintient le ou les éléments piézoélectriques en place. Il a pour rôle d'amortir les vibrations de la céramique pour obtenir une durée d'impulsion courte, ainsi que d'absorber les vibrations émises en arrière afin d'empêcher les échos parasites. [7]

### 3.1.3. L'adaptateur d'impédance :

Il est réalisé en matériau non conducteur. Il isole la peau de l'électrode antérieure et protège la céramique. Il est aussi chargé d'éviter une trop grande réflexion du faisceau ultrasonore entre la céramique et la peau qui ont une grande différence d'impédances ; c'est pour cela qu'il possède une impédance intermédiaire déterminée par :

$$Z_{\text{adaptateur}} = \sqrt{Z_{\text{céramique}} \cdot Z_{\text{peau}}}$$

Il peut aussi, en fonction de sa forme, modifier la géométrie du faisceau et assurer une focalisation mécanique, en jouant le rôle de lentille acoustique [7].

## 4. Les ondes ultrasonores :

**4.1. Définition** : C'est une onde mécanique qui consiste sur une série de compression (composante positive de l'onde) et de décompression (composante négative)[9] qui se propage dans un milieu ; mesurée en Hz (cycle/sec) [6] [10].

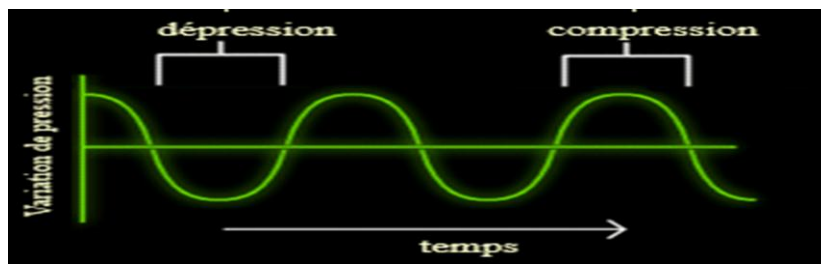


Figure I.5 : représentation de l'onde sonore.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 4.2. Domaine de l'onde sonore :

• <b>Infra-sons</b>	Fréquence < 20 HZ
• <b>Sons audibles</b>	20 HZ < fréquence < 20 KHz
• <b>Ultrasons</b>	20 KHz < fréquence < 20 MHz
• <b>Hyper-sons</b>	Fréquence > 20 MHz

Tableau I.1 : Classification des ondes acoustiques.

## 4.3. Caractéristiques des ondes ultrasonores :

Comme toute onde, l'ultrason possède plusieurs paramètres qui le caractérisent ainsi le milieu de propagation :

✚ **Paramètres temporels** : fréquence  $f$  [Hz], période  $T$  [s].

**Fréquence** : ensemble de cycle par seconde [11].

**La période (1/f)** : c'est la durée de temps d'un seul cycle d'une onde

✚ **Paramètres spatiaux** : longueur d'onde  $\lambda$  [m] et célérité  $c$  [ $m \cdot s^{-1}$ ].

**Longueur d'onde  $\lambda$  (mm ou  $\mu m$ )** : c'est la distance d'une onde complète (la distance entre une compression et une rarefaction) [12].

$$\lambda = \frac{c}{f} \text{ ou } \lambda = c * T \quad (3.1)$$

• **Célérité  $c$  de l'onde (m/s)** : elle est reliée aux propriétés mécaniques du milieu et qui sont la densité  $\rho$  et le module d'élasticité  $E$ , définie par la relation :

$$C = \sqrt{\frac{E}{\rho}} \quad (3.2)$$

Avec  $E$  et  $\rho$  l'élasticité et la densité du tissu étudié et  $c$  la célérité de l'onde.

On peut représenter la célérité d'une autre façon tel que :  $c = \lambda * f$  (3.3)

✚ **Magnitude de l'onde** :

1. **l'amplitude** : C'est la différence entre les valeurs maximale, l'unité (pascal).

2. **puissance** : le taux de l'énergie transmise.

3. **l'intensité  $I$**  : correspond à l'énergie qui traverse une surface pendant une unité de temps, définie par la puissance par unité de surface selon la relation suivante :

$$I (W/cm^2) = \text{puissance/surface}$$

➤ **l'impédance acoustique  $Z$  [Pa.s/m] du milieu** :

Définie à partir de la densité du milieu  $\rho$  [ $kg \cdot cm^{-3}$ ] et de sa compressibilité  $x$  telle que :

$$Z = \sqrt{\frac{\rho}{x}} = \rho * c \quad (3.4)$$

$C$  : la vitesse de l'onde (m/s).

○ Elle permet de décrire le comportement du milieu vis-à-vis des ultrasons.

**Une interface acoustique** est alors la frontière entre deux milieux d'impédances acoustiques différentes qui possède plusieurs caractéristiques qui modifient le faisceau incident :

a) **la différence d'impédance** entre les deux milieux séparés (faible si tissu mou/tissu mou, forte si air/tissu mou),

b) **la forme** de la zone de contact.

c) **Orientation** par rapport à la direction de propagation de faisceau d'ondes.

d) **sa taille** par rapport à la longueur d'onde du faisceau incident.



## Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

Milieux	Célérité (m/s)	Impédance acoustique (Pa.s/m)
Air	343	$0,4 \cdot 10^3$
Poumon	650	$0,26 \cdot 10^6$
Eau	1480	$1,48 \cdot 10^6$
Sang	1566	$1,66 \cdot 10^6$
Graisse	1410 - 1470	$1,33 \cdot 10^6$
Muscles	1545 - 1631	$1,65 - 1,74 \cdot 10^6$
Foie	1535 - 1580	$1,64 - 1,68 \cdot 10^6$
Rein	1567	$1,62 \cdot 10^6$
Rate	1566	$1,65 - 1,67 \cdot 10^6$
Tissus mous (moyenne)	1600	$1,63 \cdot 10^6$
cerveau	1530	$1,55 - 1,66 \cdot 10^6$
Os	2070 - 4100	$3,75 - 7,38 \cdot 10^6$

**Tableau I.2 :** Tableau récapitulatif des mesures caractéristiques des milieux biologiques [13] (tableau tiré de [7]).

### 5. L'importance du gel échographique :

Au niveau d'une interface air -milieux biologiques, la réflexion sera quasi-totale :  $R \approx 1$  (très importante) ; Ce qui veut dire qu'aucune onde ne pénétrera dans le corps, le diagnostic devient alors impossible, C'est ce phénomène qui est à l'origine de la nécessité d'utiliser un gel échographique<sup>1</sup>.



**Figure I.6 :** L'effet du gel échographique sur la transmission des ondes ultrasonores.

### 6. Principe de l'échographie :

Le principe fondamentale de l'imagerie par ultrasons est la réflexion des ondes ultrasonore à partir des surfaces du chemin du faisceau ; ces réflexions sont détecté par un transducteur et génère une image qui est afficher sur un écran.

1. Constitué d'eau et ayant pour rôle l'adaptation de l'impédance entre la sonde et la peau [18].

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

Le degré de réflexion est relié au changement de l'impédance acoustique [5] entre des interfaces de deux tissus [14].

Les ultrasons sont réfléchis à travers des interfaces entre deux tissus avec différentes impédance acoustique Z, plus l'impédance acoustique change grandement ; plus on a des signaux réfléchis (plus l'objet est dense ; plus l'impédance est grande).

## 6.1. Interaction des ultrasons avec le milieu :

Les interactions du faisceau incident avec une interface sont diverses : elles peuvent se présenter sous la forme d'une **réflexion** [15] de celui-ci, de sa **réfraction** [14], de sa **diffusion**, mais aussi de son **absorption** [16] [17] et de son **atténuation**.

### 6.1.1. Absorption des milieux (atténuation) :

Lorsqu'une onde acoustique entre en contact avec un milieu, une partie de l'énergie est réfléchi, une autre partie est absorbée et une troisième réfractée traverse le milieu ; C'est-à-dire affaiblissement progressive du faisceau ultrasonore.

On appelle absorption, le phénomène qui transforme l'énergie mécanique du faisceau ultrasonore en chaleur à l'intérieur du tissu. En profondeur, l'intensité du faisceau est ainsi diminuée.

On peut définir un coefficient d'absorption acoustique  $\alpha$  qui correspond au ratio de l'énergie sonore absorbée sur l'énergie sonore incidente. L'intensité obéit à une loi exponentielle décroissante :

$$I = I_0 e^{-\alpha x}$$

I : intensité du faisceau à la distance x  
 $I_0$  : intensité du faisceau incident ( $x=0$ )  
 $\alpha$  : coefficient d'absorption ( $m^{-1}$ )  
x : distance parcourue dans le milieu (m)

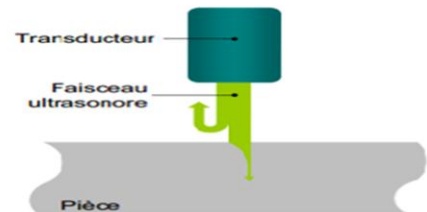


Figure I.7 : Phénomène d'atténuation

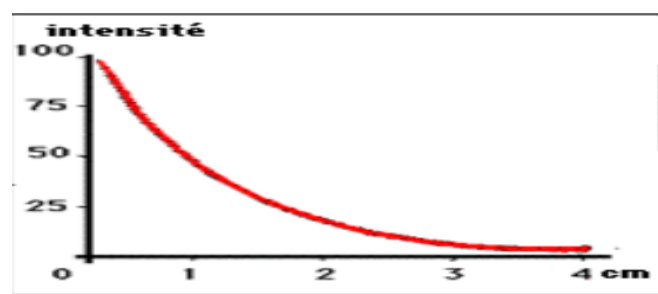


Figure I.8 : Courbe de variation de l'intensité en fonction de la distance parcourue dans le milieu (tiré de [7]).

- Tel que le coefficient d'absorption est défini par le pouvoir de pénétration des ultrasons qui est proportionnel au carré de la fréquence ultrasonore.

$$\alpha \sim k \cdot f^2$$

$\alpha$  : coefficient d'absorption

$k$  : coefficient de proportionnalité

$f$  : fréquence de signal émis

## Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

Tissus	Coefficient d'absorption $\alpha$ (dB/cm/MHz)
Sang	0.1
Graisse	0.5
Foie	1
Muscle	1.5
Os	10
poumon	20

**Tableau I.3 :** tableau récapitulatif des valeurs de  $\alpha$  dans les milieux biologiques.

- On a donc une augmentation de l'atténuation en fonction de :
  - ✚ la fréquence du faisceau.
  - ✚ l'épaisseur du milieu traversé.

### 6.1.2. Réflexion (incidence normale) :

L'incidence normale où le faisceau incident est orthogonal au plan de l'interface, Il y a donc réflexion.



**Figure I.9 :** Phénomène de réflexion de l'onde ultrasonore.

- L'intensité incidente : c'est l'intensité avant que le faisceau interagisse avec l'interface entre deux milieux.
- L'intensité réfléchi : l'intensité qui revient au transducteur
- L'intensité transmise : l'intensité transmise au second milieu

Pour vérifier ce phénomène, on calcule la valeur du coefficient de réflexion en fonction des impédances.

$$R = \left( \frac{Z_1 - Z_2}{Z_1 + Z_2} \right)^2$$

Avec  $Z_1$  et  $Z_2$  sont les impédances acoustiques du milieu 1 et 2 respectivement.

	muscle	air	graisse	eau
Air	0.999			
Graisse	0.008	0.999		
Eau	0.002	0.999	0.002	
Os	0.294	# 1	0.363	0.326

**Tableau I.4 :** Représentation des valeurs du coefficient de réflexion selon des interfaces biologiques (tiré de [7]).

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

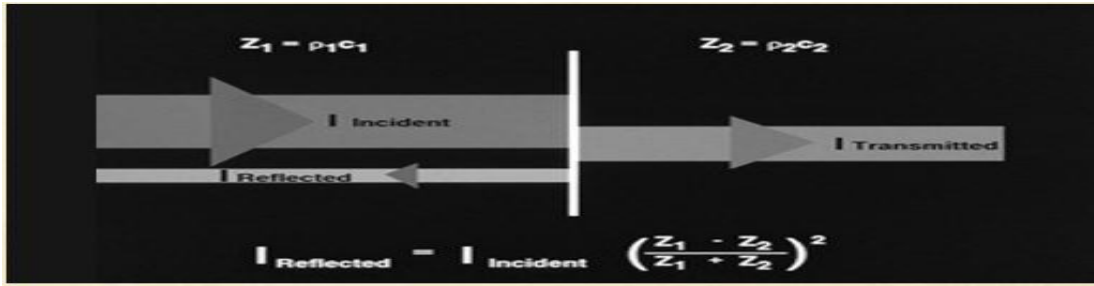


Figure I.10 : La relation entre le coefficient de réflexion et l'intensité réfléchi.

### 6.1.3. Réfraction (Incidence oblique) :

La réfraction du faisceau survient lorsque l'incidence est oblique et  $C1 \neq C2$  ; Tel que le faisceau incident est dans une position quelconque par rapport à l'interface.

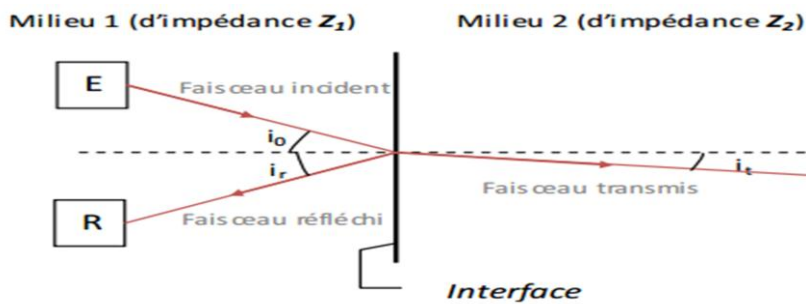


Figure I.11 : Phénomène de réflexion et réfraction des ondes ultrasonores.

Si l'incidence n'est pas orthogonale à la surface de l'interface, les faisceaux d'ondes ultrasonores réagissent comme les faisceaux lumineux concernant la réflexion et la réfraction (ils obéissent aux lois de Descartes).

On observera dans ce cas la présence d'un faisceau réfléchi et celle d'un faisceau réfracté, les différents angles étant mesurés par rapport à la normale de l'interface.

Lois de Snell-Descartes :  $i_0 = i_r$  ;  $\frac{\sin i_0}{c_1} = \frac{\sin i_t}{c_2}$

### 6.1.4. Diffusion :

Le dernier type d'interaction que l'on étudie dans cette partie concerne la diffusion utilisée en imagerie médicale, c'est-à-dire la diffusion de Rayleigh ; C'est des réflexions dans des directions aléatoires (multidirectionnelles) ; Ce phénomène a lieu lorsque la longueur d'onde du faisceau incident est largement supérieure à la taille de l'objet rencontré par les ondes ultrasonores.

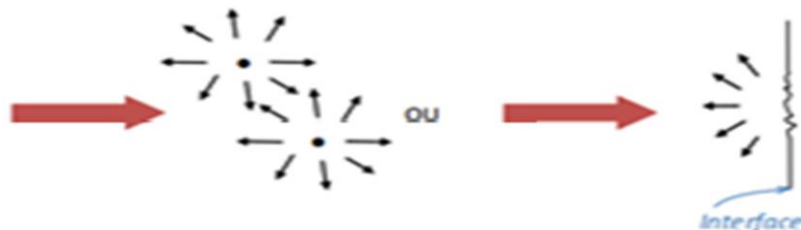


Figure I.12 : illustration de la diffusion sur des objets de petite taille et sur une surface granuleuse.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

En fonction du rapport  $\lambda/d$  ; l'onde ultrasonore passe par trois types de diffusion :

\*  $d \gg \lambda$  rétro-diffusion.

\*  $d \sim \lambda$  diffusion antégrade.

\*  $d \ll \lambda$  diffusion multidirectionnelle.

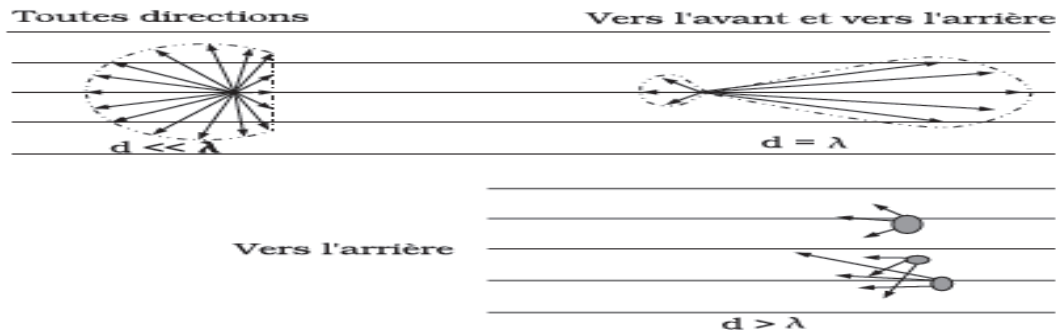


Figure I.13 : Phénomène de diffusion (figure tirée de [19]).

## 7. Le faisceau ultrasonore :

La géométrie du faisceau d'ondes ultrasonores [7] dépend de :

- + la distance à laquelle on se trouve de la source et donc de la fréquence
- + sa forme

### 7.1. Faisceau d'une onde plane :

Pour une pastille piézoélectrique émettant des ondes planes, on définit 2 zones différentes :

- + zone de Fresnel
- + zone de Fraunhofer

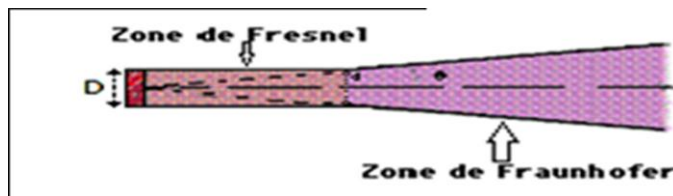


Figure I.14 : Schéma du faisceau d'une pastille plane

#### 7.1.1. La zone de Fresnel :

En considérant une source circulaire, toute l'énergie est concentrée dans une zone cylindrique. Le diamètre  $d$  de cette zone est égal au diamètre  $D$  de la source. La longueur de cette zone suit la loi :

$$l = \frac{D^2}{4\lambda} = \frac{D^2 f}{4c}$$

**f** : fréquence du signal ultrasonore

**c** : célérité de l'onde

**D** : diamètre de la pastille

D'après la formule ci-dessus :

- a) la longueur de la zone augmente quand la fréquence augmente.
- b) Si **f** constantes,  $\lambda$  varie avec la nature du milieu ( $\lambda$  est la longueur d'onde du faisceau).

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 7.1.2. La zone de Fraunhofer :

Elle se situe loin de la source et est de forme conique. Le faisceau décrit maintenant, non plus un cylindre, mais un faisceau qui diverge selon un angle  $\theta$  constant. On a la relation :

$$\sin \theta = 1.22 \frac{c}{Df}$$

**f** : fréquence du signal ultrasonore  
**c** : célérité de l'onde  
**D** : diamètre de la pastille

## 7.2. Faisceau focalisé :

Avec cette pastille avec lesquelles les ondes émises sont focalisées, on peut définir 3 zones différentes : les 2 zones vues précédemment et une zone focale.

- ✚ zone de Fresnel : champ proche.
- ✚ zone utile ou optimale : zone de finesse (focalisation optimale).
- ✚ zone de Fraunhofer : champ éloigné.

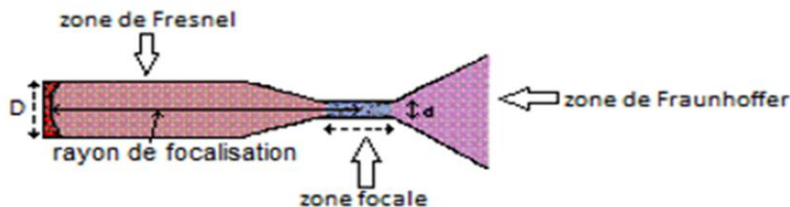


Figure I.15 : Schéma du faisceau d'une pastille piézoélectrique focalisante.

### 7.2.1. La zone de Fresnel :

Elle a les mêmes caractéristiques que celles d'une pastille piézoélectrique plane.

### 7.2.2. La zone utile :

La pastille étant concave, cela engendre une focalisation du faisceau. On a une analogie avec l'optique. La focalisation vue en optique entraîne une concentration du rayonnement en un point focal. En acoustique, il n'est possible d'obtenir une concentration que dans un volume, plus ou moins cylindrique, appelé zone focale.

On peut définir quelques caractéristiques de cette zone :

- ✚ Son centre se situe au point focal théorique.
- ✚ Son diamètre :  $d = 2.4 \frac{c}{Df} F$  où F est le rayon de focalisation.
- ✚ Sa longueur :  $l = \frac{d^2 f}{1.2c}$
- ✚ L'intensité entre 3dB et 20dB.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

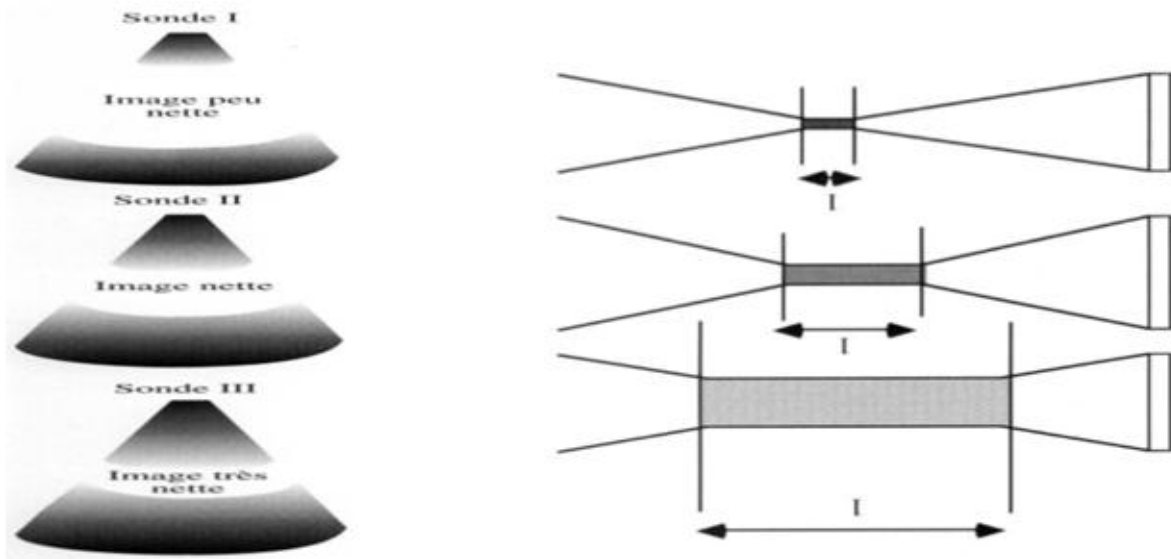


Figure I.16 : Trois exemples de focalisation illustrant le compromis entre le diamètre de la zone focale et sa longueur.

## 7.2.3. La zone de Fraunhofer :

On retrouve la même zone de Fraunhofer que pour une pastille piézoélectrique plane.

## 8. La Focalisation :

Afin d'obtenir une image de bonne qualité, il faut balayer le milieu à explorer par un faisceau ultrasonore très fin.

La focalisation a pour but de mettre en phase les ondes élémentaires, émises par les différents éléments de la sonde, à une certaine profondeur. Ceci améliore la résolution latérale, c'est donc la largeur du faisceau et sa divergence qui posent problème à l'amélioration de cette dernière pour une sonde à fréquence et à diamètre donnés. Elle peut être de plusieurs types : soit mécanique [7], soit électronique.

### 8.1. La focalisation mécanique :

L'utilisation d'une céramique à face avant concave selon un ou deux axes permet d'obtenir un front d'onde concave. C'est la focalisation mécanique.

Ou bien il suffit de placer devant l'élément piézo-électrique une lentille acoustique convergente c'est à dire utiliser une lentille acoustique convexe à faible vitesse de propagation des ultrasons : la partie centrale du faisceau est ralentie par rapport à la partie périphérique. Cette focalisation est fixe, non modifiable par l'échographe mais elle se révèle très efficace.

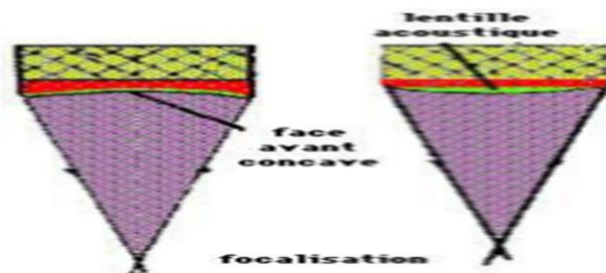


Figure I.17 : Focalisation mécanique.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 8.2. La focalisation électronique :

La focalisation électronique [7] consiste à donner au front d'onde une forme concave en jouant sur des retards à l'excitation des éléments piézo-électriques : on utilise pour cela des "lignes à retard", circuits électroniques interposés entre le générateur à hautes fréquences et les éléments.

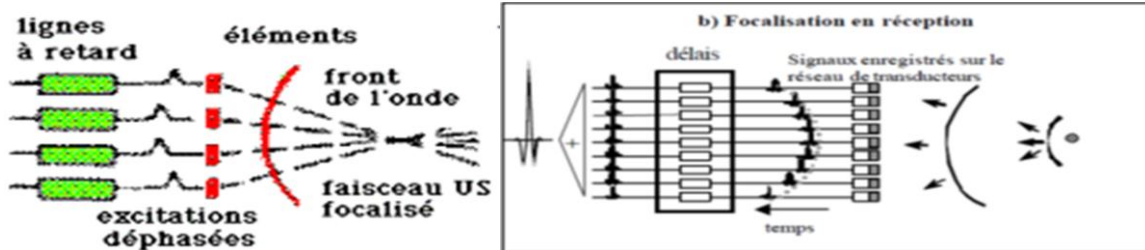


Figure I.18 : Focalisation électronique

## 9. La Résolution d'une image échographique :

Il existe différents types de résolution :

- ✚ la résolution spatiale.
- ✚ la résolution temporelle.
- ✚ la résolution de contraste.

### 9.1. La résolution spatiale :

Elle correspond à la faculté de l'échographe à distinguer deux objets proches ciblés par le faisceau d'ondes ultrasonores. Elle comprend :

#### ✚ la résolution axiale :

C'est l'aptitude à différencier des détails placés dans l'axe de propagation des ultrasons. Elle est de l'ordre du millimètre et dépend de la durée de l'impulsion (importance de l'amortisseur) et de la longueur d'onde du faisceau émis : la résolution axiale augmente avec la fréquence du signal.



Figure I.19 : Schéma illustrant la résolution axiale.

#### ✚ la résolution latérale :

C'est l'aptitude à différencier les détails placés dans le plan de coupe perpendiculairement à l'axe de propagation des ultrasons. Elle est moins bonne que la résolution axiale.

Cette résolution est liée à la "largeur" du faisceau ultrasonore. Pour rendre le faisceau plus fin, il faut le focaliser. Par conséquent, la résolution latérale [6] dépend de la focalisation du faisceau ultrasonore [5] [20].



# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique



Figure I.20 : Schéma illustrant la résolution latérale.

## ✚ la résolution transversale :

Elle est définie comme la distance minimale entre deux structures, situées transversalement par rapport au trajet de l'onde et proches l'une de l'autre, qui permet de les représenter par deux images séparées. Dépend surtout de la largeur du faisceau ultrasonore : plus le faisceau est large, plus la résolution est mauvaise. La largeur du faisceau est donc réduite par focalisation.

### 9.2. La résolution temporelle :

C'est le nombre d'image que l'on peut obtenir en une seconde. Elle dépend de la sonde utilisée et de sa vitesse de balayage.

### 9.3. La résolution de contraste :

Elle définit la capacité de l'appareil échographique à différencier de faibles écarts d'échogénicité<sup>2</sup>. Elle dépend de l'amplification du signal ainsi que de l'amortissement réalisé par la sonde.

En agissant sur ces différentes résolutions, on peut améliorer la qualité de l'image observée.

## 10. Formation de l'image échographique :

Au lieu d'un signal continu, les sondes envoient des paquets d'ondes entre lesquels se trouvent des temps morts permettant de recueillir les échos. Ceux-ci sont traités pour permettre ensuite une interprétation par un ordinateur puis l'affichage d'une image échographique correspondant aux informations qu'ils apportent.

### 10.1. L'échogénicité :

La faculté d'une structure à produire un écho est appelée échogénicité. Il existe deux types d'échos : échos d'interface (au niveau des interfaces) et de structure (au niveau tissulaire).

Différentes zones peuvent être déterminées selon leur échogénicité :

- les zones anéchogènes (hypodense) : elles ne renvoient aucun écho à l'écran (pas de réflexion), elles apparaissent noires.
- Les zones hypoéchogènes : peu d'échos réfléchis à l'écran (les réflexions faible), elles apparaissent en gris foncé.
- Les zones isoéchogènes : un peu plus d'écho réfléchis à l'écran, elles apparaissent en gris claires.
- les zones hyperéchogènes (hyperdense) : beaucoup d'échos réfléchis.

A l'écran (réflexions forte), elles apparaissent blanches.

---

2. Se dit d'un tissu qui génère une image riche en échos.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

	anéchoïques	hypoéchogènes	hyperéchogènes	variables
<b>Liquides purs</b>	*			
<b>Liquides impurs</b>				*
<b>Tissus mous</b>				*
<b>Hématomes</b>		*(vieux)	*(frais)	
<b>Gaz</b>		*		
<b>Structures solides cristallines</b>		*		
<b>Air</b>		*		

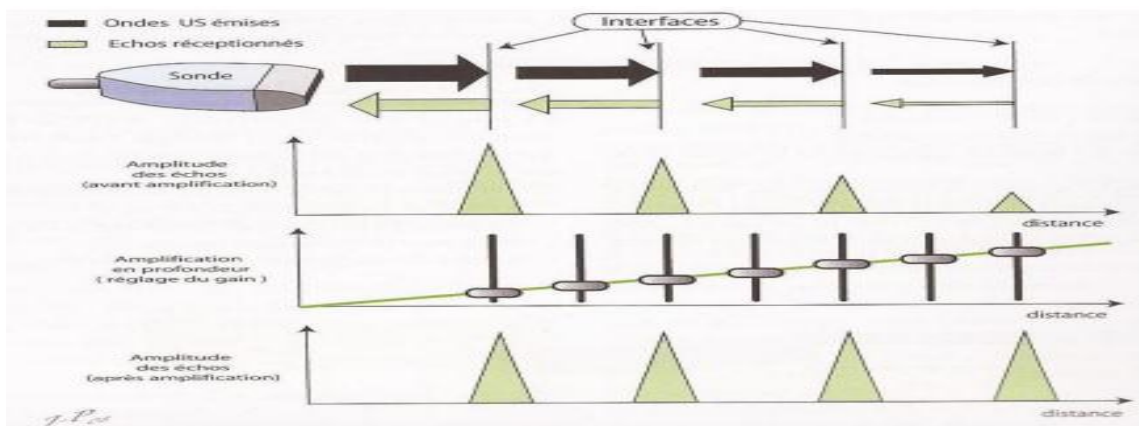
**Tableau I.5 :** tableau récapitulatif de l'échogénicité des structures du corps humain.

## 10.1. Traitement du signal échographique :

Lors de leur arrivée à la sonde, les échos ultrasonores recueillis par la sonde sont transmis à l'unité centrale, grâce à l'effet piézoélectrique direct des céramiques, sous forme de signaux électriques d'amplitude proportionnelle à l'intensité des échos. Les signaux électriques sont tout d'abord amplifiés. Ils subissent une amplification globale qui permet de régler l'amplitude générale du signal : augmenter le gain global éclaircira l'image à l'écran.

Comme les échos provenant des zones profondes sont très faibles par rapport à ceux provenant d'organes plus superficiels, on amplifie donc le signal en profondeur (appelé gain étagé ou gain en profondeur). Cela permet notamment d'obtenir une image homogène d'une structure homogène.

La suite des opérations consiste à numériser et traiter l'information pour enfin faire correspondre au signal une échelle de gris (image échographique), qui va être affiché sur l'écran du moniteur.



**Figure I.21 :** le gain en profondeur permet d'homogénéiser les amplitudes des échos tout en conservant les informations sur leur profondeur [21].

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 10.2. Les différents modes échographiques :

Il existe quatre modes différents pour faire afficher le signal.

### 10.2.1. Mode A (Amplitude) :

ce mode est un graphe représentant l'évolution de l'amplitude du signal reçu par la sonde en fonction du temps (1D). Chaque pic de ce graphe correspond à une interface que le signal a rencontrée. Ce mode n'est utilisé que pour le réglage de l'appareil échographique.

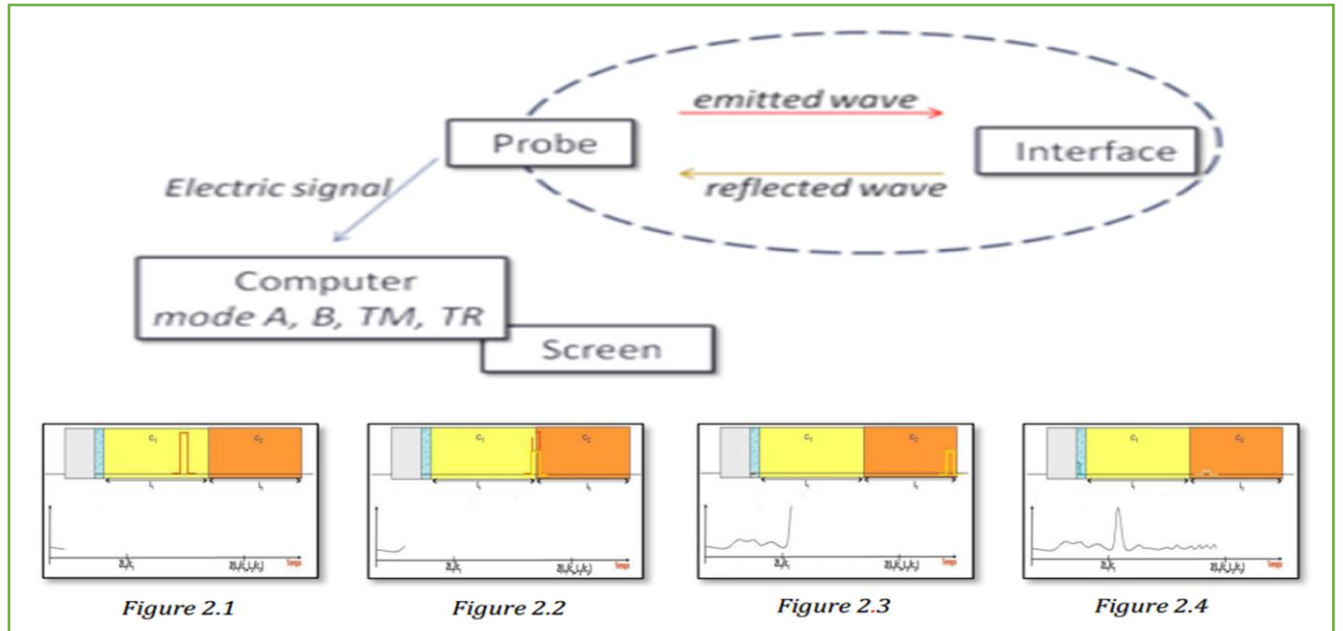


Figure I.22 : Représentation du signal échographique en mode A.

### 10.2.2. Mode B (Brillance) :

Ce mode utilise le graphe enregistré avec le mode A. L'amplitude du signal reçu va être analysée par l'ordinateur et déterminera l'intensité d'un point lumineux qui apparaîtra sur l'écran de l'utilisateur. Chaque pic obtenu avec le mode A va être remplacé par un point plus ou moins lumineux selon l'amplitude du pic. Au lieu d'observer à l'écran un graphe de l'amplitude du signal reçu en fonction du temps, on obtient une échelle de gris où le noir correspond à aucun retour et le blanc à un écho.

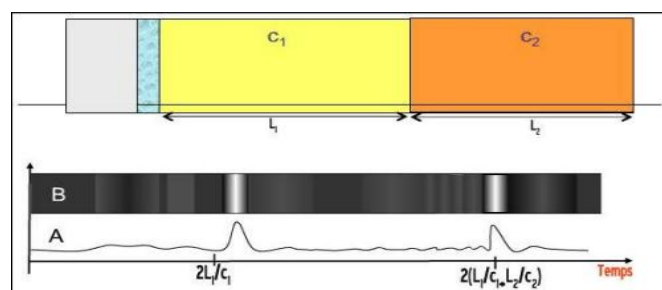
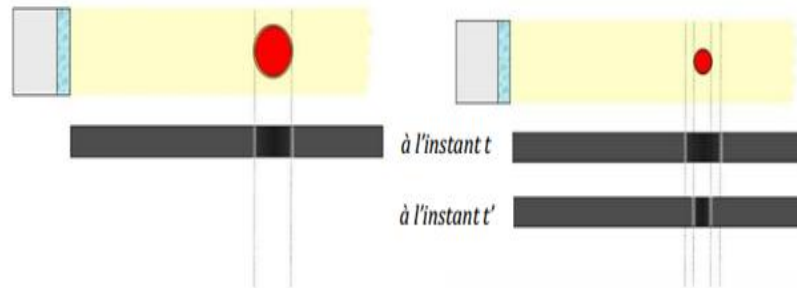


Figure I.23 : Comparaison entre le signal reçu avec le mode A et le signal reçu avec le mode B.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 10.2.3. Mode TM (Temps Mouvement) :

Avec ce mode, on obtient la même échelle de gris qu'avec le mode B, sauf que la résolution en temps est très bonne. L'acquisition est donc beaucoup plus rapide, ce qui permet d'observer des structures en mouvement (les vaisseaux sanguins par exemple).



**Figure I.24 :** Envoi d'ultrasons sur une artère [Figure(1) : échelle de gris obtenus à l'instant t. figure(2) : échelle de gris obtenus à l'instant t'].

## 10.2.4. Mode TR (Temps Réel) :

Ce mode est le plus utilisé actuellement. Il est constitué d'une répétition du mode B sur plusieurs lignes d'acquisition. La sonde n'envoie pas les ondes sur une seule ligne mais sur plusieurs mises les unes à côté des autres. L'envoi successif des ondes est fait de manière automatique.



**Figure I.25 :** Image obtenue grâce au mode TR.

## 11. Les Artefacts :

Un artefact est une modification de l'image observée à l'échographie due aux différences d'impédances, aux problèmes d'absorption du faisceau ou de réflexions inadéquates, faussant ainsi le diagnostic du médecin. En effet, ces artefacts peuvent à la fois mettre en évidence des kystes, des tumeurs, des calcifications,... mais ils peuvent aussi les dissimuler. Donc Le bruit et les artefacts peuvent causer des dégradations d'image pour de nombreuses modalités d'imagerie médicale. L'échographie n'a pas pu échapper à ces phénomènes.

### Le Speckle :

le bruit du Speckle [22] est un facteur majeur dans l'imagerie par US (l'échographie); qui limite la perception visuelle et le traitement des images échographique résultant d'un impact significatif sur la qualité des images de façon qu'il réduit le contraste ,les résolutions qui affectent la capacité humaine pour identifier un tissu normal et pathologique, dégrade la détectabilité des lésions de petite taille à faible contraste et de rendre les images échographiques généralement difficile pour l'interprétation.

## Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

Le Speckle (chatoiement) est considérée comme une structure granulaire (la juxtaposition des pixels sombres et clairs) qui est provoquée par les interférences constructives (renforcement de l'énergie), et destructives (diminution de la pression ultrasonore) cohérentes d'échos rétrodiffusés à partir des diffuseurs qui sont typiquement beaucoup plus petite que la résolution spatiale du système d'échographie médicale.

Le chatoiement est entièrement développé et est modélisée comme un bruit multiplicatif : l'intensité de chaque pixel a été multipliée par l'amplitude du bruit à ce pixel. Celui-ci est donné par l'équation suivante :

$$y_{i,j} \approx x_{i,j}n_{i,j}$$

Où :

$y_{i,j}$  : Le pixel bruyant au milieu de la fenêtre mobile.

$x_{i,j}$  : Les pixels du voisinage.

Et  $n_{i,j}$  : c'est le bruit multiplicatif.

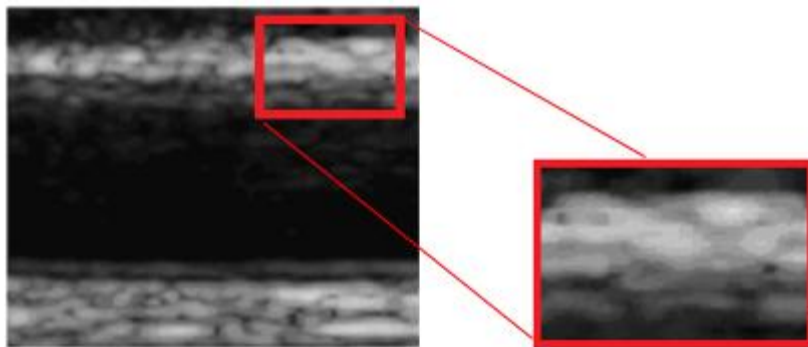


Figure I.26 : Représentation du speckle dans les images échographiques.

### 12. Le Doppler :

Cet effet a été décrit par le physicien Doppler en 1842. L'effet Doppler est le changement de fréquence que subit une onde US interagissant avec un objet en mouvement.

Cette technique permet d'estimer la vitesse et la direction des flux sanguins sous la forme d'une courbe (spectre).

En règle générale, la couleur rouge indique un déplacement du flux vers la sonde ; la couleur bleue un éloignement du flux de la sonde ; l'image noir et blanc, la couleur et le spectre peuvent être obtenus simultanément.

#### Différents types

Ici, nous n'envisagerons que le doppler couplé aux ultrasons dans ses applications médicales. Il faut distinguer :

##### 12.1. Le Doppler continu :

La sonde est représentée par un "crayon", constitué d'un système émetteur - récepteur d'ultrasons. Le cristal émetteur envoie un faisceau d'ultrasons de façon continue à une fréquence donnée. La fréquence réfléchiée est différente et l'appareil, uni ou bidirectionnel, transforme cette variation en signal visuel sur un écran ou auditif par des haut-parleurs ou graphique.

##### 12.2. Le Doppler pulsé :

La sonde est alternativement émettrice et réceptrice. Elle émette de brèves salves d'ultrasons puis passe à l'écoute de l'écho sonore. Le temps de répétition des séries d'écho

## Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

peut être ajusté, c'est la PRF (Pulse Frequency Repetition) d'une part. D'autre part le moment où la sonde est en réception peut être modulé permettant de définir une zone exclusive d'examen, c'est la fenêtre d'exploration.

### 12.3. Le Doppler couleur :

Le but est de superposer sur une image échographique des informations doppler ne se limitant plus à un tir linéaire mais intéressant une zone plus large. Le codage des informations peut être effectué selon la vitesse du sang dans les vaisseaux ou l'énergie restituée par le signal de retour.

Le premier codage est appelé doppler mode vitesse ou vélocité, où les couleurs sont conventionnellement le rouge lorsque le sang vient vers la sonde et bleu autrement. La vitesse est représentée par la désaturation de la couleur.

Le second est le doppler énergie, le codage couleur est là aussi plus ou moins saturé en or, en vert, en bleu...

## II) Section 2 : Anatomie de l'abdomen et du pelvis.

L'imagerie doit s'intégrer dans une démarche, à la fois diagnostique et thérapeutique qui fait appel à la connaissance préalable indispensable des données épidémiologiques, cliniques, étiologiques, anatomiques [23] des pathologies recherchées.

L'imagerie échographique n'échappe pas à cette règle avec, en plus, des facteurs limitant liés à l'échogénéicité du patient. L'évolution technologique dans ce domaine, avec les sondes multifréquences, le formatage précis du faisceau US, les larges bandes passantes, le codage numérique et diverses filtrations, a permis de réduire le nombre de patients non-analysables.

Cette partie de ce chapitre vise à démontrer les divers organes abdominaux pelviens [24]. L'échographie de l'abdomen et du pelvis est un examen d'imagerie qui permet de visualiser l'anatomie des organes pleins et des gros vaisseaux de l'abdomen, des organes du petit bassin ainsi de montrer en particulier : le foie, l'estomac, la vésicule biliaire, la rate, le pancréas, les reins, vessie, utérus et ovaires chez la femme et également vessie et prostate chez l'homme.

### 1. Le foie :

Le foie est le plus gros organe du corps après la peau, et il en est aussi la glande la plus lourde, avec un poids d'environ 1,4 kg chez l'adulte moyen (28 cm de Largeur. 16 cm de profondeur ; 8 cm de Hauteur)

- Il est situé sous le diaphragme, dans la partie haute et droite de l'abdomen.
- Il est divisé en deux lobes principaux, un grand lobe droit et un lobe gauche plus petit, séparés par le ligament falciforme (un repli du péritoine pariétal).

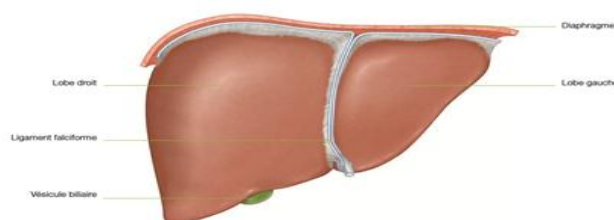


Figure I.27 : vue antérieure du foie.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## Visualisation échographique de l'aspect du foie [25] :



Figure I.28 : l'aspect échographique du foie.

### 2. La vésicule biliaire :

La vésicule biliaire est un réservoir membraneux accroché sous le foie, en forme de poire allongée avec un Fond antérieur renflé, un Corps et un Col (ou Bassinet) et se situe sous l'arc costal droit et elle est recouverte essentiellement par le foie elle mesure 7 à 8 cm de long et 3 cm de large.

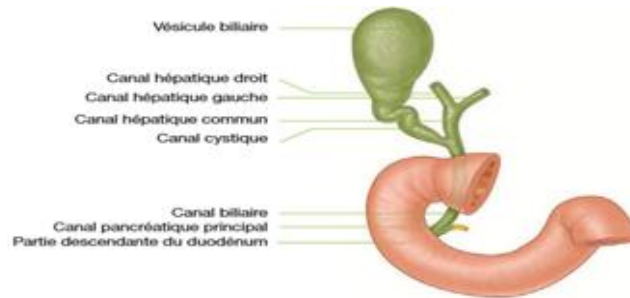


Figure I.29 : système canalaire d'écoulement de la bile.

## Visualisation échographique de l'aspect de la vésicule biliaire :



Figure I.30 : l'aspect échographique de la vésicule biliaire.

### 3. La rate :

Organe de consistance molle et friable, sa forme est variable : elle se moule sur les organes de voisinage, c'est un organe lymphoïde, étroitement lié au système porte de 12 cm de hauteur, 8 cm d'épaisseur et 200 grammes située dans l'étage sus mesocolique dans l'hypochondre gauche sous le grill costal.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

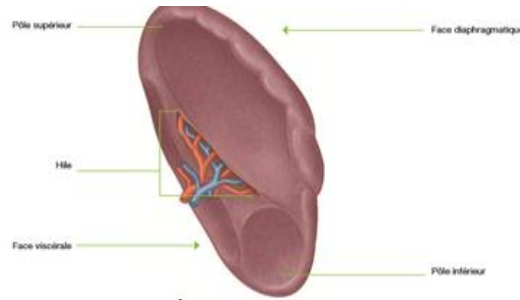


Figure I.31 : faces et hile de la rate.

## Visualisation échographique de l'aspect de la rate :



Figure I.32 : l'aspect échographique de la rate.

## 4. Le pancréas :

Le pancréas est une glande, allongée de droite à gauche d'environ 12,5 cm de longueur et de 2,5 cm d'épaisseur et 6 cm de hauteur et environ 80 grammes, de coloration rosée. Il est situé derrière la grande courbure de l'estomac.

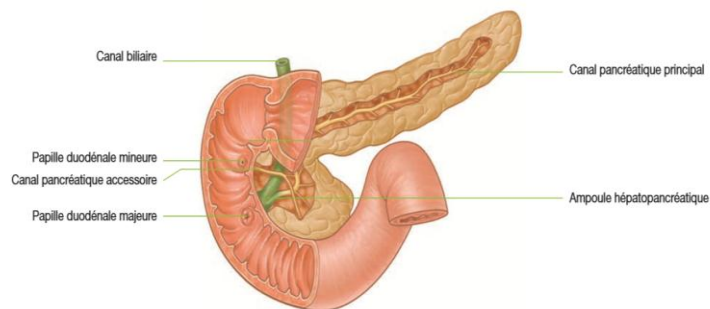


Figure I.33 : le pancréas.

## Visualisation échographique de l'aspect du pancréas :



Figure I.34 : l'aspect échographique du pancréas.



# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## 5. L'estomac :

L'estomac est une dilatation en forme de J du tube digestif, de 20 à 25 cm de hauteur et 10 à 12 cm de largeur et de 1 à 1,5 litre de capacité, située directement en dessous du diaphragme, elle se divise en quatre régions : le cardia, le fundus, le corps et antre pylorique.

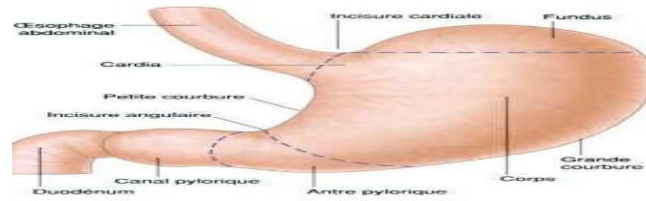


Figure I.35 : l'estomac.

## Visualisation échographique de l'aspect de l'estomac :



Figure I.36 : l'aspect échographique de l'estomac.

## 6. Les reins :

Ils sont au nombre de deux : l'un droit, l'autre gauche. Leur forme est celle d'un haricot. Ils pèsent en moyenne 140 g, leurs dimensions moyennes sont de 12 cm de long, 6 cm de large, 3 cm d'épaisseur, leur coloration est rouge, leur consistance ferme, leur surface régulière. Ils sont situés dans l'abdomen, ils sont appliqués contre la paroi postérieure de celui-ci et placés de part et d'autre de la colonne vertébrale.

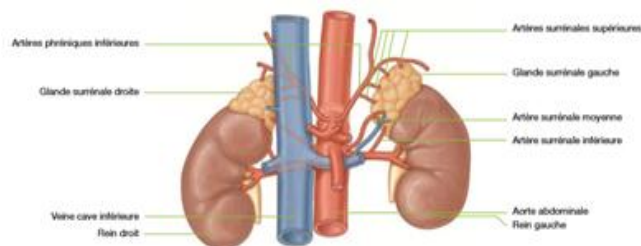


Figure I.37 : le rein droit et le rein gauche.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## Visualisation échographique de l'aspect des reins :



Figure I.38 : l'aspect échographique du rein droit et du rein gauche.

## 7. La vessie :

La vessie est un réservoir dans lequel l'urine s'accumule dans l'intervalle des mictions. Lorsqu'elle est vide, la vessie est aplatie de haut en bas. Lorsqu'elle est pleine, elle devient ovoïde.

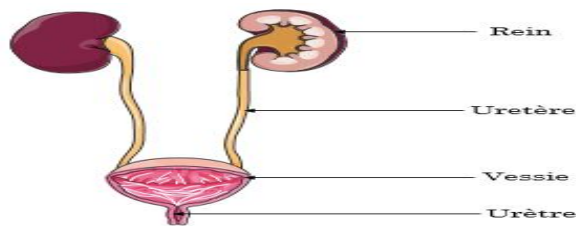


Figure I.39 : la vessie.

## Visualisation échographique de l'aspect de la vessie :



Figure I.40 : l'aspect échographique de la vessie.

## 8. La prostate :

Glande sexuelle masculine a la forme d'une châtaigne et pèse de 15 à 20 grammes. , située sous le col vésical et entourant l'urètre juste devant le rectum. Elle est disposée en lobes autour de l'urètre prostatique et comporte une zone centrale entourant les canaux éjaculateurs, deux lobes latéraux, une zone antérieure et une zone périphérique, qui représente 70 % du volume de la glande.

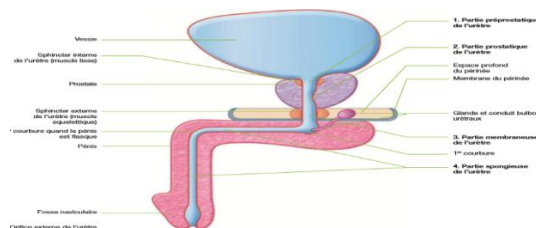


Figure I.41 : la prostate.

# Chapitre 1 : la formation de l'image échographique

## Visualisation échographique de l'aspect de la prostate :

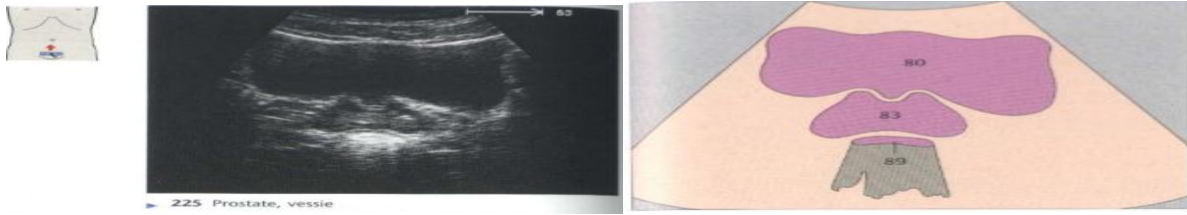


Figure I.42 : l'aspect échographique de la prostate.

## 9. L'utérus :

Organe musculaire creux de l'appareil génital féminin en forme de poire renversée, de 7 ou 8 centimètres de haut et 5 centimètres de large, logé dans le petit bassin, entre la vessie en avant et le rectum en arrière. En forme de cône pointe en bas. Son corps se rétrécit en bas vers l'isthme et se termine par le col utérin en saillie dans le vagin.

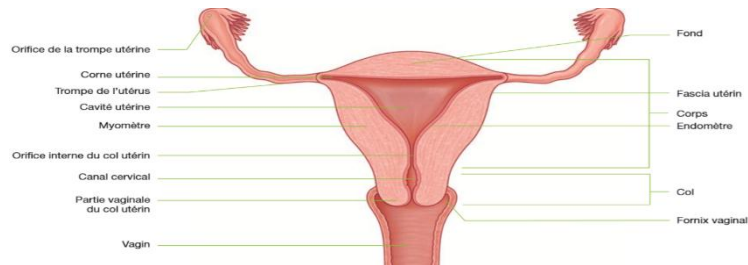


Figure I.43 : l'utérus.

## Visualisation échographique de l'aspect de la vessie :



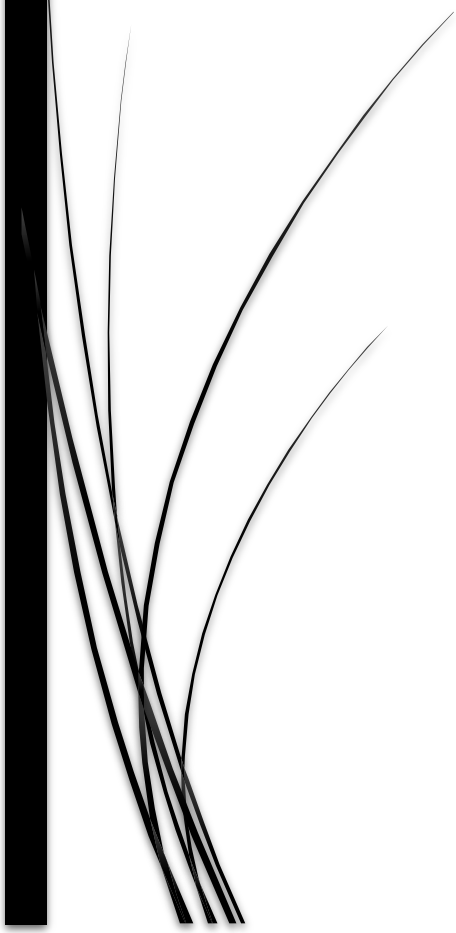
Figure I.44 : l'aspect échographique de l'utérus.

## Conclusion :

Depuis l'utilisation des US dans le domaine du diagnostic médical, des progrès très spectaculaires ont été réalisés. L'échographie est une technique relativement simple, non traumatique, peu coûteuse, devant être utilisées en première intention, et permettant d'explorer aussi bien les organes solides en dehors des poumons et de squelette, que l'écoulement du sang dans les vaisseaux. D'autre part il faut se rappeler que c'est une technique opérateur dépendant.



## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques





## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### I) Introduction :

En imagerie médicale, la qualité de l'image joue un rôle extrêmement important dans l'élaboration d'un diagnostic. Dans cette perspective, le filtrage constitue une étape de très grande importance dans le prétraitement.

Dans le domaine du filtrage du Speckle, les techniques les plus répandues proviennent de la communauté de recherche sur les images radar, il n'est pas spécifique au seul domaine de l'optique mais apparaît également dans des domaines tels que l'imagerie radar à synthèse d'ouverture (RSO), La tomographie par cohérence optique (OCT) et notre cas l'échographie.

Comme présenté dans le chapitre 1, le Speckle est un bruit largement présent dans les Images échographiques. Ce bruit a la propriété d'augmenter avec l'intensité moyenne (dérivé de sa nature multiplicative). Néanmoins, sa présence peut fortement perturber l'interprétation de l'image, sa segmentation, ou toute autre approche d'extraction de l'information en vue de sa classification [26] [27], par conséquent l'interprétation de ce type d'images nécessite un traitement du Speckle.

Le filtrage du bruit du Speckle revient à estimer la réflectivité réelle de la scène pour chaque pixel de l'image afin de réduire conséquemment le chatoiement et de restaurer l'information Utile dans l'image sans perte de netteté. A cet effet on cherche à lisser le mieux possible les zones homogènes sans modifier la réflectivité, préserver les contours ainsi les structures importante de l'image et conserver autant que possible la texture.

La première section de ce chapitre est consacrée aux expérimentations pour le filtrage du Speckle et à présenter les principaux algorithmes utilisés tel que les filtres adaptatifs qui sont proposés par Lee [28] [29] [30], Kuan et al. [31], Frost et al [32], celui de Wiener [33] [34], le filtre médian [35], Nagao [36], par la suite le filtre Homomorphique [37] [38], puis nous présentons les filtres basé sur la diffusion anisotrope [39] [40] [41] enfin une classe sur les ondelettes [42] sera montré. Nous évaluerons notre étude sur des images de synthèse et des images échographiques réelles qui vont être mises en œuvre.

Dans la deuxième section nous passant à la comparaison des performances des différents filtres tout en montrant ainsi la validité de la méthode la plus fiable.

### II) Section 1 : Méthodes et expérimentation pour le filtrage du Speckle.

#### 1. Le filtrage du Speckle :

##### 1.1. Les filtres adaptatifs classiques :

Les filtres adaptatifs présentés ici reposent sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne. On parle de filtre EQMM (MMSE en anglais), ces filtres utilisent des fenêtres sur lesquelles sont évaluées des statistiques locales (moyenne et variance), On distingue deux types de coefficients de variation : un coefficient de variation global et un coefficient de variation local.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.1.1. Le Coefficient de variation :

#### 1.1.1.1. Le Coefficient de variation globale :

Le coefficient de variation global  $C_u$  est une caractérisation globale du Speckle présent dans l'image.

- **Définition :**

Soit  $\Omega_h$  une région de l'image correspondant à une zone de réflectivité homogène de la scène observée ; le coefficient de variation global (CV global) est défini comme :

$$C_u^2 = \frac{\text{var}(U_{\Omega_h})}{\overline{U_{\Omega_h}}^2} \quad (1.1)$$

$U_{\Omega_h}$  est l'ensemble des intensités des pixels de  $\Omega_h$ .

- **Démonstration :**

**Notons :**

- R la réflectivité réelle de la scène observée (celle que l'on cherche) ;
- U l'observation dont on dispose ;
- n un bruit multiplicatif.

Nous avons :

$$U(i, j) = R(i, j) * n(i, j) \quad (1.2)$$

Le calcul se fait sur une zone homogène de l'image  $\Omega_h$  regroupant N pixels.

Sur  $\Omega_h$  la réflectivité réelle de la scène est constante :

$$\forall (i, j) \in \Omega_h, R(i, j) = K \quad (1.3)$$

Le calcul de coefficient de variation  $C_u$  global se simplifie de la manière suivante :

$$\begin{aligned} C_u^2 &= \frac{\text{var}(U_{\Omega_h})}{\overline{U_{\Omega_h}}^2} \\ &= \frac{\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in \Omega_h} (R(i,j) \cdot n(i,j) - \overline{Rn})^2}{\overline{U_{\Omega_h}}^2}} \\ &= \frac{\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in \Omega_h} (Kn(i,j) - \overline{Kn})^2}{(K\bar{n})^2}} \end{aligned}$$

donc 
$$C_u^2 = \frac{\text{var}(n)}{\bar{n}^2} \quad (1.4)$$

Où  $\overline{Rn}$  et  $\bar{n}$  sont la moyennes de  $R(i, j) * n(i, j)$  et  $n(i, j)$  calculées sur la zone homogène  $\Omega_h$ . Donc nous observons que le coefficient de variation  $C_u$  dépend uniquement de bruit Speckle.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.1.1.2. Le coefficient de variation locale :

- **Définition :**

Le coefficient de variation locale est défini comme une estimation locale du coefficient de variation global qui peut être considéré comme un détecteur de contours dans les images affectés par le Speckle [43]. Il est défini par l'équation suivante :

$$C_I^2(s) = \frac{1}{\beta_s} \sum_{p \in \beta_s} \frac{(U_p - \bar{U})^2}{\bar{U}_s^2} \quad (1.5)$$

Où  $\beta_s$  est le voisinage du pixel central  $s$ .

$\bar{U}_s$  est la valeur moyenne de l'intensité des pixels de  $\beta_s$ .

- **Propriété :**

– Dans une fenêtre contenant des pixels d'une région homogène la variance  $\text{var}(R)$  de la réflectivité réelle s'annule donc  $C_I \approx C_u$

– Dans une fenêtre contenant des pixels de contours , Plus le contour est important ou la zone texturée, plus la variance de la réflectivité réelle  $R$  (donc le coefficient de variation local) est élevée donc  $C_I \gg C_u$ .

- **Preuve :**

La variance d'une variable  $A$  peut s'écrire :

$$\text{var}(A) = E(A^2) - E(A)^2 \quad (1.6)$$

Il est raisonnable de considérer que la réflectivité réelle de la scène et le Speckle qui l'affecte sont statistiquement indépendants. L'équation du coefficient de variation local peut donc s'écrire :

$$\begin{aligned} \frac{\text{var}(Rn)}{E(Rn)^2} &= \frac{1}{E(Rn)^2} [E((Rn)^2) - E(Rn)^2] \\ &= \frac{1}{E(Rn)^2} [(\text{var}(R) + E(R)^2)(\text{var}(n) + E(n)^2) - E(R)^2 E(n)^2] \\ &= \underbrace{\frac{\text{var}(n)E(R)^2}{E(Rn)^2}}_{\text{CV global}} + \text{var}(R) \frac{(\text{var}(n) + E(n)^2)}{E(Rn)^2} \end{aligned} \quad (1.7)$$

De la présentation faite ci-dessus, il apparait clairement que le coefficient de variation est une mesure statistique qui permet non seulement de caractériser le bruit dans les images contenant du Speckle, mais aussi de différencier les zones homogènes des contours.

Le coefficient de variation est connu depuis longtemps dans le traitement des images radar ; il est utilisé par le filtre de Lee [28] [29] [30], Kuan [31], Frost et al [32] et Lopes [44].



## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.1.2. Le filtre de Lee :

Lee a d'abord proposé un filtre pour le cas d'un bruit additif [28]. L'origine de ce filtre est la méthode de Wallis qui permet de fixer directement la moyenne et la variance locales des intensités du résultat [45]. La réflectivité de la scène est supposée stationnaire et caractérisé par son espérance et sa variance.

Posons  $U(i, j)$  l'image observée,  $\bar{U}_{i,j}$ ,  $\sigma_{i,j}$ ,  $\bar{R}_d$  et  $\sigma_d$  respectivement la moyenne et la variance dans un voisinage du pixel  $(i, j)$  et la moyenne et la variance de réflectivité  $R$ . Le filtre de Lee repose sur la formulation suivante :

$$\hat{R} = \bar{R}_d + \sqrt{\frac{\sigma_d}{\sigma_{i,j}}} (U(i, j) - \bar{U}_{i,j}) \quad (1.8)$$

Avec  $\bar{R}_d = \bar{U} \quad (1.9)$

Et  $k = \sqrt{\frac{\sigma_d}{\sigma_{i,j}}}$  d'autre part  $k = 1 - \frac{C_u^2}{C_l^2} \quad (1.10)$

Où  $\hat{R}$  est le coefficient de réflectivité et  $k$  est le gain du filtre

- ✚ Sur une zone homogène,  $C_l$  local et le  $C_u$  global sont proches, le gain de filtre  $k$  aura la valeur 0, Ceci correspond à estimer  $R$  par la moyenne calculée sur la fenêtre,  $\bar{U}$  alors :  $\hat{R}(i, j) = \bar{U}(i, j)$  donc la valeur de  $k$  est donc ce filtre se comporte comme un filtre moyennneur [43] [29] [30].
- ✚ Sur un fort contour (région hétérogène),  $C_l$  local est très supérieur au  $C_u$  global. La valeur de  $k$  s'approche donc de l'unité et le filtrage est arrêté [43] [29] [30] et Le filtre a tendance à garder la valeur observée du pixel, alors :  $\hat{R}(i, j) = U(i, j)$ .

Si :

- $k \approx 1$  le filtre se comporte comme un filtre passe-tout.
- $0 < k < 1$ , le filtre lisse l'image à la manière d'un filtre passe-bas ;

### 1.1.3 Le filtre de Kuan :

Le filtre obtenu est un filtre qui a la même forme que le filtre proposé par Lee, mais avec un gain qui se calcule comme suit [31] :

$$k = \frac{1 - \frac{C_u^2}{C_l^2}}{1 + C_u^2} \quad (1.11)$$

Mais contrairement au filtre de Lee, Kuan ne fait pas d'approximation linéaire du bruit Multiplicatif. De ce point de vue, on peut le considérer meilleur que le filtre de Lee.

### 1.1.4. Le filtre de Frost :

Le filtre de Frost [32] se base sur une estimation locale de la moyenne et la variance de la réflectivité de la scène. Frost propose de convoluer l'image par une réponse impulsionnelle qui tient compte des caractéristiques des images radar. Cette réponse impulsionnelle est

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

obtenue en minimisant le MSE (Mean Squaxe Error). Le filtre de Frost est exprimé par la formule suivante :

$$U(i, j) = [R(I, j) \cdot n(I, j)] * M(I, j) \quad (1.12)$$

D'où : 
$$M(t) = K_1 \exp(-K_2 C_1^2(t_0)|t|) \quad (1.13)$$

Notons que :

$t_0$  le centre de la fenêtre de calcul,  $t$  les coordonnées du pixel courant exprimées dans la fenêtre centré sur  $t_0$ ,  $K_1$  est une constante de normalisation introduite pour ne pas biaiser la moyenne et  $K_2$  le paramètre du filtre qui permet de régler la quantité de filtrage [43].

Si  $C_1^2(t_0)$  est faible,  $h(t)$  tend vers 1 et par la suite le filtre de Frost se comporte comme le filtre moyen, Cependant, si la valeur de  $C_1^2(t_0)$  est assez grande,  $h(t)$  tend vers zéro. Par conséquent le filtre de Frost garde la valeur observée du pixel [32].

### 1.1.5. Amélioration du filtre de Lee et de Frost :

De récents filtres sont apparus. Parmi eux le filtre de Lopèz [44]. Ces derniers incluent une étape de classification. Les pixels sont assignés dans une des trois classes suivante :

La première est la Classe homogène où la réflectivité réelle est constante, l'utilisation d'un filtre moyen est justifiée.

La deuxième est la Classe hétérogène qui correspond aux parties de l'image où la réflectivité réelle varie, les contours et la texture sont préservés.

Enfin la troisième classe correspond aux pixels que le filtrage ne devrait pas modifier ; seules les parties faiblement texturées sont filtrées de manière adaptative, Le filtre doit fonctionner comme un filtre passe-tout.

### Algorithme générale de filtre adaptatif

---

Début

Pour tout (i, j) pixel dans l'image Faire

    Sélectionner une fenêtre de  $N \times N$  autour du (i, j)

$\bar{U}_{i,j}$  est la moyenne calculée sur la fenêtre

$C_l$  est le coefficient de variation local calculé sur la fenêtre

$C_u$  est le coefficient de variation global calculé sur la fenêtre

    Calculer la valeur du gain  $k(i, j)$

    Calculer la valeur estimée de la réflectivité  $\hat{R}(i, j)$

$U_{\text{filter}}(i, j) = \hat{R}(i, j)$

Fin Pour

Fin

---

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### Résultats de l'implémentation :

Le filtre de Frost :



(a) image originale



(b) image filtrée

**Figure II.1 :** Filtre de Frost sur une image échographique réelle de la rate et du rein gauche.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Le filtre de Kuan :



(a)Image originale

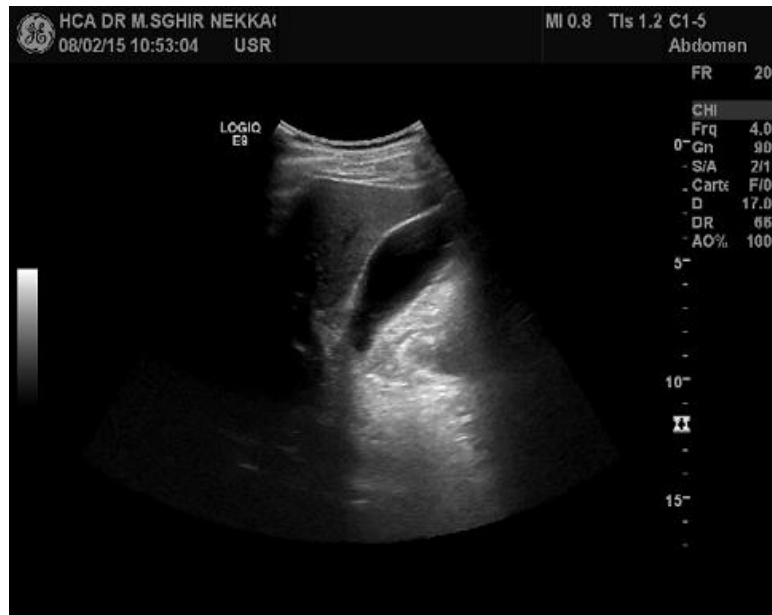


(b) image filtrée

**Figure II.2** : Filtre de Kuan sur une image échographique réelle de la vessie et la prostate.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Le filtre de Lee :



(a) Image originale



(b) image filtrée

**Figure II.3 :** Filtre de Lee sur une image échographique réelle de foie et la vésicule biliaire.

### Interprétation :

D'après les figures II.1, II.2 et II.3, On peut remarquer que les méthodes classiques présente une pauvreté de la prise en compte de la réflectivité de la scène par la suite un résultat de lissage assez bien et une perte de détails, ce qui engendre une diminution de la qualité globale du filtrage.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.2. Filtre médian :

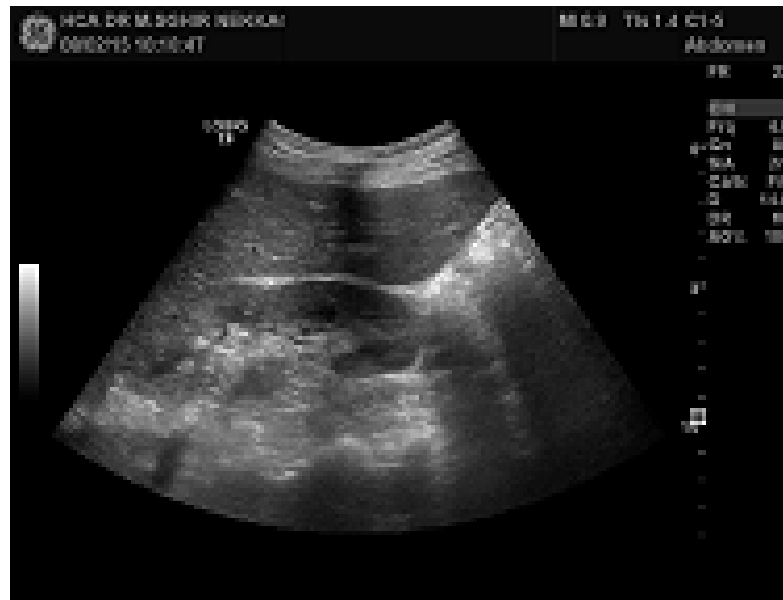
Czerwionka [46] [47] [48] utilise un filtre médian directionnel pour préserver des contours et des lignes fines dans les images échographiques [43].

Le filtre médian est bien connu en traitement d'images, Ce filtre est un opérateur qui permet de remplacer le pixel du centre dans la fenêtre par la valeur médiane de ces voisins.

#### Algorithme du filtre médian :

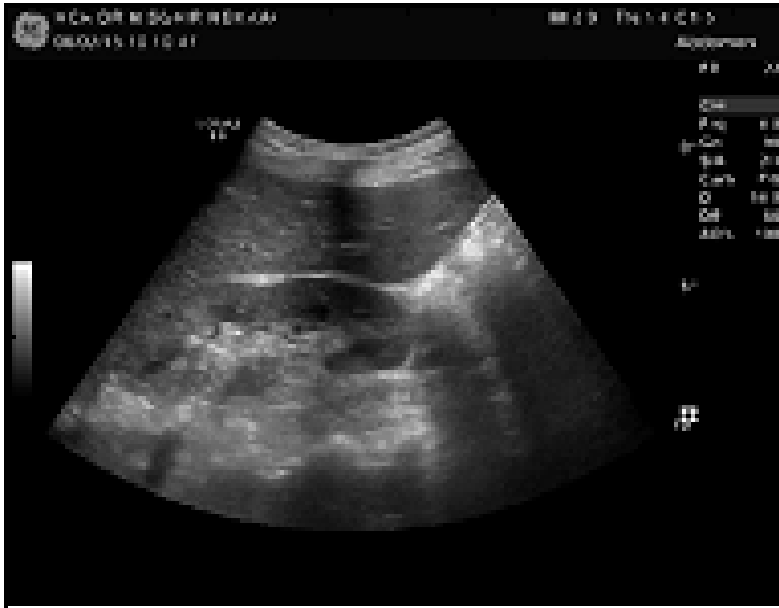
- 
- Choisir une fenêtre dont la taille est un nombre impair ;
  - Trier les éléments de la fenêtre dans l'ordre croissant ;
  - Affecter au pixel central la valeur moyenne.
- 

#### Résultats de l'implémentation :



(a) image originale

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



(b) image filtrée [5 5]



(c) Image filtrée [9 9]

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



(d) image filtrée [15 15]

**Figure II.4 :** Filtre médian sur une image échographique du foie et rein droit.

**Résultats de l'implémentation du filtre de Wiener :**



(a) image originale



## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



(b) image filtrée [5 5]



(c) image filtrée [9 9]

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



(d) image filtrée [15 15]

Figure II.5 : Filtre de Wiener sur une image échographique du foie.

### Evaluation des résultats :

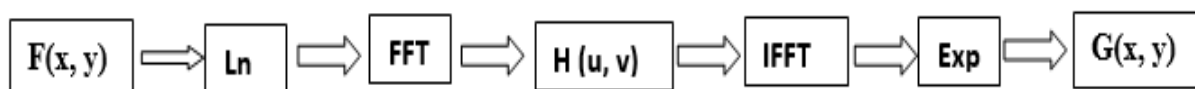
Les figures II.4, II.5, présentent respectivement les résultats obtenus après l'application du filtre médian et du filtre de Wiener avec différentes fenêtres [5 5], [9 9], [15 15].

- on peut remarquer que ces filtres ont permis d'éliminer le bruit du Speckle tout en préservant les contours.
- Ainsi lorsqu'on augmente la taille de la fenêtre de ces filtres, l'image devient floue par la suite la perte de détails importante de l'image initiale.
- Enfin, nous avons constaté qu'il faut faire le bon choix de la taille de la fenêtre tout en réduisant au maximum le bruit du Speckle et en préservant les détails important de l'image originale.

### 1.3. Filtre homomorphique :

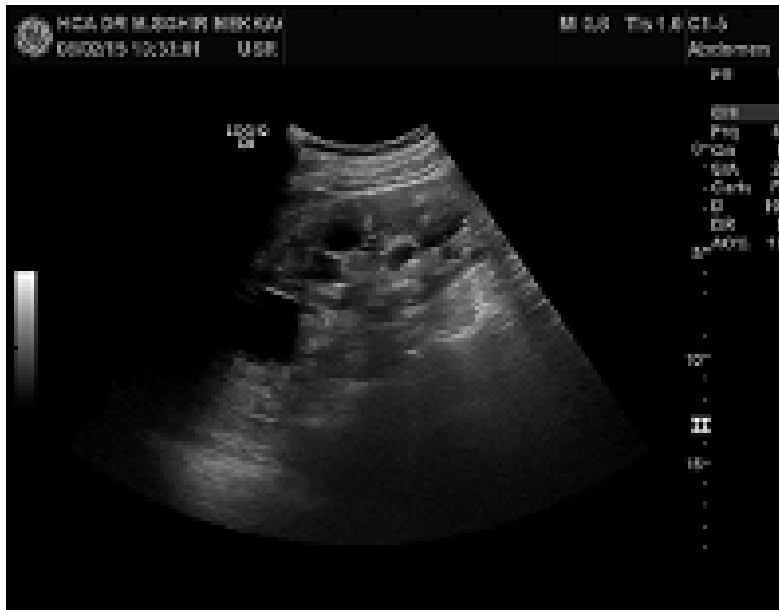
Le principe des filtres homomorphique [49] [50] [51] est de passer d'un modèle de bruit multiplicatif à un modèle additif. Ces filtres sont performant pour le rehaussement des images en calculant la transformée de fourrier rapide(FFT) du logarithmique de l'image, en appliquant la fonction de débruitage homomorphique et par la suite la transformée inverse de l'image puis on retransforme exponentiellement l'image obtenue.

Algorithme :



## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Résultats de l'implémentation :



(a) image originale



(b) image filtrée

**Figure II.6** : Filtre homomorphe teste sur une image échographique d'un rein droit kystique.

**Interprétation :**

Selon les résultats visuels (**fig.II.6**) cette forme de filtrage affine les caractéristiques et aplatis les variations du Speckle dans l'image.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.4. Le filtre de Nagao :

Le filtre de Nagao est basé sur le principe de partitionnement de la Fenêtre d'analyse en neuf fenêtres de filtrage de taille 5x5. Sur chaque fenêtre on mesure la moyenne  $m$  et les variances  $\sigma$  des NG, en suite on remplace le pixel central par la valeur moyenne de la fenêtre dont la variance est la plus faible.

#### Algorithme du filtre Nagao :

---

- Charger l'image à filtrer
  - Spécifier la région d'intérêt qui doit être filtré ; la taille de la fenêtre glissante
  - En commençant par le pixel gauche haut de l'image ; calculer pour chaque fenêtre glissante la variance et la moyenne.
  - Attribuer la valeur moyenne calculée au pixel centre de la fenêtre correspondant à la valeur de la variance la plus faible.
  - Répéter les étapes de 3 et 4 pour chaque pixel d'image.
  - Afficher l'image originale et l'image filtrée.
- 

#### Résultats de l'implémentation :



(a) image originale

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



(b) image filtrée

Figure II.7 : filtre de Nagao teste sur une image échographique.

### Interprétation :

Du point de vue visuel (**fig.II.7**), nous avons remarqué que le filtre de Nagao permet de préserver les structures de l'image. Toutefois, celui-ci procède un inconvénient qui est présenté par un cout de calcul très grand.

### 1.5. Les ondelettes :

La première utilisation des ondelettes pour la réduction du Speckle est l'œuvre de Guo [Guo et al, 1994]. La procédure de débruitage par ondelette comporte trois étapes :

**Décomposer** : Choisissez une ondelette, choisissez un niveau N. Calculer la décomposition en ondelettes au niveau N.

**Filtrage** : Seuillage des coefficients de détail, Pour chaque niveau de 1 à N, sélectionner un seuil et appliquer un seuillage doux des coefficients de détails.

**Reconstruction** : Calculer la reconstruction en ondelettes en utilisant les coefficients d'approximation originales de niveau N et les coefficients de détails modifiés de niveaux de 1 à N.

#### 1.5.1. Seuillage doux ou dure :

Le seuillage dure est la méthode la plus simple mais le seuillage doux possède des propriétés mathématiques intéressantes.

##### 1.5.1.1. Seuillage dure :

Le principe du Seuillage dure consiste à mettre à zéro les éléments (les coefficients) dont la valeur absolue de x est inférieures au seuil (thr) tel que :

Pour un seuil choisit thr ; le seuillage dure est:

$$\begin{aligned} &x \text{ si } |x| > \text{thr}, \\ &0 \text{ si } |x| \leq \text{thr}. \end{aligned}$$

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

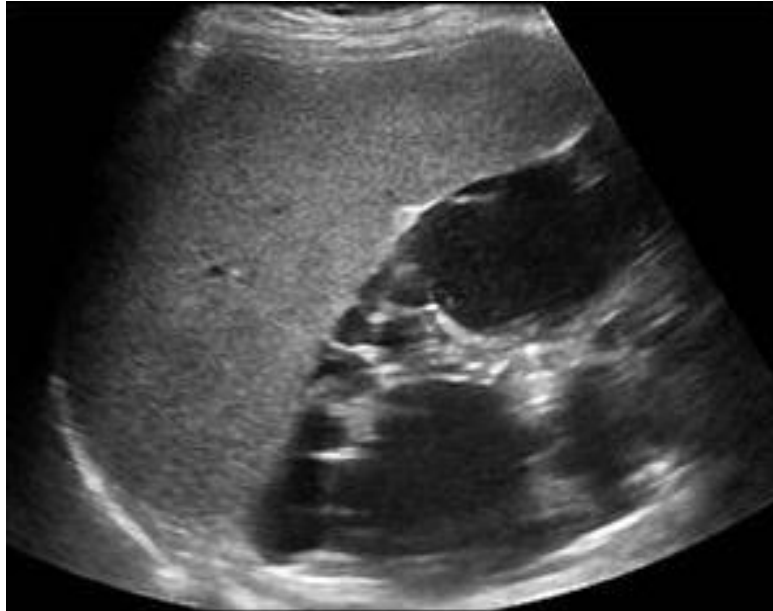
### 1.5.1.2. Seuillage doux :

Le principe du Seuillage doux consiste à mettre à zéro les éléments (les coefficients) dont la valeur absolue de  $x$  est inférieure au seuil et faire tendre les valeurs non nulles vers zéro ;

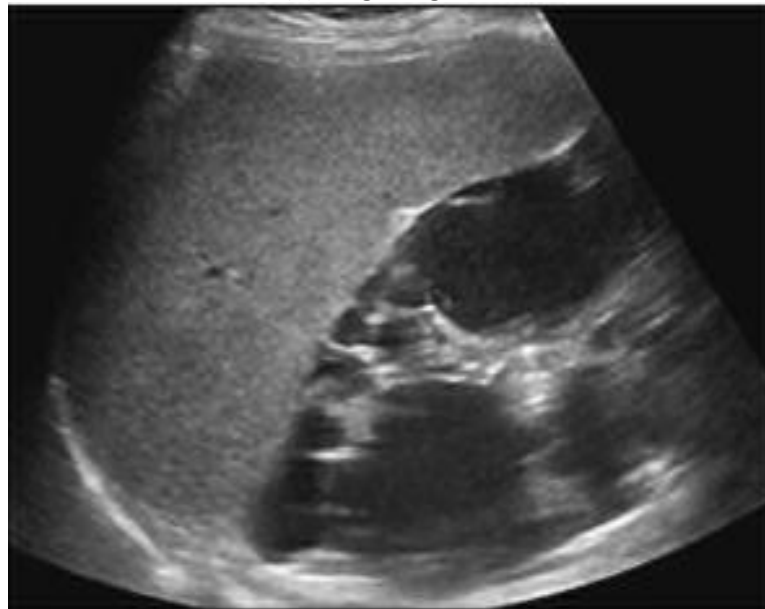
Comme suit :

- $\text{sign}(x) (x-\text{thr})$  if  $x > \text{thr}$  avec  $\text{sign}(x)$ , le signe du coefficient  $x$
- 0 if  $x \leq \text{thr}$ .

Résultats de l'implémentation :



(a)Image originale



sym2 ; Niveau=2

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



Sym2 ; Niveau=4



Sym2 ; Niveau=6

**Figure II.8** : Résultats du filtrage par ondelettes sur une image échographique réelle de la rate et un rein gauche kystique.

### **Evaluation des résultats :**

Afin de valider le filtrage par ondelettes pour l'élimination du bruit du Speckle dans les images échographiques, nous avons testé l'ondelette sym2 sur différents niveaux de décomposition ; nous avons remarqué par la suite que lorsque le niveau de décomposition augmente le lissage des zones homogènes devient meilleur et le bruit du Speckle est quasiment éliminé ainsi que les contours des structures sont préservés.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.6. Filtre de diffusion anisotropique :

Le processus de filtrage par diffusion est analogue à l'équation de diffusion de la chaleur [52].

#### 1.6.1. Le principe de la diffusion Équation de la chaleur :

Soient un espace physique et une quantité définie en tout point de cet espace (masse volumique, concentration ou quantité de chaleur). La diffusion est un phénomène qui équilibre les différences de cette quantité sans création ni destruction, ce qui signifie que la chaleur diffuse d'un point à un autre, de proche en proche, et tend ainsi à se répartir uniformément au fur et à mesure que le temps s'écoule. De la même façon on peut imaginer faire diffuser de proche en proche les niveaux de gris. Ainsi, les irrégularités des niveaux de gris diminueront, et l'on retrouvera un niveau de gris plus uniforme.

En notant  $u(p)$  la quantité au point  $p$  et  $\nabla u$  le gradient de  $u$ , la diffusion se traduit par deux équations :

- La loi de Fick établit qu'une concentration de gradient  $\nabla u$  crée un flux  $\psi$  visant à la compenser, cette loi s'écrit :

$$\psi = -D\nabla u \quad (1.14)$$

Où  $D$  le coefficient de diffusion (parfois appelé diffusivité)

- L'équation de la continuité exprime que la masse peut être transportée, mais ni créée ni détruite :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\text{div}(\psi) \quad (1.15)$$

Où  $\frac{\partial u}{\partial t}$  est la dérivée partielle de  $u$  par rapport au temps et  $\text{div}$  est l'opérateur de divergence.

- La combinaison de ces deux équations s'appelle l'équation de diffusion équations aux dérivées partielles (EDP) et s'écrit :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(D\nabla u) \quad (1.16)$$

Où  $D$  est une matrice symétrique définie positive ou un scalaire.

#### 1.6.2. Diffusion et espace multi échelle :

D'après les notations d'Alvarez et al. [Alvarez et al, 1993], «< Tout espace multi échelle est formé d'un ensemble d'images  $u(x, y ; t)$  est solution d'une équation aux dérivées partielles (EDP) du second ordre >>, On peut établir le lien entre la représentation multi-échelle et la diffusion.

En traitement d'images, la diffusion de la chaleur correspond à la diffusion d'intensité des NG dans une image afin de diminuer les variations de ses derniers dus au bruit dans une région cohérente par rapport au matériau imagé [53]. Ainsi, l'équation de diffusion (1.16) en traitement d'images peut être réécrite de la manière suivante :

$$\frac{\partial U}{\partial t} = \text{div}(D) \cdot \nabla U + D \Delta U \quad (1.17)$$

Où  $\Delta$  est l'opérateur Laplacien et  $U$  est l'image brute.

Donc on peut assimiler la concentration  $U$  au niveau de gris. La Diffusion est alors liée au filtre Gaussien dans l'analyse multi-échelle.

Selon le coefficient de diffusion  $D$  on distingue :

Si  $D$  est constant sur toute l'image ( $\text{div}(D) = 0$ )  $\longrightarrow$  la diffusion est dite linéaire, homogène et isotrope.



## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Lorsque le coefficient de diffusion dépend des caractéristiques locales de l'image  $U \longrightarrow$  la diffusion est dite non-linéaire et anisotrope.

### 1.6.3 La diffusion isotrope :

La diffusion linéaire est parmi les méthodes les plus simples pour lisser les images en utilisant les EDP.

Considérons un filtrage dans le cadre continu, on sait que si l'image de départ est une fonction  $U$ , l'image filtrée est la convolée de  $U$  avec un noyau gaussien.

Dans ce paragraphe, on va établir le lien entre la diffusion linéaire et le filtrage.

On sait que :

$$U(x, y, t) = G_\sigma(x, y) * U_0(x, y) \quad (1.18)$$

Avec :  $G_\sigma$  est le noyau de Gauss d'écart type  $\sigma = \sqrt{2t}$

$$\text{Tel que : } G_\sigma(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.19)$$

On calcule  $\Delta U$  :

$$\Delta U(x, y, t) = \Delta G_\sigma(x, y, t) * U_0(x, y, t) \quad (1.20)$$

Un rapide calcul montre que :

$$\begin{aligned} \Delta G_\sigma(x, y, t) &= \left(-\frac{1}{4\pi t^2} + \frac{x^2+y^2}{16\pi t^3}\right) \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{4\pi t}\right) \\ &= \left(-\frac{1}{t} + \frac{x^2+y^2}{4t^2}\right) G_\sigma(x, y, t) \end{aligned} \quad (1.21)$$

On obtient :

$$\Delta U = \left(-\frac{1}{t} + \frac{x^2+y^2}{4t^2}\right) U(x, y, t) \quad (1.22)$$

D'autre part pour  $t > 0$  on peut dériver directement  $u$  par rapport à  $t$  :

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, y, t) = \iint \frac{\partial G_\sigma(y, t)}{\partial t} U_0(x - y) dy \quad (1.23)$$

Ce qui donne :

$$\frac{\partial U}{\partial t}(x, y, t) = \Delta U(x, y, t), t > 0; x, y \in \mathbb{R}^2$$

D'une autre part on a :

$$\lim_t U(x, y, t) = \langle \delta_x, U_0 \rangle = U_0(x, y)$$

Car la famille de gaussiennes converge au sens des distributions vers la mesure de Dirac.

Donc la fonction filtrée  $U$  vérifie l'équation aux dérivées partielles suivante (équation de la chaleur) :

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t}(x, y, t) = \Delta U(x, y, t), t > 0; x, y \in \mathbb{R}^2 \\ U(x, y, t) = U_0(x, y) \end{cases}$$

Le processus de filtrage par diffusion linéaire soit parmi les méthodes les plus faciles à implémenter mais il possède un inconvénient majeur : lorsque le coefficient de diffusion est constant, la diffusion ne permet pas de préserver les contours et rend l'image de plus en plus floue. Pour pallier ces problèmes, Perona et Malik ont introduit la diffusion non linéaire basée sur un coefficient de diffusion variable en fonction de la zone traitée.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.6.4. La diffusion anisotrope : Modèle de Perona et Malik :

L'idée de Perona et Malik [41] est d'adapter la diffusion aux propriétés locales (spatiales et temporelles) de l'image en introduisant un coefficient de diffusion  $c(x, y, t)$  dépendant à la fois de l'espace et du temps (c'est-à-dire de l'itération). Pour que le filtrage soit intra-régions, il est nécessaire de connaître les frontières à toutes les échelles. Il faut donc utiliser un détecteur de contours.

Dans leur modèle Perona et Malik utilisent un simple gradient de l'intensité de l'image, aboutissant néanmoins à des résultats appréciables. La diffusion non linéaire s'écrit :

$$\begin{cases} \frac{\partial U}{\partial t}(x, y, t) = \text{div}(C(|\nabla U|)\nabla U) \\ U(x, y, 0) = U_0(x, y) \end{cases}$$

Où  $C$  c'est un coefficient de diffusion adaptatif, strictement décroissant et positif qui satisfait aux conditions aux limites suivantes :

$$\begin{cases} C(0) = 1; \\ \lim_{x \rightarrow \infty} C(X) = 0; \end{cases}$$

Où  $X$  le module du gradient ( $|\nabla U|$ ) dans l'image  $U$ .

Perona et Malik proposent deux fonctions  $C$  répondant à ces critères :

$$C(|\nabla U|, \delta) = e^{-\left(\frac{|\nabla U|}{\delta}\right)^2} \quad (\text{Fonction gaussienne})$$

$$C(|\nabla U|, \delta) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla U|}{\delta}\right)^2} \quad (\text{Fonction lorentzienne})$$

Où  $\delta$  est un facteur d'échelle (seuil) pour l'amplitude du gradient.

L'amplitude du flux  $|\psi(x)|$  :  $|\psi(x)| = \nabla U \cdot g(\nabla U)$

- Strictement croissante pour  $|\nabla U| < \delta$ . Le pixel est considéré dans une zone homogène (amplitude faible).
- Strictement décroissante pour  $|\nabla U| > \delta$ . Le pixel est considéré sur un contour (Amplitude forte).

#### Algorithme de filtre de Perona et Malik :

Initialisation des paramètres :

$\delta$  : Le seuil gradient

Le nombre d'itération.

$\Delta t$  le temps d'amélioration avec :  $0 \leq \Delta t \leq 1/4$ .

Choix de la fonction :

$$\text{Option 1 : } C(|\nabla U|, \delta) = e^{-\left(\frac{|\nabla U|}{\delta}\right)^2}$$

$$\text{Option 2 : } C(|\nabla U|, \delta) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla U|}{\delta}\right)^2}$$

$U_0(i, j) = U(i, j)$ .

Pour tout  $(i, j)$  pixel de l'image  $U$  faire :

Etape 1 : Calcul des différences avec les plus proches voisins dans les quatre directions Nord Sud Est Ouest,

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

$$\begin{aligned} \nabla_N U(i, j) &= U_{i-1, j} - U_{i, j} & c_{N_{i, j}} &= C(|\nabla_N U(i, j)|) \\ \nabla_S U(i, j) &= U_{i+1, j} - U_{i, j} & c_{S_{i, j}} &= C(|\nabla_S U(i, j)|) \\ \nabla_E U(i, j) &= U_{i, j+1} - U_{i, j} & c_{E_{i, j}} &= C(|\nabla_E U(i, j)|) \end{aligned}$$

$$\nabla_W U(i, j) = U_{i, j-1} - U_{i, j} \quad c_{W_{i, j}} = C(|\nabla_W U(i, j)|)$$

Etape 2 : modification de la valeur de pixel par :

$$U_{i, j} = U_{i, j} + \Delta t [c_{N_{i, j}} \cdot \nabla_N U(i, j) + c_{S_{i, j}} \cdot \nabla_S U(i, j) + c_{E_{i, j}} \cdot \nabla_E U(i, j) + c_{W_{i, j}} \cdot \nabla_W U(i, j)].$$

Fin pour

Le processus de la diffusion anisotrope utilise une fonction d'arrêt contours qui permet de contrôler le filtrage. Cette fonction emploie un paramètre important  $\delta$ , tel que les contours d'amplitude importante forte ( $\nabla U > \delta$ ) sont préservés alors que ceux d'amplitude plus faible sont lissés.

Ce paramètre peut être déterminé empiriquement mais il est possible de le fixer automatiquement à l'aide d'une méthode robuste qui garantit le bon fonctionnement du filtre anisotrope.

### Résultats de l'implémentation :

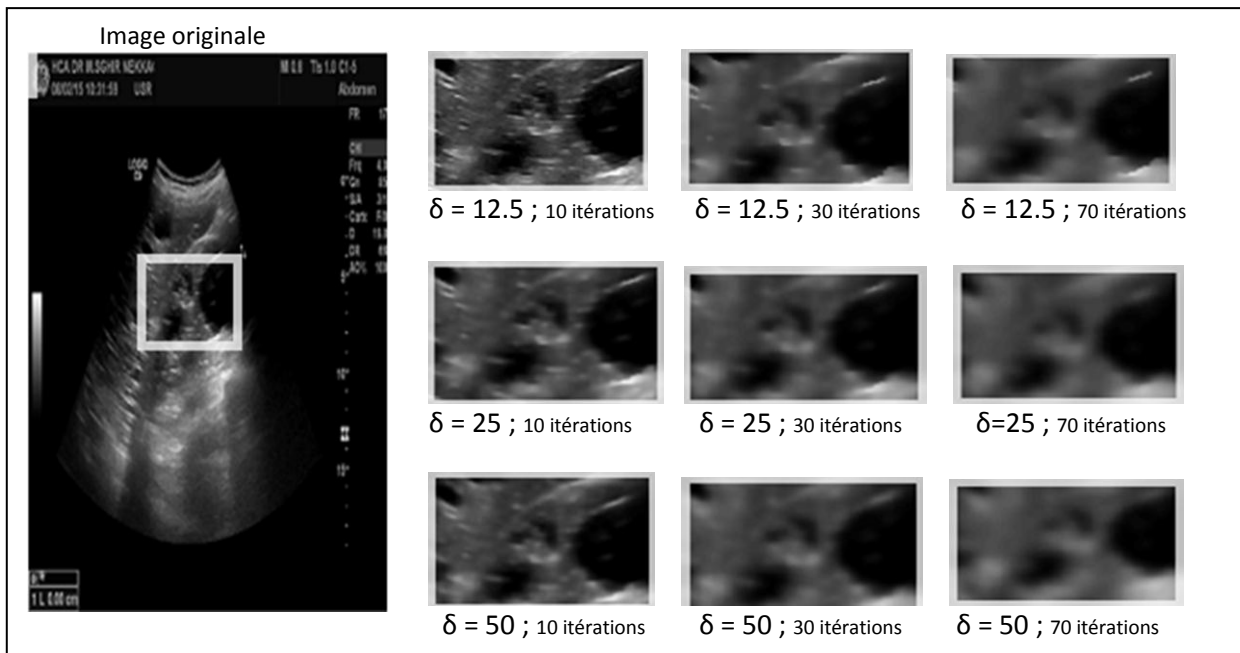


Figure II.9 : Exemple de diffusion de Perona et Malik.

### Interprétation des résultats :

Pour l'image initiale la valeur de  $\delta$  est de 25 les autres valeurs utilisées sont  $\delta_{bas} = 12,5$  et  $\delta_{haut} = 50$ .

D'après les résultats obtenus dans la figure on peut remarquer :

- Après 10 itérations l'influence du paramètre  $\delta$  n'est pas visible et l'image n'est pas diffusée.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

- Après 30 itérations l'influence de  $\delta$  apparait, ou il est possible de diffuser les zones homogènes tout en respectant les contours.
  - Quand la valeur de  $\delta$  et le nombre d'itérations sont grand l'image devient complètement floue.
- Donc, il faut avoir un compromis entre la valeur du seuil du gradient  $\delta$  et le nombre d'itérations pour avoir des résultats de filtrage optimaux.

### 1.6.5 Modèle de Yu et Acton (SRAD) :

Yu et Acton [39] modifie le schéma classique de Perona et Malik, ils ont proposé une méthode combinant diffusion anisotrope et le coefficient de variation instantanée  $\rho$ , intitulée SRAD, pour Speckle Reducing Anisotropic Diffusion.

## III) Section 2 : Résultats et discussion

### 1. Nature des évaluations quantitatives :

Afin d'évaluer les performances du filtrage et de comparer les résultats, différentes mesures quantitatives ont été calculées. Pour les tests sur d'une image de synthèse et dans le cas du filtrage des images échographiques ; Nous calculons l'entropie, l'erreur quadratique moyenne ; le rapport signal sur bruit ; l'erreur de Minkowski ainsi que l'indice de similarité structurelle. Ces différentes mesures sont brièvement présentées ci-dessous.

#### 1.1. l'Entropie :

L'Entropie est un paramètre qui représente la quantité d'information contenant dans l'image, il se calcule de la manière suivante :

$$E(g) = -\sum_{j \in D_j} P_j \cdot \log_2(P_j). \quad (1.24)$$

Avec :

$D_j$  est l'ensemble des niveaux de gris associés à l'image  $g$  ;

$P_j$  est la probabilité a posteriori du niveau de gris, elle est généralement estimée par :

$P_j = \frac{H(j)}{n \times m}$  dont  $\sum_j P_j = 1$ . avec  $n \times m$  la taille de l'image  $g$ .

Plus l'entropie est grande plus il y a plus d'information dans l'image.

#### 1.2. L'erreur quadratique moyenne (MSE) :

Le plus simple paramètre de la mesure de qualité d'image est le MSE (L'erreur quadratique moyenne). Il est défini comme suit :

$$MSE = \frac{1}{M * N} \sum_{(i,j)=1}^{M,N} [g(i,j) - f(i,j)]^2$$

Où  $g$  et  $f$  représentent respectivement, l'image originale et l'image filtrée, la grande valeur de MSE signifie que l'image est de mauvaise qualité.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 1.3. RMSE :

**RMSE** est la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne MSE sur une fenêtre  $M * N$ .

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M * N} \sum_{(i,j)=1}^{M,N} [g(i,j) - f(i,j)]^2}$$

### 1.4. Rapport signal sur bruit crête (PSNR) :

Le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est une métrique classique pour comparer deux images ; il est considéré comme une mesure très indicative qui tente à déterminer le niveau de distorsion d'une image débruitée par rapport à sa source celui-ci est défini par l'équation suivante :

$$PSNR = -10 \log_{10} \frac{MSE}{g_{max}^2}$$

Où  $g_{max} = 255$ . PSNR maximale devrait indiquer que le filtrage est de meilleure qualité.

### 1.5. L'erreur de Minkowski :

La métrique de Minkowski est la norme de la dissemblance entre l'image originale et l'image débruitée.

$$Err = \left( \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |g_{i,j} - f_{i,j}|^\beta \right)^{1/\beta}$$

Où  $\beta = 3$  (Err3) et  $\beta = 4$  (Err4)

### 1.6. L'indice de la Similarité Structurale (SSIM) :

Le SSIM est un meilleur indicateur de la qualité des images il tente à déterminer la similarité structurelle entre deux images.

On dénote  $g$  et  $f$ , l'image originale et l'image débruitée respectivement. La similarité compare la luminance, le contraste et la corrélation entre chaque couple de fenêtres. La mesure de similarité résultante des trois comparaisons est donnée par la formule suivante :

$$SSIM = \frac{(2\bar{f}\bar{g} + c_1)(2\sigma_{gf} + c_2)}{(\bar{g}^2 + \bar{f}^2 + c_1)(\sigma_g^2 + \sigma_f^2 + c_2)}$$

Où  $c_1 = c_2 = 0.01dr$  et  $0.03dr$ , avec  $dr = 255$ . La plage de valeurs pour le SSIM se situe entre -1 pour une mauvaise similitude et 1 pour une bonne similitude entre les images originales et filtrées.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### 2. Application des filtres sur une image de synthèse :

La distribution de Rayleigh est considérée par hypothèse comme le modèle de Speckle par la plupart des filtres testés.

Dans notre étude nous avons utilisé cette distribution sur une image de synthèse selon différentes variances pour la simulation.

#### Résultats obtenus :

La figure représente l'influence de la variance de Speckle sur les résultats de l'implémentation du filtre de Nagao sur une image de synthèse.

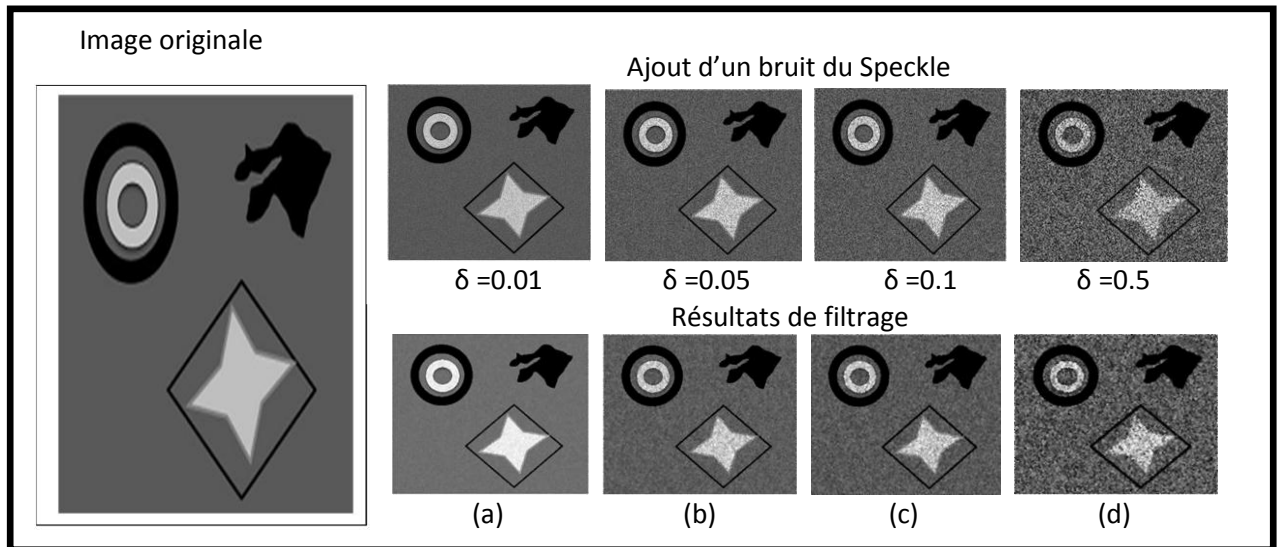


Figure II.10 : Exemple de l'influence de la variance du Speckle  $\delta$  sur le résultat du filtrage d'une image de synthèse.

La variance du Speckle $\delta$	$\delta=0,01$	$\delta =0,05$	$\delta=0,1$	$\delta=0,5$
Perona_Malik	35.12	29.32	22.16	16.91
Nagao	30,77	24,98	22,36	16,57
Wiener	39.78	31.51	28.15	19.13
Médian	26.04	23.18	21.02	15.56

Tableau II.1 : Résultats du PSNR de quelques filtres testé sur une image de synthèse.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

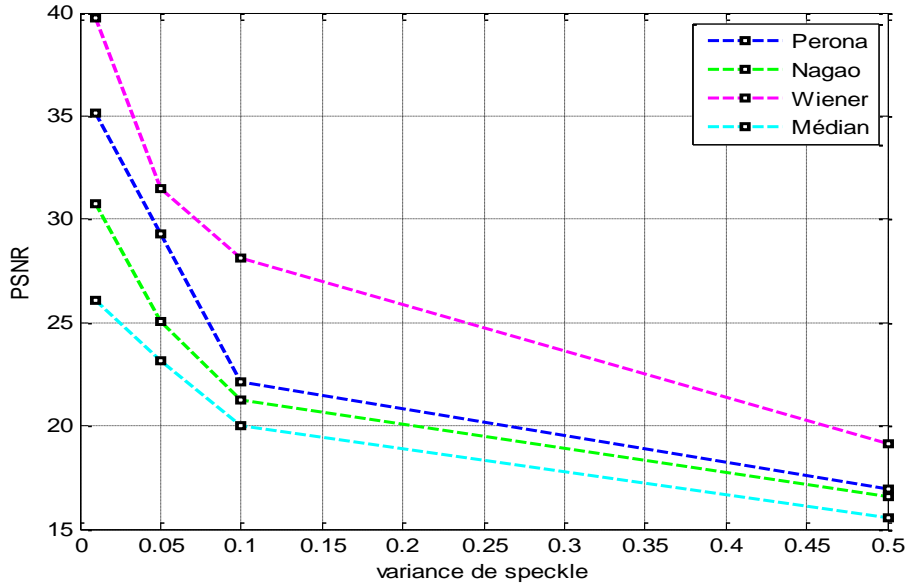


Figure II.11 : Résultats de la variation du PSNR en fonction des valeurs de  $\delta$  .

La variance du Speckle $\delta$	$\delta=0,01$	$\delta =0,05$	$\delta=0,1$	$\delta=0,5$
Perona_Malik	3.8560	7.5203	11.4920	41.9028
Nagao	7.1147	12.3888	16.7539	32.6365
Wiener	2.2556	5.5645	10.2348	14.2318
Médian	10.9684	14.7984	15.4711	28.0581

Tableau II.2 : Résultats du RMSE de quelques filtres testé sur une image de synthèse.

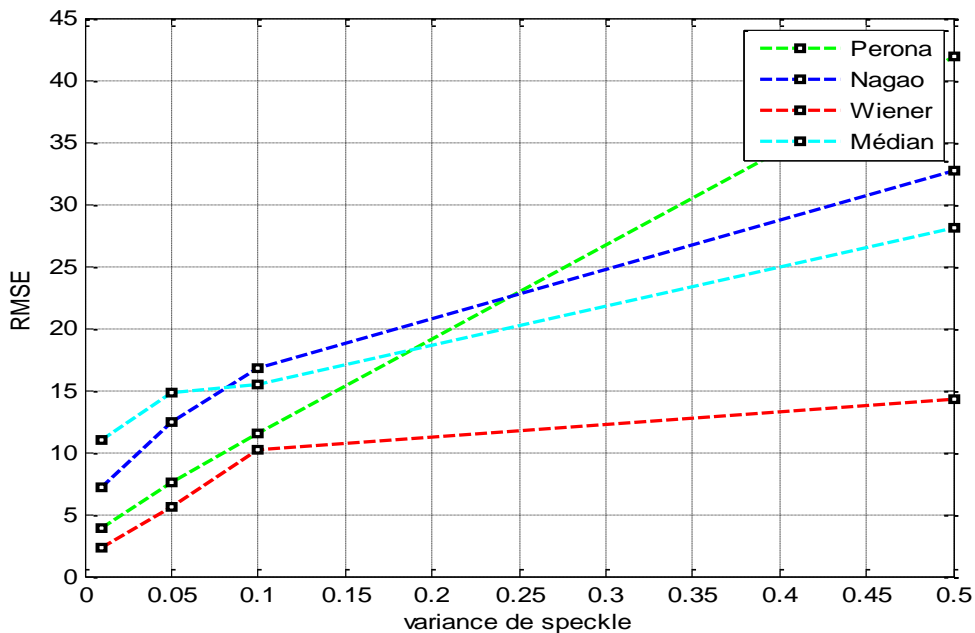


Figure II.12 : Résultats de la variation du RMSE en fonction des valeurs de  $\delta$  .

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### Statistiques :

On a testé les filtres de Perona\_Malik, nagao, Wiener et le filtre médian sur image de synthèse puis nous avons calculé la valeur du Psnr pour voir l'influence de la variance du Speckle sur les résultats de filtrage.

A partir des résultats obtenus dans les tableaux II.1, II.2 et les figures II.11, II.12 nous pouvons faire les observations suivantes :

- Pour  $\delta=0.01$ , la valeur du PSNR est de 30.77dB, Ce score diminue à chaque fois quand on augmente la valeur de la variance  $\delta$ , ce qui nous laisse dire que le PSNR diminue linéairement avec la croissance du Speckle.
- La valeur du RMSE augmente à chaque fois que la variance  $\delta$  augmente, alors la valeur de la variance et celle du RMSE évolue de manière proportionnelle.

### Résultats visuels :

Pour tester les différents algorithmes nous avons fixé les paramètres qui correspondent aux meilleurs compromis entre lissage des régions homogènes et préservation du contour dont on a cité dans la section I.

La figure II.13, présente les résultats des filtres de Kuan, Frost, Perona, Nagao, Médian, Wiener et homomorphique.

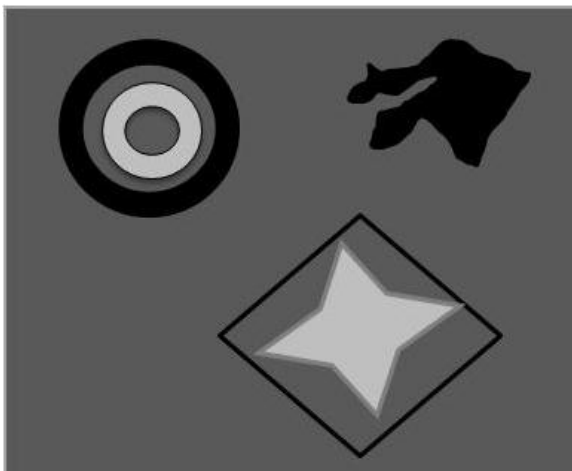


Image originale

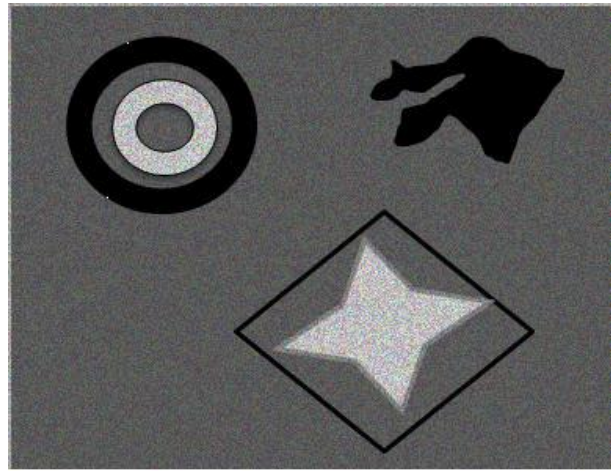
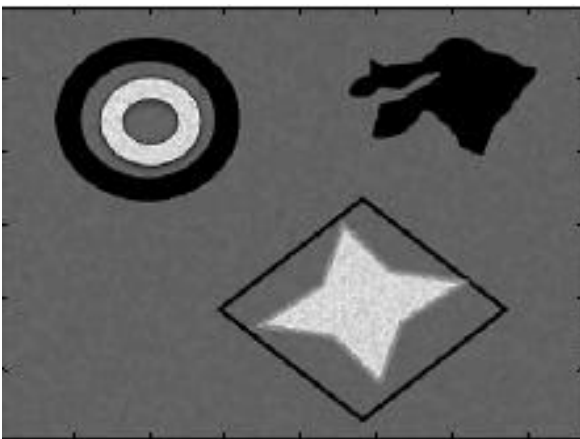
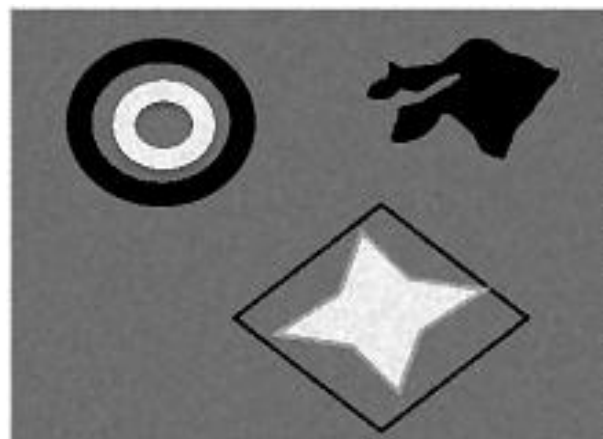


image bruité ( $\delta =0.02$ )



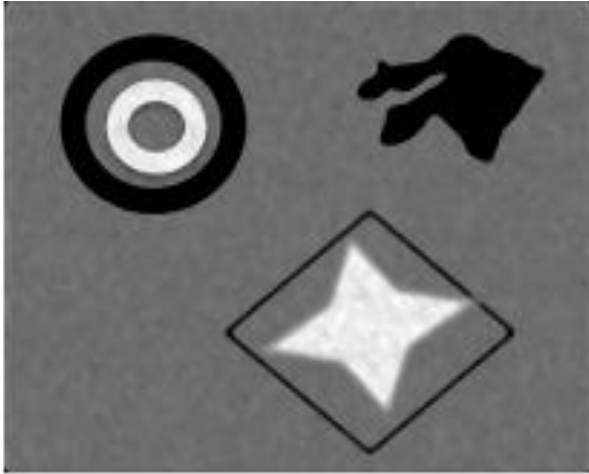
Perona\_Malik



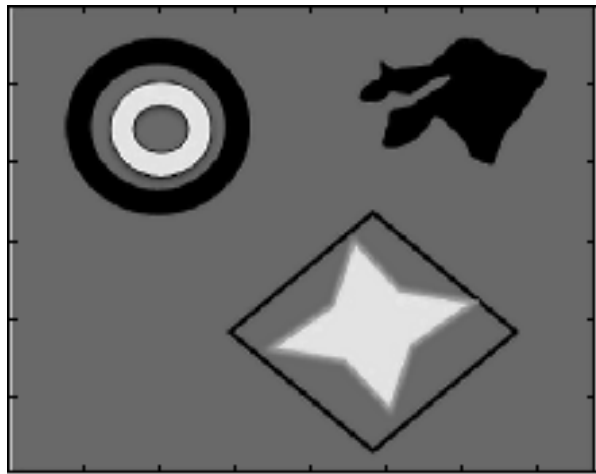
Nagao



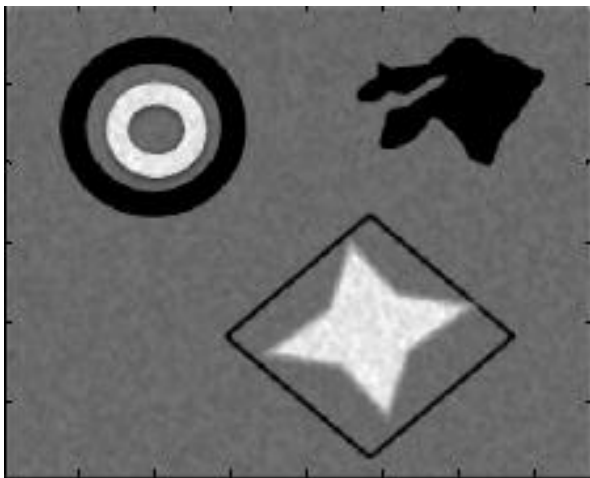
## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



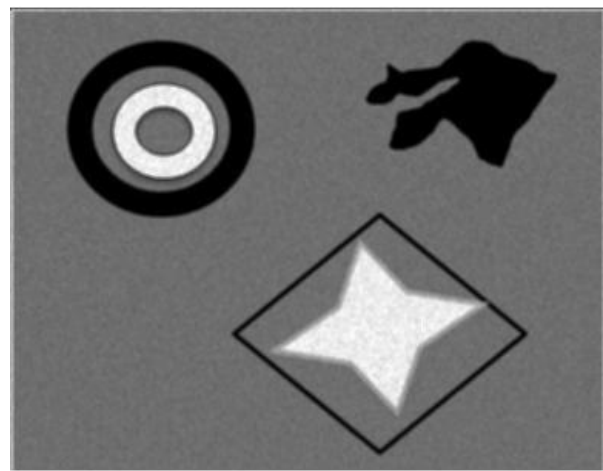
Homomorphique



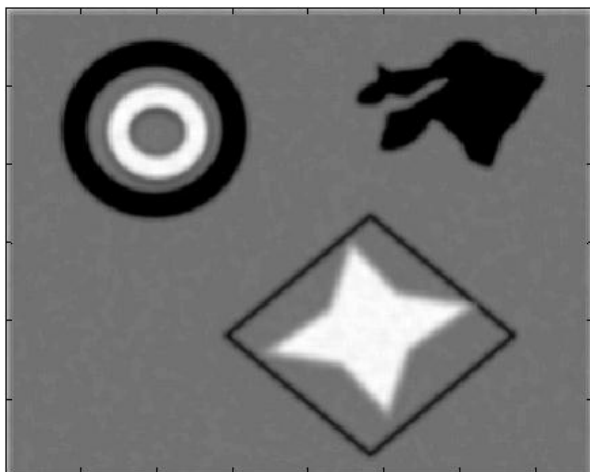
Wiener



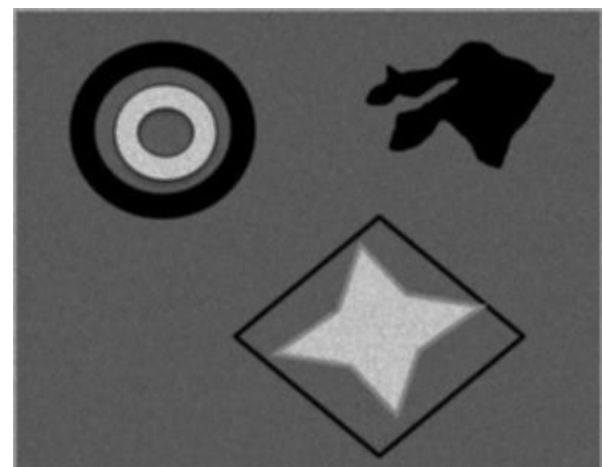
Médian



Kuan

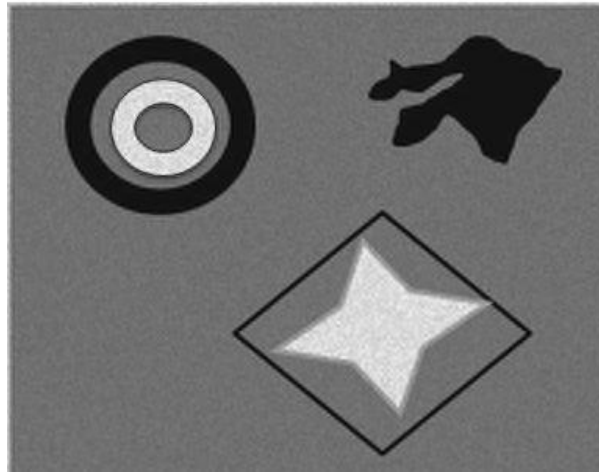


Frost



Lee

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



Ondelettes

Figure II.13 : Résultats de différents filtres sur une image de synthèse.

Image de synthèse	fenêtre	Entropie (image originale)	Entropie (image bruité)	Entropie (image filtrée)	Psnr	SSIM	RMSE	Err3	Err4
Frost	-	2.5499	5.8562	4.1282	26.591	0.6533	10.9555	15.3862	20.1823
Lee	-	2.5499	5.8562	4.9592	29.335	0.7959	10.4988	13.7235	17.4684
Kuan	-	2.5499	5.8562	5.0147	27.098	0.7047	10.280	16.4802	24.4540
Perona_Malik	-	2.5499	5.8562	0.6024	35.126	0.9500	3.8560	5.5173	7.0947
Nagao	-	2.5499	5.8562	0.4954	30.776	0.7655	7.1147	9.2675	13.1408
Homomorphique	-	2.5499	5.8562	4.4904	7.286	0.0608	95.091	101.7032	108.7279
Wiener	[5 5]	2.5499	5.8562	0.4423	39.783	0.9830	2.2556	3.2631	4.1926
Médian	[5 5]	2.5499	5.8562	4.8281	26.046	0.8985	10.9684	19.5808	27.5051
ondelette	-	2.5499	5.8562	0.5462	30.959	0.7706	6.8526	8.6201	10.3950

Tableau II.3 : Statistiques des résultats des filtres sur l'image de synthèse.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

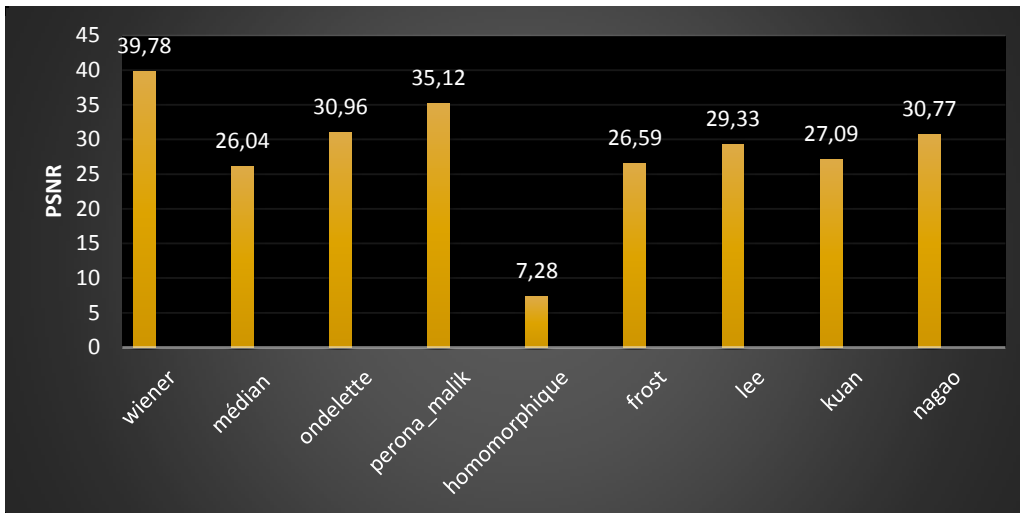


Figure II.14 : Variation du PSNR des différents filtres testés sur une image de synthèse.

### Etude comparatifs des filtres sur une image de synthèse :

Pour comparer les résultats montrés dans la figure II.13, il faut observer :

- le lissage des zones homogène.
- la préservation des contours.

Et à partir du tableau II.3 et la figure II.14, nous pouvons faire les observations suivantes :

– les filtres de Lee, Frost et Kuan filtrent relativement bien les zones de réflectivité homogène. Dont on a remarqué qu'il n'existe pas une grande différence entre la valeur du Psnr de ces filtres qui est d'environ 28 dB ; car ils dépendent des calculs des statistiques locales (moyenne et la variance) de chaque fenêtré de l'image.

Le filtre de Lee est meilleur que le filtre de Frost et de Kuan aux niveaux de la réduction de Speckle et la préservation des contours.

– Le filtre homomorphique aboutit à un résultat très loin de l'image initiale et donnent des résultats décevant.

La valeur du PSNR est aux alentours de 7.28 dB, donc ce filtre présente le score le plus faible par rapport aux autres filtres.

– le filtre médian préserve au maximum les contours. Avec une valeur de PSNR égale à 26.04 dB.

– Celui de Nagao délimite au mieux les contours, lisse bien les zones homogènes ; cependant le bruit du Speckle a été réduit d'une façon remarquable au niveau de l'image obtenu après filtrage.

La valeur de Psnr est de 30.77dB, alors ce dernier est considérée mieux performant que les filtres dont on a cité auparavant.

– le filtrage par ondelette aboutit à lisser au mieux les zones homogènes de l'image initiale ainsi à présenter des résultats acceptable en terme de PSNR qui se trouve aux alentours de 30.95dB.

– Le filtre de Perona lissent les zones homogènes mais ne préservent pas suffisamment les contours.

Car ce genre de filtre se comporte bien dans l'ensemble mais nécessite un paramétrage très précis (le bon compromis entre la valeur du seuil  $\delta$  et le nombre d'itérations). Un faible écart dégrade complètement le résultat : soit l'image devient floue, soit le bruit n'est pas filtré dans les zones homogènes, il présente une valeur élevée en terme de PSNR (35.12 dB).

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

– On peut remarquer visuellement que le filtre de Wiener a produit l'image la plus nette, tout en préservant les contours importants de l'image initiale ; et a permis un meilleur lissage des zones homogènes, Ce filtre a comme prévu un meilleur score de PSNR (39.78 dB).

### Conclusion :

Donc le meilleur contraste est obtenu par l'algorithme de Wiener.

Un bon filtre doit trouver l'équilibre entre lissage des zones homogènes, préservation des contours, et maintien de la netteté (contraste) et qui se réalise lorsqu'on obtient une valeur de PSNR élevé, une valeur de RMSE faible et une valeur de SSIM proche de 1. Le filtre de Wiener répond à ces attentes dans le cas d'une image de synthèse.

Dans la section suivante, nous étudierons les résultats obtenus à partir de plusieurs images échographiques abdominaux \_pelviens.

### 3. Application des filtres sur des images échographique :

L'interprétation des données médicales nécessite de conserver l'information contenue dans l'image sans la déformer. Pour illustrer ces propriétés, la figure 4.21 présente un extraits des résultats qui sont obtenus à l'aide de différents filtres pour comparer visuellement la préservation des contours les plus importants de l'image initiale et quantitativement certaines mesures afin de juger le filtrage du bruit.

Afin de valider le filtrage, nous mettons en œuvre des tests sur 30 images<sup>1</sup> échographiques réelles de format médicale DICOM.

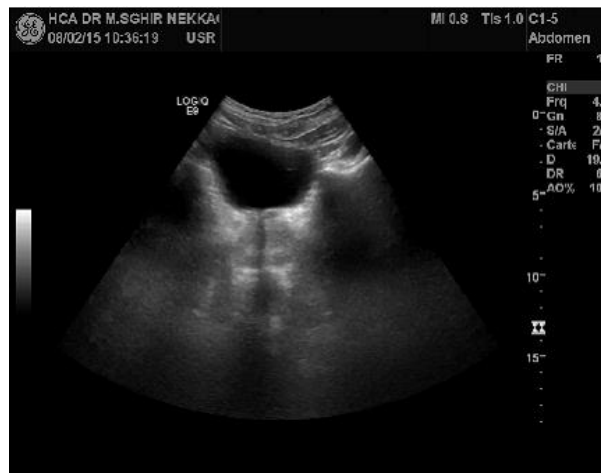


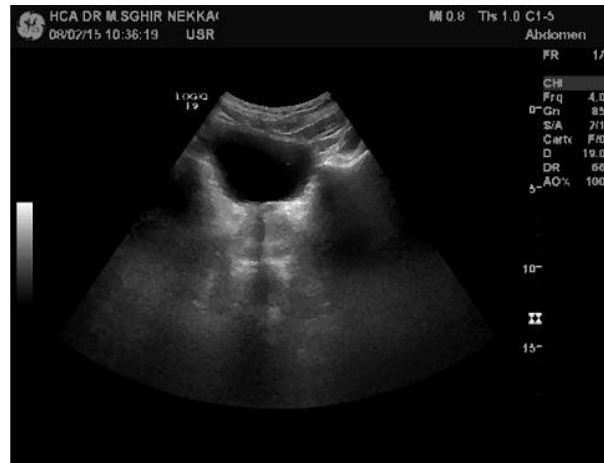
Image originale

<sup>1</sup>Cette image ainsi que toutes les autres images échographiques abdominaux pelviennes nous ont été fournies par l'Hôpital Central de l'Armée ; Dr Mohamed Sghir Nekkache de Kouba, Alger.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



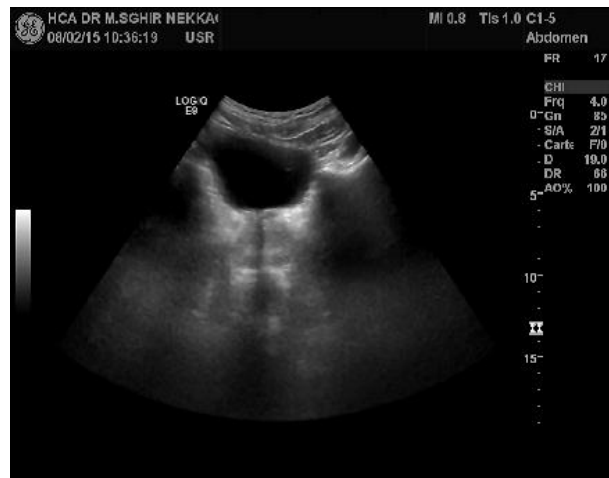
Perona\_Malik



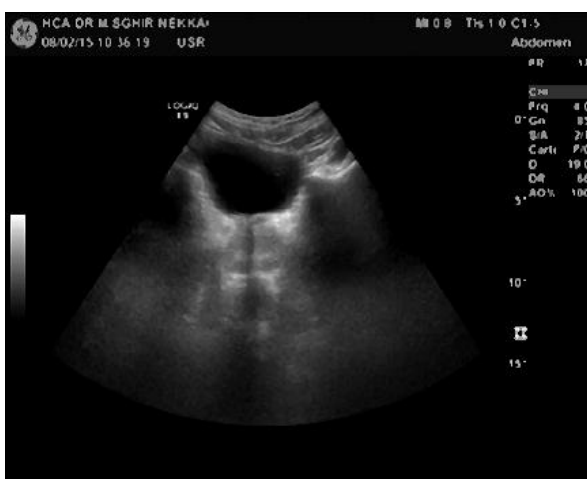
Nagao



Homomorphique



Wiener

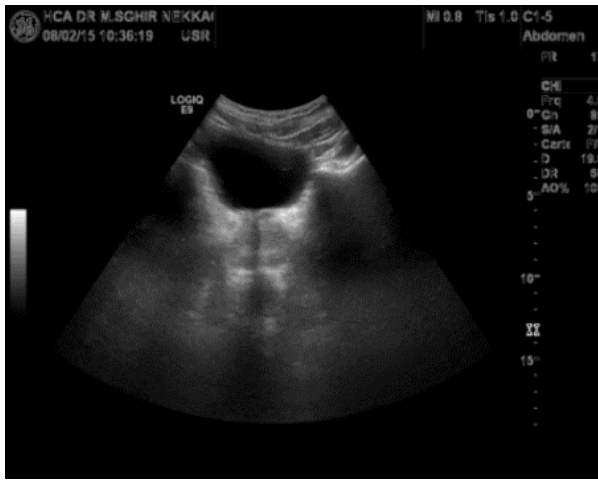


Médian

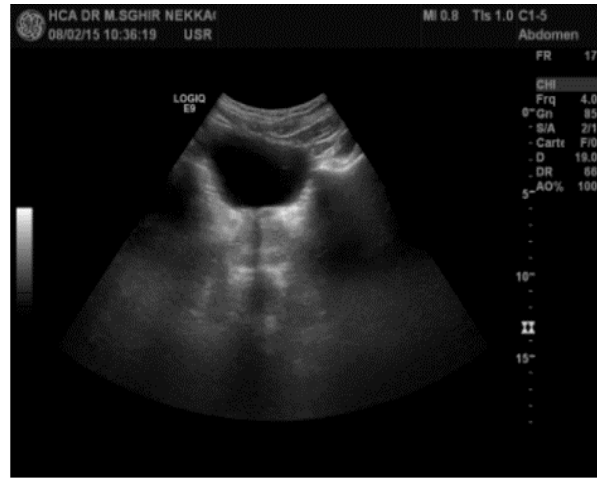


Frost

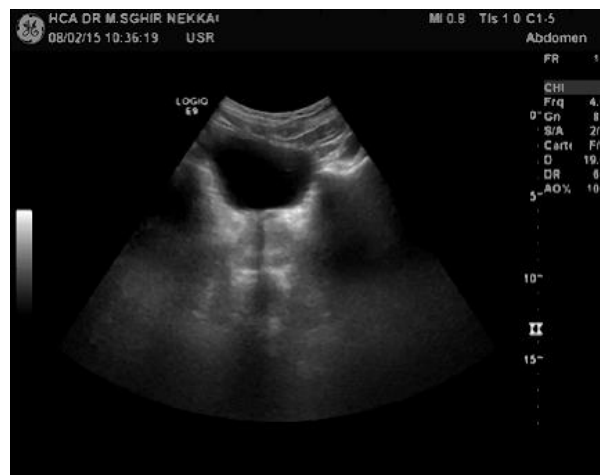
## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



Kuan



Lee



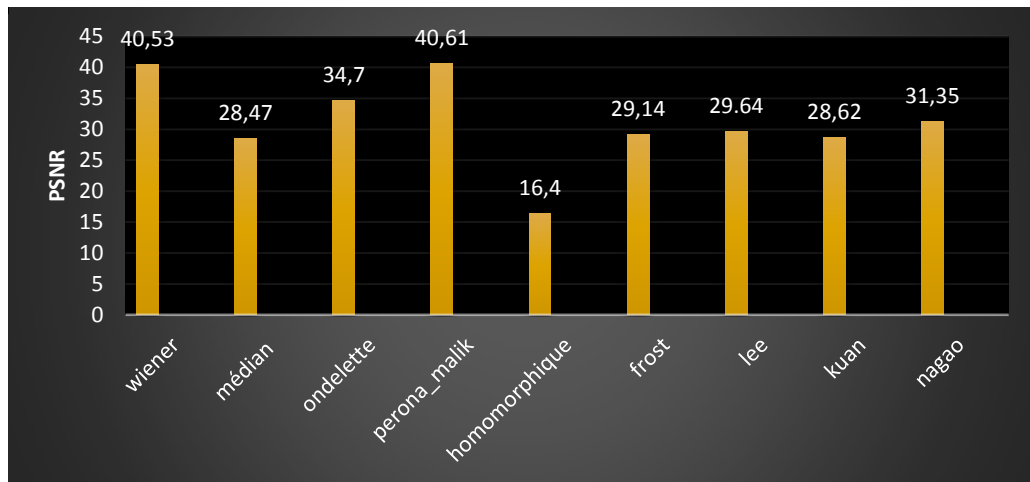
Ondelettes

**Figure II.15** : Résultats des filtres testés sur une image échographique de la vessie et la prostate.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Image de synthèse $\delta=0.01$	fenêtre	Entropie (image originale)	Entropie (image filtrée)	Psnr	SSIM	RMSE	Err3	Err4
Frost	-	3.6452	3.5314	29.146	0.9736	8.8963	15.0245	20.7906
Lee	-	3.6452	2.4872	29.640	0.9639	6.9747	13.6757	20.5569
Kuan	-	3.6452	3.3833	28.628	0.9020	10.2926	21.1083	33.1503
Perona	-	3.6452	1.4882	40.614	0.9577	2.3761	3.4278	4.3957
Nagao	-	3.6452	1.0264	31.358	0.9612	6.8970	16.5585	27.1051
Homomorphique	-	3.6452	3.5100	16.401	0.5647	38.5905	55.3522	69.5379
Wiener	[5 5]	3.6452	1.0706	40.531	0.9542	2.3795	3.4795	4.5837
Médian	[5 5]	3.6452	0.9798	28.473	0.9324	9.6140	21.8102	34.1493
ondelette	-	3.6452	0.9901	34.70	1.00	0.408	0.563	0.635

**Tableau II.4 :** Statistiques des résultats des filtres sur une image échographique de la vessie et la prostate.



**Figure II.16 :** Variation du PSNR des différents filtres testés sur une image échographique de la vessie et la prostate.

### Etude comparatifs des filtres sur une image échographique réelle :

#### 1. Résultats visuels :

La figure II.15, présente des résultats de différents filtres tel que : le filtre de Perana\_Malik ; Nagao ; les ondelettes ; Wiener ; homomorphique ; médian ainsi les filtres adaptatifs comme Lee, Frost et Kuan testé sur une image échographique réelle de la vessie et la prostate.

Cependant, on peut remarquer visuellement que le filtre de Perana\_Malik produit l'image la plus nette tout en préservant les bords des structures de l'image initiale ainsi le filtre de Wiener a donné des résultats presque similaire à celle de Perona en terme de

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

lissage de zones homogènes .les autres filtres on aussi donné des résultats acceptables par contre le filtre homomorphique a présenté des résultats de filtrage assez médiocre. Les résultats du filtrage sont parfois difficilement appréciables directement, pour les mettre en évidence, nous allons procéder à l'évaluation quantitative.

### 2. Résultats quantitatifs :

Le tableau II.4 et la figure II.16, contiennent les résultats quantitatifs des filtres sur une image échographique de la vessie et la prostate.

A partir des résultats obtenus on peut remarquer que :

– les filtres classique de Lee, Frost et Kuan sont moins efficace à cause de la granularité importante du Speckle.

Les résultats quantitatifs des filtres adaptatifs Lee, Frost, Kuan sont très similaires, en effet le filtre de Lee présente la valeur du PSNR la plus élevé et une valeur de RMSE la plus réduite ainsi une valeur du SSIM la plus proche de 1 par rapport à celle de Frost et de Kuan.

– le filtre médian présente notamment un score de PSNR de valeur 28.47dB et une valeur de SSIM assez proche de 1 ainsi la valeur de RMSE égale à 9.61, alors ce filtre performe faiblement sur le filtrage du Speckle des images échographiques.

–Celui de Nagao préserve aux mieux les structures importantes de l'image et présente une valeur de PSNR assez bien qui est de 31.35 dB, ainsi les valeurs de RMSE et SSIM sont assez acceptable.

–pour le filtrage par ondelettes on peut bien remarquer une diminution sévère à propos de la valeur du RMSE par rapport aux autres méthodes testés, ainsi une augmentation du score du PSNR alentour de 34.70 dB avec une valeur de SSIM égale à 1, ce qui révèle un bon filtrage dans les zones homogènes et que l'image initiale et l'image filtrée sont similaires en terme de structure.

Le tableau suivant montre ainsi les limites du filtrage par ondelettes :

Famille d'ondelette	Niveaux 2	Niveaux 4	Niveaux 6
'haar' (Haar)	33.09	31.36	31.30
'db2' (Daubechies)	33.81	31.79	31.70
'db4' (Daubechies)	34.54	31.98	31.88
'sym2' (Symlets)	33.78	31.79	31.70
'sym8' (Symlets)	34.30	32.05	31.95
'bior2.6' (BiorSplines)	33.68	32.69	32.64
'bior5.5' (BiorSplines)	34.57	31.08	30.91
'dmey' (DMeyer)	34.08	31.82	31.74
'coif3' (Coiflets)	33.48	32.14	31.05
'rbio3.9' (ReverseBior)	36.03	31.47	31.21

**Tableau II.5 :** L'influence de l'ondelette utilisé et le niveau de décomposition sur les résultats de PSNR.



## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

### Interprétation :

le tableau II.5, présente les résultats quantitatifs de la valeur du PSNR de différentes familles d'ondelettes selon différents niveaux de décomposition sur une image échographique réelle dans le but d'étudier le comportement de ces types d'ondelettes ainsi que l'influence du niveau de décomposition vis-à-vis au débruitage du bruit du Speckle.

D'après les résultats obtenus nous avons remarqué que lorsque le niveau de décomposition augmente la valeur du PSNR diminue ce qui signifie que pour obtenir des meilleurs résultats pour le filtrage du bruit du Speckle il faut faire le bon choix de l'ondelette et du niveau de décomposition.

– le filtre de diffusion de Perona\_Malik est mieux adapté aux images échographiques. On peut notamment contrôler le seuil du gradient ; le nombre d'itérations. Cependant tout contour est préservé et les zones homogènes sont lissées au maximum et le filtrage du Speckle est aussi mieux appréciable.

On peut ainsi faire les constats suivants :

- L'algorithme de Perona\_Malik présente le score du PSNR le plus élevé 40.61 dB, et une valeur la plus faible de RMSE qui est égale à 2.37 avec une valeur de SSIM qui est environ 0.95 ; inversement au filtre homomorphique qui présente des résultats assez faibles en termes de tous paramètres quantitatifs calculés (la valeur du PSNR est aux alentours de 16.40 dB, la valeur de RMSE est la plus élevée qui est de 38.59 et la valeur de SSIM est trop loin de 1 et qui vaut 0.56) ce qui signifie que ce filtre ne présente aucune performance vis-à-vis au filtrage du Speckle.
- Le maximum d'information est évidemment contenu dans l'image initiale qui a une valeur d'entropie plus haute que celle de l'image filtrée ; Ceci explique que l'image filtrée devrait être peu différente par rapport à celle de l'image initiale alors ce qui prouve le fait d'une réalisation d'un lissage de zones homogènes et élimination de granularité du Speckle sans modifier les détails importants contenus dans l'image, qui se traduit par un index de similarité SSIM trop proche de 1.

Globalement on retrouve des résultats presque similaires entre le filtre de Perona\_Malik et de Wiener en termes de PSNR qui se présente aux alentours de 40.60dB et aussi les valeurs de RMSE et SSIM.

Mais le filtre de Wiener performe mieux en temps d'exécution par rapport à celui de la diffusion de Perona\_Malik.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Expérimentation sur quelques images échographiques :



Image originale



Perona\_Malik



Nagao



Homomorphique



Wiener

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



Médian



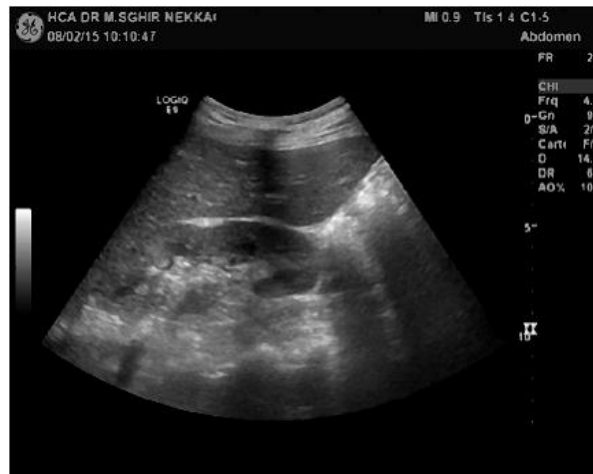
Frost



Kuan



Lee



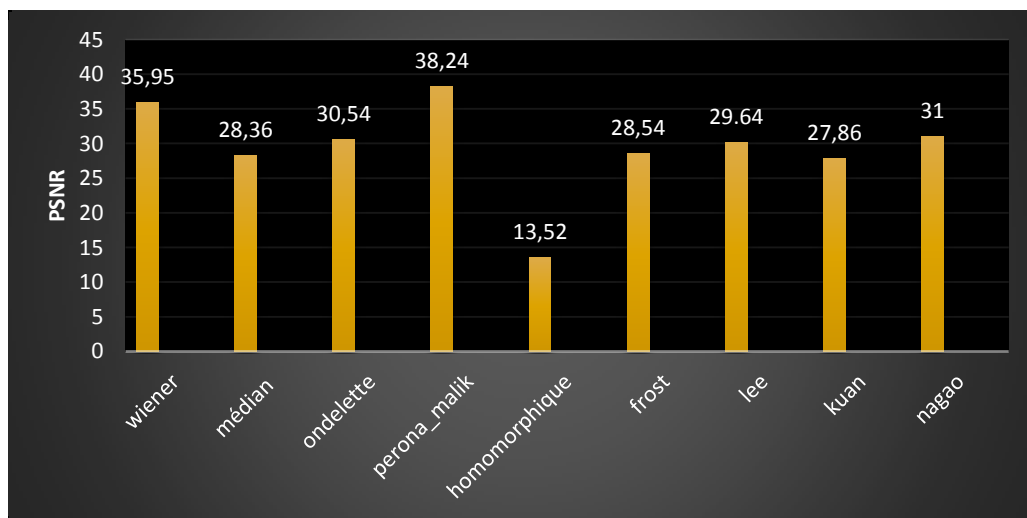
Ondelette

Figure II.17 : Résultats de filtrage testé sur une image échographique de foie et rein droit.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Image de synthèse $\delta = 0.01$	fenêtre	Entropie (image originale)	Entropie (image filtrée)	Psnr	SSIM	RMSE	Err3	Err4
Frost	-	4.1142	3.9927	28.549	0.8345	9.5291	15.2682	20.8277
Lee	-	4.1142	2.9949	30.151	0.9061	7.0712	13.5811	20.4379
Kuan	-	4.1142	3.8397	27.867	0.8928	10.3075	20.9299	32.9207
Perona	-	4.1142	1.4257	38.249	0.9452	3.1194	4.3374	5.3598
Nagao	-	4.1142	1.0103	31.005	0.9501	7.1823	16.4524	26.8707
Homomorphique	-	4.1142	3.9761	13.526	0.5196	53.7317	70.4539	83.4164
Wiener	[5 5]	4.1142	1.0437	35.954	0.9082	4.0629	5.7412	7.2393
Médian	[5 5]	4.1142	0.9949	28.368	0.9155	9.7307	21.5405	33.7669
ondelette	-	4.1142	0.9501	30.54	1.00	0.6311	0.667	0.784

**Tableau II.6 :** Statistiques des résultats des filtres sur une image échographique de foie et rein droit.



**Figure II.18 :** Variation du PSNR des différents filtres testés sur une image échographique de foie et rein droit.

D'après les tableaux II.3 et II.5, nous avons remarqué que les résultats sont presque similaires pour 30 images échographiques réelles testées, d'où le filtre de Perona\_Malik a présenté des performances remarquable à propos de l'élimination du bruit du Speckle, du lissage des images échographiques et préservation de contours dont la valeur du PSNR est la meilleurs par rapport aux autres filtres utilisés.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Autres exemples de filtrage des images échographiques :

Image1 :



Image originale



Perona\_Malik



Nagao



Homomorphique



Wiener

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



Médian



Frost



Kuan



Lee



Ondelette

Figure II.19 : Résultats de filtrage testé sur une image échographique du foie.

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

Image2 :



Image originale



Perona\_Malik



Nagao

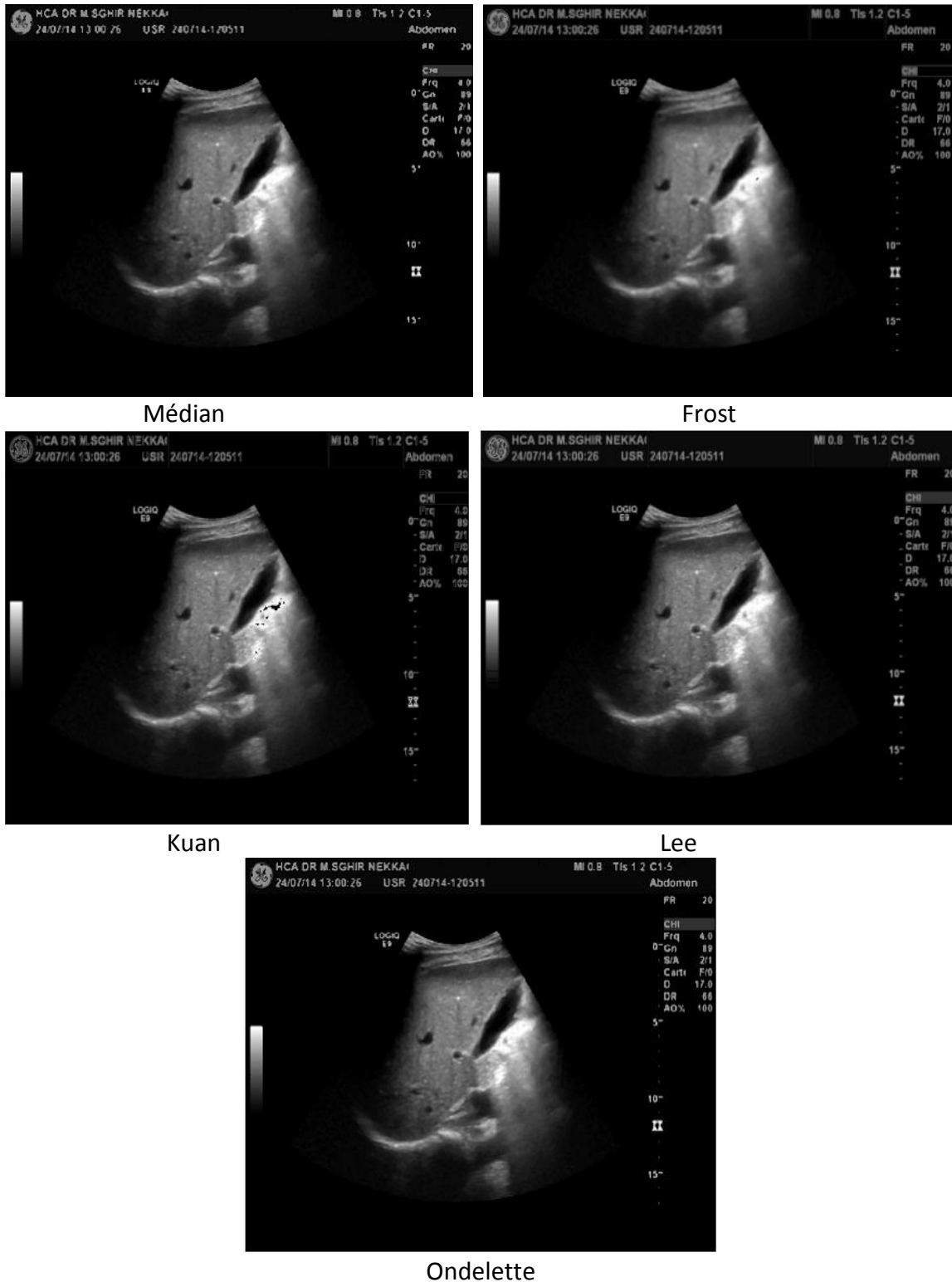


Homomorphique



Wiener

## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.



**Figure II.20** : Résultats de filtrage testé sur une image échographique du foie et de la vésicule biliaire.

D'après les observations visuelle et les résultats quantitatifs nous avons constaté que la meilleure méthode du filtrage de Speckle dans les images échographiques est celle présentant un score élevé en termes de PSNR, ainsi que la valeur la plus faible de RMSE, Err3

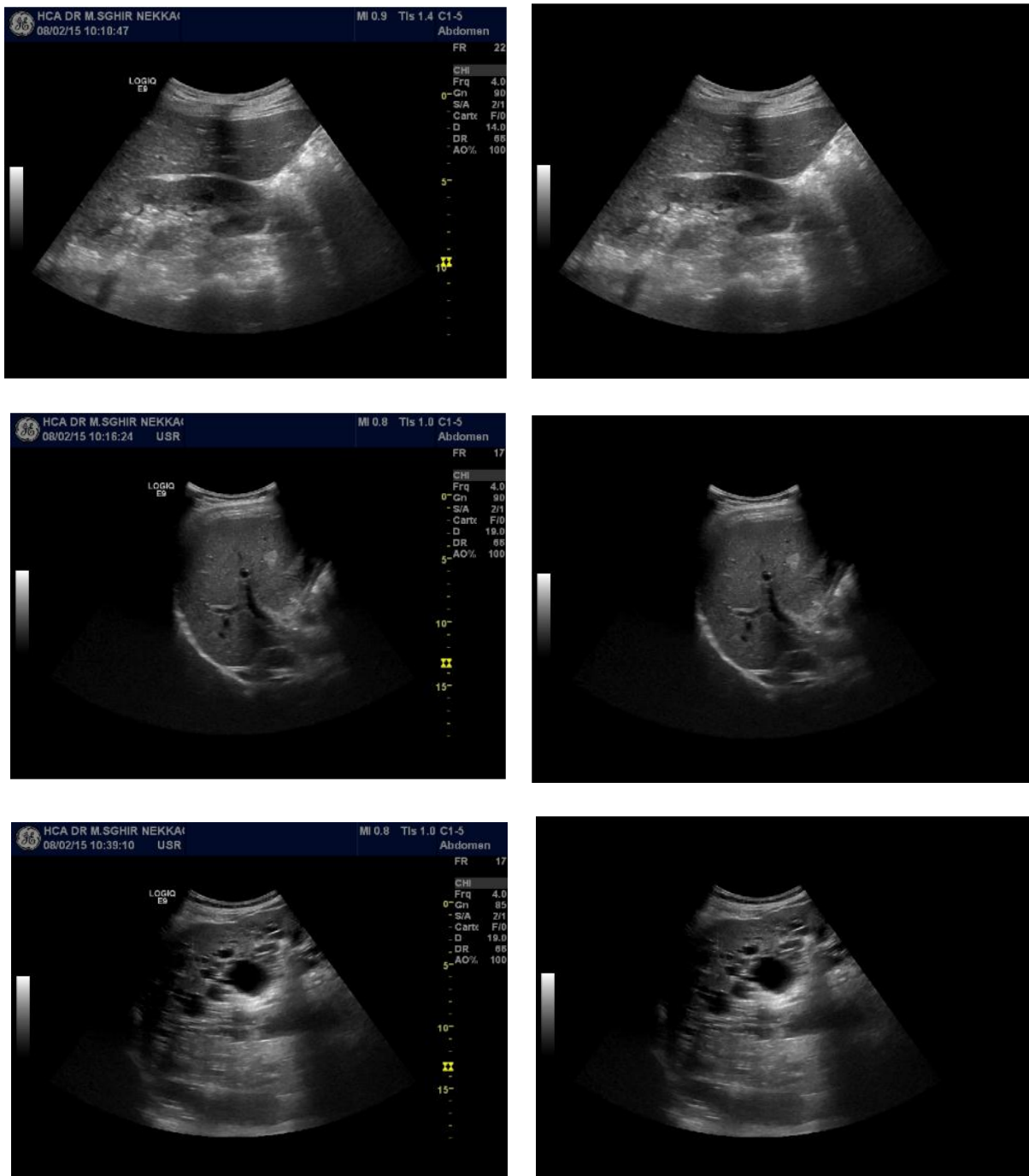


## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

et Err4 avec une valeur de SSIM égale à 1, ainsi il faut que l'entropie de l'image filtrée soit la plus proche de l'entropie de l'image initiale.

### Remarque :

Comme les images échographiques réelles contiennent des renseignements sur le patient (comme : le nom ; prénom ; l'âge) ainsi sur l'hôpital et des annotations sur le type d'organes ou de pathologies contenus dans ces images, un prétraitement de plus a été effectué pour l'élimination de toute information inutile afin de procéder à l'étape de segmentation, les résultats obtenus sont montrés dans la figure (II.21) ci-dessous :



## Chapitre 2 : le filtrage des images échographiques.

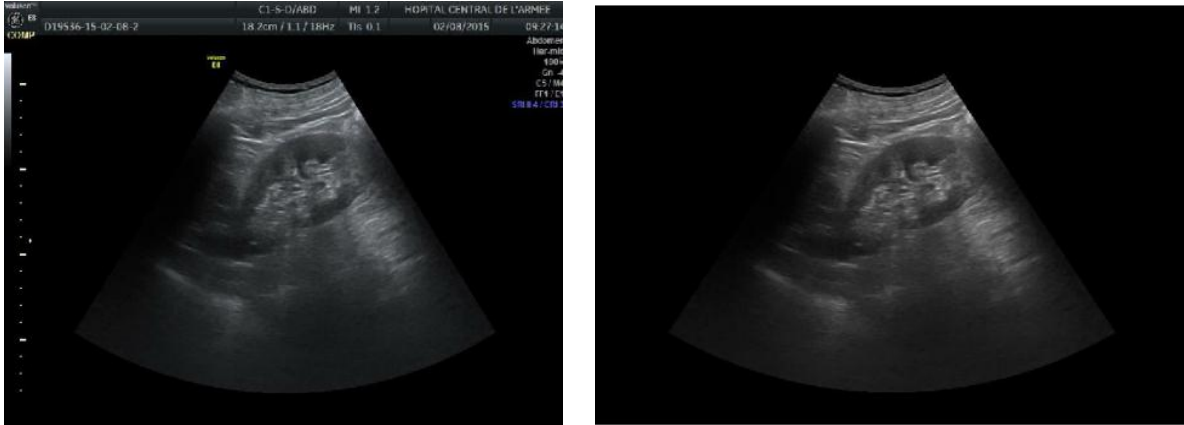


Figure II.21 : Quelques exemples des résultats obtenus après l'opération de prétraitement.

### Conclusion :

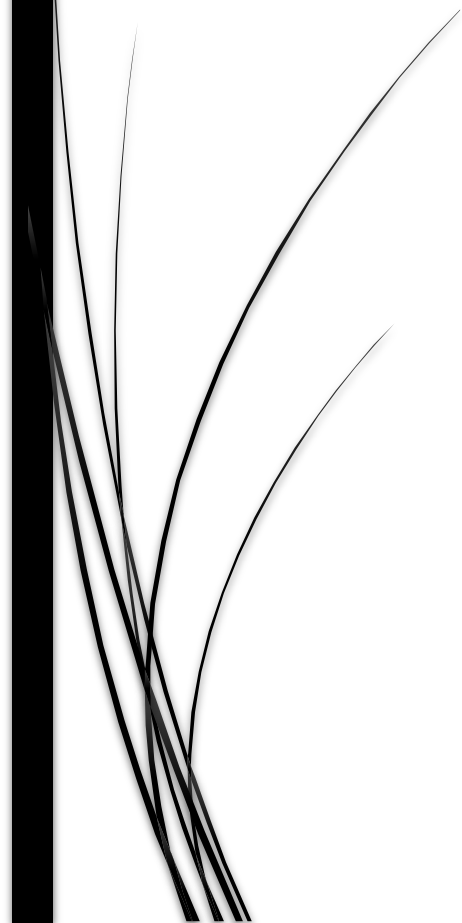
Dans ce chapitre nous avons proposé des techniques de filtrage pour une préservation plus précise des structures de l'image et un meilleur filtrage.

Nous avons présenté des résultats visuels et quantitatifs sur une image de synthèse et des images échographiques réelles afin de comparer de nombreux filtres utilisés couramment pour le bruit du Speckle.

Il est communément admis que le pré-filtrage permet d'améliorer les résultats de la segmentation. Dans le cadre des images échographiques affectées par du Speckle, et à partir des résultats obtenus, la diffusion anisotrope est souvent préférée aux autres filtres dont on cité dans la section 1 de ce chapitre. Ceci s'explique par le fait que cette technique est mieux adaptée : le lissage est contrôlé et progressif, isotrope dans les zones de réflectivité homogène et anisotrope sur les contours.

A thick black vertical bar runs down the left side of the page. An orange arrow points from the right edge of this bar towards the text.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques



## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### I) Introduction :

Le filtrage de l'image échographique n'est pas une fin en soi, c'est une étape permettant d'améliorer les résultats de la segmentation [1], [2].

La connaissance précise du volume, de la forme et de la position d'un organe ou d'une lésion est souvent primordiale dans le diagnostic et le traitement de nombreuses pathologies [3] [4]. Pour ce faire, la mise en place d'outils permettant de déterminer de façon automatique ou semi-automatique [5] le contour des organes ou lésions apparaît comme nécessaire.

En traitement d'image, la segmentation est un processus de bas niveau consistant à séparer l'image en zones homogènes appelées régions [6]. Cette séparation se fait selon un ou plusieurs critères de similarité (le niveau de gris par exemple) et de proximité spatiale.

Ce chapitre se décompose comme suit. Dans la première section, nous allons effectuer une brève revue des techniques employées en traitement d'image afin de segmenter des images échographiques. Dans la section 2, nous développons une technique de segmentation adaptée à ce type d'images ainsi nous regroupons les différentes expérimentations et les résultats obtenus.

### II) Section 1 : les différentes méthodes de segmentation.

#### 1. Méthodes de segmentation :

La segmentation se divise en deux approches : approches de détection de similarités ; approches de détection de discontinuités.

##### 1.1. Détection de similarités :

Les approches régions cherchent quant à elles, à détecter les zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité et vérifiant un critère d'homogénéité et de similitude. Parmi les approches régions, on distingue le seuillage, les méthodes de classification, la croissance de régions et la division-fusion [7].

##### 1.1.1. le seuillage :

Cette méthode est probablement la méthode la plus simple parmi les méthodes de segmentation. Un seuil est choisi pour créer une partition binaire des intensités des points. Tous les points ayant une intensité supérieure au seuil sont regroupés dans une classe et ceux ayant une intensité inférieure au seuil sont placés dans une autre classe [8]. Les seuils peuvent être fixes ou calculés en fonction de l'image. Dans ce cas, la méthode la plus courante consiste à calculer les seuils à partir de l'histogramme de l'image.

Bien que simple, cette méthode est très efficace pour la segmentation d'images ayant un très bon contraste entre les régions. Elle est généralement utilisée comme une première étape vers une segmentation.

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

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

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### 1.1.1.1. Seuillage global :

Le seuillage manuel consiste à choisir un seuil arbitraire ; L'approche la plus simple est celle où on ne fait intervenir qu'un seuil (on dira 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.

### 1.1.1.2. Seuillage local (adaptatif) :

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

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

T= moyenne des intensités calculée sur un voisinage de chaque pixel.

T= valeur médiane

T= (Min +Max)/2

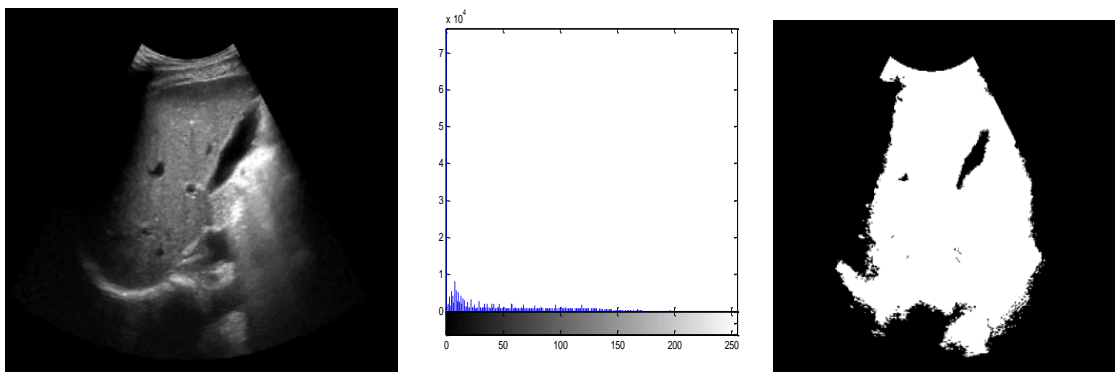
### 1.1.1.3. Seuillage automatique (dynamique) :

Le seuillage dynamique consiste à déterminer automatiquement le seuil S qui sépare le fond de la forme.

On peut classer les méthodes de seuillage automatique en plusieurs catégories :

- ✚ Seuillage par détection de vallées.
- ✚ Méthode d'Otsu.
- ✚ Seuillage entropique.
- ✚ Maximisation du contraste.

**Résultats de l'implémentation de l'algorithme :**



**Figure III.1 :** segmentation de la vésicule biliaire dans une échographique à partir de son histogramme.

#### **Interprétation :**

A partir des résultats obtenus nous avons remarqué que le seuillage seule ne permet pas d'obtenir des résultats satisfaisant pour la segmentation de la vésicule biliaire dans les images échographique, mais on peut l'utiliser comme une étape de traitement pour effectuer la segmentation comme il a été démontré dans la partie de la segmentation par morphologie mathématique.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### 1.1.2. La Croissance de région :

En ce qui concerne cette approche. Elle consiste à extraire une zone d'intérêt d'une image en faisant croître une région à partir d'un ou de plusieurs germes constituant un sous-ensemble de la zone recherchée.

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.

Un inconvénient majeur de cette méthode est la nécessité du choix d'un point de départ (germe) pour construire la région d'intérêt (Agrégation de pixels) [9].

Les algorithmes de croissance de régions sont fondés sur l'agrégation progressive des pixels à partir d'un point initial appelé « germe », selon un critère. Les points voisins du germe sont successivement examinés ; s'il vérifie le critère d'agrégation, ils sont inclus à la région et deviennent à leur tour un germe ; dans le cas contraire, ils sont rejetés .

Cette méthode s'avère efficace pour la segmentation de régions homogènes et inadaptée à la segmentation de structures possédant de fortes inhomogénéités comme dans le cas des images échographiques.

#### Algorithme de croissance de région :

-----

- crée la liste R des points de départs
- crée la liste N des pixels I (i, j) voisins de la région R

Pour chaque pixel I (i, j) dans la liste (N)

- Si N n'est pas associé à une région R
- Et  $(N_i + R)$  est homogène alors :
  - Ajouter le  $N_i$  dans la région R
  - Récalculer la valeur moyenne R
  - Vérifiant les pixels voisins.

Fin

Fin Pour

-----

### 1.1.3. Classification :

Les méthodes de classification ont pour but de séparer différentes zones homogènes d'une image, afin d'organiser les objets en groupes (*clusters*) selon certaines propriétés (intensité, couleur, texture, etc.), une région est alors formée de pixels connexes appartenant à une même classe [10].

Il existe plusieurs méthodes de classification non supervisées les plus usuels sont la méthode des K\_Means, l'algorithme Fuzzy C-Means (FCM).

#### 1.1.3.1. K\_Means :

Cet algorithme de clustering est le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K cluster. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés.

### Algorithme de croissance de région :

---

Entrer K classes, centre C de classes, N données, partition initiale.

Sortie : partition finale.

Initialiser les centres C en choisissant aléatoirement K parmi les N pixels :

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

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

$i=1, \dots, N$  et  $K=1, \dots, K$  ;  $t=1$  ;

Répéter

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

$$NC = \frac{\sum x_i - v_j}{2}$$

Calculer la nouvelle partition  $U(t)$

$t=t+1$  ;

---

### **1.1.3.2. Fuzzy C-Means (FCM) :**

Cet algorithme est une extension de l'algorithme des K\_Means en introduisant une notion de flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque pixel. Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé.

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

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance ;
2. Le calcul des centroïdes des classes ;
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des centroïdes ;
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non convergence de critère [11].

### **Résultats de l'implémentation de l'algorithme :**

- Pour détecter la région d'intérêt tout d'abord nous avons appliqué une étape de prétraitement dont on a utilisé le filtre de diffusion anisotropique afin d'éliminer le bruit tout en préservant les contours ainsi améliorer l'homogénéité des objets comme il a été démontré dans la section 2 du chapitre 2, puis nous avons appliqué l'algorithme de la méthode des FCM comme il est montré dans la figure ci-dessous.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.



Image originale

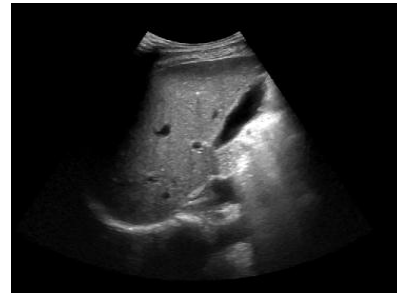


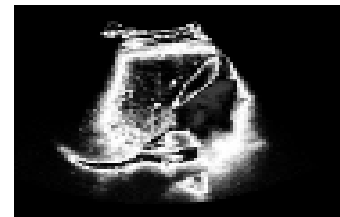
Image filtrée



Classe 1



Classe 2



Classe 3

**Figure III.2 :** résultats de l'application de l'algorithme de la méthode des Fuzzy C-Means sur une image échographique du foie et la vésicule biliaire.

- Pour effectuer par la suite l'étape de segmentation nous avons choisi de travailler sur la classe 1.



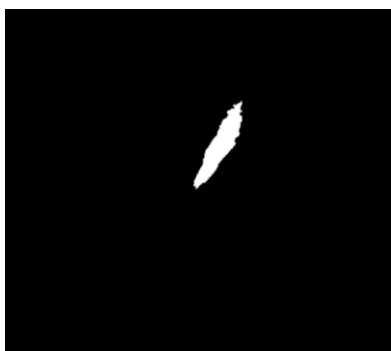
(a)Seuillage de la classe 1



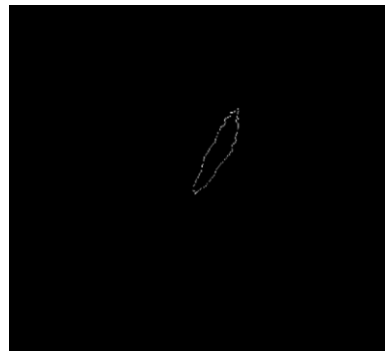
(b) remplissage des trous



(c) soustraction entre a et b



(d) extraction du ROI



(e) détection de contour de ROI



(f) segmentation de la VB

**Figure III.3 :** segmentation de la vésicule biliaire sur une image échographique par la méthode des Fuzzy C-Means.



## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### Interprétation des résultats :

L'application seule de l'algorithme du Fuzzy C-Means ne permet pas la segmentation finale de la vésicule biliaire par rapport au foie dans l'image échographique, de ce fait nous avons appliqué une suite d'opérations comme il est montré dans la **figure III.3** :

- En premier temps, nous avons appliqué un seuillage sur l'image de la classe 1 (a), pour avoir une extraction meilleure de la région d'intérêt on doit choisir un seuil parfait. suivi d'une opération de remplissage de trous (b).
- Ensuite, nous avons appliqué une soustraction (c) entre l'image (a) et l'image (b) afin d'éliminer les zones contrastées.
- Puis, un filtrage surfacique (d) a été appliqué afin d'éliminer les petites taches claires de l'image.
- Ainsi, on relie la détection de contour de la région ROI (e) pour effectuer la superposition de cette dernière sur l'image originale ; enfin la segmentation de la vésicule biliaire a été effectuée (f).

### 1.2. Détection de discontinuités :

Les approches contours cherchent à extraire les contours présents dans l'image, en se basant sur l'étude des changements abrupts (brusque, rapide) de la fonction de luminance ou sur la discontinuité des propriétés des ensembles [12].

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables (contour actif, level set), ont l'avantage par rapport aux méthodes dérivatives (comme l'opérateur de gradient, l'opérateur laplacien, les filtres de (Sobel [13], Prewitt [14], Roberts[15]) ou bien des approches reposant sur des critères d'optimalité comme les filtres de Canny-Deriche [16], de fournir des contours ou surfaces fermés [17].

#### 1.2.1. Les Contours actifs (Snakes) :

Les contours actifs constituent le premier exemple notable des modèles déformables.

Historiquement, ils ont été introduits par Kass, Witkin et Terzopoulos en 1988 [18].

Un snake est une courbe fermée ou non (C), qui se déforme par itérations successives afin de converger vers le contour réel. L'évolution du modèle déformable est régie par la minimisation d'une équation d'énergie (E(C)). Cette évolution s'arrête grâce à un critère d'arrêt correspondant à une condition de stabilité.

La méthode de détection des contours actifs nécessite l'initialisation d'une ligne de contour en entourant la zone des objets à détecter. La segmentation est réalisée à travers un processus de minimisation d'une énergie notée E exprimée par :

$$E(C) = E_{int}(C) + E_{ext}(C) + E_{img}(C) \quad (2.1)$$

Le contour actif est assimilé à une courbe C représentée selon les notations suivantes :

$$C = \{v(s, t) = (x(s, t), y(s, t)), s \in [a, b] \text{ et } t \in [0, T]\} \quad (2.2)$$

Où a et b désignent les extrémités (fixes, mobiles, confondues ou non) du contour, S désigne l'abscisse curviligne le long du contour, T indique le transposé du vecteur et v(s,t) désigne le point courant.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

On attribue au contour une élasticité (que l'on contrôle à l'aide du paramètre  $\alpha$ ), et une résistance (que l'on contrôle à l'aide du paramètre  $\beta$ ).

### 1.2.1.1. L'énergie interne :

L'énergie interne sert à maintenir une certaine topologie cohérente du contour, en empêchant des nœuds individuels sur le contour de se balader trop loin de leurs nœuds voisins. Le but est de limiter l'influence des effets externes sur la déformation du contour et contrôle l'aspect physique de la courbe.

$$E_{interne} = \alpha \int_a^b \left[ \frac{\partial V(s,t)}{\partial s} \right]^2 ds + \beta \int_a^b \left[ \frac{\partial^2 V(s,t)}{\partial s^2} \right]^2 ds \quad (2.3)$$

Terme agissant sur la longueur (raideur) de C

Terme agissant sur la Courbure (élasticité)

Le choix des paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  impose les caractéristiques de déformation du contour ; où leurs valeurs seraient trop petites par rapport aux autres termes de la fonction d'énergie interne, le système pourrait devenir instable et la courbe se déplace de façon erratique.

### 1.2.1.2 L'énergie externe :

C'est une énergie qui exprime des contraintes supplémentaires qui peuvent être imposées par l'utilisateur pour obtenir le contour qu'il veut. Elle sert à introduire des informations de haut (points de contrôle, frontières préalablement détectées). Ceci se traduit par la présence de forces de répulsions en certains points de la courbe ou par la présence de forces d'élasticité simulant l'allongement d'un ressort entre deux points de la courbe.

### 1.2.1.3. L'énergie image :

L'énergie de l'image est liée aux informations contenues dans l'image. Elle assure la convergence du contour actif en l'attirant vers la frontière recherchée, il s'agit donc de détecter des contours, on s'intéresse alors aux lignes de fort gradient :

$$E_{image} = -k \int_a^b |\nabla I(V(s, t))|^2 ds \quad (2.4)$$

Où :  $I$  : image à traiter ;  $k$  : coefficient de pondération.

$\nabla I$  : représente le gradient de l'image au voisinage de la courbe  $V(s, t)$

Un minimum d'énergie sera atteint si la courbe passe par les points de gradient maximal de l'image. Le signe négatif indique que les gradients les plus grands minimiseront cette énergie et attireront le Snake.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### 1.2.1.4. Processus de minimisation de la fonction d'énergie :

Pour faire évoluer le contour actif vers le minimum de la fonctionnelle, nous devons dériver la fonctionnelle puis en déduire l'équation aux dérivées partielles (EDP) qui fera évoluer le contour vers la région qui correspond, idéalement, au minimum de la fonctionnelle. Notons que toutes les méthodes de contours actifs ne cherchent pas à minimiser une fonctionnelle, certaines introduisent directement l'EDP pour faire évoluer le critère. L'énergie E totale peut s'écrire comme suit :

$$E(C) = \underbrace{\alpha \int_a^b \left[ \frac{\partial V(s,t)}{\partial s} \right]^2 ds + \beta \int_a^b \left[ \frac{\partial V^2(s,t)}{\partial s^2} \right]^2 ds}_{\text{Energie Interne}} - \underbrace{k \int_a^b |\nabla I(V(s,t))|^2 ds}_{\text{Energie Image}} \quad (2.5)$$

Exemple :

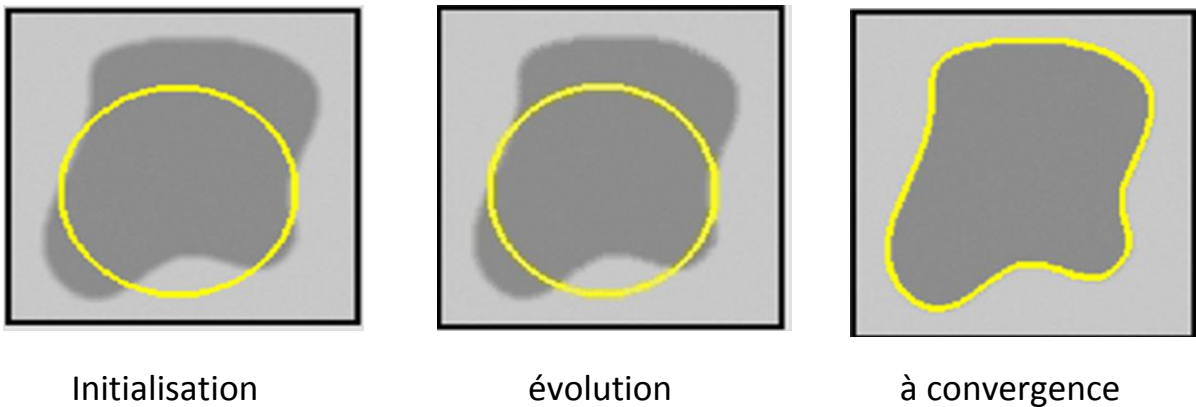


Figure III.4 : exemple de l'évolution ainsi que la convergence de la méthode par contour actif.

### 1.2.1.5. Inconvénient des contours actifs :

Les contours actifs, comme toutes les méthodes de détection de contour, présentent des limites :

- Les contours actifs sont connus pour leur sensibilité à l'initialisation et leurs temps de convergence longs.
- une grande sensibilité au bruit. Ainsi, leur évolution est plus délicate dans des images complexes telles que les images texturées.
- La difficulté de choisir les paramètres  $\alpha$ ,  $\beta$ .
- Initialisation manuelle, donc le contour actif à besoin d'être initialisé il est ensuite autonome dans sa recherche de l'état de l'énergie minimale.

Il y a deux approches principales qui existent pour la mise en œuvre des contours actifs.

- ✚ une approche explicite définit le contour directement à partir des paramètres.
- ✚ Une approche implicite : c'est un modèle de contour non paramétrique (level set).

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### 1.2.2. La méthode des level sets :

Les levels sets ont été présentée par Sethian et Osher [19] en 1988, elles sont basée sur l'idée suivante : on considère une courbe (ou interface) en mouvement comme le niveau zéro d'une fonction de dimension plus élevée. L'idée clé de cette méthode est introduire une fonction continue  $\varphi(x, y): \Omega \rightarrow \mathfrak{R}$  définie sur le plan de l'image .La fonction  $\varphi(x, y)$  est défini comme un contour tel que :

$$C \equiv \{(x, y, t): \varphi(x, y, t) = 0\}. \forall (x, y) \in \Omega \quad (2.6)$$

La fonction du Level set initiale peut être donnée par la distance signée du contour initiale comme suit :

$$\varphi_0(x, y) \equiv \{\varphi(x, y): t = 0\} = \mp D((x, y), P_{x,y}(C_0)), \forall (x, y) \in \Omega \quad (2.7)$$

Où :  $\pm D(x, y)$  indique une distance signée entre  $x$  et  $y$ , et  $P_{x,y}(C_0)$ , désigne le plus proche pixel voisin sur le contour initial  $C_0 \equiv C(t = 0)$  à partir de  $(x, y)$ .

La déformation du contour est généralement représentée sous la forme numérique d'une EDP (équation aux différences partielles). Une formulation de l'évolution du contour en utilisant la valeur absolue du gradient de  $\varphi(x, y)$  a été initialement proposée par Osher et Sethian [19] :

$$\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial t} = |\nabla \varphi(x, y)| (\vartheta + \varepsilon k(\varphi(x, y))) \quad (2.8)$$

Où :

$\vartheta$  Désigne une constante de vitesse pour pousser ou tirer le contour,  $\varepsilon$  contrôle l'équilibre entre la régularité et la robustesse de l'évolution du contour,  $k$  désigne la courbure moyenne de la fonction du Level set  $\varphi(x, y)$  donnée par :

$$k(\varphi(x, y)) = \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{\|\nabla \varphi\|} \right) = \frac{\varphi_{xx}\varphi_y^2 - 2\varphi_x\varphi_y\varphi_{xy} + \varphi_{yy}\varphi_x^2}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}} \quad (2.9)$$

Où :

$\varphi_x$  et  $\varphi_{xx}$  désignent la première et la seconde dérivée partielle de  $\varphi(x, y)$  par rapport à  $x$ ,  $\varphi_y$  et  $\varphi_{yy}$  désignent la première et la seconde dérivée partielle de  $\varphi(x, y)$  par rapport à  $y$ .

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### Algorithme de la méthode des levels sets :

---

#### Entrées :

I Image initiale

$\mu$  Paramètre de régularisation

$\gamma$  Constante de proportionnalité

$\Delta t$  Le pas dans le temps

Iter\_Num Nombre d'itérations

$v$  Constante de vitesse

#### Initialisation :

- D : fonction distance :  $\varphi_0(x, y) \equiv \{\varphi(x, y) : t = 0\} = \mp D((x, y), P_{x,y}(C_0)), \forall (x, y \in \Omega)$

Pour n allant de 1 à Iter\_Num faire

- Calculer la carte des gradients  $\varphi(x, y)$

$$\varphi(x, y) = \sqrt{\sum_{s \in \Omega_s} |I_p - I_s|^2}$$

- Calculer le gradient g
- Calculer le terme de courbure moyenne K

Pour i allant de 1 à ni faire

Pour j allant de 1 à nc faire

$$k(\varphi(x, y)) = \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{\|\nabla \varphi\|} \right) = \frac{\varphi_{xx}\varphi_y^2 - 2\varphi_x\varphi_y\varphi_{xy} + \varphi_{yy}\varphi_x^2}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}}$$

- Calculer  $\varphi^{n+1}(i, j)$

$$\begin{aligned} \varphi^{n+1}(i, j) = & \varphi^n(i, j) + \Delta t - \gamma \delta_e(\varphi)(f_1 - f_2) \left( I(\varphi) - \frac{f_1 + f_2}{2} \right) + \mu \left( \nabla \varphi^2 - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{\|\nabla \varphi\|} \right) \right) \\ & + v \delta_e(\varphi) \operatorname{div} \left( g \cdot \frac{\nabla \varphi}{\|\nabla \varphi\|} \right) \end{aligned}$$

Fin

---

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

$\varphi(x, y)$  est une fonction carte calculant la carte des gradients de l'image. Elle est calculée suivant la formulation suivante :

$$\varphi(x, y) = \sqrt{\sum_{s \in \eta_s} |I_p - I_s|^2}$$

Où  $\eta_s$  sont les huit voisins spatiaux autour du pixel  $s$ , et  $I$  est la carte des contours de l'image calculée suivant l'algorithme ci-dessous :

---

**Entrée :** Image prétraité « I », Sigma  $\sigma$

**Sortie :** Carte de contours « I »

- Lisser l'image par une convolution gaussienne

$$H(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right]$$

- Faire ressortir les contours de l'image en utilisant un opérateur du premier degré :

$$I_x(x, y) = \frac{1}{2} [H(x, y + 1) - H(x, y) + H(x + 1, y + 1) - H(x + 1, y)]$$

$$I_y(x, y) = \frac{1}{2} [H(x, y) - H(x + 1, y) + H(x, y + 1) - H(x + 1, y + 1)]$$

---

Les résultats de l'implémentation de l'algorithme sont présentés dans la section II.

### 1.2.2.1. Avantages des Levels-Sets :

- ✚ Prise en compte des changements de topologies automatique.
- ✚ Grandeurs géométriques intrinsèques (normales entrante/sortante, courbure) faciles à calculer.
- ✚ Extension à la 3D simple : il suffit d'ajouter une coordonnées à l'équation d'évolution de la fonction  $\Phi$  : on a alors un volume  $\Phi(x, y, z, t)$ .
- ✚ Utilisation des méthodes numériques connues pour calculer les dérivées.

### 1.2.2.2. Inconvénients des Levels-Sets :

L'implémentation implique plusieurs problèmes :

- ✚ On doit construire une fonction initiale  $\Phi(x, y, z, t=0)$  de manière à ce que son niveau zéro corresponde à la position initiale du contour.
- ✚ L'équation d'évolution n'est dérivée qu'au level set zéro,

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

- La déformation constante peut causer la formation de coins saillants sur le modèle initialement lisse. Ce coin peut perturber les déformations successives, puisque la définition de la normale devient ambiguë.

### 1.3. La Morphologie Mathématique :

La morphologie mathématique est une théorie de traitement non linéaire de l'information apparue en France dans les années 60 (G.Matheron & J Serra, Ecole des Mines de Paris), et qui est aujourd'hui très largement utilisée en l'analyse d'images.

Le principe de base est de comparer l'image à analyser par rapport à un ensemble de géométrie connue appelé élément structurant que l'on déplace de façon à ce que son origine passe par toutes les positions de l'image, pour mettre en évidence certaines caractéristiques de l'image [20].

Les opérateurs de base de la morphologie mathématique sont l'érosion et la dilatation. Viennent ensuite : les ouvertures et les fermetures, le gradient, le Laplacien, le chapeau haut-de-forme, Maxima-locaux, la squelettisation, la ligne de partage des eaux LPE.

Résultats obtenus pour l'extraction de la vésicule biliaire :

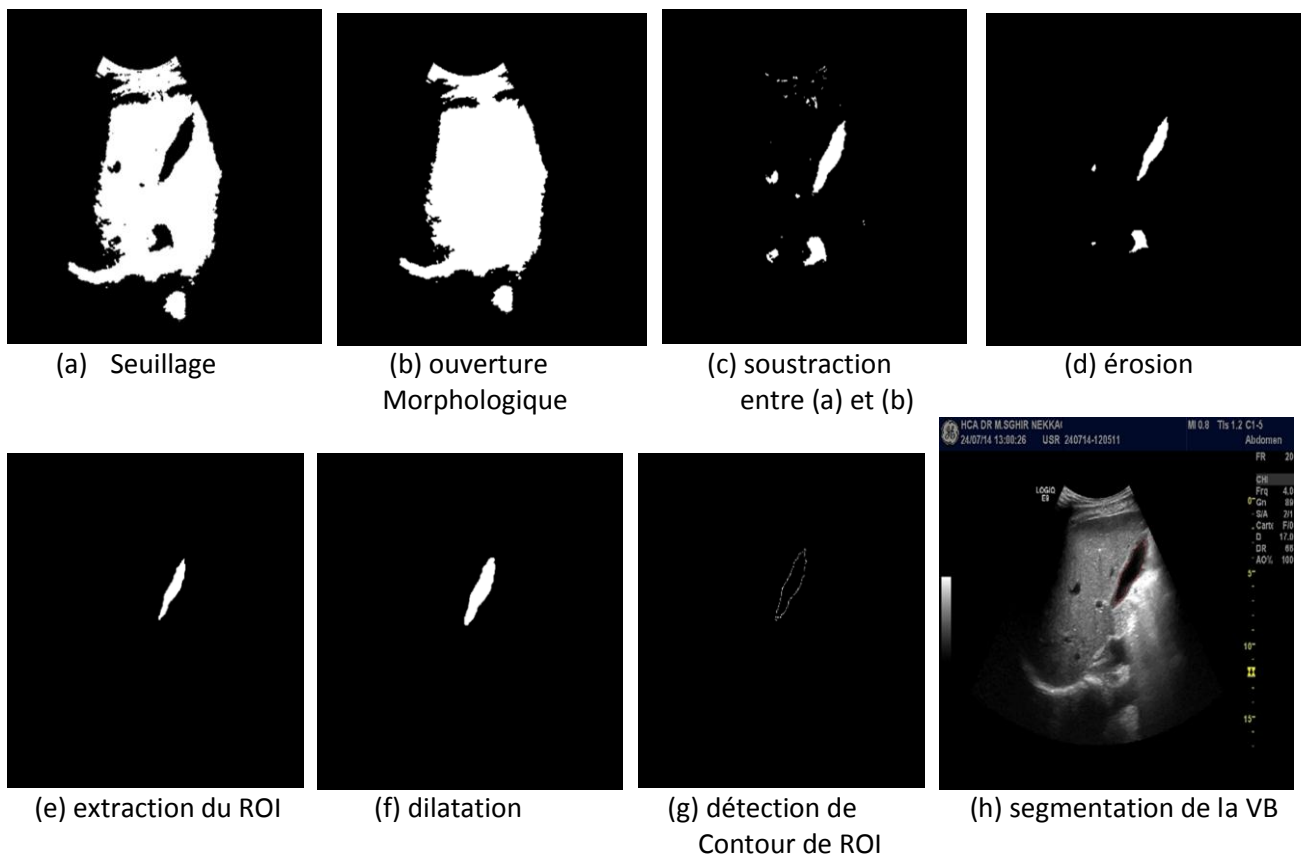


Figure III.5 : segmentation de la vésicule biliaire par la morphologie mathématique dans une image échographique réelle du foie et de la vésicule biliaire.

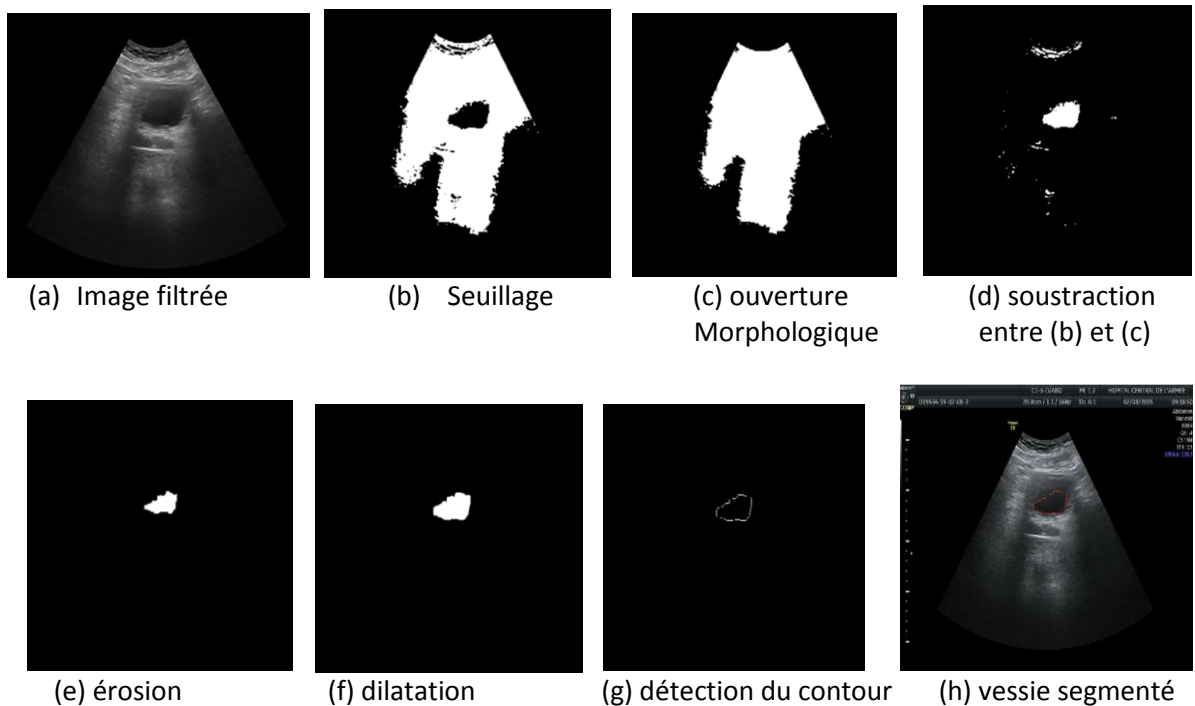
## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### Interprétation des résultats :

Nous avons appliqué un algorithme automatique basé sur la morphologie mathématique pour la segmentation de la vésicule biliaire dans une image échographique comme il est présenté dans la **figure III.5** :

- Après avoir appliqué un filtrage anisotropique sur l'image originale, on a procédé par la suite à une étape de seuillage (a) ; ensuite une ouverture morphologique (b) a été utilisée dans le but d'éliminer les petites régions, ainsi nous avons effectué une soustraction (c) entre l'image seuillée et l'image résultante de l'ouverture morphologique pour extraire la région d'intérêt, puis nous avons utilisé une érosion (d) avec un élément structurant de petite valeur afin d'éliminer les petites taches.
- Pour extraire la région d'intérêt seul nous avons accédé à l'application d'un filtrage surfacique (e) suivi d'une dilatation (f) ; ainsi la détection du contour de ROI (g).
- Enfin, la segmentation de la vésicule biliaire a été effectuée (h).

### Résultats obtenus pour l'extraction de la vessie :



**Figure III.6** : segmentation de la vessie par la morphologie mathématique dans une image échographique réelle de la vessie et prostate.

### Interprétation :

D'après les résultats montrés dans la **figure III.6** ci-dessus nous avons appliqué quelques opérateurs morphologiques dans le but de segmenter la vessie comme suit :

- nous avons appliqué en premier lieu une ouverture morphologique (c) sur l'image seuillée (b) dont on a utilisé un seuillage automatique, puis une soustraction entre



### Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

l'image seuillé et l'image résultante de l'ouverture morphologique (d) afin d'extraire la région d'intérêt.

- Nous avons appliqué par la suite une érosion (e) pour éliminer les petites taches suivi d'une dilatation pour récupérer la forme exacte du ROI, ensuite nous avons accédé à la détection du contour pour pouvoir superposer ce dernier sur l'image originale afin d'effectuer la segmentation finale de la vessie qui n'est pas un résultat satisfaisants.

#### Conclusion :

Les méthodes de segmentation automatiques que nous avons implémenté auparavant : le seuillage, Fuzzy C-Means et la morphologie mathématique ; ne donne pas des résultats satisfaisant sur toute les images échographique sauf les images ayant des régions bien contrastée, c'est le problème qui se pose dans les images échographique, Le contraste étant souvent très faible, les niveaux de gris dans l'image sont souvent très proches, quelle que soit la structure considérée et sont donc insuffisant pour caractériser les différents éléments contenus dans les images ce qui gêne leurs résultats de segmentation.

Nous avons donc décidé de nous concentrer sur une approche basée contour, comme nous le verrons dans la section suivante.

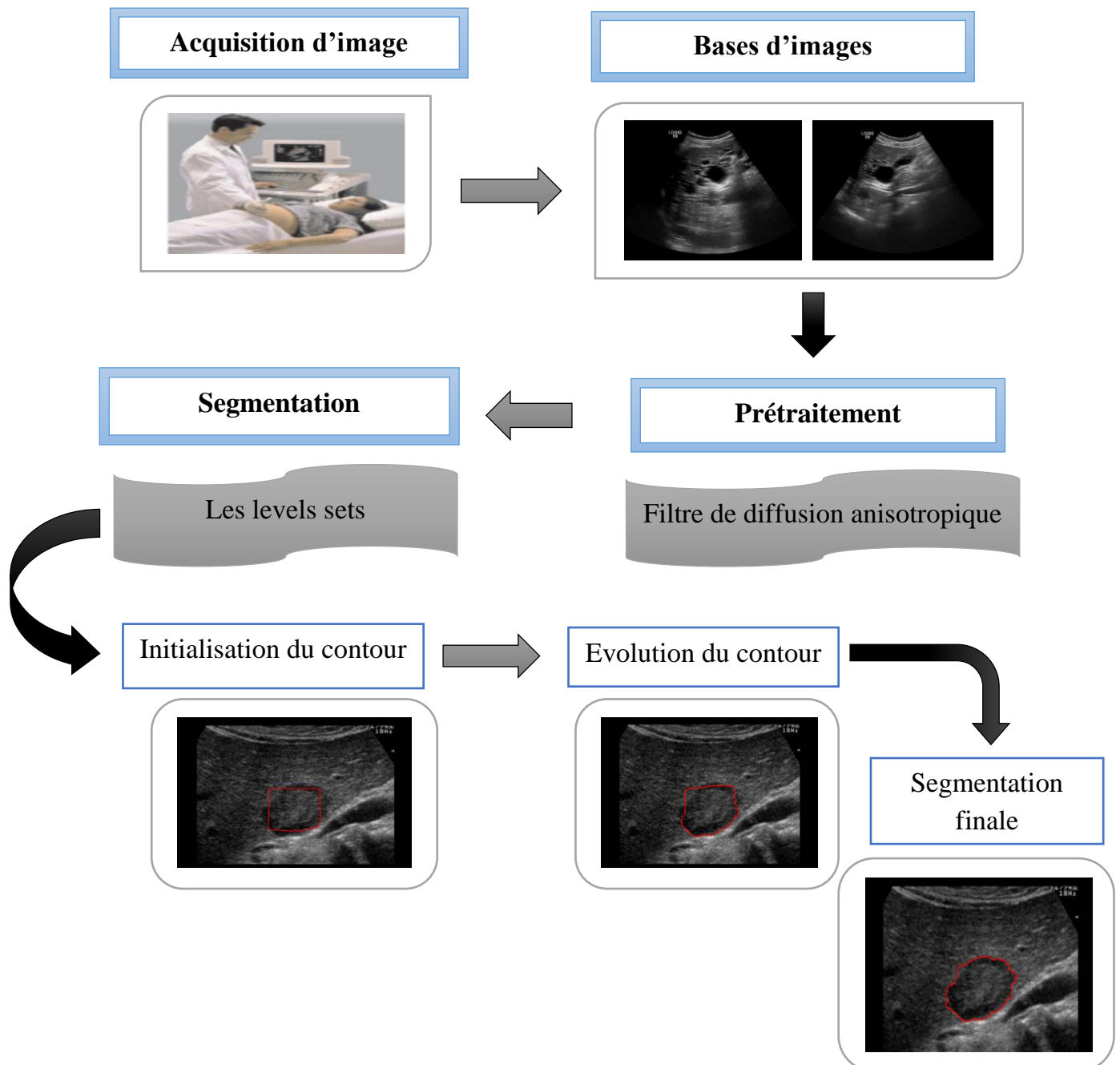
## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### III) Section 2 : Partie expérimentale

L'objectif de notre travail est de segmenter des organes abdominaux pelviens et quelques pathologies ainsi nous nous intéressons à la détection de l'hémangiome hépatique à partir des images échographiques réelles formée de 120 images de format DICOM fournis par le service d'imagerie médicale de l'Hôpital central de l'Armée, Dr Mohamed Sghir Nekkache ,kouba ,Alger .

Nous se focalisons ainsi sur la méthode des levels sets.

Le schéma de la figure suivante (**fig.III.7**) illustre la mise en œuvre de notre approche avec ses différentes étapes :



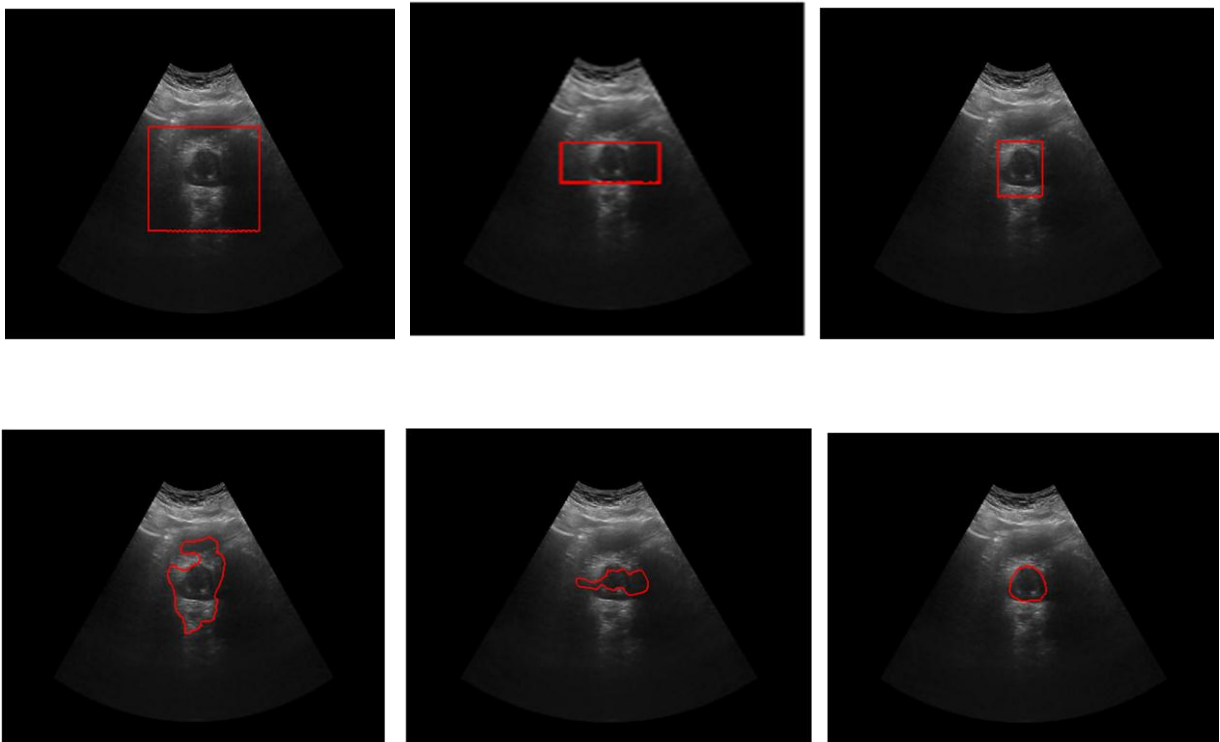
**Figure III.7** : Schéma des différentes étapes de la segmentation d'images échographiques.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### 1. L'influence de l'initialisation sur la segmentation :

Le positionnement de la courbe initiale est une étape cruciale pour la segmentation par level set, dont on a utilisé comme initialisation une forme géométrique carrée que nous positionnons sur, à l'intérieur ou à l'extérieur d'une structure, et partant de ce contour, la courbe de niveau ainsi créée va se déformer en fonction de forces proportionnelles aux gradients ces derniers permettent d'attirer la courbe vers les contours de l'image même si ses contours sont éloigné.

Dans cette partie nous avons testé sur une image L'influence de l'initialisation sur les résultats de la segmentation.



**Figure III.8 :** Résultats de l'influence de l'initialisation sur la segmentation sur une image échographique de la prostate.

#### Interprétation :

La figure III.8 illustre le phénomène de la convergence du contour initiale et l'influence de son positionnement sur les résultats de la segmentation.

Nous avons essayé différentes initialisations de contour assez loin de la région d'intérêt comme il est montré au-dessus dont nous avons remarqué que l'évolution du Level Set avec la 3<sup>ème</sup> initialisation est marquée par une stabilité de la courbure, ce qui mène à une convergence plus rapide que celle du cas de la première et la deuxième initialisation.

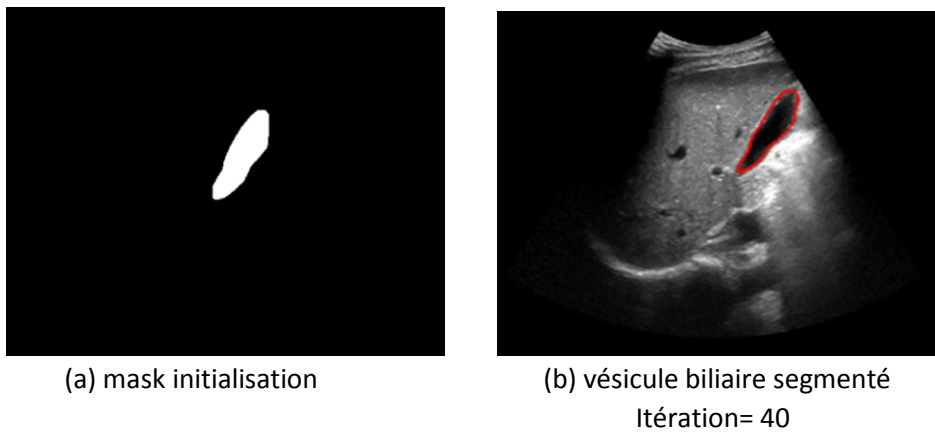
## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

Cela signifie qu'un mauvais positionnement de la courbe initiale peut aboutir à des résultats aberrants. Ce qui montre ainsi que les résultats de la segmentation dépendent fortement sur l'initialisation.

- ❖ Comme nous l'avons cité auparavant, l'initialisation du mask est un facteur important dans la méthode des levels sets nous avons accédé alors à l'utilisation des résultats obtenus par les méthodes de : Fuzzy-C Means et la morphologie mathématique comme initialisation pour aboutir à des résultats plus précise.

### 1.1. Initialisation 1 :

Nous avons utilisé comme une initialisation l'image (d) de la **fig.III.3** de la méthode Fuzzy C-Means après avoir appliqué une dilatation.

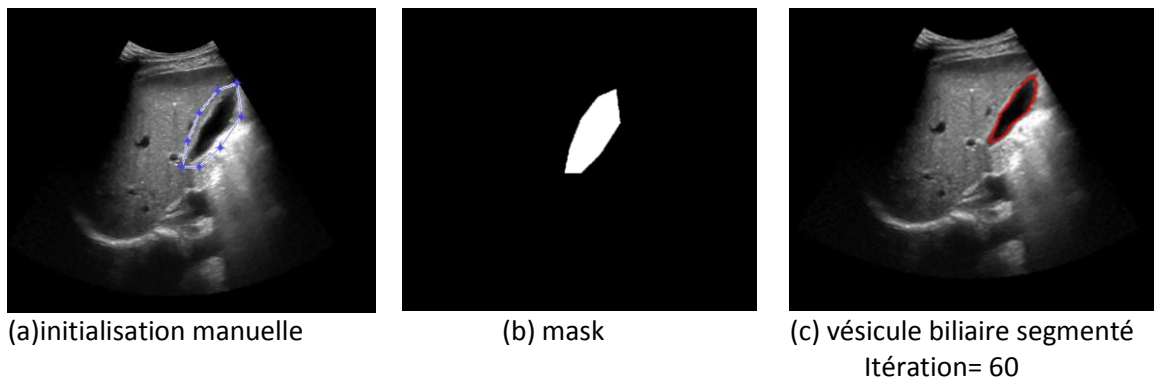


**Figure III.9 :** résultats de la segmentation des levels sets à partir de l'initialisation1

- Pour les différentes testes qui convient, nous avons utilisé les paramètres suivants :  
 $\sigma = [3 \ 10]$  ,  $\Delta t=0.05$ ,  $\mu=1$ ,  $\nu=0.001*255*255$ .avec un nombre d'itération qui varie selon le positionnement de la région d'intérêt d'une image à une autre.

### 1.2. Initialisation 2 :

L'initialisation a été appliquée en utilisant la commande « roipoly ».

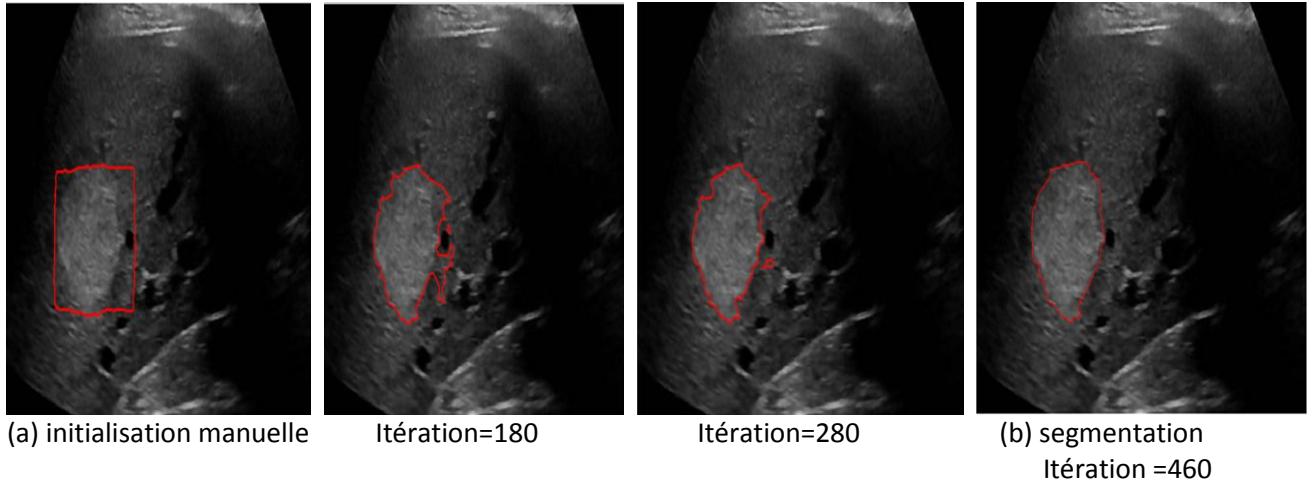


**Figure III.10 :** résultats de la segmentation des levels sets à partir de l'initialisation 2.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

### 1.3. Initialisation 3 :

L'initialisation que nous avons utilisée s'agit d'une forme géométrique carrée.



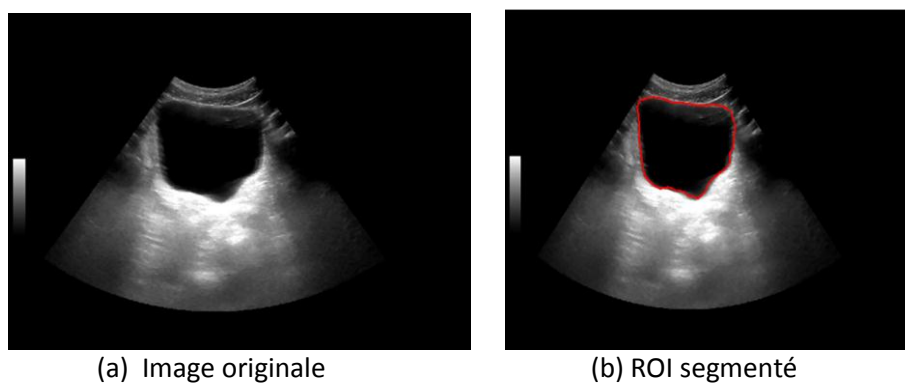
**Figure III.11** : résultats de la segmentation des levels sets à partir de l'initialisation 3 d'un angiome hépatique.

#### Interprétation :

D'après les résultats montrés dans les **fig.III.9**, **fig.III.10** et **fig.III.11** on a remarqué que : Lorsqu'on utilise la commande roipoly et la méthode des FCM comme initialisation le contour initiale prend la forme de la région d'intérêt ce dernier va s'attirer rapidement et converge vers la forme exacte de la région d'intérêt par contre dans le cas où on a utilisé la forme géométrique carrée le nombre d'itération s'est élevé donc le cout de calcul augmente pour la segmentation de la région ROI.

### 2. Segmentation des différents organes :

Les figure ci-dessous présente les résultats obtenus à partir de l'application de la méthode des levels sets afin d'extraire des différents organes abdominaux pelviens tel que : la vessie ; rate ; prostate ; rein ; foie ; utérus.



**Figure III.12** : résultats de segmentation de la vessie.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

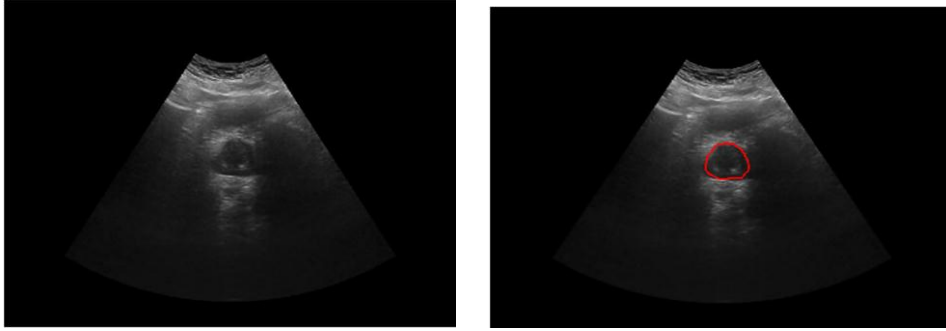


Figure III.13 : résultats de segmentation de la prostate.

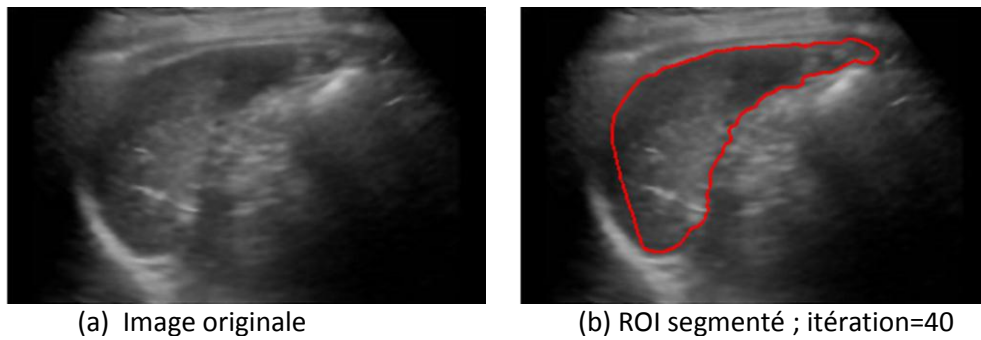


Figure III.14 : résultats de la segmentation de la rate.

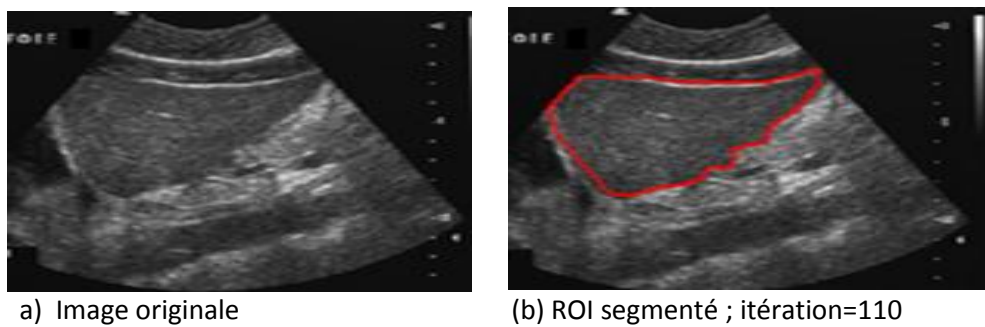


Figure III.15 : résultats de la segmentation du foie.

### 3. Segmentation de quelque pathologie :

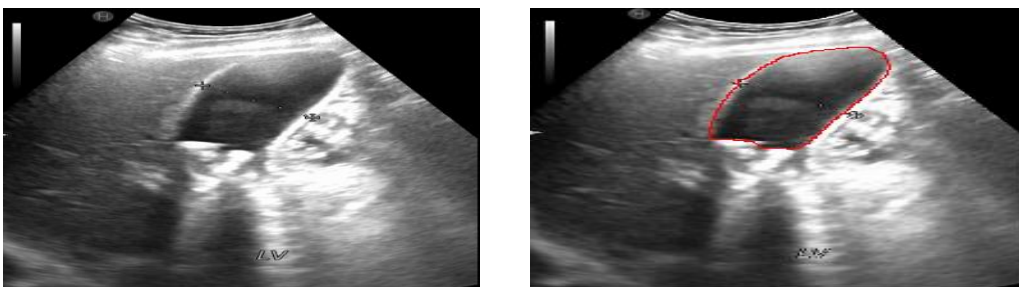


Figure III.16 : la segmentation de la lithiase vésiculaire.

### Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

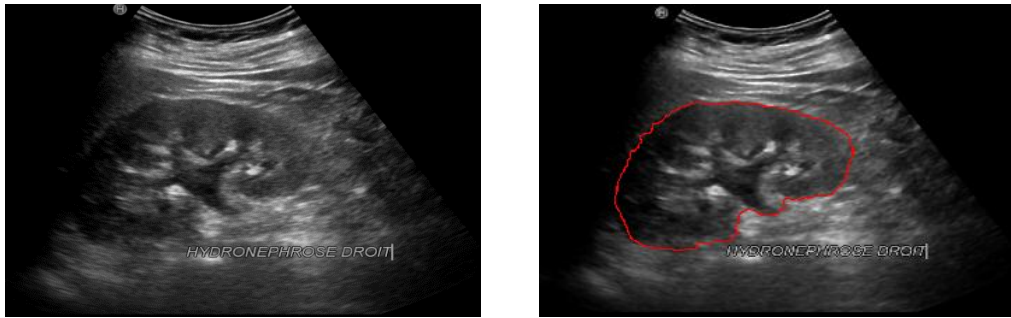


Figure III.17 : la segmentation d'une hydronéphrose au niveau du rein droit.

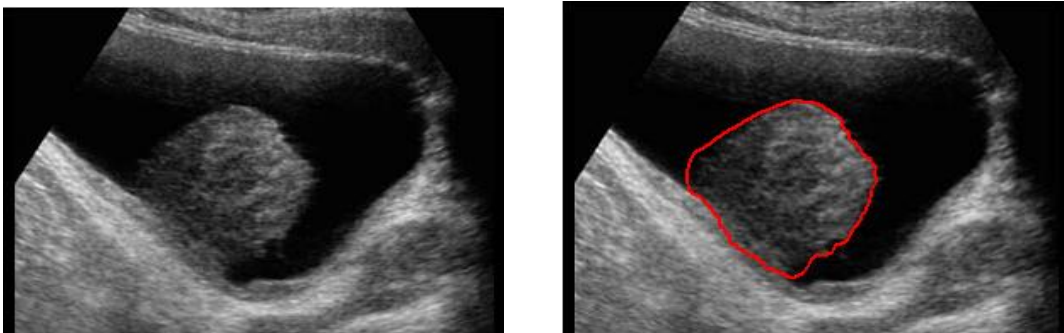


Figure III.18 : la segmentation d'un carcinome au niveau de la vessie.

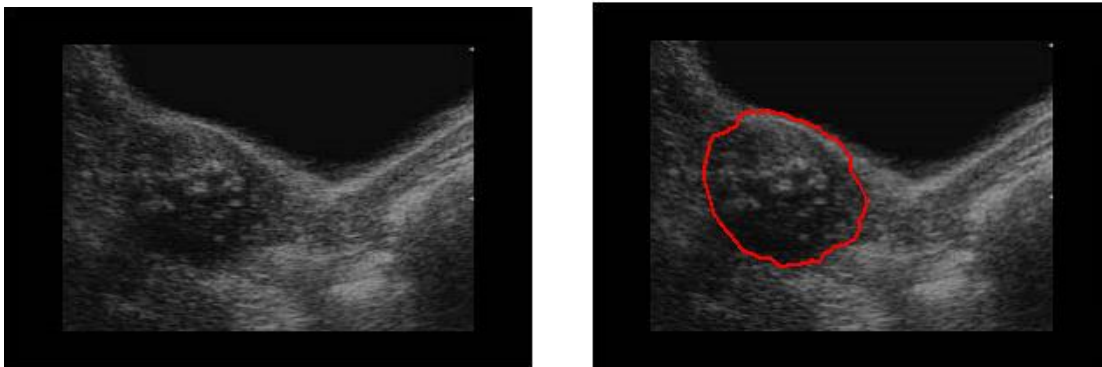


Figure III.19 : la segmentation d'un fibrome utérin.

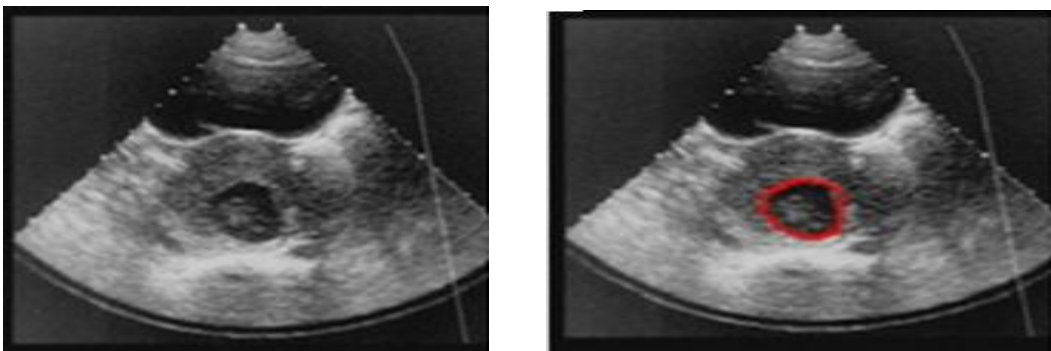


Figure III.20 : la segmentation d'un kyste de l'utérus.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

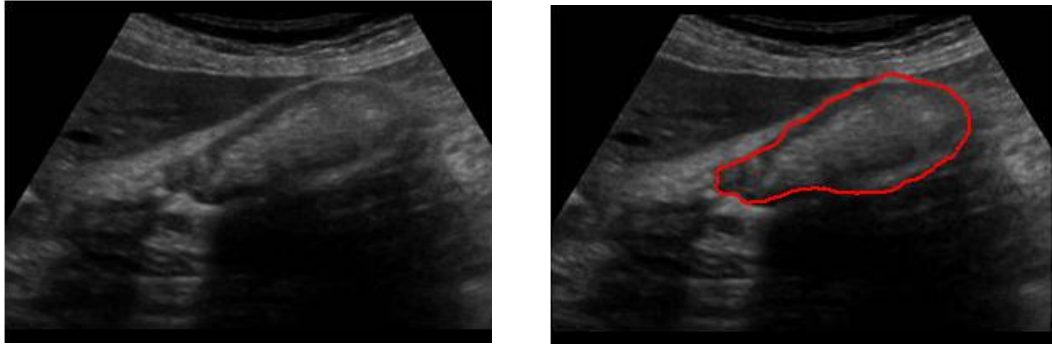


Figure III.21 : la segmentation d'une vésicule biliaire remplis de sludge.

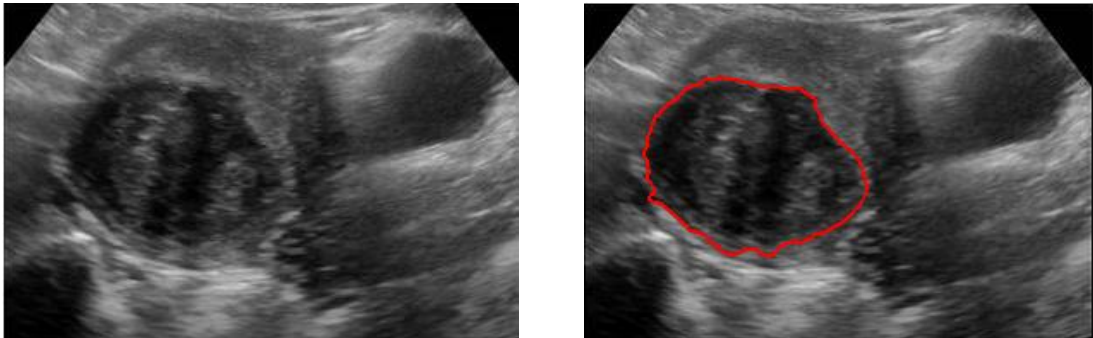


Figure III.22 : la segmentation d'un léiomyome utérin.

### 4. L'hémangiome hépatique :

#### 4.1. Introduction :

L'accroissement de la résolution des appareils et leur utilisation fréquente ne peuvent qu'entraîner la découverte de nombreuses lésions dans le parenchyme hépatique.

La découverte inattendue de lésions hépatiques ne constitue pas un phénomène rare. En effet, jusqu'à 7% de la population a un kyste hépatique. De même, de 0,4 à 20% des foies contiennent des hémangiomes. Les examens d'imagerie hépatique, engendrent ainsi de nombreuses investigations supplémentaires.

De ce fait il est important d'avoir une stratégie diagnostique efficace pour aborder ce problème clinique dont l'ampleur risque d'augmenter avec le perfectionnement des appareils. La stratégie systématique décrite ici propose une démarche ordonnée de prise en charge des affections les plus fréquentes et minimise le risque de négliger une affection maligne. Nous postulons que l'examen initial qui mène à la découverte de la lésion est une échographie abdominale [21].

L'évaluation de la mesure des lésions primitives et secondaires dans le cadre de la mise au point d'un traitement antitumoral est actuellement basée sur l'évolution de la longueur ou diamètre des lésions. L'automatisation des mesures et leur réalisation sur les images de façon fine ainsi que le développement de méthodes robustes permettraient une amélioration sensible de l'évaluation de l'évolution des pathologies. Pour ce faire, la mise en



## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

place d'outils permettant de déterminer de façon automatique ou semi-automatique le contour des organes ou lésions apparaît comme nécessaire.

Par ailleurs ; nous nous sommes intéressés dans cette partie à la segmentation de l'hémangiome hépatique pour l'aide au diagnostic.

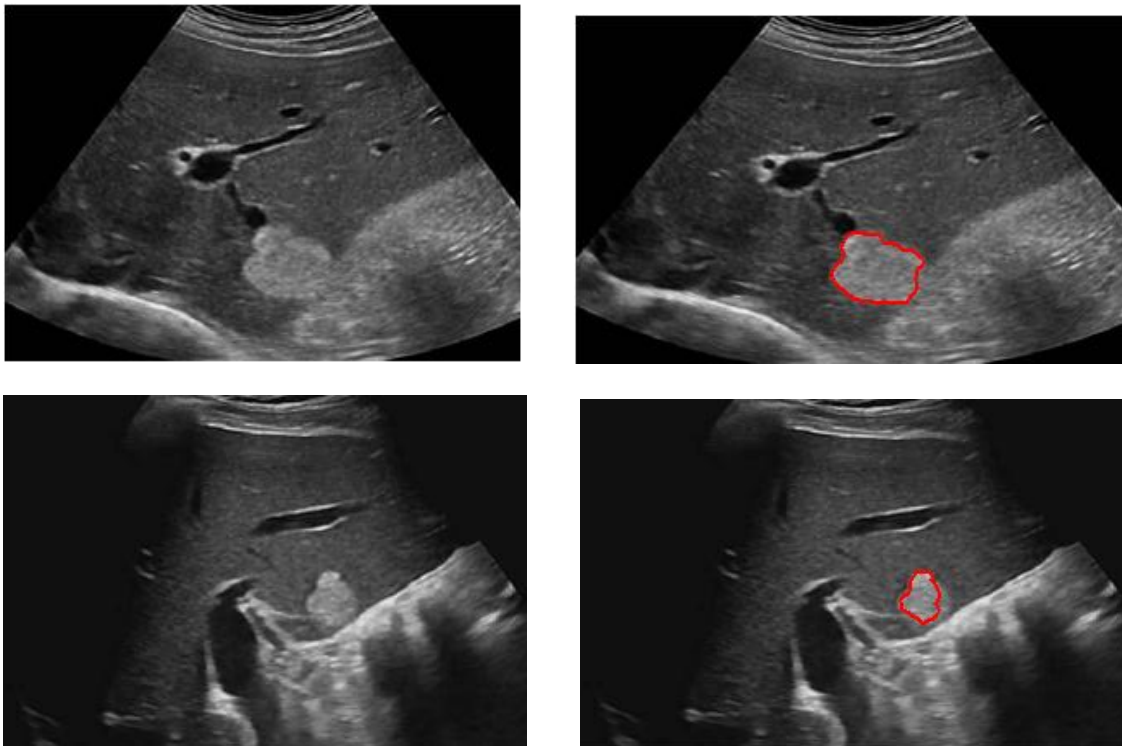
### 4.2. Définition :

L'hémangiome hépatique est fréquemment découvert, est le plus souvent asymptomatique, présentent ainsi les caractéristiques suivantes en échographie : ils apparaissent comme des lésions nodulaires, bénigne très hyperéchogène, Hypovasculaire, Homogène, bien limitée avec des marges bien circonscrites, aux contours arrondis ou lobulés, avec renforcement postérieur et sont souvent rencontrés dans le lobe droit du foie, près du diaphragme, un diamètre inférieur à 2,5 cm. Quand ils sont petits, les hémangiomes contiennent moins de fibrose et on observe habituellement une apparence typique à l'échographie, qui constitue alors un examen suffisant [22]. Pour les lésions atypiques, correspondent à des angiomes géants supérieurs à 5 cm. Il s'agit de formes évolutives de l'hémangiome hypervasculaire avec des zones anéchogènes, hétérogènes, parfois des limites irrégulières [23].

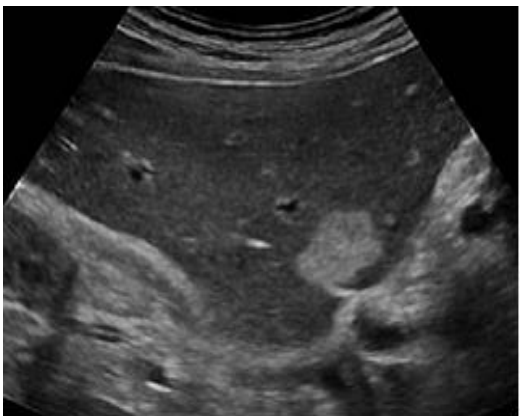
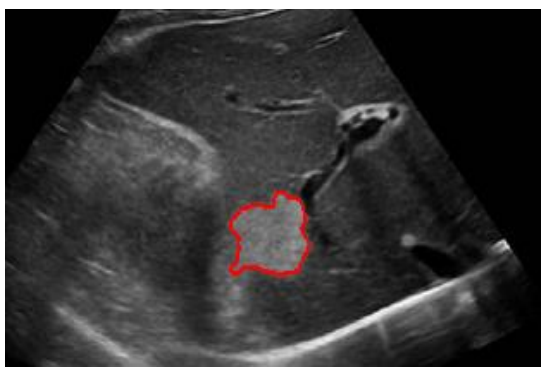
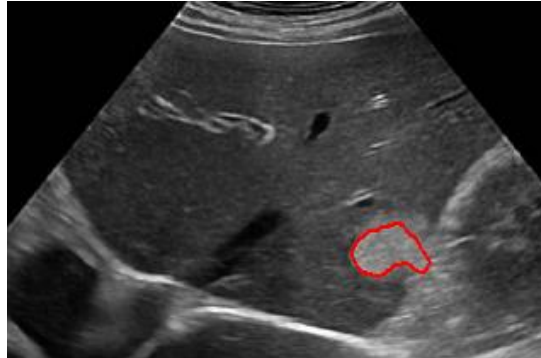
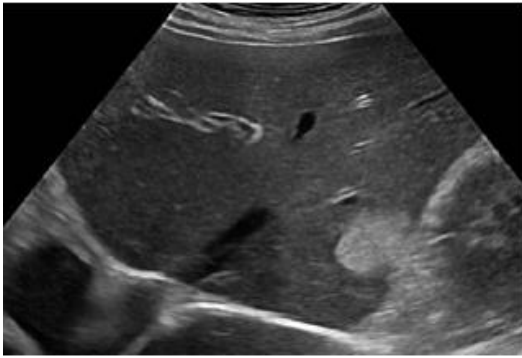
### Base d'images :

Dans ce travail La segmentation de l'hémangiome hépatique a été réalisée sur 20 images à partir de 60 images, de taille (400x640x3) et de format JPG. Elles ont été téléchargé du site « ultrasound cases ».

### 4.3. Résultats de la segmentation :



### Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.



### Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

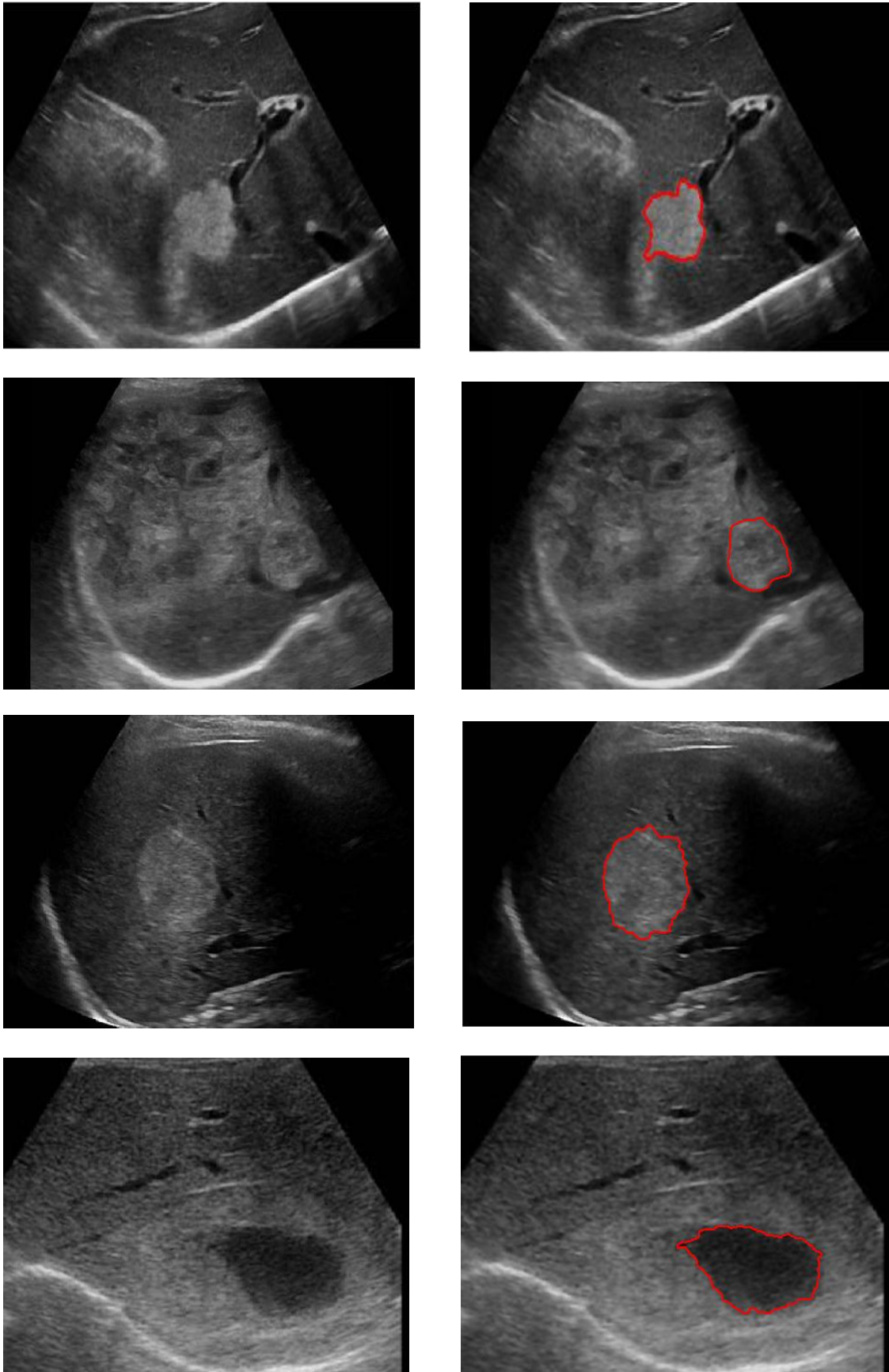


Figure III.23 : la segmentation des hémangiomes hépatique.

## Chapitre 3 : la segmentation des images échographiques.

Lorsque l'apparence échographique de l'hémangiome hépatique est typique, on peut se satisfaire du diagnostic échographique ou procéder à un contrôle de trois à six mois plus tard.

Pour les lésions atypiques, et probablement pour toutes celles de plus de 2 cm, le soupçon d'hémangiome est faible à l'échographie un examen de contrôle devrait être fait.

Une approche efficace peut consister à procéder d'emblée à une tomodensitométrie axiale avec technique d'hémangiome Qui permettra de poser un diagnostic a une sensibilité de 88% et une spécificité de 84%.

### Conclusion :

Les méthodes de segmentation d'images sont nombreuses .Nous avons toutefois présenté les principales méthodes utilisées en segmentation d'image échographique ainsi que leurs limites dans le cadre d'une aide per\_opérateur.

Nous avons ensuite présenté dans ce chapitre une méthode de segmentation sur des images échographiques réelles ainsi qu'une comparaison à d'autres méthodes de segmentation.

Elle est suivie d'une étude de la sensibilité aux variations de forme. Ces différentes études ont permis de montrer sa sensibilité au changement de forme, sa robustesse vis à vis de l'étude d'autres tissus et enfin ces bons résultats comparativement à d'autres méthodes de segmentation à l'échographie.

En termes de temps d'exécution, le suivi des images échographique est de l'ordre de la minute ceci implique que la durée de traitement est assez longue.

La segmentation permet par la suite au spécialiste de révéler un diagnostic précis afin d'être en mesure de traiter de façon appropriée les lésions importantes, de rassurer les patients présentant des lésions bénignes et de ne pas rater une opportunité thérapeutique.

## Conclusion générale

L'utilisation de l'échographie dans le cadre de la segmentation des images reste limitée par les artefacts inhérents à l'imagerie ultrasonore. L'analyse des images échographiques a permis la mise en relief de plusieurs caractéristiques ayant un impact majeur sur leur traitement.

En effet, l'interprétation des données échographiques est difficile en raison de la présence du Speckle qui est considérée comme une information de texture, modifie fortement la statistique de l'image et lui donne un aspect granuleux. Le phénomène d'atténuation et le manque de contraste, accru dans le cas des images échographiques, rendent également problématique toute tentative de segmentation automatique ou semi-automatique.

Ce mémoire a débuté par une présentation du mode de formation des images échographiques ainsi que de la problématique médicale sous-jacente et de son impact sur la visualisation échographique. Ces présentations nous ont permis de dégager les deux principaux axes de recherche suivis lors de ce travail : en premier lieu, faire une étude comparative pour concevoir une méthode robuste de filtrage ; en second lieu intégrer cette technique dans la segmentation des images échographique.

Des méthodes de filtrage ont été testées sur des images échographiques réelles. Les résultats ont été comparés selon des critères qualitatifs et quantitatifs pour mesurer les performances. Nous constatons par la suite que le filtrage de diffusion anisotropique apporte une meilleure précision dans le lissage des zones homogènes et montrent la supériorité en termes de suppression de bruit et de préservation des contours.

Nous avons toutefois présenté les principales méthodes utilisées en segmentation d'échographie ainsi que leurs limites. Parmi ces méthodes, la méthode des levels sets est bien adaptée à la segmentation des différents organes de l'abdomen et du pelvis, leurs pathologies dans les images échographiques.

Cependant, cette méthode semi-automatique présente un inconvénient au niveau de la fixation des différents paramètres (fourni par l'utilisateur), pour déterminer le contour initial. Par conséquent, nous avons utilisé les méthodes de segmentation telle que la morphologie mathématique et les Fuzzy\_C Means, afin d'effectuer une initialisation plus précise, et limite aussi l'intervention de l'utilisateur, ce qui lui offre un certain aspect automatique. Mais malheureusement les méthodes d'initialisation automatique que nous avons utilisées n'ont pas donné des résultats appréciables sur toutes les images échographiques. Pour cela nous avons eu recours à l'initialisation manuelle. Malgré son temps de calcul élevé ses résultats sont marqués par une convergence robuste et rapide et présentant des résultats de segmentation satisfaisant.

La segmentation des structures anatomiques dans les images échographiques est un problème difficile à cause de la complexité et de la diversité de l'anatomie humaine ainsi certains organes apparaissent en grande taille (leurs contours touchent les bords de l'image) ce qui rend la segmentation impossible. De ce fait il faut toujours se rappeler que l'échographie est une technique à opérateurs dépendants.

Par conséquent, la segmentation des pathologies de l'abdomen et du pelvis avec un aspect traitement d'images, permet évidemment de mettre en relief plusieurs caractéristiques importantes sur leurs évolution avec une précision élevée, afin d'offrir aux praticiens un système d'aide au diagnostic fiable non basé sur des études statistiques globales, et de minimiser les erreurs médicales.

L'aspect bidimensionnel de l'échographie classique ne constitue pas un outil performant pour le suivi de l'évolution de l'hémangiome hépatique mais il est considéré comme un examen suffisant pour la détection des hémangiome typique.

Aussi en perspectives ; le développement de méthodes robustes permettraient une amélioration sensible pour le suivi de l'évolution des pathologies. Pour ce faire, la mise en place d'outils permettant de déterminer de façon automatique ou semi-automatique le contour des organes ou lésions apparaît comme nécessaire.

## Références bibliographiques

- [1] J. Xie, Y. Jiang, and H. Tsui. Segmentation of kidney from ultrasound images based on texture and shape priors. *IEEE Transactions on Medical Imaging* 24, 45–57 (2005).
- [2] G. Karlsson. *The Physics of Ultrasound and Some Recent Techniques Used*. (2009).
- [3] W. Kremkau Frederick. *Diagnostic ultrasound, Principles and instruments*. Sixth edition edition, 1995.
- [4] [http : //www.med.univ-rennes1.fr/cerf/edicerf/BASES/index.html](http://www.med.univ-rennes1.fr/cerf/edicerf/BASES/index.html).
- [5] C. Tauber. Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques. Thèse Enseeiht February (2005).
- [6] T. Hueber, « Reconstitution de la parole par imagerie ultrasonore et vidéo de l'appareil vocal : vers une communication parlée silencieuse », thèse Paris, 2009.
- [7] V.Schuh ; Anais Badoual ; Fanny Guerre ; Manuelle Merad ; Lucie Pilot « cahier de cours et de TP sur l'échographie » ; Ecole d'ingénieur Telecom physique ; strasbourg ; université de strasbourg.
- [8] SOLACROUP J.C., GRENIER N. et PELLEGRIN P. *Imagerie Ultrasonore*. Consulté le 18 janvier 2005. <http://www.med.univ-ennes1.fr/cerf/edicerf/BASES/BA003>.
- [9] [www.cegep-ste-foy.qc.ca](http://www.cegep-ste-foy.qc.ca).
- [10] Tom Henderson, The physics classroom ; [www.glenbrook.k12.il.us /gbssci /phys /class /sound/soundtoc.html](http://www.glenbrook.k12.il.us/gbssci/phys/class/sound/soundtoc.html).
- [11] J.C. SOLACROUP and N. GRENIER. *IMAGERIE ULTRASONORE*. HIA Sainte Anne - Toulon, G.H. Pellegrin Tripode - Bordeaux.
- [12] McDIKCKEN, W.N. (1997). *Diagnostic Ultrasonics: Principles and Use of Instruments*. New York: John Willy & Sons.
- [13] M. Berson, *Physique des ultrasons modes échographiques et structure des appareils d'échographie*, 2000. Cours de DEA SIBM Université de Tours.
- [14] McDIKCKEN, W.N. (1997). *Diagnostic Ultrasonics : Principles and Use of Instruments*. New York : John Willy & Sons.
- [15] CHRISTENSEN, A. D. (1988). *Ultrasonic Bioinstrumentation*. A Wiley interscience Publication. New York : John Wiley & Sons.
- [16] MEIRE, B. H., FARREANT P. (1982). *Basic Clinical Ultrasound*. British Institute of Radiology, London.

- [17] TAYLOR, J. et al. (1980). Manual of Ultrasonography. Churchill Livingstone. New York.
- [18] A. Marion. Filtrage spatiotemporel orienté de séquences d'images : application à l'estimation du mouvement des flux sanguins en imagerie ultrasonore. Thèse INSA de Lyon (2009).
- [19] A. Coussement .J.M. Caill. R. Duvauferrier, Publications edicerf : documents pédagogiques et d'informations édités par le conseil des enseignants de radiologie de France, 1995.<http://www.med.univ-rennes1.fr/cerf/edicerf>.
- [20] TOUBOUL, J. P., ARBEILLE P. (1989). Exploration Ultrasonore Neurovasculaire Paris : Masson.
- [21] Guide des technologies de l'imagerie médicale de la radiothérapie par Jean-Philippe Dillenseger et Elisabeth Moerschel .
- [22] Christos P. Loizou and Constantinos S. Pattichis « Despeckle Filtering Algorithms and Software for Ultrasound Imaging [www.morganclaypool.com](http://www.morganclaypool.com).
- [23] <http://www.lemondedespharmaciens.com> ; 2012/2013.
- [24] A.Bonnin, C.Broussouloux, J.-P.Convard, P.Legmann et G.Seguin «Echographie, imagerie médicale Formation» ; 2<sup>e</sup> édition, MASSON.
- [25] Atlas de poche d'échographie, le guide\_écho berthold block ; médecine sciences ; flammarion.
- [26] C.B. Burckhardt, "Speckle in ultrasound B-mode scans," IEEE Trans. Sonics Ultrasonics, vol. SU-25, no. 1, pp. 1–6, 1978.
- [27] R.F. Wagner, S.W. Smith, J.M. Sandrik, and H. Lopez, "Statistics of speckle in ultrasound B-scans," IEEE Trans. Sonics Ultrasonics, vol. 30, pp. 156–163, 1983.
- [28] J.S. Lee, "Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images," Comp. Graphics Image Process., vol. 17, pp. 24–32, 1981.
- [29] J.S. Lee, "Digital image enhancement and noise filtering by using local statistics," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., PAMI-2, no. 2, pp. 165–168, 1980.
- [30] J.S. Lee, "Refined filtering of image noise using local statistics," Comput. Graphics Image Process, vol. 15, pp. 380–389, 1981.
- [31] D.T. Kuan, A.A. Sawchuk, T.C. Strand, and P. Chavel, "Adaptive restoration of images with speckle," IEEE Trans. Acoust., vol. ASSP-35, pp. 373–383, 1987.
- [32] V.S. Frost, J.A. Stiles, K.S. Shanmungan, and J.C. Holtzman, "A model for radar images



and its application for adaptive digital filtering of multiplicative noise," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 4, no. 2, pp. 157–165, 1982.

[33] Rafael C. Gonzalez, and Richard E. Woods, "Digital Image Processing," Third Edition, Pearson Education, 2008.

[34] Anil K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing," first edition, Prentice-Hall, Inc, 1989.

[35] T. Huang, G. Yang, and G. Tang, "A fast two-dimensional median filtering algorithm," IEEE Trans. Acoustics, Speech and Signal Processing, vol. 27, no. 1, pp. 13–18, 1979.

[36] M. Nagao, T. Matsuyama, "edge preserving smoothing", CVGIP, 1979, Vol.9, pp. 394-407.

[37] S. Solbo and T. Eltoft, "Homomorphic wavelet based-statistical despeckling of SAR images," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 42, no. 4, pp. 711–721, 2004.

[38] J. Saniie, T. Wang, and N. Bilgutay, "Analysis of homomorphic processing for ultrasonic grain signal characterization," IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control, vol. 3, pp.365–375, 1989.

[39] Y. Yongjian and S.T. Acton, "Speckle reducing anisotropic diffusion," IEEE Trans. Image Process., vol. 11, no. 11, pp. 1260–1270, November 2002.

[40] J. Weickert, B. Romery, and M. Viergever, "Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering," IEEE Trans. Image Process., vol. 7, pp. 398–410, 1998.

[41] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 12, no. 7, pp. 629–639, July 1990.

[42] S. Zhong and V. Cherkassky, "Image denoising using wavelet thresholding and model selection," in Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing, Vancouver, BC, Canada, pp. 1–4, November 2000.

[43] C. Tauber. Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques. Thèse Enseeiht February (2005).

[44] A. Lopès, R. Touzi, and E. Nezry. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, 28:992–1000, 1990.

[44] J.S. Lee. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2:165–168, 1980

[45] R. Wallis. An approach to the space variant restoration and enhancement of images. Proc. Symp. on Current Mathematical Problems in Image Science, 1976.

- [46] R.N. Czerwinski, D.L. Jones, and W.D. O'Brien. Ultrasound speckle reduction by directional median filtering. Proc. International Conference on Image Processing, 1:358–361, 1995.
- [47] R.N. Czerwinski, D.L. Jones, and W.D. O'Brien. Line and boundary detection in speckle images. IEEE Trans. on Medical Imaging, 7:1700–1714, 1998.
- [48] R.N. Czerwinski, D.L. Jones, and W.D. O'Brien. Detection of lines and boundaries in speckle images-application to medical ultrasound. IEEE Trans. on Medical Imaging, 18:126–136, 1999.
- [49] S. Solbo and T. Eltoft, "Homomorphic wavelet based-statistical despeckling of SAR images," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 42, no. 4, pp. 711–721, 2004.
- [50] J. Saniie, T. Wang, and N. Bilgutay, "Analysis of homomorphic processing for ultrasonic grain signal characterization," IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control, vol. 3, pp. 365–375, 1989.
- [51] A.V. Oppenheim and R.W. Schaffer. Discrete-time signal processing. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1989.
- [52] J. J Koenderink. The structures of images. Biol. Cybern., vol. 50p. 363-370, 1984.
- [53] L. Alvarez, F. Guichard, P. Lions, and J. Morel. Axioms and fundamental equations of image processing. Archive for Rational Mechanics, 123:199 {257, 1993.
- [54] Z. Wang, A. Bovik, H. Sheikh, and E. Simoncelli, "Image quality assessment: From error measurement to structural similarity," IEEE Trans. Image Process., vol. 13, no. 4, pp. 600–612, April 2004, [doi:10.1109/TIP.2003.819861](https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861).
- [55] C. CHESNAUD, "Techniques statistiques de segmentation par contour actif et mise en œuvre rapide ", Thèse de doctorat, Université d'Aix-Marseille, Février 2000.
- [56] R. M. HARALICK, L. G. SHAPIRO, "Survey: Image segmentation techniques", Computer Vision Graphics and Image Processing, 29: pp100-132, May 1985.
- [57] J. Nauroy. Traitements interactifs d'images radiologiques et leurs applications cliniques. Thèse de Doctorat, Université Paris-Sud XI, France november (2010).
- [58] J. Xie, Y. Jiang, and H. Tsui. Segmentation of kidney from ultrasound images based on texture and shape priors. IEEE Transactions on Medical Imaging 24, pp : 45–57, (2005).
- [59] [http://urfist.enc.sorbonne.fr/anciensite/image\\_numerique/segmentation.htm](http://urfist.enc.sorbonne.fr/anciensite/image_numerique/segmentation.htm).
- [60] J.C Baillie. Traitement d'image et vision artificielle, cours. (2003).
- [61] S.L. Horowitz and T. Pavlidis. Picture segmentation by a directed split and merge procedure. ICPR74 pages 424–433 (1974).
- [62] Bertrand COLLIN, LPE : Un outil pour la segmentation, Rapport ENSTA ParisTech.

- [63] Jean-Jacques, « Rousselle Les contours actifs, une méthode de segmentation. Application à l'imagerie médicale »,2003.
- [64] M. LEHAMEL, « Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals, » Ph.D. dissertation, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2010.
- [65] D'Hondt Frédéric et El Khayati Brahim, « Etude de méthodes de Clustering pour la segmentation d'images en couleurs », Faculté Polytechnique de Mons, 5ème Electricité, 2004.
- [66] [http://www.info-radiologie.ch/irm\\_seins.php](http://www.info-radiologie.ch/irm_seins.php).
- [67] I. Sobel. An isotropic 3x3 image gradient operator. H. Freeman, editor, Machine Vision for Three-Dimensional Scenes, Academic Press (1990).
- [68] J.M.S. Prewitt. Object enhancement and extraction. Pages 75–149, (1970).
- [69] L.G Roberts. Machine Perception of Three-Dimensional Solids. Outstanding Dissertations in the Computer Sciences. Garland Publishing, New York (1963).
- [70] Fabien Moutarde, Introduction aux réseaux de neurones, CAOR, MINES ParisTech.
- [71] Semchedine, M. T. Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d'Ambiguïté : Application à la segmentation d'images IRM. Département d'Informatique Université Ferhat Abbas de Sétif, (2007).
- [72] M. Kass, A.P. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. International Journal of Computer Vision 1(4), pp : 321–331 (1988).
- [73] S. Osher and J. Sethian, Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on hamilton-jacobi formulations, *Journal of Computational Physics*, pp. 12–49, 1988.
- [74] [http://urfist.enc.sorbonne.fr/anciensite/image\\_numerique/chapitre3.htm](http://urfist.enc.sorbonne.fr/anciensite/image_numerique/chapitre3.htm).
- [75] Jean-Christophe Letard , Denis Sautereau , Jean-Marc Canard , Laurent Palazzo ,François Cessot ,Bertrand Napoléon ,Christian Boustière « Ultrasonographie clinique abdominale et digestive » ; - Polyclinique de Poitiers, les Hospitalières 42, rue Saint-Simplicien F-86000 Poitiers ; - Service d'Hépatogastroentérologie Hôpital Universitaire Dupuytren 2, avenue Martin-Luther-King F-87042 Limoges Cedex ; - 96, boulevard du Montparnasse F-75014 Paris ; - 30, rue d'Astorg F-75008 Paris ; - 35, rue Bataille F-69008 Lyon ; - Les Santonniers 2, Bât. A 6, allée Robert-Govi F-13400 Aubagne.
- [76] Cherqui D. Les tumeurs bénignes du foie. Journal de Chirurgie 2001 ; 138:19-26.
- [77] Cours du Diplôme d'Université Faculté de Médecine ; Saint Antoine 7 au 11 Juin 1999.



