



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie électrique et Electronique

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

Présentée par : LITIM Houria

Filtrage et segmentation des images échographiques

Soutenu le 24 juin 2014 devant le Jury

Mr	CHIKH	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mr	BESSAID Abdelhafid	<i>prof</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mr	LOUDJEDI S.	<i>Docteur</i>	Université de Tlemcen	Examineur
Mme	ILES A.	<i>MCA</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice
Mme	BENSENANE M	<i>Docteur</i>	C.H.U Tlemcen	Examinatrice

Remerciement.

Avec beaucoup de gratitude et de sincérité, on remercie vivement notre encadreur Mr BESSAID Abdelhafid, professeur à l'université de Tlemcen, pour sa présence scientifique et humaine, et l'honneur qu'il nous a fait en acceptant de nous encadrer.

Nos remerciements vont également à Monsieur CHIKH Mohammed Amine, professeur à l'université de Tlemcen, pour l'honneur qu'il nous a fait pour présider le jury de ce mémoire.

Nous sommes très honorées de la présence de Madame ILES, maître de conférences de classe B à l'université de Tlemcen, Monsieur LOUDJEDI Salim, maître de conférences de classe B à l'université de Tlemcen, Faculté de médecine, et Madame BENSENANE maître de conférences, Faculté de médecine et on les remercie pour avoir accepté de siéger dans ce jury et en être les examinateurs du présent travail.

Enfin, un grand merci va à nos familles, à nos proches pour le soutien et l'encouragement qu'ils nous ont apporté tout au long de ce travail.

Notation

C_u	Coefficient de variation global
C_l	Coefficient de variation local
K	Gain de filtre
M	Réponse impulsionnelle
Ψ	Amplitude de flux
∇	Opérateur de gradient
Div	Opérateur de divergence
Δ	Opérateur de Laplacien
g	Coefficient de diffusion
δ	Seuil de gradient
ρ	Coefficient de variation de Yu
Var	Variance
Sign(w)	Signe d'un coefficient w
K	Courbure moyenne
φ	Fonction de level set

Liste des figures

Figure 1.1: Echographes : (a) ATL TM HDI-5000 et (b) ATL TM Somnosite 180, plus échographe portable	5
Figure 1.2 : Représentation de l'onde us selon le temps et la distance	6
Figure 1.3. Effet Piézoélectrique	9
Figure 1.4 : Propagation de l'onde ultrasonore	9
Figure 1.5 : Phénomènes de réflexion et de réfraction d'une onde ultrasonore à l'interface de deux milieux d'impédance acoustique Z_1 et Z_2 différentes	11
Figure 1.6 : Influence de la forme de l'interface sur le phénomène de réfraction.....	12
Figure 1.7 : Phénomène de diffusion.....	12
Figure 1.8 : Interférences constructives des ondes diffusées.....	14
Figure 1.9 : image échographique bruité	14
Figure 1.10 : Démonstration de la différence entre les deux régions du myocarde par leur modèle de speckle.	14
Figure 1.11 : Faisceau ultrasonore	15
Figure 1.12 : la résolution axiale et la résolution latérale.....	15
Figure 1.13 : Caractéristiques techniques d'un échographe	16
Figure 1.14 : Focalisation pratique	17
Figure 1.15 : Principe de la focalisation électronique	17
Figure 1.16 : mode A	19
Figure 1.17 : images échographiques en mode B	20
Figure 1.18 : Représentation du signal échographique en utilisant le mode TM	
Figure 2.1: Classification des pixels selon la valeur du coefficient de variation local, pour les filtres de Lee, Frost et Kuan modifiés.....	29
Figure 2.2 : principe de filtre homomorphique	31
Figure 2.3: Fonctions de diffusion de Perona et Malik	35
Figure 3.1: (a) image échographique de tumeur de sein, (b) segmentation de la tumeur, (c) contour de la tumeur.....	42
Figure 3.2 : Segmentation de tumeur d'une image échographique à partir de son histogramme	44
Figure 3.3 : (a)2 images échographies d'un kyste de foie, (b) segmentation du kyste.....	47
Figure 3.4 : Principe de la segmentation par contour actif.....	49
Figure 3.5 : Forme de la matrice A.....	51

Figure 3.6 : L'évolution de la fonction level set et la propagation des contours correspondant.	53
Figure 3.7 : Changement de la topologie observée dans l'évolution de la fonction level set et la propagation des contours correspondant	55
Figure 4.1 : (a)Image de synthèse, (b) image simulée 1, (c) image simulée 2, (d) image simulée	59
Figure 4.2 : les résultats des filtres testés sur une image échographique rénale.	61
Figure 4.3 : PSNR des résultats de Lee, Kuan et Frost pour une variance croissante.....	62
Figure 4.4 : RMSE des résultats de Lee, Kuan et Frost pour une variance croissante.....	63
Figure 4.5 : PSNR des résultats de différents algorithmes testés pour une variance croissante	63
Figure 4.6: Images échographiques réelles utilisées pour les tests.....	66
Figure 4.7 : les résultats des filtres testés sur une image échographique rénale	68
Figure 4.8 : PSNR de différentes approches testées sur l'image échographique de rein droite.....	69
Figure 4.9 : les résultats des filtres testés sur une image échographique de thrombose veineuse : (a) Lee, (b) Kuan, (c) Frost, (d) Médian, (e) Wiener, (f) Homomorphique, (g) Nagao, (h) SRAD, (i) Perona, (j) Ondelette.....	72
Figure 4.10 : PSNR de différentes approches testées sur l'image échographique de thrombose veineuse.	73
Figure 4.11 : PSNR en fonction de nombre d'itération de l'algorithme de Yu.....	74
Figure 4.12 : Diagramme général de la Segmentation	77
Figure 4.13 : initialisation des contours sur une image échographique d'un kyste à l'utérus.....	80
Figure 4.14 : initialisation des contours sur une image échographique d'un rein droit.	81
Figure 4.15 : résultats de la segmentation des deux images échographiques.....	81
Figure 4.16 : résultat de la région d'intérêt binarisée pour les deux images testées	82
Figure 4.17 : résultats de segmentation des images échographiques des reins	84
Figure 4.18 : segmentation du rein d'un foetale.....	84
Figure 4.19 : résultat de la segmentation d'une échographie du foie	85
Figure 4.20 : résultat de la segmentation d'une échographie de l'utérus.	85
Figure 4.21 : résultat de la segmentation d'une échographie de kyste rénale.	86
Figure 4.22 : résultat de la segmentation d'une échographie de caillot sanguin.	86
Figure 4.23 : résultat de la segmentation d'une échographie de fibrome de l'utérus.....	86
Figure 4.24 : résultat de la segmentation d'une échographie de kyste de l'utérus.	87

Figure 4.25 : résultat de la segmentation d'une image échographique qui présente importante dilatation des cavités pyélo-calicielles et urétérale gauche	87
Figure 4.26 : résultat de la segmentation d'une échographie de thrombose veineuse.....	87
Figure 4.27 : résultat de la segmentation d'une échographie de kyste rénale.	88
Figure 4.28 : résultat de la segmentation d'une échographie de deux fibromes rénale	88

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Classification des ondes acoustiques	6
Tableau 1.2 : Paramètres acoustiques dans différents organes du corps humain, comparés à ceux de l'air et de l'eau.	8
Tableau 1.3 : Fréquence des ultrasons en fonction de la profondeur d'exploration	
Tableau 4. 1. Paramètres des différents filtres testés.	13
Tableau 4.2 : Statistiques des résultats de chaque filtre.....	60
Tableau 4.3 : Comparaison quantitative de différents filtres sur l'image échographique de rein droite.	64
Tableau 4.4 : les résultats de PSNR pour le filtrage de speckle par ondelette pour différents niveaux de décompositions.....	69
Tableau 4.5 : Statistiques des résultats des filtres sur l'image échographique de thrombose veineuse.....	72
Tableau 4.6 : Les temps de segmentation pour les images échographiques rénales testés.....	82

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Formation et caractérisation des images ultrasonores	
1. Introduction	5
2. Formation de l'image échographique	6
2.1. onde ultrasonore	6
2.1.1. Caractéristiques.....	7
2.1.1.1. Célérité	7
2.1.1.2. Impédance acoustique	7
2.1.1.3. Longueur d'onde	7
2.1.2. Formation de l'onde ultrasonore	8
2.2. Interactions avec la matière	9
2.2.1. Absorption	9
2.2.2. Réflexion et réfraction	10
2.2.3. Diffusion	11
2.2.4. Atténuation de l'onde ultrasonore	12
2.3. Origine de speckle	13
2.4. Faisceau ultrasonore	14
2.5. Résolution d'une image échographique	15
2.5.1. Résolution axiale	15
2.5.2. Résolution latérale (ou angulaire)	15
2.6. Focalisation	16
2.7. Acquisition du signal RF	17
3. modes de représentation de l'image échographique	18
4. Conclusion	20

Chapitre II : Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

1. Introduction	22
2. filtrage du speckle	23
2.1. Filtres adaptatifs classiques	23
2.1.1. Coefficient de variation	23
2.1.1.1. Coefficient de variation global	23
2.1.1.2. Coefficient de variation local.....	24

Sommaire

2.1.2. Filtre de Lee	25
2.1.3. Filtre de Kuan	27
2.1.4. Filtre de Frost	27
2.1.5. Filtre de Lopès	28
2.2. Filtre homomorphique.....	29
2.3. Filtre médian	30
2.4. Filtre de Nagao	30
2.5. Diffusion anisotropique	30
2.5.1. Équations aux dérivées partielles (EDP).....	30
2.5.2. Principe de la diffusion : Équation de la chaleur.....	31
2.5.3. Lien entre équation de diffusion et traitement d'images	32
2.5.3.1. Diffusion isotrope	32
2.5.3.2. Diffusion anisotrope : Modèle de Perona et Malik	33
2.5.3.3. Modèle de Yu et Acton (SRAD)	35
2.6. Ondelettes et filtrage d'images échographiques	36
3. Conclusion	38

Chapitre III : Segmentation des images échographiques

1. Introduction	41
2. Définition formelle de la segmentation	41
3. Différentes approches de segmentation	42
4. Techniques de la segmentation	42
4.1. Seuillage	42
4.2. Croissance de région	43
4.3. Classification.....	44
4.3.1. Classification supervisée	44
4.3.2. Classification non-supervisée	44
4.4. Méthodes dérivatives	45
4.5. Morphologie mathématique	45
4.6. Modèles déformables	46
4.6.1 Contours actif (Snakes)	47
4.6.2. Inconvénient des contours actifs	50
4.6.3. Méthodes des Ensembles de niveaux (Level Set).....	51
5. Conclusion	53

Sommaire

Chapitre IV : Résultats Expérimentaux

1. Introduction	56
2. Evaluation quantitative	56
2.1. Erreur quadratique moyenne (MSE)	56
2.2. RMSE (The root MSE)	56
2.3. Rapport signal sur bruit crête (PSNR)	56
2.4. Erreur de Minkowski	57
2.5. Indice de la Similarité Structurale (SSIM).....	57
2.6. Entropie	57
3. Environnement du Travail	58
4. Résultats sur des images de synthèse	58
4.1. Résultats visuels	60
4.2 Statistiques	61
4.3. Résultats comparatifs sur une image de synthèse	63
5. Résultats comparatifs sur des images échographiques.....	64
5.1. Cas de l'image échographique rénale	65
5.1.1. Résultats visuels	65
5.1.2. Résultats quantitatifs	65
5.2. Cas de l'image échographique de thrombose veineuse	69
5.2.1. Résultats visuels	69
5.2.2. Résultats quantitatifs	71
6. Limitation de filtrage de speckle	75
7. Segmentation par Level Set	76
7.1 Influence de l'initialisation sur la segmentation	79
7.2 Segmentation des organes	81
7.3. Résultats sur les Segmentations des tumeurs	84
8. Conclusion.....	87
Conclusion générale	90

Annexes

Références bibliographiques

Introduction générale

Introduction générale :

L'intérieur du corps humain nous a toujours fasciné par sa complexité et du fait qu'il faut « l'ouvrir pour voir ». La morphologie du corps humain est principalement constituée de cinq ensembles. Le premier est la charpente du corps, soit les os. Le deuxième ensemble est formé des organes du corps (cœur, poumons, foie, rate, reins etc.). Le troisième ensemble couvre complètement les deux systèmes précédents de plusieurs couches de tissus musculaires. Le quatrième ensemble est la peau qui recouvre tout le système de tissus musculaires. Enfin le dernier ensemble est le système circulatoire.

Le recours à la chirurgie afin de visualiser les parties internes de l'anatomie humaine est évidemment invasif. La pratique d'interventions invasives est essentiellement faite par des médecins ou des chirurgiens à l'aide de matériels médicaux sophistiqués et d'instruments stérilisés. Cette pratique exige beaucoup de temps, de moyens et il y a des risques de complications.

Comprendre le corps humain et améliorer l'état de santé des patients : ces deux motivations ont conduit au développement d'une grande variété de systèmes d'imagerie médicale. Ces dispositifs, toujours plus perfectionnés, produisent aujourd'hui une quantité considérable d'informations anatomiques et fonctionnelles.

Pour cela l'imagerie médicale est devenue aujourd'hui un outil indispensable pour l'aide au diagnostic de manière non invasive, pour 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 d'imagerie médicale, où leur utilisation ne cesse de s'accroître jour après jour. L'imagerie ultrasonore fait partie de ces technologies, elle constitue une modalité très intéressante pour la visualisation et le diagnostic surtout des tissus en mouvement.

L'échographie est une modalité peu coûteuse, flexible, innocuité (ne représente aucun danger sur la santé du patient) , Elle offre au praticien, l'utilisation libre de la sonde échographique afin d'explorer les régions suspectes, ceci a permis l'apparition de la notion temps réel, elle constitue une modalité principale dans plusieurs domaines d'application (l'obstétrique, la cardiologie, l'angiologie, la gynécologie, etc). En plus, elle peut également être utilisée en complément avec une autre modalité d'image, où les autres techniques d'imagerie présentent un danger pour le patient. La résolution des images échographiques est maintenant inférieure au millimètre, et la miniaturisation permet l'exploration vasculaire de

l'organisme. De plus, il est possible de visualiser le flux sanguin en exploitant l'effet Doppler (voir annexe A). Egalement l'apparition d'une nouvelle génération d'images dites harmoniques en échocardiographie.

Comme toutes les autres modalités d'imagerie, l'échographie est devenue un domaine de recherche pluridisciplinaire regroupant la médecine, l'informatique, les mathématiques et la physique. Ceci, permet de fournir des outils de restauration, de segmentation, de recalage, de calibrage, d'analyse de mouvement, de visualisation, de simulation chirurgicale, d'études quantitatives et qualitatives des structures anatomiques et des pathologies.

Les axes de recherche dans le domaine de l'échographie sont centrés sur deux thèmes : le premier concerne la physique de l'acquisition qui vise l'amélioration de la résolution de l'image par la mise en pratique des technologies de pointe en acquisition d'image. Nous nous intéressons au deuxième thème qui a pour but l'analyse et le traitement de l'image ultrasonore. Ici, il ne s'agit pas uniquement d'améliorer la qualité de l'image échographique, mais aussi d'extraire des informations sur le tissu exploré par des méthodes de segmentation. Dans ce travail de mémoire nous focalisons notre étude sur l'échographie qui consiste à interroger un milieu à l'aide d'une impulsion ultrasonore et à enregistrer les échos générés par des inhomogénéités. Le signal rétrodiffusé est ensuite soumis à un traitement simple dans lequel son enveloppe est extraite. Une image peut alors être créée en codant en niveau de gris l'intensité des échos. Mais l'échographie, si elle possède une excellente résolution temporelle, possède en revanche une très faible résolution spatiale, pour cela nous nous intéressons particulièrement au bruit de type « speckle » qui l'affecte et qui dégrade de façon remarquable la qualité des images 2D échographiques

Le speckle est présent dans les images radar, les images acquises par laser, par sonar et par ultrasons. Bien qu'il soit souvent considéré comme un bruit multiplicatif, ce n'est pas à proprement parler un bruit, c'est une réelle mesure caractéristique du milieu. Le speckle contient des informations sur le tissu observé. Il est cependant communément traité comme un bruit. Ce phénomène, dû à l'interférence constructive et destructrice des ondes ultrasonores, est l'agent responsable de leur aspect granuleux. Cet effet rend l'interprétation de l'image échographique plus difficile et réduit l'efficacité de la segmentation, de la classification et d'autres techniques d'extraction de l'information.

C'est pourquoi notre mémoire vise à appliquer des méthodes d'améliorations de la qualité de l'image échographique par des techniques de filtrage de speckle. Nous avons intégré des éléments de la littérature sur le filtrage d'image radar à synthèse d'ouverture (RSO) en raison de la grande ressemblance existant en terme de statistique de bruit, entre les images radars et ultrasons.

Nous aborderons dans un premier temps la description des filtres adaptatifs, puis ceux reposant sur le phénomène de diffusion seront ensuite présentés, enfin une classe de méthode sera décrite : celle basée sur les ondelettes.

La segmentation d'images ultrasonores, deuxième volet de notre travail, est un problème particulièrement important et l'un des plus difficiles à étudier dans le domaine de l'analyse et du traitement d'images. Ceci réside essentiellement dans la nature des images ultrasonores à traiter qui rend la segmentation très délicate et les approches classiques, telle que les algorithmes n'exploitant que l'information du niveau de gris ou l'approche basée sur l'histogramme donnent des résultats peu satisfaisants. Pour cela nous avons orienté notre travail vers la méthode de Level Set.

Le plan du manuscrit s'articule comme suit : Le premier chapitre est consacré à la physique ultrason. En premier lieu, nous rappelons le principe de l'onde ultrasonore. En second lieu, nous poursuivons avec les différents mécanismes de la formation de l'image ultrasonore en commençant par la sonde, premier élément de la chaîne d'acquisition de l'image, et enchaînant avec les différents prétraitements et post-traitements appliqués à l'image. A la fin de ce chapitre, nous décrivons l'origine de speckle qui est le problème majeur des images échographiques.

Dans le chapitre 2, nous présentons un aperçu sur les méthodes les plus connues pour le filtrage des images ultrasonores tel que les filtres adaptatif (Lee, Kuan, Frost etc), la diffusion anisotropique et une classe sur le filtrage par ondelette.

Le chapitre 3 présente un état de l'art sur la méthode de segmentation par level set.

Le chapitre 4 est consacré principalement aux résultats des différentes études menées sur le filtrage et la segmentation des images échographiques et leur validation.

Enfin, nous présentons une conclusion générale et les perspectives à ce travail.

Chapitre I

1. Introduction :

L'utilisation des ultrasons en médecine, jusque là réservée au domaine militaire, a commencée dans les années 1950. En 1952, le britannique J.J. Wild et l'américain J.M. Reid présentent les premières images de sections 2D d'un sein obtenues à l'aide d'ultrasons. Ils proposent également le terme d'échographie, pour désigner cette technique d'investigation [1] [2]. Ils sont suivis par Leskell qui est le premier à observer des traumatismes crâniens avec des ultrasons. Il appelle ce procédé l'écho-encéphalographie. En 1958, l'anglais Ian Donald réalise la première échographie de l'utérus. L'utilisation médicale de l'échographie s'est généralisée à partir de 1970.

Les ultrasons sont caractérisés par leur fréquence. Plus elle est basse, plus la capacité de pénétration des ultrasons est élevée et moins la résolution est bonne. On essaie donc toujours d'utiliser les fréquences les plus élevées possibles, relativement à la profondeur des tissus.

Dans le cadre de l'imagerie échographique du corps humain, les fréquences sont en général comprises entre 1 et 20MHz et sont de l'ordre de 3.5 à 5MHZ dans le cas de l'échographie abdomino-pelvienne, ce qui explique la faible résolution des images [3].

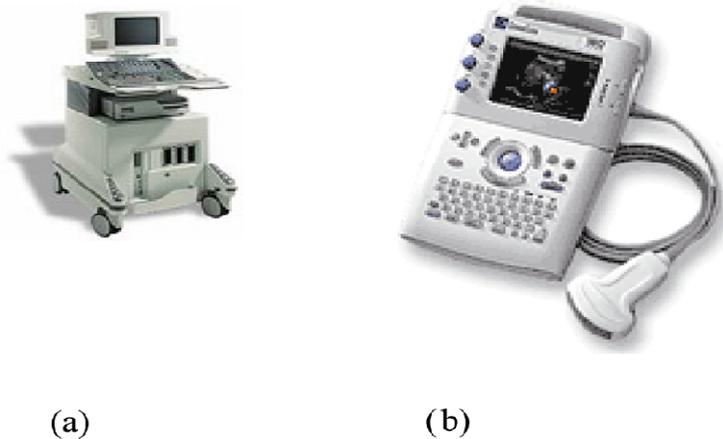


Figure 1.1: Echographes : (a) ATL™ HDI-5000 et (b) ATL™ Somnosite 180, plus échographe portable [4].

L'objectif de ce chapitre est de présenter les principes physiques des ultrasons afin de comprendre la construction et la nature des images échographiques. Après une description générale des ondes ultrasonores, nous nous intéresserons aux caractéristiques d'un faisceau

ultrasonore ainsi qu'aux principes de formation des images d'un échographe. Et nous nous intéressons particulièrement au bruit de type « speckle » qui l'affecte.

2. Formation de l'image échographique :

Dans cette section nous présentons la modalité échographique utilisée pour l'aide au diagnostic, ainsi nous détaillons les principes physiques de cette technologie. Après une description générale des ondes ultrasonores nous nous intéresserons aux caractéristiques d'un faisceau ultrasonore ainsi qu'aux principes de formation des images d'un échographe.

2. 1. Onde ultrasonore :

Une onde ultrasonore est une onde dont la fréquence est supérieure à 20 kHz ; ce type d'onde est inaudible pour l'oreille humaine. En échographie, des ondes ultrasonores sont émises en direction du milieu à imager. Ces ondes sont des ondes de pression, et leur propagation est à l'origine d'un phénomène de compression puis de dilatation du milieu traversé, transmis de proche en proche [5]. la figure 1.2 montre une représentation de l'onde ultrasonore selon le temps et la distance.

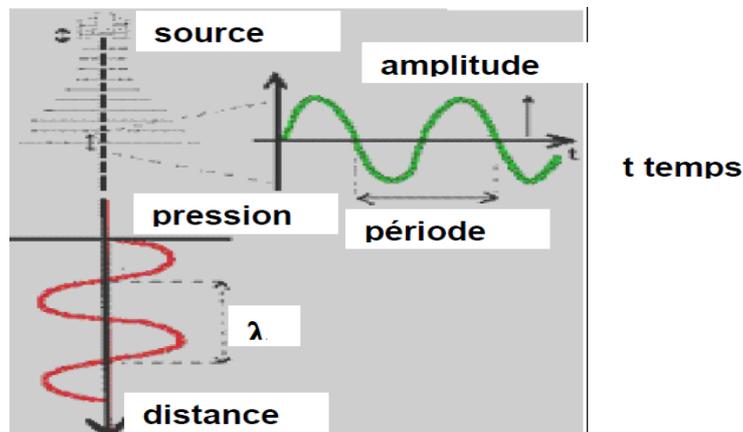


Figure 1.2 : Représentation de l'onde us selon le temps et la distance

Le tableau 1.1 présente une classification des ondes acoustique.

• <i>Infra-sons</i>	Fréquence inférieure à 20 HZ
• <i>Sons audibles</i>	Fréquence comprise entre 20 HZ et 20 KHZ
• <i>Ultrasons</i>	Fréquence comprise entre 20 KHZ et 500 MHz
• <i>Hyper-sons</i>	Fréquence supérieure à 500 MHz

Tableau 1.1 : Classification des ondes acoustiques.

2.1.1. Caractéristiques :

Une onde ultrasonore est caractérisée par sa célérité, son impédance et sa fréquence. L'onde subira ensuite diverses modifications qui dépendent des propriétés du matériel utilisé et de son environnement de propagation.

2.1.1.1. Célérité :

La vitesse de propagation (célérité) de l'onde ultrasonore c , ne dépend pas de la fréquence, elle dépend uniquement des caractéristiques du milieu matériel traversé qui sont son élasticité et sa densité, celle-ci est décrite par l'équation suivante :

$$C = \sqrt{\frac{E}{\rho}} \quad (1,1)$$

Avec E et ρ l'élasticité et la densité du tissu étudié et c la célérité de l'onde

Dans les tissus mous, la célérité variant peu, on considère qu'elle a une valeur moyenne de 1540 m/s. Il est important de noter que pour les os et l'air, la vitesse des ultrasons est différente de cette valeur moyenne.

2.1.1.2. L'impédance acoustique :

La propagation des ondes est donc dépendante des caractéristiques des milieux traversés, que l'on peut représenter par la valeur de l'impédance acoustique, notée Z [1]. Celle-ci dépend de la masse volumique et la vitesse des ultrasons c , elle est définie comme suit :

$$Z = \rho * c \quad (1,2)$$

Avec ρ la masse volumique du milieu et c la célérité de l'onde acoustique, elle traduit l'aptitude d'un milieu donné à la pénétration des ultrasons.

2.1.1.3. Longueur d'onde :

La longueur d'onde est la distance parcourue par l'onde de pression ultrasonore pendant une période, elle mesure l'étendue spatiale d'un cycle de variation [6]. La longueur d'onde λ est reliée à la célérité et à la fréquence f par la relation :

$$\lambda = \frac{c}{f} \quad (1,3)$$

Il est important de noter que la longueur d'onde représente le pouvoir de résolution. En échographie les résolutions sont de l'ordre du millimètre.

Le tableau 1.2 présente différentes vitesses de propagation de l'onde selon les milieux Traversés et leurs impédances acoustiques.

<i>Tissus</i>	<i>Vitesse m/s</i>	<i>Impédance acoustique Kg/m²/s</i>
Graisse	0.92 10 ³	1.33 10 ⁶
Sang	1.06 10 ³	1.66 10 ⁶
Os	1.38-1.81 10 ³	3.75-7.38 10 ⁶
Fois	1.06 10 ³	1.66 10 ⁶
Rein	1.04 10 ³	1.62 10 ⁶
Air	1.2 10 ³	0.40 10 ⁶
Eau	1.00 10 ³	1.48 10 ⁶

Tableau 1.2 : Paramètres acoustiques dans différents organes du corps humain, comparés à ceux de l'air et de l'eau [21].

2.1.2. Formation de l'onde ultrasonore :

Un transducteur est un élément qui transforme une énergie d'une forme à une autre. En échographie, elle transforme l'impulsion électrique en onde ultrasonore et, inversement, convertit les informations ultrasonores en signaux électriques [1] [5]. Cette transformation d'énergie s'effectue grâce au phénomène de piézo-électricité. La figure 1.3 illustre leur principe

Ce phénomène se caractérise par l'apparition de charges électriques sur les faces d'un matériau dit piézo-électrique lorsque ses faces sont soumises à une contrainte mécanique (effet direct). Ce même matériau voit son épaisseur se modifier lorsque ses faces sont soumises à une différence de potentiel (effet piézo-électrique indirect) [11].

Un générateur de courant délivre des impulsions électriques de haute fréquence qui sont appliquées à la surface d'une céramique : cette dernière voit son épaisseur varier si la fréquence des impulsions est de l'ordre de grandeur de sa fréquence de résonance (effet piézo-électrique indirect). Ces vibrations mécaniques se transmettent de proche en proche.

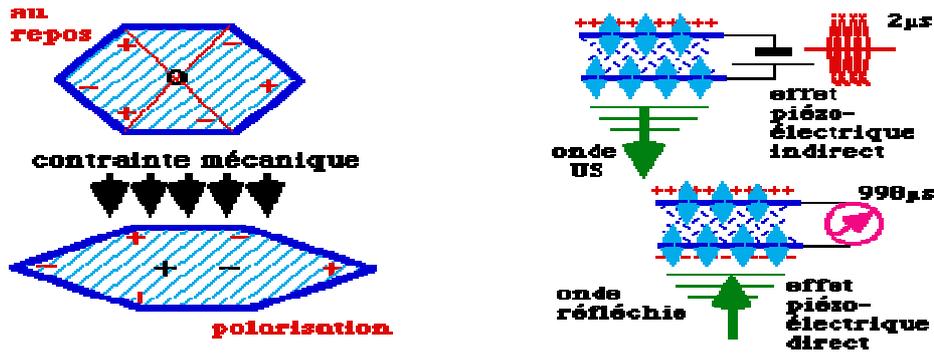


Figure 1.3 : Effet Piézoélectrique

2.2. Interactions avec la matière :

Les ondes ultrasonores, concentrées sous forme de faisceaux vont interagir avec la matière qu'elles traversent(voir la figure 1.4). Il se produit plusieurs phénomènes qui aboutissent à leur atténuation :

- Une absorption dans les milieux homogènes.
- Des réflexions, réfractions, interférences, aux changements de milieux.
- Atténuation des milieux.
- Diffusion dans de multiples directions.

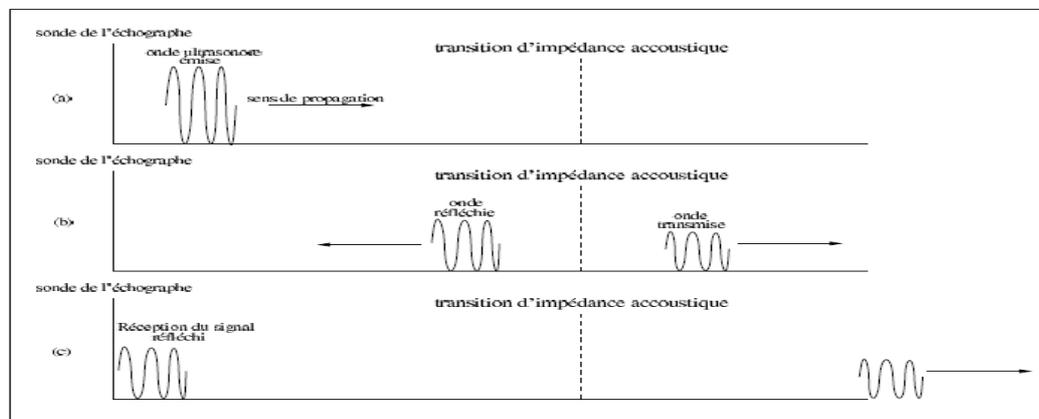


Figure 1.4 : Propagation de l'onde ultrasonore : (a) Envoi d'une impulsion électrique dans le transducteur qui crée une onde ultrasonore. (b) Rencontre d'une transition d'impédance acoustique. (c) Réception du signal réfléchi, que le transducteur transforme en impulsion électrique (figure tirée de [1]).

2.2.1. L'absorption :

L'onde ultrasonore cède une partie de son énergie au milieu : il y a absorption de l'énergie, et l'intensité du faisceau diminue. Cette diminution est totalement différente de celle due à l'augmentation de la surface de l'onde [7] [8]. Cette absorption suit une loi exponentielle :

$$I(d) = I_0 e^{-\alpha d} \quad (1.4)$$

Avec I l'intensité à la distance d de la source, I_0 l'intensité initiale, α le coefficient d'absorption.

2.2.2. Réflexion et réfraction :

L'échogénéicité d'une interface est définie par sa capacité à réfléchir les échos qui lui arrivent. En effet, quand un faisceau d'ondes ultrasonores arrive au niveau d'une interface, une partie est réfléchi (l'onde réfléchi) et l'autre partie traverse l'interface et continue sa propagation (l'onde transmise) [1] [5] [8] [9].

Dans le cas particulier où l'onde incidente est perpendiculaire à l'interface, les ondes réfléchies et transmises sont également perpendiculaires à l'interface et on parle d'échos spéculaires. Par contre, quand le faisceau d'ultrasons rencontre une interface avec un angle oblique, une partie du signal est réfléchi avec un angle de réflexion égal à l'angle incident, alors que le reste est réfracté [10] L'angle de l'onde transmise est donné par la loi de Snell :

$$\frac{\sin \theta_t}{\sin \theta_i} = \frac{c_2}{c_1} \quad (1.5)$$

Avec c_1 et c_2 la vitesse de l'onde dans le milieu M_1 et le milieu M_2 et θ_i l'angle d'incidence et θ_t l'angle de l'onde transmise. La figure 1.5 présente les phénomènes de réflexion et de réfraction d'une onde ultrasonore à l'interface entre deux milieux d'impédances acoustiques différentes.

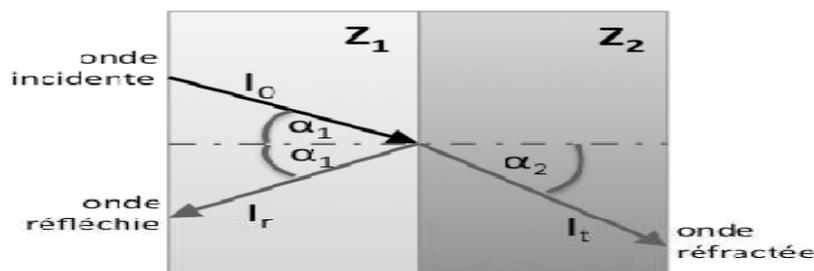


Figure 1.5 : Phénomènes de réflexion et de réfraction d'une onde ultrasonore à l'interface de deux milieux d'impédance acoustique Z_1 et Z_2 différentes (figure tirée de [5]).

Cela signifie que la partie transmise du signal continuait sa propagation en conservant la même direction, va être déviée d'un angle dépendant de l'impédance des deux milieux et on définit les équations suivantes pour les coefficients de réflexion R et de transmission T :

$$R = \frac{(Z_1 - Z_2)^2}{(Z_1 + Z_2)^2} \quad (1,6)$$

$$T = 1 - R = \frac{4Z_1Z_2}{(Z_1 + Z_2)^2} \quad (1,7)$$

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

La loi de réflexion est valable lorsque l'interface entre milieux homogènes est de taille suffisamment importante devant la longueur λ de l'onde ultrasonore. Mais toutes les inhomogénéités de taille inférieure ou comparable aux petits vaisseaux se comportent comme des sources ponctuelles qui réfléchissent une partie de l'onde dans toutes les directions de l'espace.

Le coefficient de réflexion os/air ou eau/air est très proche de 1. Il est donc nécessaire de s'assurer lors d'un test échographique de l'absence d'air entre la sonde et l'objet. En pratique, un gel est utilisé entre la sonde ultrasonique et la peau pour diminuer la présence d'air entre les tissus et la sonde (diminuer la valeur de R).

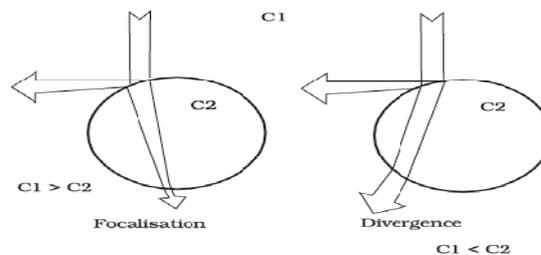


Figure 1.6 : Influence de la forme de l'interface sur le phénomène de réfraction (figure tirée de [20]).

2.2.3. Diffusion :

Lorsque l'interface est de petite taille par rapport à la longueur d'onde, l'énergie de l'onde est diffusée, c'est à dire réfléchié dans de multiples directions [7] [8]. Soit d la taille de l'interface et λ la longueur d'onde. En fonction du rapport λ/d il est possible de définir trois types de diffusion :

* $d \gg \lambda$ rétro-diffusion

* $d \sim \lambda$ diffusion antérieure

* $d \ll \lambda$ diffusion multidirectionnelle

Donc on retiendra simplement que la diffusion est la réémission dans toutes les directions de l'espace d'une fraction de l'énergie ultrasonore par des cibles dont les dimensions sont petites devant la longueur d'onde. Alors que l'image des frontières des structures macroscopiques (organe, tumeur ...etc) est lié à la réflexion aux interfaces, l'écho structure de parenchyme est dû aux échos diffusés par les multiples hétérogénéités diffusantes de petite taille tels que capillaires, tissus conjonctifs, îlots cellulaires, etc. Ces phénomènes sont illustrés à la Figure 1.7.

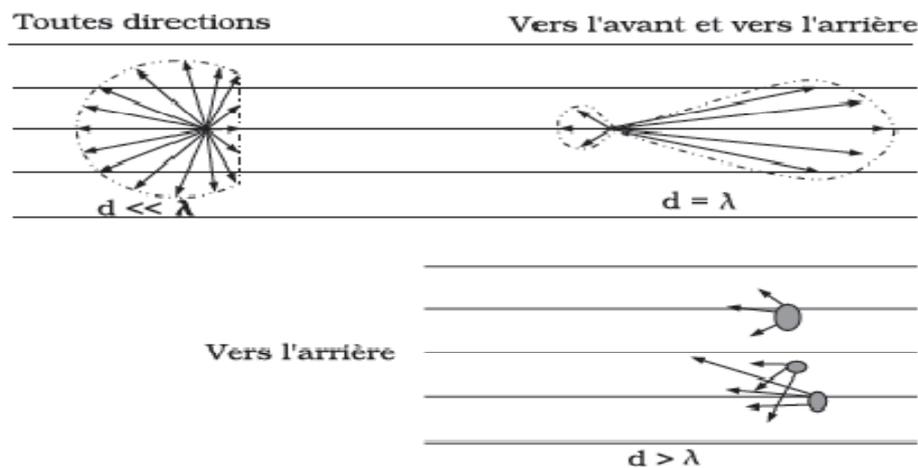


Figure 1.7 : Phénomène de diffusion (figure tirée de [20]).

2.2.4. Atténuation de l'onde ultrasonore :

L'atténuation de l'intensité de faisceau ultrasonore diminue avec la profondeur d'exploration comme montre le tableau 1.3. Cette atténuation des ultrasons est due aux multiples interactions (réflexion, réfraction, diffusion) qui diminuent l'intensité du faisceau lorsque celui-ci pénètre dans les tissus. Une partie de l'atténuation s'explique également par l'absorption et la dégradation de l'énergie sous forme de chaleur [1] [5].

Plus la fréquence des ultrasons augmentent, plus l'atténuation est importante. La fréquence des ultrasons a donc une influence déterminante sur les possibilités d'exploration.

Fréquence des ultrasons (MHz)	Profondeur d'exploration maximale (cm)
2.5-3.5	>15
5	10
7.5	5-6
10-12	2-3

Tableau 1.3 : Fréquence des ultrasons en fonction de la profondeur d'exploration [22].

2.3. Origine de speckle :

La rétrodiffusion est à l'origine du phénomène de speckle bien connu en imagerie échographique. Compte tenu du fait que les échos sont renvoyés dans de nombreuses directions, Les tissus peuvent donc être assimilés à de multiples diffuseurs distribués de manière aléatoire et entraînant la formation d'un ensemble d'ondelettes ultrasonores interférant entre-elles. Ces interférences peuvent être constructives (renforcement de l'énergie), destructives (diminution de la pression ultrasonore) ou aboutir à la formation d'ondes stationnaires. Ce phénomène d'interférence aléatoire provoque des fluctuations statistiques qui ne reflètent pas réellement la distribution des diffuseurs dans le tissu : le moucheté ou speckle dû à la juxtaposition des pixels sombres et clairs n'est donc pas la reproduction fidèle des points de diffusion mais correspond au bruit d'interférence.

Dans le cas où le nombre de diffuseurs par cellule de résolution est particulièrement grand et où l'espacement entre deux diffuseurs est particulièrement petit par rapport à la longueur d'onde du signal, on parle de speckle totalement développé. Dans le cas contraire on parlera de speckle partiellement développé (voir annexe C).

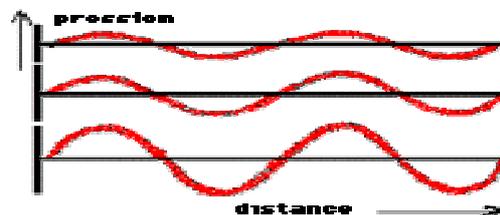


Figure 1.8 : Interférences constructives des ondes diffusées.

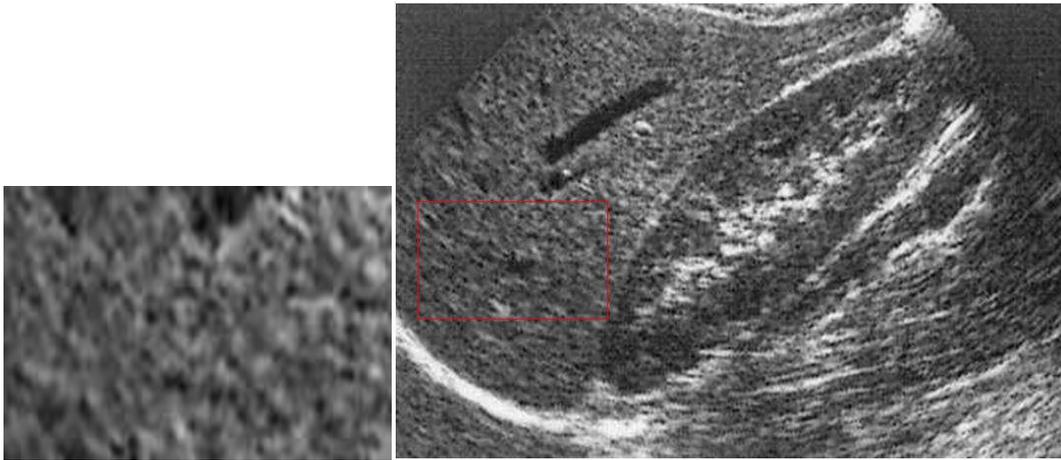


Figure 1.9 : Image échographique bruitée

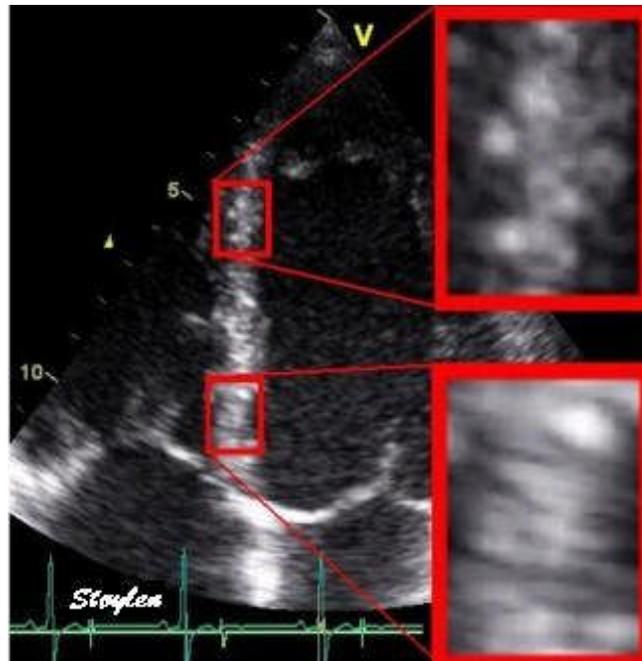


Figure 1.10 : Démonstration de la différence entre les deux régions du myocarde par leur modèle de speckle.

2.4. Le faisceau ultrasonore :

Les grandes fréquences des ultrasons supérieures à 1 MHz autorisent la création de faisceaux c'est à dire d'une onde directionnelle (voir la figure 1.11). Lorsque la source est plane le front d'onde est plan, Contrairement aux ondes sphériques la surface n'augmente pas avec la distance.

Ainsi l'intensité ne décroît pas avec la distance et la pénétration des ultrasons est sensiblement améliorée.

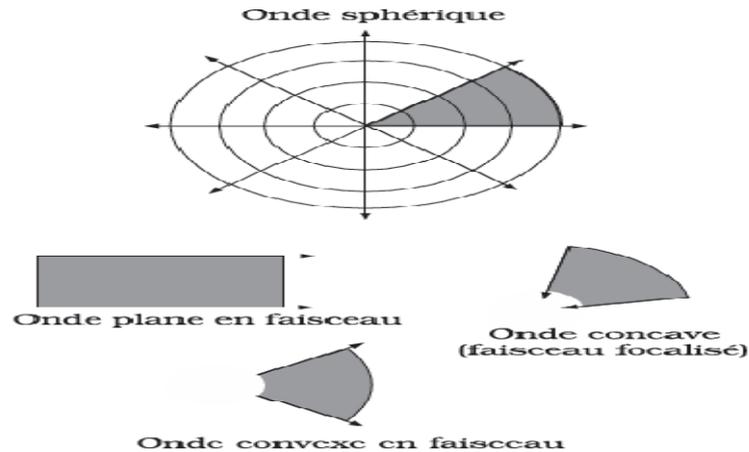


Figure 1.11 : Faisceau ultrasonore (figure tirée de [20]).

2.5. La Résolution d'une image échographique

La résolution spatiale d'un système d'imagerie est définie par la distance minimale qui doit séparer deux objets ponctuels pour que ces derniers soient visibles de façon distincte dans l'image. On peut définir en échographie mode B deux types de résolution : la résolution axiale et la résolution angulaire (latérale) [5] comme montre la figure 1.12.

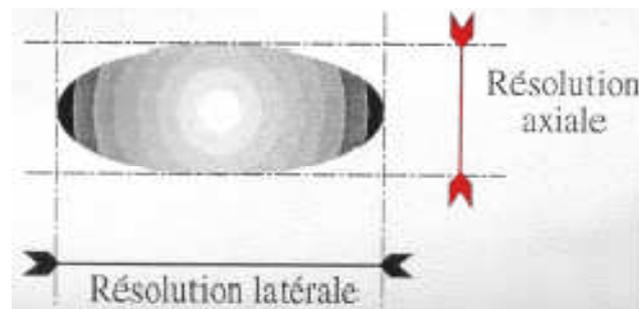


Figure 1.12 : la résolution axiale et la résolution latérale.

2.5.1. La résolution axiale :

La résolution axiale de l'image Δy est la résolution dans l'axe du faisceau ultrasonore ; elle est déterminée par la relation: $\Delta y = c\Delta t$ où Δt est la durée de l'impulsion ultrasonore [1].

Elle dépend essentiellement de la fréquence des ultrasons. Plus la fréquence est élevée, plus la longueur d'onde est petite et plus la résolution axiale est bonne. Notons encore que la fréquence de la sonde a une influence sur l'atténuation des ultrasons et donc sur la profondeur

d'exploration. Plus la sonde est de basse fréquence (3,5 - 5 MHz), plus la profondeur d'exploration est importante, mais moins bonne est la qualité de l'image [17].

2.5.2. La résolution latérale (ou angulaire) :

Qui mesure la capacité de l'échographe à imager distinctement deux objets ponctuels situés dans un plan perpendiculaire au faisceau d'onde ultrasonore, dépend de la largeur de ce faisceau [1] [17].

Si d est la distance de focalisation, l la largeur de l'élément piézoélectrique, et λ la longueur d'onde, un ordre de grandeur de la résolution latérale Δx est donné par :

$$\Delta x \approx 1.2 (\lambda d) / l \quad (1,8)$$

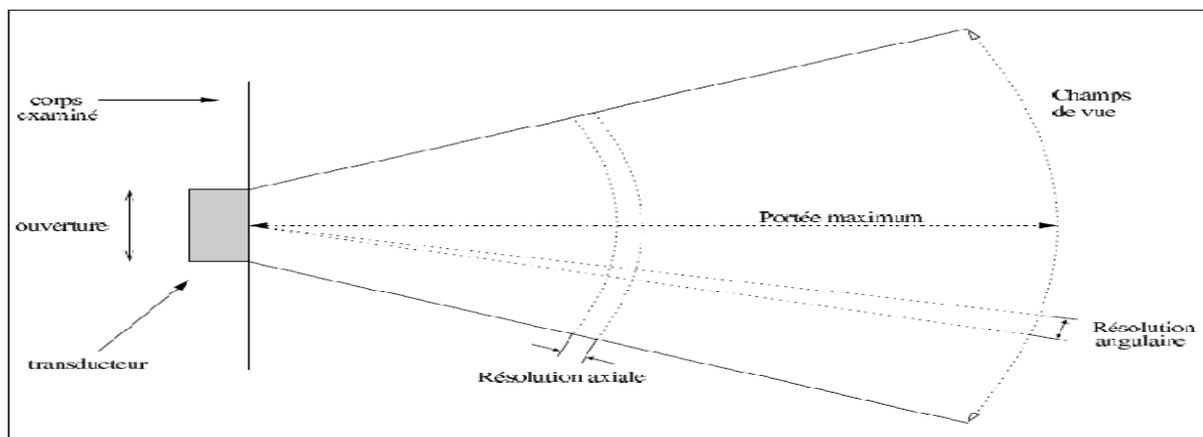


Figure. 1.13 : Caractéristiques techniques d'un échographe (figure tirée de [1]).

2.6. Focalisation :

Afin d'obtenir une image de bonne qualité, il faut balayer le milieu à explorer par un faisceau ultrasonore très fin pour obtenir une bonne résolution latérale. Il faut d'autre part, pour obtenir une bonne résolution axiale, utiliser des signaux brefs qui permettent en échographie de séparer des cibles proches. Pour réaliser une focalisation de l'énergie ultrasonore en émission (c'est à dire faire converger le faisceau pour qu'il devienne localement quasi-ponctuel), il suffit d'appliquer aux transducteurs un jeu de retards appropriés afin de corriger les temps de parcours pour que toutes les impulsions arrivent ensemble au point visé. La figure 1.14 illustre le principe d'une focalisation pratique.

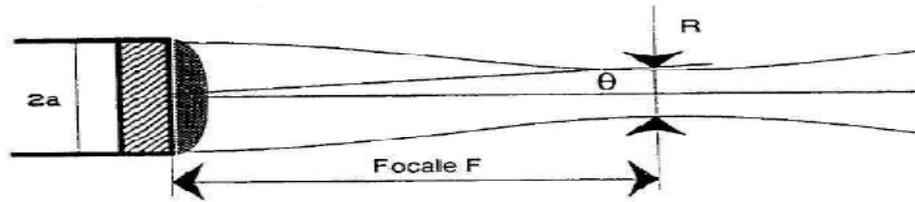


Figure 1.14 : Focalisation pratique $R = \lambda F \sqrt{a}$ avec R la longueur de la zone focale, λ la longueur d'onde, F la profondeur à laquelle on focalise et a l'ouverture de la sonde (Figure tirée de [19]).

La figure suivante montre le principe de focalisation électronique en émission et en réception.

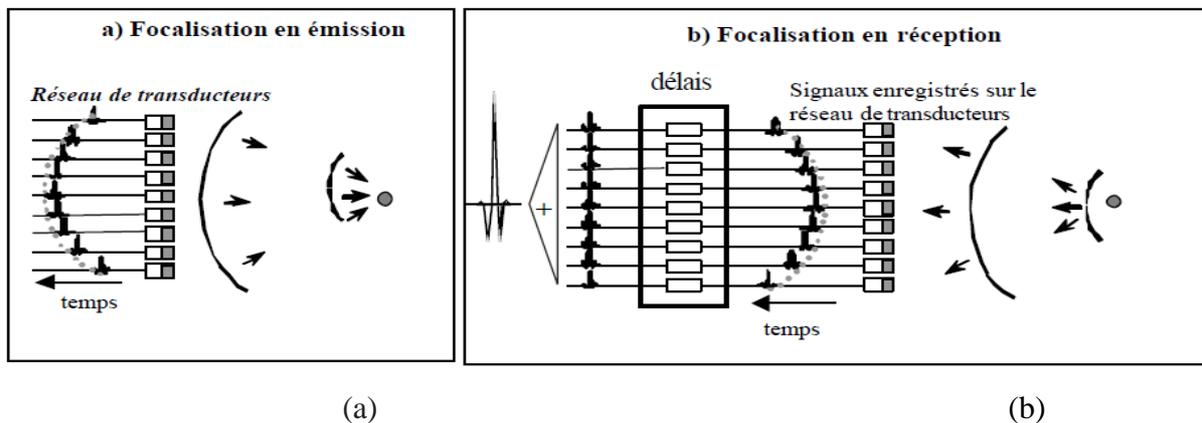


Figure 1.15 : Principe de la focalisation électronique par ligne à retard à l'aide d'une barrette de transducteurs. (a) Focalisation électronique à l'émission : un ensemble de retards (électroniques ou numériques) permet d'émettre une onde focalisée. (b) Focalisation électronique variable en réception : un ensemble de retards permet de remettre en phase tous les signaux issus d'une cible à la profondeur z . La loi de retard est ajustée à chaque instant pour focaliser à la profondeur d'où proviennent les échos reçus à cet instant [12].

2.7. Acquisition du signal RF :

L'onde rétrodiffusée par le tissu est captée par la sonde. Celle-ci la convertit en un signal électrique qui sera, ensuite, acheminé vers le bloc d'acquisition. Ce dernier a un double rôle. En effet, il génère l'onde ultrasonore vers la sonde en émission et en réception il détecte, échantillonne et adapte (mise en forme électronique) les échos acheminés depuis la sonde. Le bloc d'acquisition est formé d'un formateur de faisceaux (en anglais : Beam Former). Ce dernier génère l'impulsion qui pilote la sonde, détermine la fréquence de répétition (PRF) du signal à transmettre ainsi que sa puissance pendant la phase d'émission de l'onde ultrasonore. Il détecte, amplifie les échos à la réception par application de gain globale. Pour compenser l'atténuation en profondeur, le signal reçu sera transformé par un amplificateur linéaire, dont le gain varie linéairement avec la profondeur par application de gain TGC (Le gain de

compensation en profondeur) et numérise l'écho pendant la phase de réception. Ce signal numérisé est le signal Radio-Fréquence [14], [15].

Du signal RF à l'image :

Une fois que le signal est compensé à la réception par le formateur de faisceaux il est transmis vers le bloc de traitement de signal. Quatre opérations essentielles sont réalisées :

- Application d'un filtrage fréquentiel passe bande pour élimination de tout bruit électronique indésirable.
- Détection (ou démodulation) de l'enveloppe du signal écho. C'est la conversion du signal Radio-Fréquence RF qui renferme l'amplitude et la phase en signal amplitude qui est l'enveloppe du signal écho.
- Compression pour réduire la dynamique du signal RF puisque l'amplitude des échos produits par la rétro-diffusion est plus faible que celle des échos produits par la réflexion spéculaire. Pour rehausser les faibles échos au niveau des plus forts, on utilise une compression logarithmique [1]. (voir annexe B).
- Compression linéaire pour adapter la dynamique du signal aux 20 dB qui constituent la dynamique de détection des signaux lumineux par la rétine [16].

Finalement, l'image échographique se forme dans le bloc de traitement d'image. Ainsi, le signal issu du bloc précédent est converti en image bidimensionnelle par le convertisseur d'image (appelé en anglais : scan converter). L'image ainsi formée subit différents traitements comme l'application des filtres (exemple : filtre de moyenne), rehaussement du contraste des niveaux de gris ou comme l'application des fonctions comme l'effet zoom. La visualisation constitue la dernière étape pour afficher l'image échographique sur l'écran du moniteur.

3. Les modes de représentation de l'image échographique :

L'image ultrasonore est constituée à partir des informations recueillies par la sonde et transmises à l'appareil. Il existe trois modes de représentation de l'image échographique :

Le mode A : C'est le mode de représentation de l'image le plus primitif. Il consiste à afficher l'amplitude du signal recueilli par la sonde en fonction de la profondeur(voir la figure 1.16). Un seul faisceau ultrasonore de direction constante est utilisé. Ce mode autrefois utilisé en neurologie pédiatrique et en ophtalmologie est tombé en désuétude [1] [18].

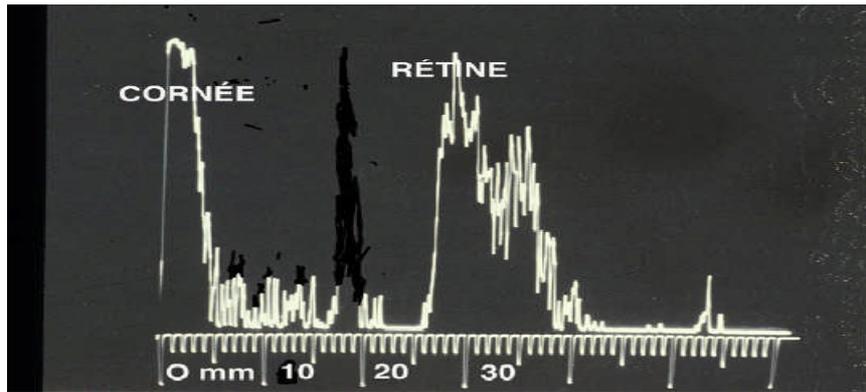
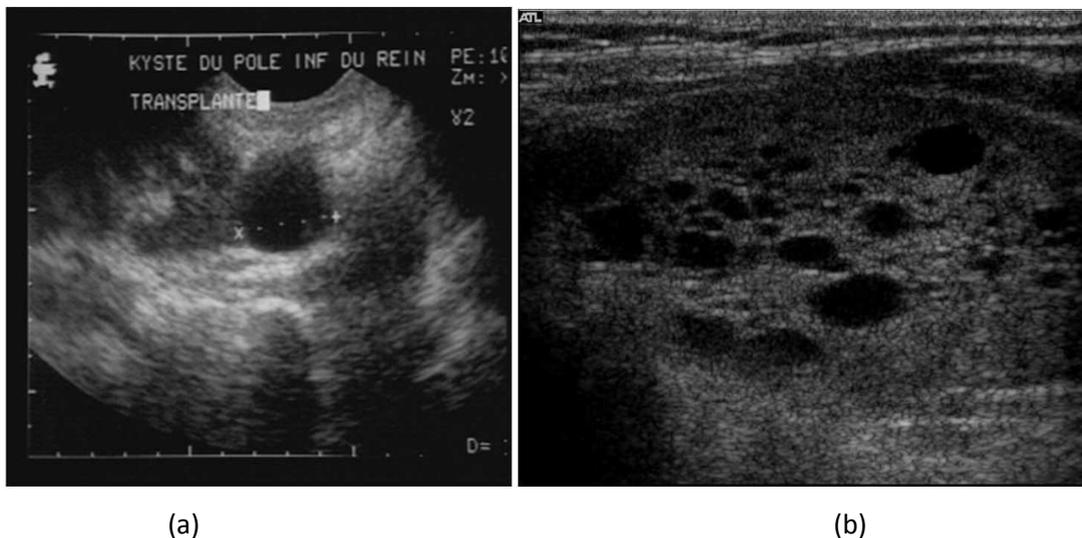


Figure 1.16 : mode A

Le mode B (Brillance) : C'est le mode de représentation le plus utilisé. L'amplitude est traduite par la brillance d'un point (son niveau de gris). Les traitements décrits sont effectués sur le signal échographique afin d'obtenir l'image 2D qui est visualisée et qui peut être considérée comme une représentation des organes [8] [18].

La profondeur du tissu est représentée sur l'axe des ordonnées et la position le long du transducteur sur l'axe des abscisses. la figure 1.17 présente deux images échographiques en mode B.



(a) (b)
Figure 1.17 : images échographiques en mode B : (a) kyste rénal
(b) Kystes thyroïdiens.

Le mode TM (Temps/Mouvement) : Ce mode représente la distance entre la sonde et les structures échogènes en fonction du temps et est souvent utilisé en imagerie cardiaque (voir la figure 1.18) [1] [8] [18].

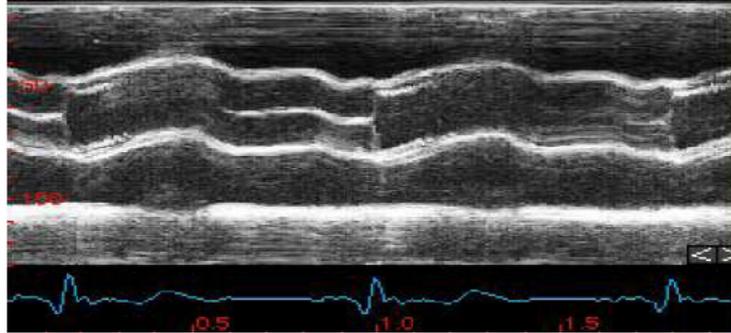


Figure 1.18 : Représentation du signal échographique en utilisant le mode TM

4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu des bases physique sur lesquelles repose l'imagerie ultrasonore tel que les caractéristiques de faisceaux ultrasonore ainsi les principes d'acquisition de signal Radio-Fréquence (RF) et les différents opérations réaliser sur celui ci pour obtenir l'image échographique finale.

L'analyse de la formation d'une image échographique faite dans ce chapitre semble toute fois indiquer qu'il est nécessaire de développer des méthodes de traitement d'image qui tiennent compte du phénomène physique qui a amené la formation de l'image ultrasonore, ainsi que les différents artéfacts qu'elle contient, au particulier, le speckle qui est le principal facteur limitant la résolution de contraste des images échographiques, assimilé à un bruit multiplicatif, ainsi tout traitement nécessiterait une réduction de ce bruit, cela justifie la phase de filtrage que nous développons dans le chapitre 2.

Le chapitre suivant présente l'état de l'art des prétraitements nécessaires pour réduire l'effet de speckle.

Chapitre II

1. Introduction :

Le filtrage du bruit dans les images médicales qu'il soit additif gaussien ou du type speckle revient à estimer la réflectivité réelle de la scène pour chaque pixel de l'image, et le problème de fond avec toutes les méthodes de suppression de bruit est de savoir comment prévenir une perte de netteté (de détails). A cet effet il faut : lisser les zones homogènes sans en modifier la réflectivité, conserver autant que possible la texture, le filtre doit donc être capable de séparer les effets d'hétérogénéité dû à la texture de ceux dû au speckle et conserver les structures et les contours de l'image.

Le filtrage du *speckle* a généré une abondante littérature et le développement de nombreuses méthodes spécifiques. Avant l'étude de cette littérature, il nous semble important de rappeler la définition du *speckle*, déjà présenté dans le premier chapitre. Le *speckle* est la conséquence de l'interférence des ondes ultrasonores rétrodiffusées par les nombreuses inhomogénéités contenues dans le milieu biologique étudié (les diffuseurs), il a suscité un regain d'intérêt lors de la commercialisation des premiers lasers dans les années 1960 [23]. Il est entièrement déterminé par les données de toutes les positions de tous les diffuseurs. 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 [24] [25], 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) ou l'échographie.

Le speckle contient des informations sur la zone observé. Bruit ou information de texture, le débat sur la dualité du speckle en échographie demeure. Il est considéré comme une information dans le monde médical où il permet une caractérisation fine des tissus, nous avons décidé de considérer le speckle comme un bruit devant être filtré.

L'objectif de ce chapitre est de présenter les principaux algorithmes utilisés en filtrage du speckle, les techniques les plus répandues proviennent de la communauté de recherche sur les images radar [26]. Ces filtres sont ensuite appliqués plus tard à l'imagerie ultrasonore depuis le début des années 1980 [27]. Nous aborderons dans un premier temps la description des

filtres adaptatifs classiques qui sont proposés par Lee [26] [28] [29], Kuan et al. [30], Frost et al [31], et Kuan et Sawchuk [32] et leurs versions modifiées par Lopès [33], Wiener [41] [42], puis nous présentons les filtres basé sur la diffusion anisotrope [34] [35] [36], puis ceux reposant sur le filtre Homomorphique [37] [38], Médian [39], Nagao [43], enfin une classe de filtre basées sur les ondelettes[40] sera décrit.

2. Le filtrage du speckle :

2.1. Les filtres adaptatifs classiques :

Les filtres adaptatifs utilisent des statistiques locales de l'image afin de modifier leur comportement. On parle ici sur des filtres qui reposent sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQMM). Ils se fondent sur l'évaluation du coefficient de variation dans l'image. On distingue deux types de coefficients de variation : un coefficient de variation global et un coefficient de variation local. Le premier donne une caractérisation globale du speckle présent dans l'image, alors que le second en donne une estimation locale qui peut être considéré comme un détecteur de contours dans les images affectés par le speckle [1].

2.1.1. Le Coefficient de variation :

2.1.1. 1.Le coefficient de variation global :

Le coefficient de variation global C_u est une caractérisation globale du speckle présent dans l'image, il est défini par la formule suivante :

$$C_u^2 = \frac{\text{var}(I_{\Omega_h})}{I_{\Omega_h}^2} \quad (2.1)$$

Où Ω_h est une région de l'image correspondant à une zone de réflectivité homogène de la scène observée, I_{Ω_h} est l'ensemble des intensités des pixels de Ω_h .

Démonstration :

Notons que R est la réflectivité réelle de la scène observée (celle que l'on cherche), I l'observation dont on dispose et u un bruit multiplicatif [1], nous avons l'équation suivante :

$$I(i, j) = R(i, j) * u(i, j) \quad (2.2)$$

Le calcul se fait sur une zone homogène de l'image Ω_h regroupant N pixels. Sur Ω_h la réflectivité réelle de la scène est constante :

$$\forall (i, j) \in \Omega_h, R(i, j) = K \quad (2.3)$$

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

$$\begin{aligned} C_u^2 &= \frac{\text{var}(I_{\Omega_h})}{\bar{I}_{\Omega_h}^2} \\ &= \frac{\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in \Omega_h} (R(i,j) * u(i,j) - \overline{(Ru)})^2}{\bar{I}_{\Omega_h}^2}} \\ &= \frac{\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in \Omega_h} (Ku(i,j) - \overline{(Ku)})^2}{(K\bar{u})^2}} \\ &= \frac{\text{var}(u)}{\bar{u}^2} \end{aligned}$$

Où $\overline{(Ru)}$ et \bar{u} sont la moyennes de $R(i, j) * u(i, j)$ et $u(i, j)$ calculées sur la zone homogène Ω_h .
Donc nous remarquons que le coefficient de variation C_u dépend uniquement de bruit speckle [1].

2.1.1.2. Le coefficient de variation local:

Le coefficient de variation local C_I est une mesure d'hétérogénéité (contour, texture) particulièrement bien adaptée au cas des images radar et les images contenant de speckle, il est considéré comme un détecteur de contours [1], il est défini par l'équation suivante :

$$C_I^2(s) = \frac{1}{\beta_s} \sum_{p \in \beta_s} \frac{(I_p - \bar{I}_s)^2}{\bar{I}_s^2} \quad (2.4)$$

Où β_s est le voisinage du pixel central s . \bar{I}_s est la valeur moyenne de l'intensité des pixels de β_s .

Lorsque la fenêtre de calcul du coefficient de variation local se situe sur une zone homogène la variance de la réflectivité réelle s'annule et on retrouve $C_I \approx C_u$ et si la fenêtre se situe sur un contour ou une texture (fort diffuseurs), la variance de la réflectivité réelle R est élevée [1]. On retrouve : $C_I \gg C_u$.

A partir de cette présentation nous constatons que le coefficient de variation est une mesure statistique qui permet non seulement de caractériser le bruit dans les images affectées par le speckle, mais aussi de différencier les zones homogènes et les zones texturées.

Le coefficient de variation est utilisé depuis longtemps dans le traitement des images radar tel que le filtre de Lee[26] [28] [29], Kuan [30], Frost et al [31] et Lopès [33] ,ces filtres utilisent des fenêtres sur lesquelles sont évaluées des statistiques locales(moyenne et variance). Dans la section suivante, nous présentons les techniques de filtrage du speckle, en insistant sur celles qui utilisent le coefficient de variation.

2.1.2. Le filtre de Lee :

Lee a d'abord proposé un filtre pour le cas d'un bruit additif [26], ce filtre se déduit de la méthode de Wallis [44]. Lee propose d'estimer la moyenne \bar{R}_d et la variance σ_d de réflectivité R par la moyenne locale observé \bar{I} et la variance locale observé $\sigma_{i,j}$ qui sont calculées sur une fenêtre, cette méthode est dit LS(Local Statistic) , L'estimation \hat{R} de la réflectivité réelle est obtenue par :

$$\hat{R} = \bar{R}_d + \sqrt{\frac{\sigma_d}{\sigma_{i,j}}} (I(i, j) - \bar{I}_{i,j}) \quad (2.5)$$

Où \bar{R}_d et σ_d sont calculées de la façon suivante :

$$\bar{R}_d = \bar{I} \quad (2.6)$$

$$\sigma_d = \frac{\sigma_{i,j} - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{\sigma_u^2 + 1} \quad (2.7)$$

Où σ_u est l'écart type du bruit : $\sigma_u = C_u$, C_u étant le coefficient de variation global.

Lee propose d'approximer le modèle multiplicatif du l'image I par un modèle linéaire de la forme :

$$\hat{R} = \alpha I + \beta \bar{R}_d \quad (2.8)$$

Où \hat{R} est l'estimateur de R donnant la plus petite erreur quadratique EQMM par rapport à la moyenne (Minimum Mean Square Error). Les variables α et β sont choisies de façon à minimiser $E((\hat{R} - R)^2)$, E étant l'espérance mathématique [26] [28].

Nous obtenons :

$$\hat{R} = \alpha I + (1 - \alpha) \bar{R}_d \quad (2.9)$$

$$\text{Avec } \alpha = \frac{\sigma_d}{\sigma_{i,j}} \quad (2.10)$$

En remplaçant σ_d par l'expression de l'équation 2.7, on aura :

$$\alpha = \frac{\sigma_{i,j} - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{(\sigma_u^2 + 1) \sigma_{i,j}} \quad (2.11)$$

$\sigma_u^2 + 1$ peut être remplacée par 1 car $\sigma_u^2 \approx 0$, on aura donc :

$$\alpha = \frac{\sigma_{i,j} - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{\sigma_{i,j}} \quad (2.12)$$

$$= 1 - \frac{C_u^2}{C_I^2} \quad (2.13)$$

Finalement Le filtre de Lee repose sur la formulation suivante :

$$\hat{R} = kI + (1 - k)\bar{I} \quad (2.14)$$

Où le paramètre k est appelé gain du filtre, notons qu'il possède une valeur entre 0 et 1, Si l'équation 2.13 donne une valeur négative pour k, cette valeur sera remplacée par zéro.

Le filtre de Lee peut être interprété de la façon suivante: le coefficient de variation local C_I est comparé au coefficient de variation global C_u :

Si $C_I^2 = C_u^2$, le gain de filtre k aura la valeur 0, Ceci correspond à estimer R par la moyenne calculée sur la fenêtre, \bar{I} alors : $\hat{R}(i, j) = \bar{I}(i, j)$ \longrightarrow le filtre se comporte comme un filtre moyeneur.

$C_I^2 > C_u^2$, Le filtre a tendance à garder la valeur observée du pixel, alors : $\hat{R}(i, j) = I(i, j)$

- **Sur une zone homogène**, C_I local et le C_u global sont proches, la valeur de k est donc très faible et le filtre se comporte comme un filtre moyeneur [1] [28] [29].
- **Sur un fort contour (région hétérogène)**, C_I local est très supérieur au C_u global. La valeur de k s'approche donc de l'unité et le filtrage est arrêté [1] [28] [29].

2.1.3. Le filtre de Kuan :

Le filtre de Kuan [30] transforme le modèle multiplicatif du bruit en un modèle additif sur lequel il applique le critère de minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQMM) :

$$\hat{R}(i, j) = R(i, j) + (u(i, j) - 1)R(i, j) \quad (2.15)$$

Où \hat{R} L'estimation de la réflectivité R celle que l'on cherche et u un bruit additif.

Le filtre obtenu est un filtre qui à la même forme que le filtre proposé par Lee, mais avec un gain de filtre différent [1]:

$$k = \frac{1 - C_u^2}{1 + C_u^2} \quad (2.16)$$

Même ici le gain de filtre est très faible dans la zone homogène et le filtre peut donc être approximé par un filtre moyenneur, A l'inverse, sur les contours et les zones texturées, le gain est proche de l'unité et le filtrage est donc arrêté. Mais au contraire, il n'y pas d'approximation linéaire comme dans le cas de bruit multiplicatif, ce qui le rend plus performant.

2.1.4. Le filtre de Frost :

Ce filtre est utilisé dans le cas des images radar .Frost [31] propose que l'image observée est une convolution entre un modèle multiplicatif et la réponse impulsionnelle M du système radar Il peut, de plus, être considéré comme une variante du filtre de Wiener [45], adaptée au bruit multiplicatif, le filtre de Frost s'écrit :

$$I(i, j) = [R(i, j) \cdot u(i, j)] * M(i, j) \quad (2.17)$$

La réponse impulsionnelle est obtenue en minimisant l'erreur quadratique moyenne, elle se calcule par la relation suivante :

$$M(t) = K_1 \exp(-K_2 C_I^2(t_0)|t|) \quad (2.18)$$

Où 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 [1] :

- K_2 est grand, le filtrage est plus faible.

- K_2 est faible, le filtrage est plus fort.

Si $C_1^2(t_0)$ est faible, $M(t)$ 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, $M(t)$ tend vers zéro. Par conséquent le filtre de Frost garde la valeur observée du pixel [31].

2.1.5. Filtre de Lopes :

Lopes et al [33] proposent une méthode pour améliorer le filtre de Lee et le filtre de Frost. Cette méthode se base sur une subdivision de l'image en différentes zones de trois classes [1] comme illustre la figure 2.1. La première classe correspond aux zones homogènes dans lesquelles l'utilisation d'un filtre moyen est justifiée. La deuxième correspond aux zones hétérogènes dans lesquelles le filtrage doit réduire le bruit en préservant les contours. La troisième classe correspond aux zones où il faut éviter de filtrer. Le filtrage doit donc préserver les valeurs observées.

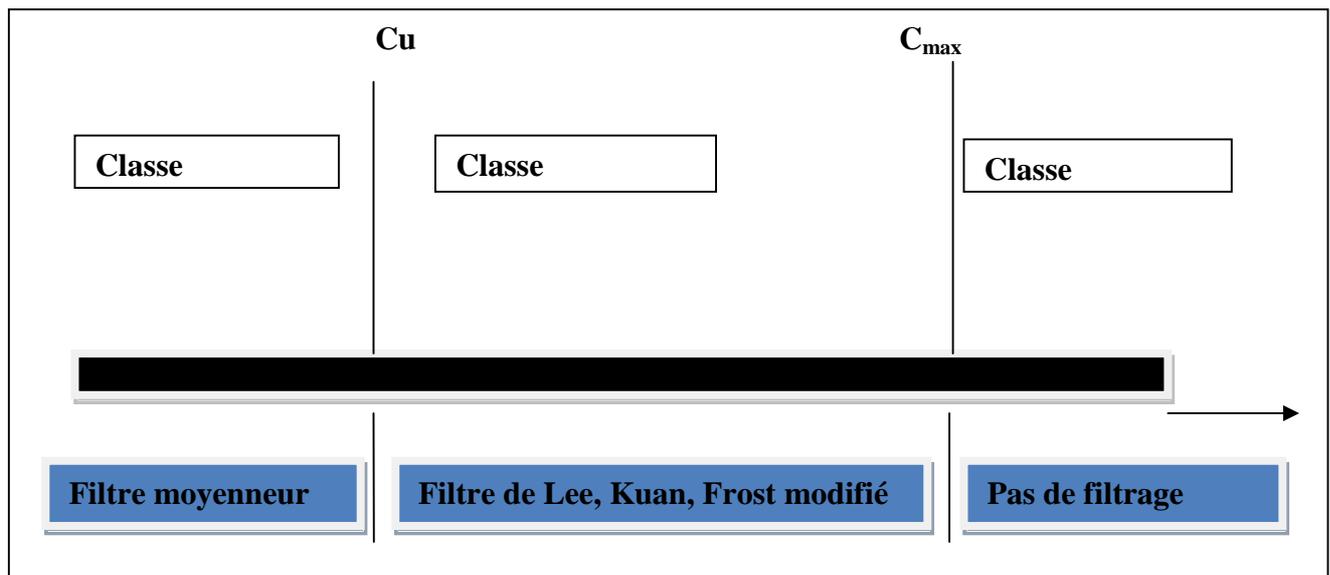


Figure 2.1: Classification des pixels selon la valeur du coefficient de variation local, pour les filtres de Lee, Frost et Kuan modifiés.

Cette classification s'appuie sur la comparaison du coefficient de variation local C_1 à l'aide de deux seuils prédéfinis C_u et C_{max} :

- Classe homogène : $C_1 \leq C_u$
- Classe hétérogène : $C_u < C_1 < C_{max}$

➤ Classe préservée : $C_I \geq C_{\max}$

Avec $C_{\max} = \sqrt{3} C_u$

Algorithme générale de filtre adaptatif

Début

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

Sélectionner une fenêtre de N x N autour du (i, j)

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

C_I 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 $\hat{R}(i, j)$

$I(i, j) = \hat{R}(i, j)$

Fin Pour

Fin

Les méthodes présentées dans cette section ont été massivement utilisées dans le domaine du filtrage des données radar à synthèse d'ouverture et sont souvent utilisées comme méthodes de référence dans les travaux proposant de nouvelles techniques de débruitage.

2.2. Les filtres homomorphiques :

Le principe des filtres homomorphiques [37] [38] [46] est de passer d'un modèle de bruit multiplicatif à un modèle additif par une transformation logarithmique. Le traitement est fait sur le logarithme de l'image puis on retransforme exponentiellement l'image obtenue. La figure 2.2 illustre le principe de ce filtre.

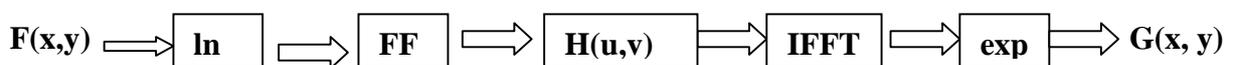


Figure 2.2 : principe de filtre homomorphique.

2.3. Filtre médian :

Czerwinski [47] [48] [49] utilise un filtre médian directionnel pour préserver des contours et des lignes fines dans les images échographiques [1].

La technique de filtre médian remplace l'intensité de chaque pixel par l'intensité médiane prise parmi toutes les intensités des pixels voisins.

2.4. Filtre de Nagao :

L'idée de Nagao [43] est de faire un partitionnement de la fenêtre d'analyse, de taille 5×5 , en plusieurs fenêtres de filtrage (9 fenêtre). Après calcul de la variance sur chaque fenêtre la sortie du filtre est la moyenne sur le domaine (fenêtre) ayant la variance la plus faible.

La majorité de ces méthodes de filtrage du speckle présente des inconvénients. En effet, le bruit est lisse de manière isotrope sauf dans le voisinage des contours où le filtrage est passe-tout. Ainsi, la séparation entre bruit et contour est marquée par une rigidité. Il est admis que le pré-filtrage permet d'améliorer les résultats de la segmentation surtout dans le cadre des images échographiques affectées par du speckle. La diffusion anisotrope est souvent préférée aux filtres classiques (Lee, Frost, Kuan, médian, etc.), nous détaillons par la suite l'aspect de la diffusion et son efficacité pour traiter le speckle dans les images échographiques.

2.5. Diffusion anisotropique :

Dans cette section, nous allons commencer dans la première partie par une introduction aux équations aux dérivées partielles (EDP) , puis nous présentons le principe physique de la diffusion ainsi que l'origine de l'équation de diffusion. Dans la seconde partie nous expliquons le lien entre le principe physique de la diffusion et l'application du processus en traitement d'image.

2.5.1. Les équations aux dérivées partielles (EDP)

La plupart des phénomènes physiques (électriques, mécaniques, optiques, etc) sont décrits par des équations aux dérivées partielles, l'EDP est équation qui contient des dérivées partielles. Si dans les EDO (équations aux dérivées ordinaires), la fonction inconnue ne

dépend que d'une seule variable, dans les EDP, la fonction inconnue dépend de plusieurs variables [50].

2.5.2. Principe de la diffusion : Équation de la chaleur

Le processus de filtrage par diffusion est analogue à l'équation de diffusion de la chaleur [51], De la même façon que, dans un matériau, 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, 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.

Cette observation physique peut être formulée par une loi mathématique appelée *loi de Fick* :

$$\psi = -D\nabla u \quad (2.19)$$

Cette équation indique qu'un gradient de concentration de particules dans un liquide noté ∇u produit un flux noté ψ qui a pour rôle de compenser ce gradient. D est le coefficient de diffusion.

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

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\text{div} (\psi) \quad (2.20)$$

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

Ainsi, à partir de la *loi de Fick* représentée par l'équation (2.23) et l'équation de continuité (2.24) on peut établir une équation aux dérivées partielles (EDP) :

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div} (D \nabla u) \quad (2.21)$$

Où D est un scalaire positif qui peut être isotrope ou non.

2.5.3. Lien entre équation de diffusion et traitement d'images :

En traitement d'images, on peut transposer le phénomène de diffusion de la chaleur dans un milieu physique, à la diffusion d'intensité dans une image afin de diminuer les variations de niveaux de gris dues au bruit dans une région cohérente par rapport au matériau imagé [52]. Ainsi, l'équation de diffusion (2.22) en traitement d'images peut être réécrite de la manière suivante :

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(D) \cdot \nabla I + D \Delta I \quad (2.22)$$

Où Δ est l'opérateur Laplacien et I est l'image brute. Dans le cas où le coefficient de diffusion D est constant sur toute l'image, la diffusion est dite linéaire, homogène et isotrope ($\text{Div}(D) = 0$). Dans le cas contraire, lorsque le coefficient de diffusion dépend des caractéristiques spatiotemporelles de l'image, on parle de diffusion non-linéaire et anisotrope.

2.5.3.1. La diffusion isotrope :

La diffusion linéaire est parmi les méthodes les plus simples pour lisser les images en utilisant les EDP. Dans ce paragraphe, on va établir le lien entre la diffusion linéaire et le filtrage. Si D est constant, l'équation de diffusion dans une image $I(x, y, t)$ à l'instant t est une EDP linéaire s'écrivant comme suit :

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t) = \Delta I(x, y, t), t > 0; x, y \in \mathbb{R}^2 \\ I(x, y, t) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (2.23)$$

La solution de cette équation pour $t > 0$ est équivalente à la convolution de l'image originale I_0 par une fonction gaussienne [53] :

$$I(x, y, t) = (G_\sigma * I_0)(x, y) \quad (2.24)$$

Où G_σ est le noyau de Gauss d'écart type $\sigma = \sqrt{2t}$

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.25)$$

Bien que le processus de filtrage par diffusion linéaire soit parmi les méthodes les plus faciles à implémenter, il possède un inconvénient majeur : le lissage isotropique ne prend pas en compte la structure de l'image, engendre une disparition des contours et rend l'image de plus en plus floue. Il est nécessaire pour préserver les contours tout en éliminant le bruit dans l'image que le filtrage dépende des caractéristiques spatiales et temporelles de la zone

considérée. C'est dans ce but que Perona et Malik [36] proposèrent un modèle de diffusion non linéaire basé sur un coefficient de diffusion variable en fonction de la zone traitée. Plus tard, d'autres recherches se sont intéressées à l'étude de ce filtre dans le but d'introduire des améliorations. Des détails sur les extensions du modèle de Perona et Malik seront présentés dans la suite.

2.5.3.2. La diffusion anisotrope : Modèle de Perona et Malik :

L'idée première de Perona et Malik [36] est de rendre la diffusion permanente du contenu de l'image et en particulier des contours. Ils appliquent un procédé non uniforme (anisotropique), qui réduit la diffusion dans les zones à fort gradient. L'EDP s'écrit alors avec une fonction décroissante qui varie en fonction de la valeur du gradient. L'équation de Perona et Malik s'écrit alors :

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t}(x, y, t) = \text{div}(g(|\nabla I|)\nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (2.26)$$

Où g est un coefficient de diffusion positif et strictement décroissant qui satisfait aux conditions aux limites suivantes :

$$\begin{cases} g(0) = 1; \\ \lim_{x \rightarrow \infty} g(x) = 0; \end{cases} \quad (2.27)$$

Où x le module du gradient dans l'image I .

Remarquons que si la fonction $g(\cdot)$ est une constante nous retrouvons l'équation de la chaleur.

Perona et Malik ont proposé deux fonctions satisfaisant aux deux conditions précédentes :

$$g(|\nabla I|, \delta) = e^{-\left(\frac{|\nabla I|}{\delta}\right)^2} \quad (\text{fonction gaussienne})$$

$$g(|\nabla I|, \delta) = \frac{1}{1 + \left(\frac{|\nabla I|}{\delta}\right)^2} \quad (\text{fonction lorentzienne})$$

Où δ est le seuil gradient à partir duquel on décide si l'amplitude du gradient forte ou faible.

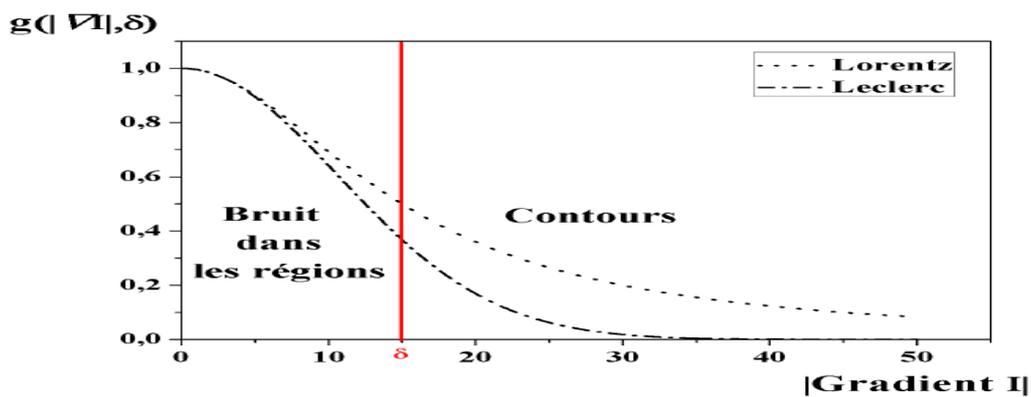


Figure 2.3: Fonctions de diffusion de Perona et Malik

L'équation de L'amplitude du flux est :

$$\psi(x) = \nabla I \cdot g(\nabla I) \quad (2.28)$$

- Strictement croissante pour $\nabla I < \delta$. Le pixel est considéré dans une zone homogène ;
- Strictement décroissante pour $\nabla I > \delta$. Le pixel est considéré sur un contour

Toutefois ce n'est pas une distinction franche, mais plutôt un détecteur flou : les pixels dont la valeur du gradient est légèrement différente de δ ne sont pas diffusés de manière radicalement différentes ; ce n'est qu'au bout d'un nombre conséquent d'itérations que la différence se révèle [1].

Algorithme de filtre de Perona et Malik :

Initialisation des paramètres :

δ : Le seuil gradient

Le nombre d'itération.

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

Choix de la fonction :

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

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

$$I_0(i, j) = I(i, j).$$

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

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

$$\nabla_N I(i, j) = I_{i-1, j} - I_{i, j} \quad c_{N_{i, j}} = g(|\nabla_N I(i, j)|)$$

$$\nabla_S I(i, j) = I_{i+1, j} - I_{i, j} \quad c_{S_{i, j}} = g(|\nabla_S I(i, j)|)$$

$$\nabla_E I(i, j) = I_{i, j+1} - I_{i, j} \quad c_{E_{i, j}} = g(|\nabla_E I(i, j)|)$$

$$\nabla_W I(i, j) = I_{i, j-1} - I_{i, j} \quad c_{W_{i, j}} = g(|\nabla_W I(i, j)|)$$

Etape 2 : modification de la valeur de pixel par :

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

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 qui joue le rôle d'un seuil pour classer les gradients en gradients forts ou gradients faibles. 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.

2.5.3.3. Modèle de Yu et Acton (SRAD) :

Yu et Acton [34] modifie le schéma classique de Perona et Malik, ils ont proposé une méthode combinant diffusion anisotrope et le coefficient de variation instantanée ρ , intitulée SRAD, pour Speckle Reducing Anisotropic Diffusion.

Soit une image $I_0(x, y)$ la formulation finale de la SRAD s'écrit :

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div} [g(\rho) \nabla I(x, y, t)] \quad (2.29)$$

$$g(\rho) = \frac{1}{1 + [\rho^2(x, y, t) - \rho_0^2(t)] / [\rho_0^2(t)(1 + \rho_0^2(t))]} \quad (2.30)$$

Où $\rho(x, y, t)$ est le coefficient de variation instantanée défini par la formule suivant :

$$\rho(x, y, t) = \sqrt{\frac{\left(\frac{1}{2}\right)\left(\frac{\sqrt{I}}{I^2}\right) - \left(\frac{1}{16}\right)\left(\left(\frac{\sqrt{2I}}{I}\right)^2\right)}{\left[1 + \left(\frac{1}{4}\right)\left(\frac{\sqrt{2I}}{I}\right)^2\right]^2}} \quad (2.31)$$

Avec $\rho_0(t)$ est une fonction d'échelle relative de speckle correspondant au coefficient de variation, elle est donnée par l'équation suivante :

$$\rho_0(t) = \frac{\sqrt{\text{var}[Z(t)]}}{\bar{Z}(t)} \quad (2.32)$$

Où $\text{var}[Z(t)]$ et $\bar{Z}(t)$ sont respectivement la variance et la moyenne à l'intérieur d'une zone homogène à l'instant t .

Le coefficient de variation instantanée est souvent utilisé comme détecteur de contours dans les images contenant de speckle. Ainsi, dans les zones homogènes, quand $\rho(x, y, t) = \rho_0(t)$, nous retombons sur un schéma de diffusion anisotropique.

Ce filtre effectue un lissage des zones homogènes tout en renforçant les contours, cette méthode présente des limitations :

- La difficulté de sélectionner une région de réflectivité homogène pour estimer ρ_0
- Le speckle n'étant pas homogène, les estimations de ρ sur deux régions de réflectivité homogène ne sont pas nécessairement identiques [1].
- Le filtre supprime les structures importantes de l'image et de l'information nécessaire pour leur interprétation.
- Le coefficient de diffusion tend vers 0 sans l'atteindre. Par conséquent, tous les contours même les plus importants sont diffusés.

2.6. Ondelettes et filtrage d'images échographiques :

Dans cette section nous s'intéressons plus spécifiquement à l'utilisation de méthodes à base d'ondelettes pour le filtrage des images échographiques.

En raison de ces propriétés, les ondelettes ont souvent été utilisées en imagerie médicale et la procédure utilisée est souvent la suivante :

1. Calculer la transformée en ondelettes discrète du signal.
2. Filtrer les coefficients par seuillage.
3. Reconstruire le signal filtré en utilisant la transformée inverse.

Seuillage doux et seuillage dur :

Le fonctionnement de ces deux méthodes est à peu près similaire. Les deux considèrent un seuil donné S , mettent à zéro les coefficients w inférieurs à ce seuil et modifient ou laissent inchangés les coefficients supérieurs en fonction de la méthode.

Le principe du seuillage dur est le suivant :

$$T(w) = \begin{cases} 0, & |w| \leq S \\ w, & |w| > S \end{cases} \quad (2.33)$$

Un des principaux inconvénients de cette méthode est la grande sensibilité aux variations fines existant dans les données.

Le seuillage doux fonctionne selon le principe suivant :

$$T(w) = \Leftrightarrow \begin{cases} 0, & \text{Si } |w| \leq S \\ \text{sign}(w)(|w| - S), & \text{Si } |w| > S \end{cases} \quad (2.34)$$

Avec $\text{sign}(w)$, le signe d'un coefficient w .

Le seuillage doux est souvent préféré au seuillage dur .Le principal inconvénient de ce seuillage est sa tendance à produire des images trop lissées. En effet, un seuil trop petit tend à engendrer une image proche de l'image de départ, alors qu'un seuil trop grand conduit à une image ayant perdu, en plus du bruit, la plupart de ses caractéristiques. Le choix du seuil dans les méthodes basées sur le seuillage doux est donc une étape cruciale de l'algorithme de filtrage.

3. Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre les méthodes existantes en filtrage du speckle sur les données échographiques, tel que les filtres adaptatifs classiques (Lee, Kuan, Frost, etc) qui reposent sur le coefficient de variation local et global ,puis nous avons vu les filtres basés sur le phénomène de diffusion ,cette partie nous a permis de mieux comprendre l'intérêt de la diffusion anisotrope dans le filtrage des images et de mieux voire les différentes techniques d'exploitation des EDP dans la recherche d'une meilleure qualité d'images.

Les ondelettes restent un outil indispensable du traitement d'images, tant en compression qu'en restauration, nous nous sommes, dans une troisième partie, intéressés brièvement aux principales techniques de filtrage par seuillage.

La réduction du speckle apparait donc comme un élément important pour faciliter l'interprétation des images échographiques.

Le chapitre suivant présente l'état de l'art sur la méthode de segmentation par level set.

Chapitre III

1. Introduction :

La segmentation consiste à délimiter des organes, pathologies ou autres structures anatomiques dans une modalité d'imagerie donnée par des procédures manuelles ou automatiques. La segmentation d'organes permet de disposer d'informations anatomiques qui ne sont pas directement disponibles par l'analyse visuelle de l'image comme par exemple la forme ou le volume d'un organe. Les segmentations sont aussi indispensables pour la planification de nombreux gestes médicaux/chirurgicaux comme par exemple l'établissement d'un planning dosimétrique en radiothérapie.

L'intérêt de procédures automatiques ou semi-automatiques est donc très grand. Tout ceci doit expliquer que les méthodes de segmentation sont un problème majeur de l'analyse des images échographiques. Les méthodes de segmentation automatiques ont deux intérêts majeurs :

- Diminuer le temps passé par l'expert pour obtenir une segmentation.
- Obtenir des résultats plus reproductibles que ceux obtenus par l'expertise humaine.

Dans ce chapitre nous nous intéressons principalement à la segmentation des images échographiques qui permet de différencier les structures anatomiques et/ou les nombreuses pathologies telles que les tumeurs et lésions. Dans la première partie nous étudions brièvement les différentes approches de la segmentation dans le domaine de l'imagerie médicale, la deuxième partie de ce chapitre vise à traiter en détail la segmentation par contour actif.

2. Définition formelle de la segmentation :

Soit I une image et soient R_i ($1 \leq i \leq n$) des régions disjointes non vides. La définition formelle d'une segmentation d'image est la suivante [58] :

$$1. \bigcup_{i=1}^n R_i = I$$

$$2. R_i \cap R_j = \emptyset; \forall i, j \text{ telle que } i \neq j$$

$$3. p(R_i) = \text{Vrai}; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

$$4. p(R_i \cup R_j) = \text{Faux}; \forall i, j \text{ telle que } i \neq j$$

$$5. R_i \text{ est un composant connexe}; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$$

Où $p(R_i)$ est un prédicat d'uniformité pour tous les éléments dans la série R_i et \emptyset l'ensemble vide.

3. Différentes approches de segmentation :

Beaucoup de méthodes de segmentation sont basées sur deux propriétés de base des pixels par rapport à leur voisinage local : **discontinuité** et **similitude**. La discontinuité de pixels est utilisée par les méthodes de segmentation par approche contours, tandis que la similitude de pixels est utilisée par les méthodes de segmentation par approche région. Dans la première approche, on s'intéresse aux frontières des régions et dans la deuxième on s'intéresse au contenu des régions comme montre la figure 3.1.

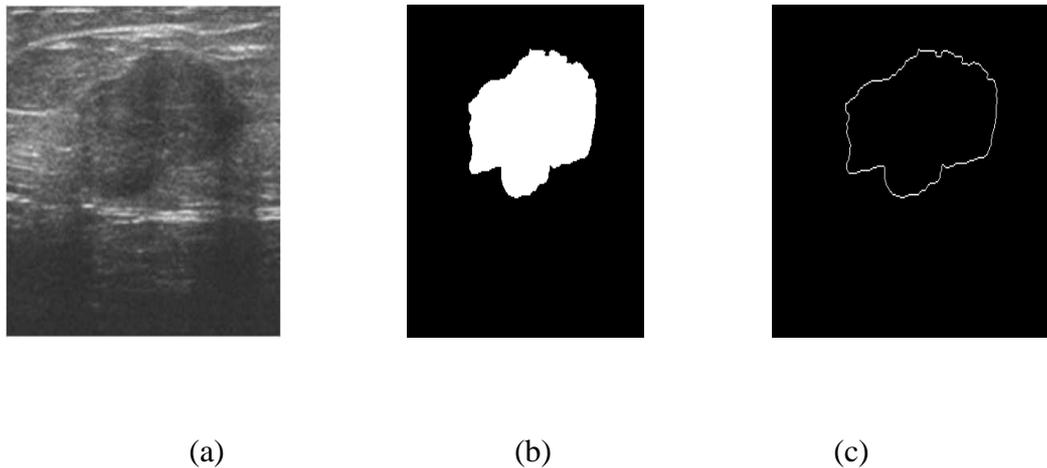


Figure 3.1: (a) image échographique de tumeur de sein, (b) segmentation de la tumeur, (c) contour de la tumeur.

4. Les techniques de la segmentation :

4.1. Le seuillage :

Le seuillage est certainement la méthode de segmentation la plus simple. L'objet à segmenter est l'ensemble des pixels dont l'intensité est supérieure à une valeur ou compris entre deux valeurs. La détermination des seuils est le problème principal de ce type d'approche [60].

On peut classer les algorithmes de seuillage en fonction du type d'information traitée [61]. Les catégories sont :

- Les méthodes basées sur la forme de l'histogramme.
- Les méthodes d'agrégation, où les niveaux d'intensité sont réparties en deux classe : fond et objet.
- Les méthodes reposant sur l'entropie, comme par exemple la maximisation de la somme des entropies du fond et de celle de l'objet.
- Les méthodes basées sur les attributs de l'objet, qui visent à maximiser une mesure de similarité.
- Les méthodes utilisant la dépendance spatiale des pixels.
- Les méthodes adaptatives localement, dont le niveau de seuillage varie selon les caractéristiques locales de l'image.

En effet, les résultats du seuillage dépendent fortement de la nature du bruit, de la variance des niveaux de gris de l'objet, du contraste ou du fond [60] [61]. Le seuillage a été utilisé dans le cadre de la segmentation des images échographiques comme une étape préliminaire en adoptant des fenêtres adaptatives [62], dans le but de caractériser la texture des données à travers les matrices de co-occurrence [[63].la figure 3.2 présente un exemple de segmentation par seuillage manuel avec un seuil égale à 60.

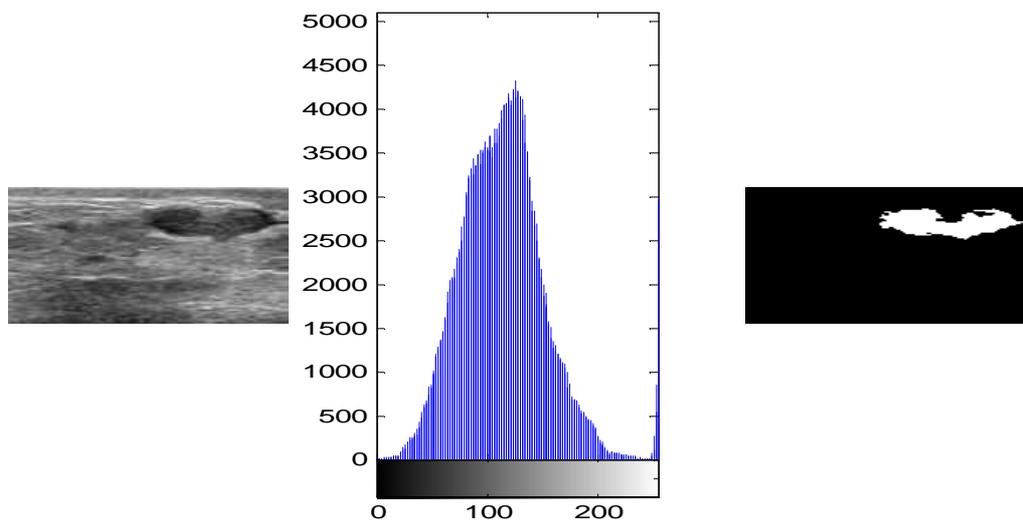


Figure 3.2 : Segmentation de tumeur d'une image échographique à partir de son histogramme.

4.2 La croissance de région :

Dans les méthodes de croissance de région, une région initialement définie par un point utilisateur croît de manière à segmenter une structure de l'image. Les pixels connectés à la région sont agrégés tant qu'ils respectent un critère de similarité [64].

Le choix du point initial ainsi que le choix du critère de similarité sont les problèmes principaux de ce type d'approche. 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.

4.3. La classification

Les méthodes de classification reposent sur le partitionnement de l'image en plusieurs classes. La décision de partitionnement est basée sur des caractéristiques extraites de l'image en chaque point. Il peut s'agir de la valeur d'intensité, du gradient ou de caractéristiques plus complexes. Les méthodes de classification peuvent être divisées en deux catégories, les méthodes de classification supervisées et celles non-supervisées.

4.3.1. Classification supervisée :

La classification supervisée nécessite un apprentissage où les données sont segmentées manuellement, puis utilisées comme référence pour une segmentation ultérieure de nouvelles données.

4.3.2. Classification non-supervisée :

La classification non supervisée ne nécessite aucun apprentissage, cette branche des statistiques a été très étudiée et certains algorithmes classiques ont été utilisés avec succès pour la segmentation

L'algorithme *K-means* est un algorithme permettant le partitionnement d'un espace des caractéristiques en k sous groupes [65]. A partir d'une initialisation de la moyenne de chaque groupe, chaque individu est rangé dans la classe dont il est le plus proche de la moyenne. La moyenne est ensuite réestimée pour chaque groupe et le processus est réitéré jusqu'à

convergence. Le principal inconvénient de cette méthode est que le résultat dépend de l'initialisation.

Une autre solution consiste à introduire des lois d'observation paramétriques généralement gaussiennes pour chaque classe. L'estimation des paramètres des lois et la classification sont ensuite estimées en utilisant un algorithme d'espérance-maximisation EM [66].

4.4. Les méthodes dérivatives :

Dans le cadre de la segmentation des images médicales, les méthodes dérivatives sont surtout utilisées comme la première étape de détection des contours avant d'utiliser des modèles déformables, mais en raison de leur grande sensibilité au bruit, ces méthodes sont peu utilisées en segmentation d'images échographiques.

On peut toutefois citer des travaux tels que ceux de Hamou et al [69], où la segmentation de la carotide sur des images échographiques est réalisée en utilisant un filtrage de Canny appliqué après une égalisation d'histogramme, complété par différentes opérations de morphologie mathématique, une segmentation d'échographies aortiques basée sur une version modifiée des filtres de Canny et Deriche a également été proposée par Adam et al [70].

4.5. La morphologie mathématique :

La morphologie propose un cadre théorique cohérent pour le traitement et l'analyse d'images. Fondée sur des notions ensemblistes et topologiques, son principe est d'étudier les caractéristiques morphologiques (forme, taille, orientation, etc.) des objets par des transformations non linéaires associées à un objet de référence (élément structurant).

Les opérateurs de base de la morphologie mathématique sont l'érosion et la dilatation.

Viennent ensuite par ordre croissant de complexité et de richesse des propriétés [1] :

- le gradient.
- les ouvertures et les fermetures.
- le chapeau haut-de-forme.
- le Laplacien.
- la squelettisation.
- la ligne de partage des eaux LPE.

La figure 3.3 illustre deux exemples de segmentation de deux images échographiques qui contiennent un kyste. Nous avons obtenu ces résultats par utilisation d'un seuillage, une ouverture morphologique et une soustraction entre l'image initiale et l'image résultante.

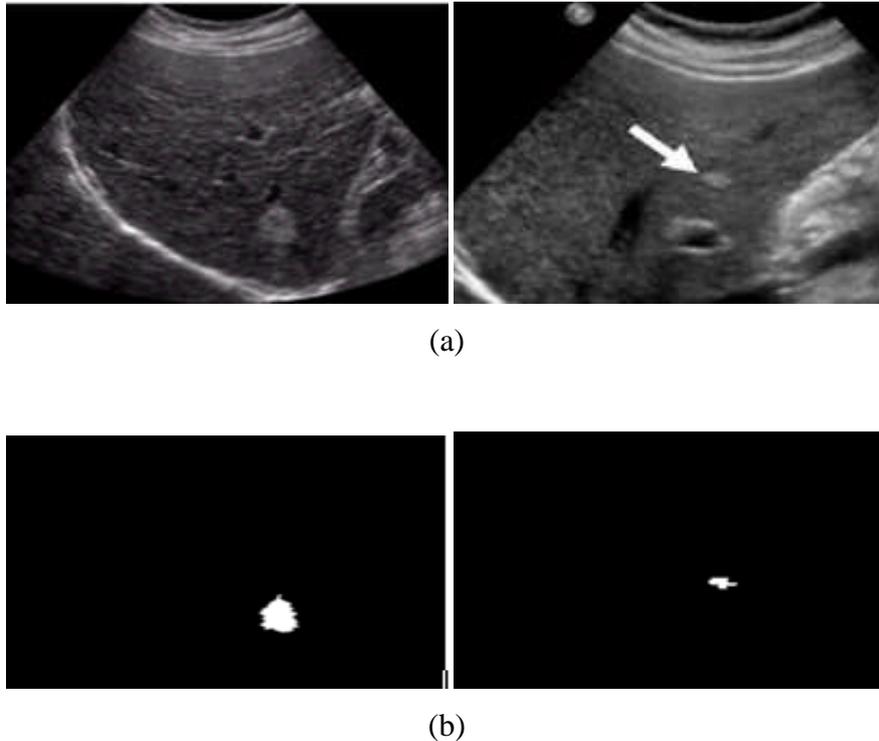


Figure 3.3 : (a) 2 images échographiques d'un kyste de foie, (b) segmentation du kyste.

Les méthodes de morphologie mathématique ont été utilisées par exemple par Abdel-Dayem et al. [71] pour la segmentation de l'artère carotide, par Huang et al. [72] pour la segmentation de lésions dans le cadre du cancer du sein ou encore par Deka et al. [73] avec une combinaison de gradient morphologique multi-échelle et de segmentation par LPE.

4.6. Les modèles déformables

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés [67].

Il existe deux principales approches de contours actifs basés sur une implémentation mathématique: les snakes (serpents) et les level sets (ensembles de niveaux). Explicitement les snakes déplacent un ensemble de points prédéfini basé sur un système de minimisation d'énergie. Tandis que les approches des ensembles de niveaux déplacent implicitement des

contours comme un niveau particulier d'une fonction. Plus de détails sur ces deux approches seront discutés dans la section suivante.

4.6.1 Les contours actifs (Snakes) :

Les contours actifs ont été introduits en 1987 par Kass et Witkins [68]. Cette méthode consiste à initialiser une courbe (fermée ou non) à proximité des frontières de l'objet à détecter. Cette courbe notée C se déplace selon un processus itératif de déformation contrôlé par un test de convergence. Le processus de déformation est lié à la minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, construite de telle sorte qu'un minimum local se trouve en la frontière avec l'objet à détecter.

La courbe C représentant le contour est défini sous la forme :

$$C = x(s, t), y(s, t) \quad (3.1)$$

Avec s le paramètre spatial et t le paramètre temporel (itération).

Au cours de l'évolution de la courbe, selon le paramètre t , l'énergie des courbes à chaque itération est mesurée par une fonction d'énergie de l'équation 3.2 qui intègre les paramètres extrinsèques et intrinsèques. Par cette équation, on recherche la position dans l'image qui minimise l'énergie reflétant le meilleur rapport entre les contraintes imposées sur la courbe et les caractéristiques de l'image.

$$E(C) = E_{\text{interne}}(C) + E_{\text{image}}(C) + E_{\text{externe}}(C) \quad (3.2)$$

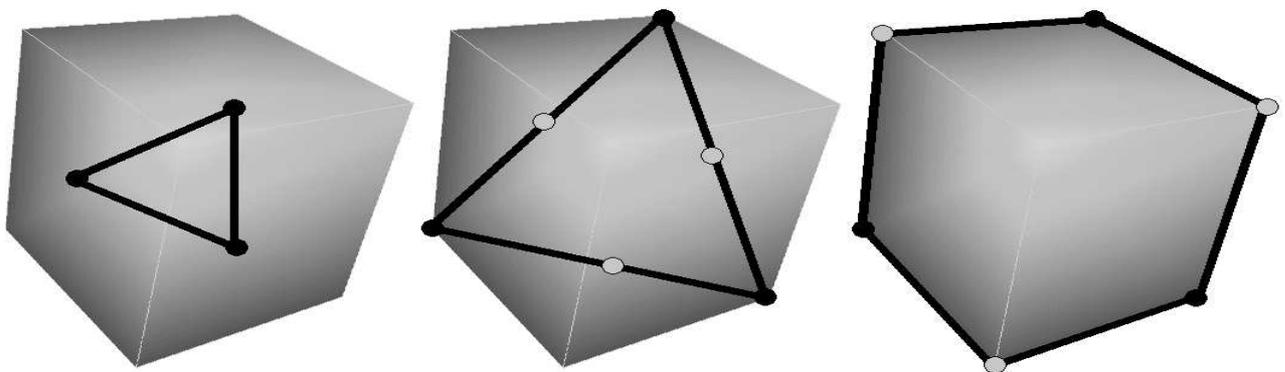


Figure 3.4 : Principe de la segmentation par contour actif.
Initialisation du contour, convergence et résultat final

L'énergie interne :

Le premier terme de l'équation est l'énergie interne. Cette énergie permet de contrôler les propriétés du snake et régularise la solution au sens des problèmes mal posés. Le snake est considéré comme un matériau déformable caractérisé par ses facultés d'allongement et de courbure. Comme en mécanique, on définit alors sa rigidité locale $\alpha(t)$ et son élasticité locale $\beta(t)$ pour écrire l'énergie sous la forme :

$$E_{interne}(C) = \int_{t_2}^{t_1} \alpha(t) \left[\left(\frac{\partial x}{\partial t} \right)^2 + \left(\frac{\partial y}{\partial t} \right)^2 \right] + \beta(t) \left[\left(\frac{\partial^2 x}{\partial t^2} \right)^2 + \left(\frac{\partial^2 y}{\partial t^2} \right)^2 \right] dt \quad (3.3)$$

Les termes $\alpha(s)$ et $\beta(s)$ sont, les plus souvent, des constantes positives permettant de moduler l'importance de chacun des termes. Si ces paramètres sont élevés, l'énergie interne du contour dynamique due à sa forme joue un rôle prédominant dans l'équation finale à minimiser. La minimisation des énergies va dans ce cas, imposer une forte force de lissage du contour actif.

La force $E_{interne}$ est essentielle pour maintenir la stabilité du système. Dans le cas où les valeurs de α et β seraient trop petites par rapport aux autres termes de la fonction d'énergie de l'Équation 3, le système pourrait devenir instable et la courbe se déplacer de façon erratique.

Energie de l'image

Le second terme de l'Équation 3.2 est celui ce rapportant aux forces de l'image. Il est responsable de l'adaptation du contour à partir des informations présentes sur l'image. Elle est exprimée par l'équation suivante :

$$E_{image} = - \int_{s_1}^{s_2} |\nabla I(x(s), y(s))|^2 ds \quad (3.4)$$

Où ∇ est l'opérateur de gradient, s_1 et s_2 sont les abscisses curvilignes, éventuellement confondues, des extrémités de la courbe. ∇I représente l'image de puissance de contours obtenue après application d'un détecteur de bord sur l'image $I(x, y)$. La minimisation de cette énergie, est traduite par le recouvrement des lignes de fortes intensités dans l'image ∇I . L'énergie de l'image joue un rôle essentiel car d'elle seule dépend le type de la structure à

extraire. Cette énergie attire le contour actif sur des bords de l'image en créant des puits d'énergie dont la profondeur est proportionnelle aux valeurs des gradients.

Energie externe :

Cette énergie correspond aux contraintes que l'utilisateur souhaite imposer pour contrôler le résultat en temps réel (à chaque itération).

Minimisation de la fonction d'énergie

Le contour actif peut être associé à des équations aux dérivées partielles qui interviennent lors des dérivations formelles des équations d'Euler-Lagrange, ou lorsqu'on cherche un minimum local ou global à l'aide de la descente des gradients. L'énergie E totale peut s'écrire comme suit :

$$E(C) = \int_{t_2}^{t_1} \left[\alpha(s) \left| \left(\frac{\partial v(s)}{\partial s} \right)^2 \right| + \beta(t) \left| \left(\frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right)^2 \right| - |\nabla I(v(s))|^2 \right] dt$$

La fonction d'énergie E(c) qui sera minimisée prend finalement la forme de l'Équation 3.5.

$$E(c) = \int (\alpha(s)(\dot{x}^2 + \dot{y}^2) + \beta(t)(x''^2 + y''^2) - |\nabla I(v(s))|^2) ds \quad (3.5)$$

$$-(\alpha v)' + (\beta v'')' = -P(v) \quad (3.6)$$

Cette minimisation demande la résolution d'équations aux dérivées partielles. Le contour étant formé d'une série de points il faudra passer par une étape de discrétisation. Les dérivées première et deuxième au point p_i seront respectivement approchées par les Équation 3.7 et Équation 3.8 où h est la distance entre les points.

$$\frac{x_i + x_{i-1}}{h}, \frac{y_i + y_{i-1}}{h} \quad (3.7)$$

$$\frac{x_{i-1} + 2x_i + x_{i+1}}{h}, \frac{y_{i-1} + 2y_i + y_{i+1}}{h} \quad (3.8)$$

En introduisant les formes discrètes du dérivé premier et deuxième dans l'Équation 3.8, on obtient l'Équation 3.9 :

$$\beta x_{i-2} + (-4\beta - h^2\alpha)x_{i-1} + (6\beta + 2h^2\alpha)x_i + (-4\beta - h^2\alpha)x_{i+1} + \beta x_{i+2} = h^4 f_i \quad (3.9)$$

Le résultat est alors un système linéaire de la forme $AX=b$ où $X = (x_i)_{i=0}$ et $b = (h^4 f_i)_{i=0}$

Pour sa part la matrice A, prend la forme d'une matrice circulante puisque nous traitons le cas d'un contour fermé se qui introduit une périodicité au problème. La matrice a prendra la forme de la Figure 3.4

$$A = \begin{bmatrix} 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \dots \\ -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta \\ \dots & \dots & \dots \end{bmatrix}$$

Figure 3.4 : Forme de la matrice A

4.6.2. Inconvénient des contours actifs :

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

- À l'initialisation, le contour doit être le plus proche possible de l'objet à détecter au risque de ne pas être attirer par l'objet à cause de la portée réduite du gradient de l'image.
- 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 α, β, \dots déterminant le poids de chaque énergie dans l'énergie totale.

Les Snakes classiques ne peuvent pas détecter plus d'une frontière simultanément parce que ces derniers maintiennent la même topologie pendant la phase d'évolution. C'est-à-dire, les Snakes ne peuvent pas se diviser en une multitude de frontières à partir d'un contour initiale. La théorie des Level set (Ensembles de niveaux) à donné une solution à ce problème.

4.6.3. Méthodes des Ensembles de niveaux (Level Set)

La formulation par level set a été présentée par Sethian et Osher [74] en 1988, elle est basée sur la considération suivante : une courbe peut être considérée comme le niveau 0 d'une fonction de dimension plus élevée (voir la figure 3.5), l'idée clé de cette méthode est introduire une fonction continue $\phi(x, y): \Omega \rightarrow \mathcal{R}$ définie sur le plan de l'image. La fonction $\phi(x, y)$ est défini comme un contour tel que :

$$C \equiv \{(x, y): \phi(x, y) = 0\}. \forall (x, y) \in \Omega \quad (3.10)$$

Où Ω désigne le plan entier de l'image.

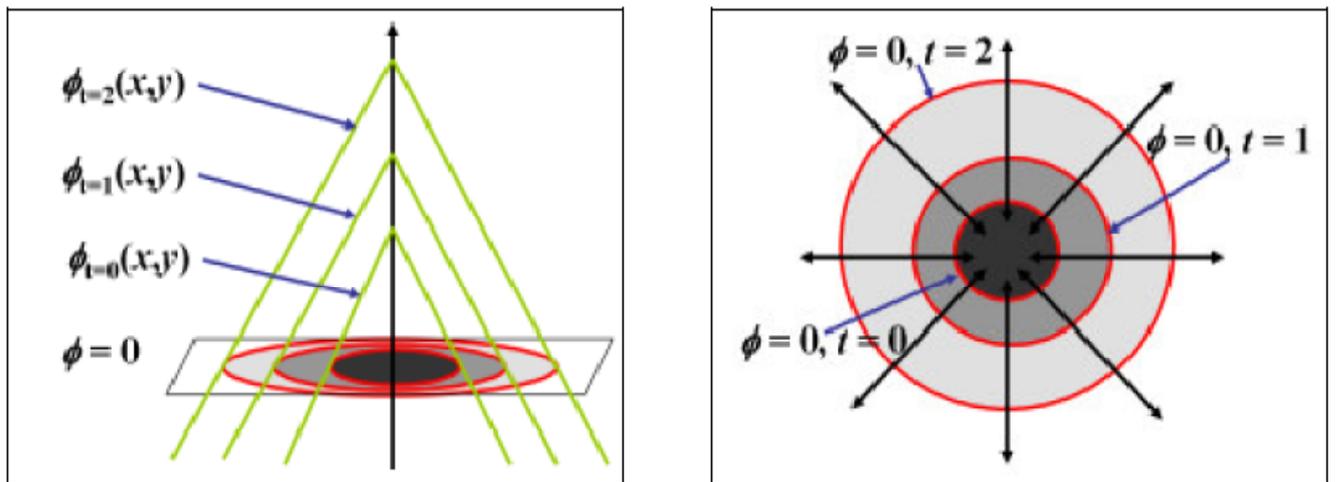


Figure 3.5 : L'évolution de la fonction level set et la propagation des contours correspondant: (a) la vue topologique de l'évolution de $\phi(x, y)$, (b) les changements du level set initiale $C: \phi(x, y) = 0$.

L'avantage de l'utilisation du niveau zéro est qu'un contour peut être défini comme la frontière identifier par la vérification du signe de $\phi(x, y)$. La fonction du Level set initiale peut être donnée par la distance signée du contour initiale comme suit :

$$\phi_0(x, y) \equiv \{\phi(x, y): t = 0\} = \mp D((x, y), P_{x,y}(C_0)), \forall (x, y) \in \Omega \quad (3.11)$$

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)

Calcul de l'équation d'évolution avec la fonction φ :

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 [74] :

$$\frac{\partial \varphi(x, y)}{\partial t} = |\nabla \varphi(x, y)| (\vartheta + \varepsilon k(\varphi(x, y))) \quad (3.12)$$

Où ϑ désigne une constante de vitesse pour pousser ou tirer le contour, ε contrôle l'équilibre entre la régularité et la robustesse de l'évolution du contour, $k(\cdot) : \Omega \rightarrow \mathcal{R}$ désigne

la courbure moyenne de la fonction du Level set $\varphi(x, y)$ donnée par :

$$k(\varphi(x, y)) = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{\|\nabla \varphi\|} \right) \quad (3.13)$$

$$= \frac{\varphi_{xx}\varphi_y^2 - 2\varphi_x\varphi_y\varphi_{xy} + \varphi_{yy}\varphi_x^2}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}} \quad (3.14)$$

Où φ_x et φ_{xx} désignent la première et la seconde dérivée partielle de $\varphi(x, y)$ par rapport à x , φ_y et φ_{yy} désignent la première et la seconde dérivée partielle de $\varphi(x, y)$ par rapport à y .

Le rôle du terme de la courbure est de contrôler la régularité des contours comme pour l'énergie interne dans le modèle des snakes classiques.

Cette approche a été étendue grâce aux travaux de Chan et Vese [75] qui sont encore, à ce jour, très populaires, la longueur du contour C peut être approximée par la fonction level set $\varphi(x, y)$ telle que :

$$|C| = L\varphi(x, y) = \int_{\Omega} |\nabla H_e(\varphi(x, y))| dx dy \quad (3.15)$$

$$= \int_{\Omega} \delta_e(\varphi(x, y)) |\nabla \varphi(x, y)| dx dy \quad (3.16)$$

Où H_e désigne la forme régularisée de la fonction d'unité de mesure et δ_e la dérivée de H_e
 $H(\cdot) : \Omega \rightarrow \mathcal{R}$ donnée par :

$$H(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{si } \varphi(x, y) \geq 0 \\ 0, & \text{si } \varphi(x, y) < 0 \end{cases} \quad \forall (x, y) \in \Omega \quad (3.17)$$

L'équation associée d'Euler-Lagrange obtenue par minimisation de L_e par rapport à φ et un paramétrage des directions de la descente par le temps est donnée par :

$$\frac{\partial \phi(x,y)}{\partial t} = \delta_e(\phi(x,y))k(\phi(x,y)) \quad (3.18)$$

Une caractéristique exceptionnelle des méthodes des level set est que les contours peuvent se diviser ou fusionner au cours de son évolution pour englober chaque objet séparément. Ce principe est illustré dans la figure 3.6.

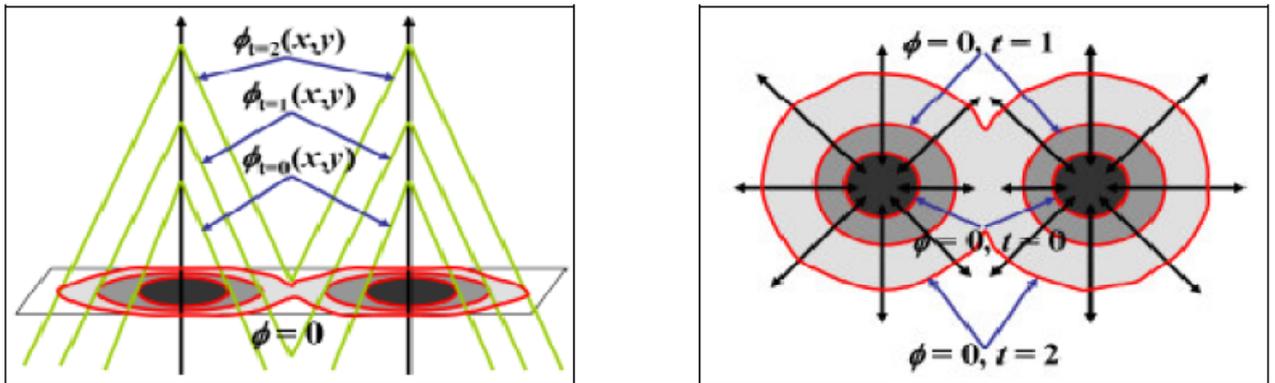


Figure 3.6 : Changement de la topologie observée dans l'évolution de la fonction level set et la propagation des contours correspondant

5. Conclusion :

Dans la segmentation des structures anatomiques des images échographiques est un sujet très important en imagerie médicale. En effet, c'est un problème difficile à résoudre dans bien des situations puisque les images sont généralement affectées par le speckle, nous avons présenté dans ce chapitre une technique robuste pour la segmentation des régions d'intérêts dans les images échographiques tel que les organes ou les tumeurs.

Chapitre IV

1. Introduction :

Dans cette section les résultats de nos expériences sont présentés sur deux parties : la première partie présente le résultat de filtrage sur deux type d'image : synthèse et échographiques réelles, Nous comparons les résultats avec les filtres de Lee, Frost, Kuan, Perona, SRAD, Wiener, Médian, homomorphique, Nagao, Ondelette, puis nous effectuons une évaluation quantitative sur les résultat obtenues.

dans la deuxième partie nous allons présenter les différents résultats de la segmentation sur des images échographiques par la méthode de level set étudiée dans le chapitre 3 .

2. Evaluation quantitative :

Différentes mesures quantitatives ont été calculées dans le but de comparer les résultats du filtrage de speckle, Ces mesures sont brièvement présentées ci-dessous.

2.1. 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 :

$$MSE = \frac{1}{M*N} \sum_{(i,j)=1}^{M,N} [g(i,j) - f(i,j)]^2 \quad (4.1)$$

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.

2. 2. RMSE (The root MSE):

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M*N} \sum_{(i,j)=1}^{M,N} [g(i,j) - f(i,j)]^2} \quad (4.2)$$

2.3. Rapport signal sur bruit crête (PSNR) :

PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est l'une des métriques les plus populaires et les plus utilisées à ce jour. Cela est dû essentiellement à sa simplicité, il est utilisé comme critère

d'évaluation de la qualité de débruitage en plus de l'évaluation subjective. Ce dernier mesure la distorsion entre l'image originale g et l'image débruitée f suivant l'équation :

$$PSNR = -10 \log_{10} \frac{MSE}{g_{max}^2} \quad (4.3)$$

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

2.4. L'erreur de Minkowski :

La métrique de Minkowski est la norme de la dissemblable entre l'image originale et l'image débruitée [76].

$$Err = \left(\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |g_{i,j} - f_{i,j}|^\beta \right)^{1/\beta} \quad (4.4)$$

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

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

L'idée de SSIM est de mesurer la similarité de structure entre deux images, plutôt qu'une différence pixel à pixel comme le fait par exemple le PSNR. Le SSIM est calculée sur plusieurs fenêtres d'une image. 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 [76].

La mesure de similarité résultante des trois comparaisons est donnée par la formule suivante :

$$SSIM = \frac{(2\bar{f}\bar{g}+c_1)(2\sigma_{gf}+c_2)}{(\bar{g}^2+\bar{f}^2+c_1)(\sigma_g^2+\sigma_f^2+c_2)} \quad (4.5)$$

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.

2.6. Entropie :

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

$$E(g) = - \sum_{j \in D_j} P_j \cdot \log_2(P_j). \quad (4.6)$$

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 et H est l'histogramme.

L'entropie est grande quand toutes les probabilités sont uniformes, c'est-à-dire que l'histogramme des intensités est globalement de hauteur constante. Cela correspond à une image très hétérogène. Donc plus l'entropie est grande plus il y a d'information dans l'image.

3. Environnement du Travail :

Les tests ont été implémentés sous Matlab R2010, et exécutées sur PC (Acer : Intel Core2 Duo, 1.66 GHz, 2GB/Go).

4. Résultats sur des images de synthèse :

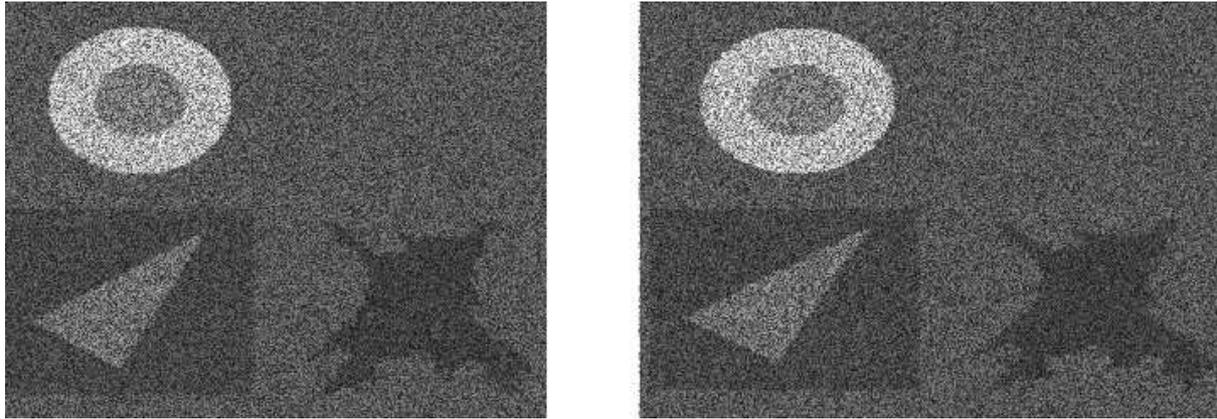
La distribution de Rayleigh (voir annexe C) est considérée par hypothèse comme le modèle de speckle par la plupart des filtres testés dans la littérature. Nous choisissons donc d'utiliser cette distribution pour la modélisation de speckle dans l'image de synthèse. L'image simulée 1 correspond à $\sigma = 0.05$ (σ variance de speckle). Le paramètre σ est de 0.2 pour l'image simulée 2 et de 0.9 pour l'image simulée 3.



(a)



(b)



(c)

(d)

Figure 4.1 : (a) Image de synthèse, (b) image simulée 1, (c) image simulée 2, (d) image simulée

Pour tester les différents algorithmes, nous utilisons les paramètres décrits dans le tableau 4.1. La plupart de ces filtres nécessite une paramétrisation empirique. Nous avons fixé les paramètres qui correspondent au meilleur compromis entre lissage des régions homogènes et préservation des contours

Méthode	Fenêtre	Δt	itération	Paramètre spécifique
<i>Lee</i>	[7 7]	/	1	/
<i>Kuan</i>	[7 7]	/	1	/
<i>Frost</i>	[7 7]	/	1	/
<i>Perona</i>	/	1	50	$\delta = 0.5$
<i>SRAD</i>	/	1	50	La zone homogène : rect = [180 195 70 70];
<i>Médian</i>	[7 7]	/	1	/
<i>Wiener</i>	[7 7]	/	1	/
<i>Nagao</i>	/	/	1	/
<i>Homomorphique</i>	/	/	1	/
<i>Ondelette</i>	/	/	1	Ondelette : 'sym4' Niveaux de décomposition : 2

Tableau. 4. 1. Paramètres des différents filtres testés.

4.1. Résultats visuels :

La figure 4.2 présente les résultats des filtres de Lee ,Kuan, Frost, Perona, Yu(SRAD) , Médian , Wiener, Ondelette, Homomorphique et de Nagao.

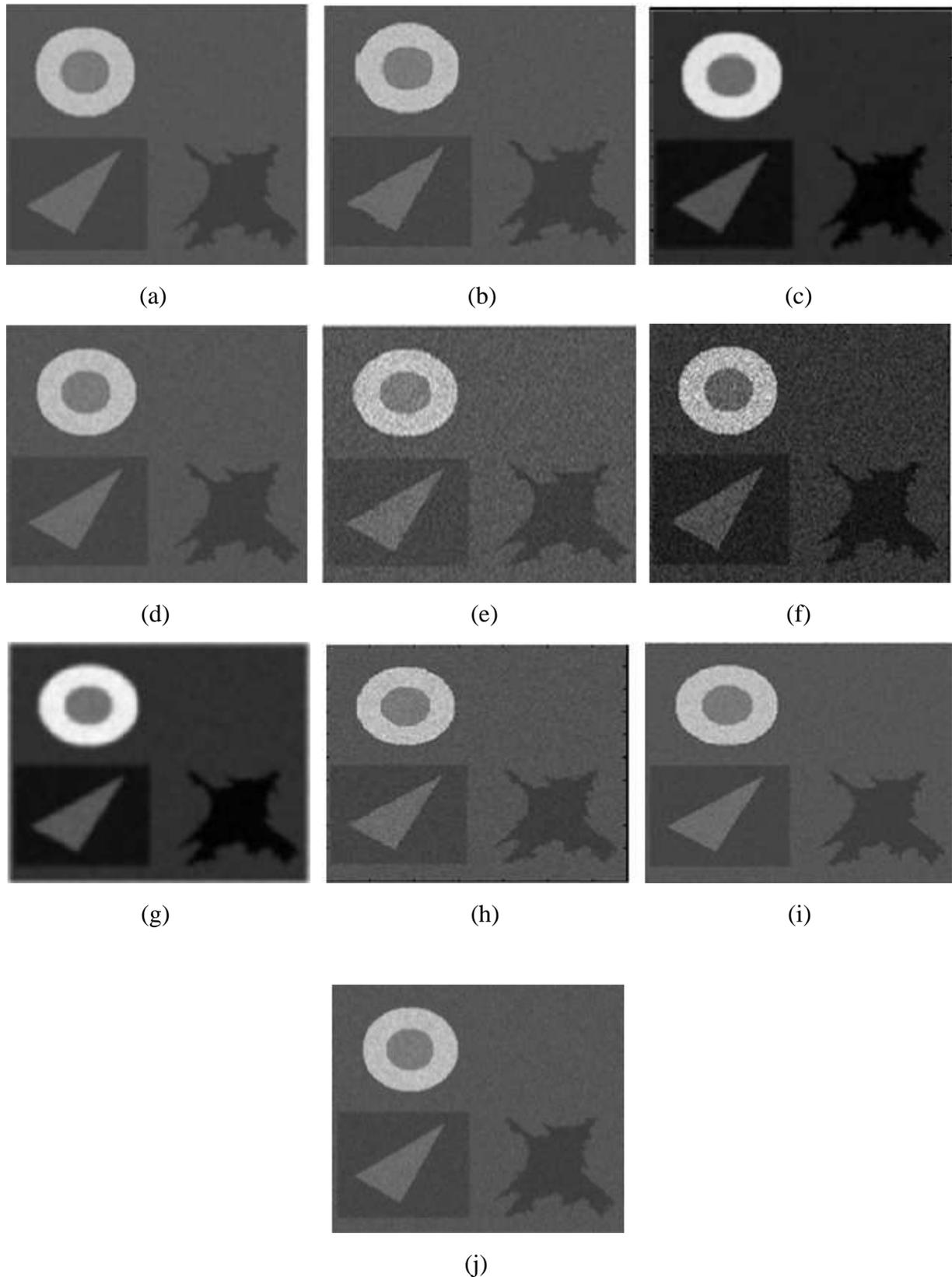


Figure 4.2 : les résultats des filtres testés sur une image échographique rénale : (a) Lee, (b) Kuan, (c) Frost, (d) Médian, (e) Wiener, (f) Homomorphique, (g) Perona , (h) SRAD, (i)Nagao, (j) Ondelette.

4.2 Statistiques :

Les résultats comparatifs de la PSNR des filtres de Lee, Kuan et Frost sont présentés dans la figure 4.3, ces méthodes sont les plus répondues dans le filtrage de speckle dans les images radar à synthèse d'ouverture, le paramètre σ est croissant et maximum pour une variance $\sigma=4$, nous pouvons faire les observations suivantes :

- Sur la première image simulée, les trois méthodes utilisées aboutit à des résultats remarquables avec un score aux alentours de 27dB.
- Ce score diminue pour la deuxième image où $\sigma = 0.9$, ce qui nous laisse dire que le PSNR diminue linéairement avec la croissance de speckle.
- Le score du PSNR sur la troisième image avec une variance égale à 2 est proche de 16 dB.
- Il n'existe pas une grande différence de PSNR entre les filtres adaptatifs : Lee, Kuan et Frost, car les trois filtres dépendent du calcul des statistiques locales (moyenne et variance) de chaque fenêtre de l'image, ces méthodes sont fondées sur l'évaluation du coefficient de variation dans l'image.

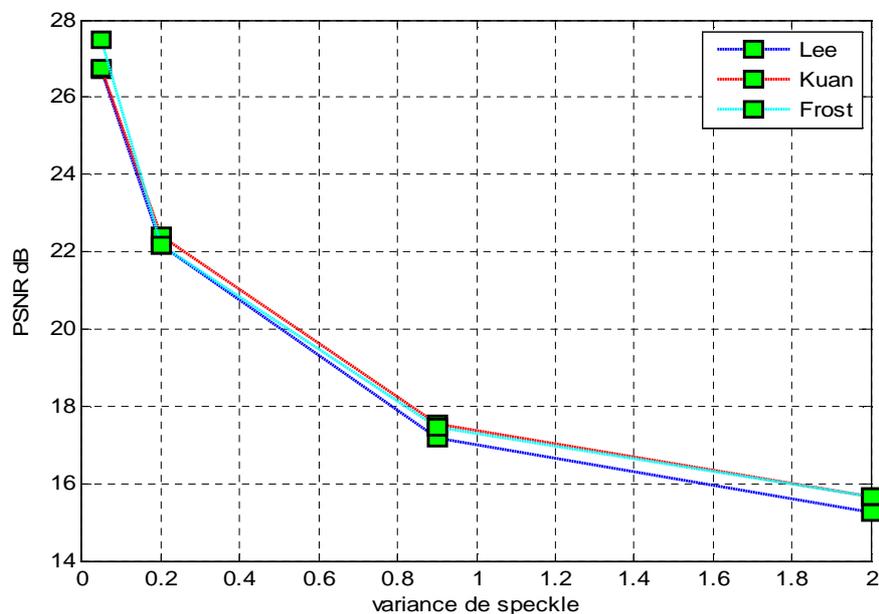


Figure 4.3 : PSNR des résultats de Lee, Kuan et Frost pour une variance croissante.

La figure suivante permet de comparer quantitativement la qualité du filtrage RMSE et l'influence de la variance de speckle, les résultats montrent que le RMSE augmente avec la croissance de σ .

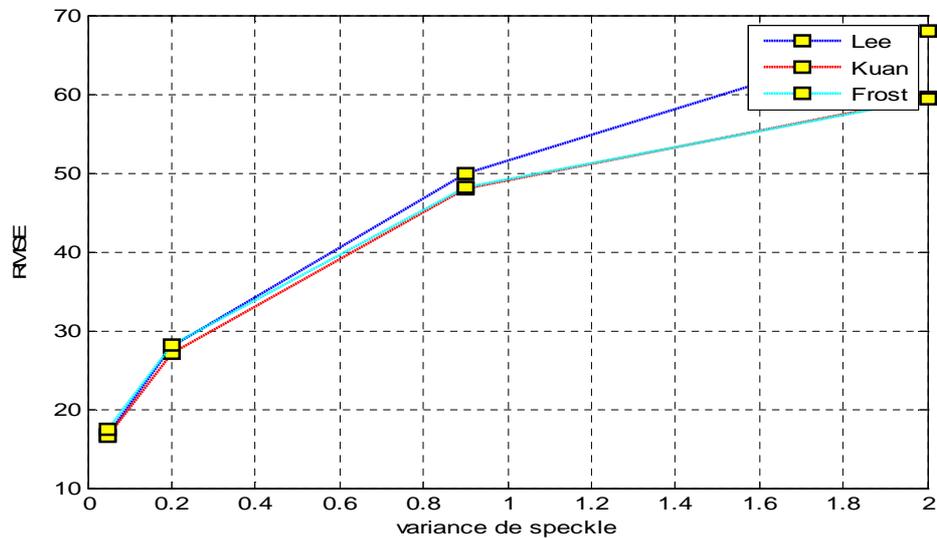


Figure 4.4 : RMSE des résultats de Lee, Kuan et Frost pour une variance croissante.

Concernant les autres algorithmes que nous avons testé tel que Perona, SRAD, Nagao, Médian et Wiener, les résultats de PSNR sont présentés dans la figure 4.5, même ici, le score de PSNR diminue avec la croissance de σ . ce qui nous permet de dire le PSNR dépend fortement du bruit dans l'image.

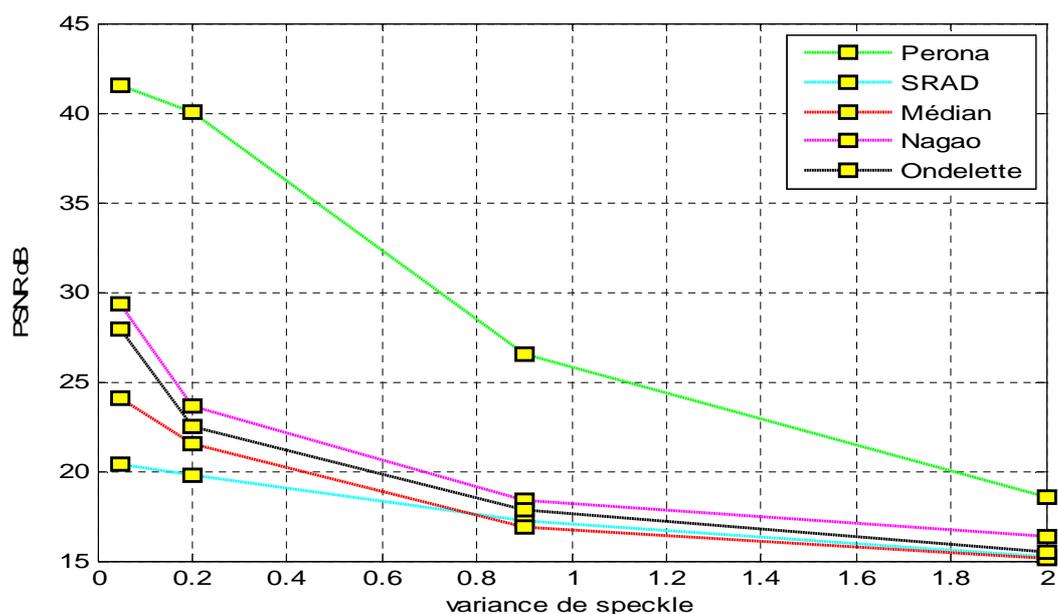


Figure 4.5 : PSNR des résultats de différents algorithmes testés pour une variance croissante

Le tableau 4.2 présente les résultats quantitatifs de différentes approches testées sur l'image simulée 1 avec $\sigma=0.5$.

	<i>PSNR</i>	<i>RMSE</i>	<i>SSIM</i>	<i>Err3</i>	<i>Err4</i>
<i>Lee</i>	26.70	16.69	0.29	21.64	26.84
<i>Kuan</i>	26.74	16.68	0.39	24.72	34.84
<i>Frost</i>	27.50	17.37	0.29	22.92	34.81
<i>Perona</i>	41.51	3.01	0.98	3.43	3.78
<i>SRAD</i>	20.38	0.13	0.99	0.15	0.17
<i>Médian</i>	24.12	22.38	0.29	37.41	52.64
<i>Wiener</i>	29.40	12.36	0.37	13.94	15.40
<i>Nagao</i>	29.30	12.35	0.51	14.98	17.68
<i>Homomorphique</i>	11.35	97.60	0.0025	105.90	115.69
<i>Ondelette</i>	27.92	0.05	0.999	0.06	0.08

Tableau 4.2 : Statistiques des résultats de chaque filtre.

4.3. Résultats comparatifs sur une image de synthèse :

Le filtre de Lee permet une restitution lisse des objets tout en préservant les contours.

Le filtre de Frost est meilleur que le filtre de Kuan aux niveaux de la réduction de speckle et la préservation des bords, mais il est plus lent car il nécessite le calcul de poids des voisinages de chaque pixel.

Le filtre de Perona a comme prévu un meilleur score de PSNR 41 dB, il se comporte bien dans l'ensemble mais nécessite une valeur de δ très précise. Une faible valeur avec un nombre d'itération supérieur à 100 dégrade complètement le résultat soit l'image devient floue, soit le bruit n'est pas filtré dans les zones homogènes.

Le filtre de SRAD obtient un bon résultat, notamment dans les zones homogènes qui sont bien diffusées.

Le filtre Médian préserve mieux des contours et des lignes fines dans l'image de synthèse avec un score de PSNR alentour de 24 dB.

Celui de Wiener lisse peu les zones homogènes mais on peut dire qu'il préserve bien les contours.

Les filtres de Nagao lisse trop les zones homogènes, même si les contours sont mieux respectés que dans le cas du filtre de Wiener avec un score de PSNR environ 29 dB.

Le filtrage par ondelette donne un score PSNR égale à 28 dB. Les zones homogènes sont mieux lissées. Ce filtre a la particularité de diffuser largement l'image, au dépend des structures.

Les filtres Homomorphique présente des résultats décevants, car le score de PSNR est très faible environ 11dB.

Un bon filtre doit trouver un bon compromis entre préservation des contours, lissage des zones homogènes et maintien de la netteté (contraste) et on peut assuré celui-ci par un valeur de RMSE faible et une augmentation de la valeur de PSNR et une valeur de SSIM proche de 1.

Dans la section suivante, nous analysons les résultats dans le cas d'images échographiques.

5. Résultats comparatifs sur des images échographiques :

Afin de valider les algorithmes testés sur des images de synthèse, nous mettons en œuvre des tests sur deux images échographiques réelles (Fig. 4.6). La première est une image échographique du rein droite. La deuxième montre une image échographique de thrombose veineuse.

Dans cette partie, nous comparons tous les approches qui sont décrites dans le chapitre 2.

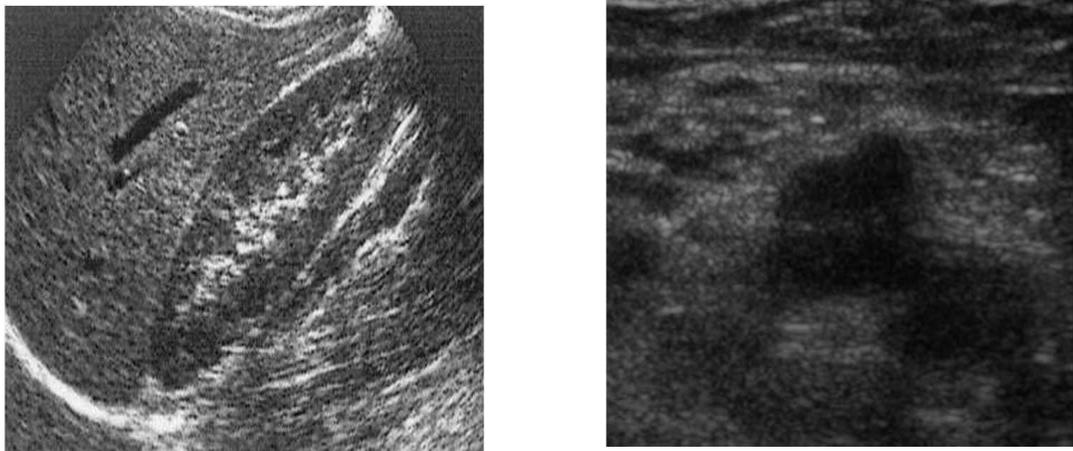


Figure 4.6: Images échographiques réelles utilisées pour les tests

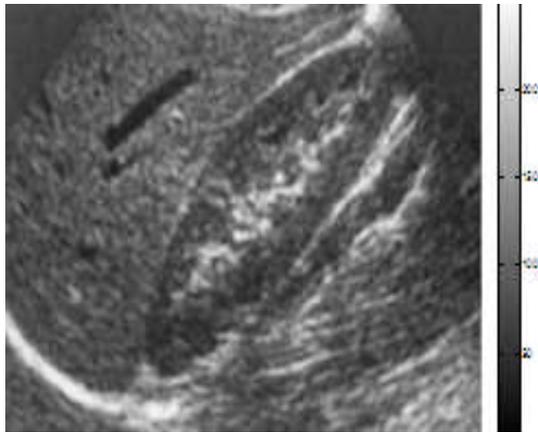
5. 1.Cas de l'image échographique rénale :

5.1.1. Résultats visuels :

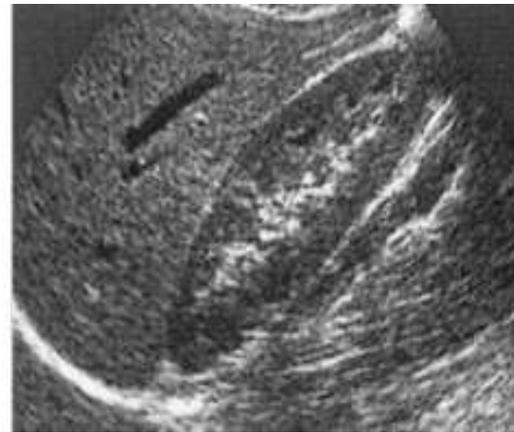
La figure 4.7 présente les résultats des filtres de Lee, Kuan, Frost, Perona, Yu, Médian, Wiener, Ondelette, Homomorphique et de Nagao. On peut remarquer visuellement que la

méthode de Wiener produit l'image la plus nette, tout en préservant les contours importants de l'image initiale, par contre, le homomorphe a donné des résultats assez médiocres.

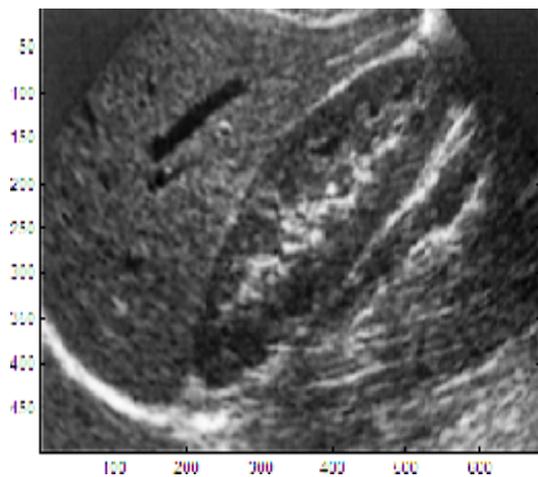
Visualisation :



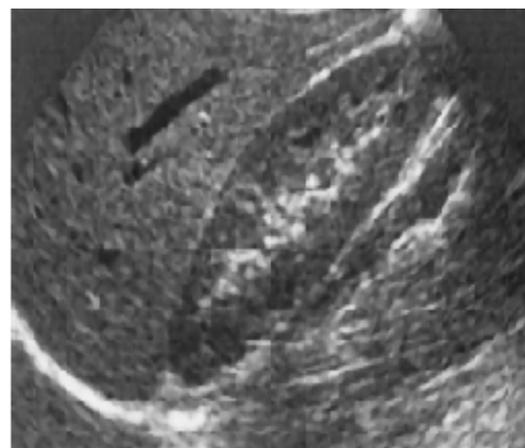
(a)



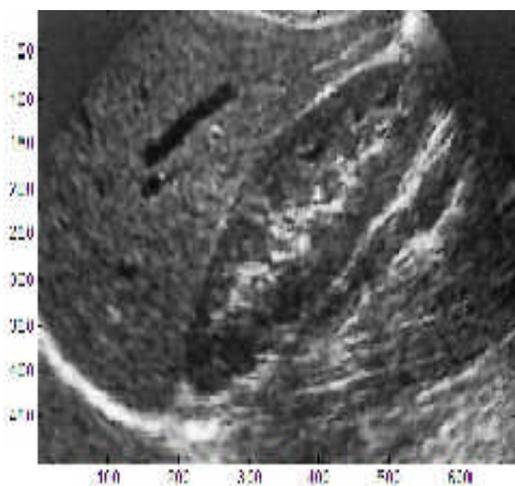
(b)



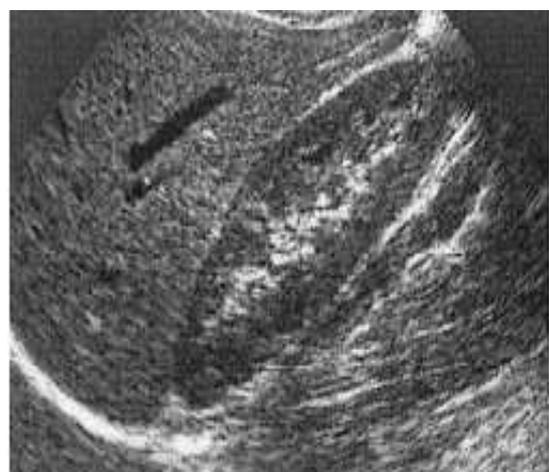
(c)



(d)



(e)



(f)

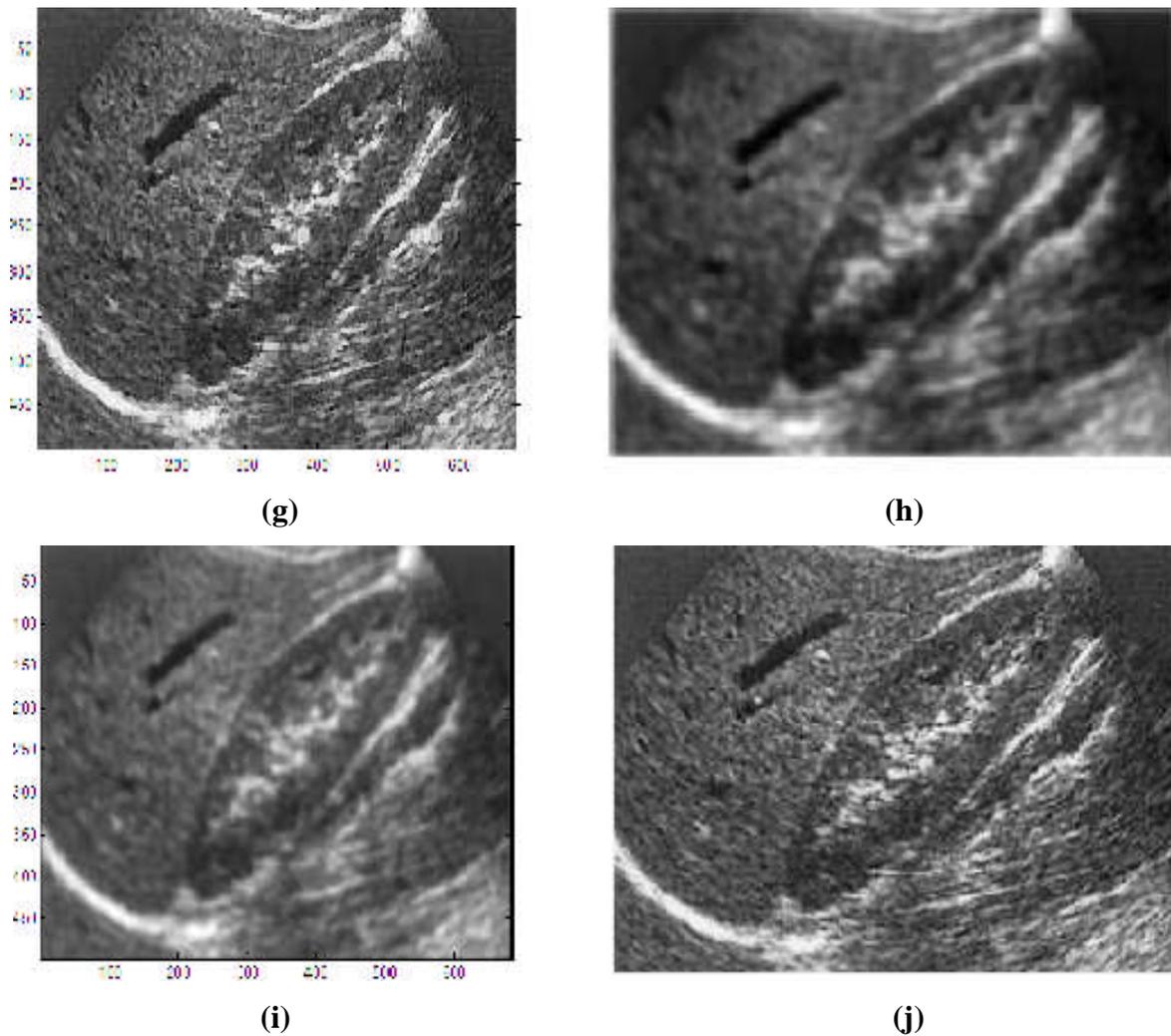


Figure 4.7 : les résultats des filtres testés sur une image échographique rénale : (a) Lee, (b) Kuan, (c) Frost, (d) Médian, (e) Wiener, (f) Homomorphique, (g) Nagao, (h) SRAD, (i) Perona, (j) Ondelette.

5.1.2. Résultats quantitatifs :

L'évaluation quantitative des résultats obtenus par les différentes méthodes est présentée dans le tableau 4.3 en utilisant les critères présentés dans la section 2.

Méthodes	PSNR	RMSE	SSIM	Entropie	Err3	Err4
<i>Image initiale</i>				7.26		
<i>Lee</i>	26.30	17.45	0.64	6.56	23.34	29.20
<i>Kuan</i>	29.29	12.36	0.96	7.19	24.56	36.72
<i>Frost</i>	27.38	15.40	0.70	7.08	20.46	25.52
<i>Médian</i>	23.65	23.68	0.68	7.04	41.98	59.98
<i>Wiener</i>	29.40	12.21	0.69	7.06	14.79	17.11
<i>Homomorphique</i>	10.45	108.24	0.002	7.26	118.88	129.52
<i>Nagao</i>	31.16	9.97	0.87	7.23	12.91	15.75
<i>Ondelette</i>	34.67	0.028	1.00	7.23	0.033	0.038
<i>Perona</i>	42.79	0.61	0.97	7.05	3.09	3.50
<i>SRAD</i>	23.17	0.09	0.99	6.96	0.12	0.14

Tableau 4.3 : Comparaison quantitative de différents filtres sur l'image échographique de rein droite.

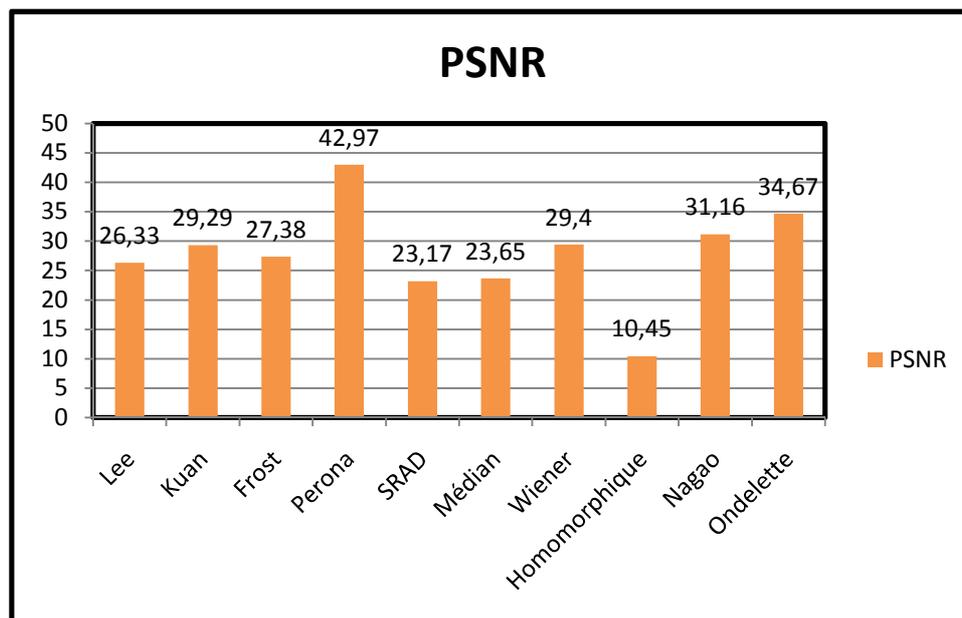


Figure 4.8 : PSNR de différentes approches testées sur l'image échographique de rein droite

On peut remarquer globalement que les résultats sont moyens. Le filtrage par ondelette et de Perona sont les mieux adaptés pour le lissage des images échographiques.

Comme on peut constater que la méthode de Perona est celle présentant le score le plus élevé en terme de PSNR 42,97 dB, ainsi que la valeur la plus faible de RMSE 0.61 avec une valeur de SSIM environ 0.97, inversement, le filtre homomorphique présente des résultats

assez médiocre ,la valeur de RMSE est la plus élevée 108.24 avec un score de PSNR plus faible alentour de 10 dB et une valeur de SSIM très faible égale à 0.002.

Les résultats quantitatifs des filtres adaptatifs Lee, Kuan, Frost sont très similaires, en effet, le filtre de Kuan présente le score de PSNR et de SSIM les plus hauts par rapport au Lee et Frost.

D'après le tableau 4.3, on remarque que pour le filtrage par ondelette, il ya une diminution plus importante de RMSE par rapport aux autres approches testés, ainsi que l'augmentation de score de PSNR alentour de 34 dB avec une valeur de SSIM égale à 1, ce qui révèle un bon filtrage dans les zones homogènes et que l'image échographique dégradé par le speckle et l'image débruitée sont similaires en terme de structure . Le tableau 4.4 montre l'influence de l'ondelette utilisé et le niveau de décomposition sur les résultats de PSNR.

Les autres algorithmes testés présentent des scores de PSNR élevés, des valeurs de RMSE faible et des valeurs de SSIM proche de 1, cela dû à une bonne préservation de la résolution spatial et des caractéristiques structurales.

L'entropie générale est haute, comme prévu dans la présentation de ce critère, Le maximum d'information est évidemment contenu dans l'image initiale.

Les deux erreurs de Minkowski sont utilisées pour assurer les résultats de RMSE, tel que la plus faible valeur est obtenue par le filtrage par ondelette et la plus haute valeur liée au filtre homomorphique, ces résultats sont similaire à celle trouvé pour le RMSE.

<i>Famille d'ondelette</i>	<i>Niveaux 2</i>	<i>Niveaux 4</i>	<i>Niveaux 8</i>
'haar' (Haar)	40.90	39.91	39.84
'db1' (Daubechies)	40.90	39.91	39.84
'db4' (Daubechies)	44.49	42.48	42.34
'sym2' (Symlets)	43.30	41.69	41.56
'sym4' (Symlets)	42.44	44.47	42.31
'bior1.1' (BiorSplines)	40.90	39.91	39.84
'bior4.4' (BiorSplines)	44.49	42.02	41.94
'dmey' (DMeyer)	45.35	48.98	42.83
'coif4' (Coiflets)	45.19	42.90	42.75

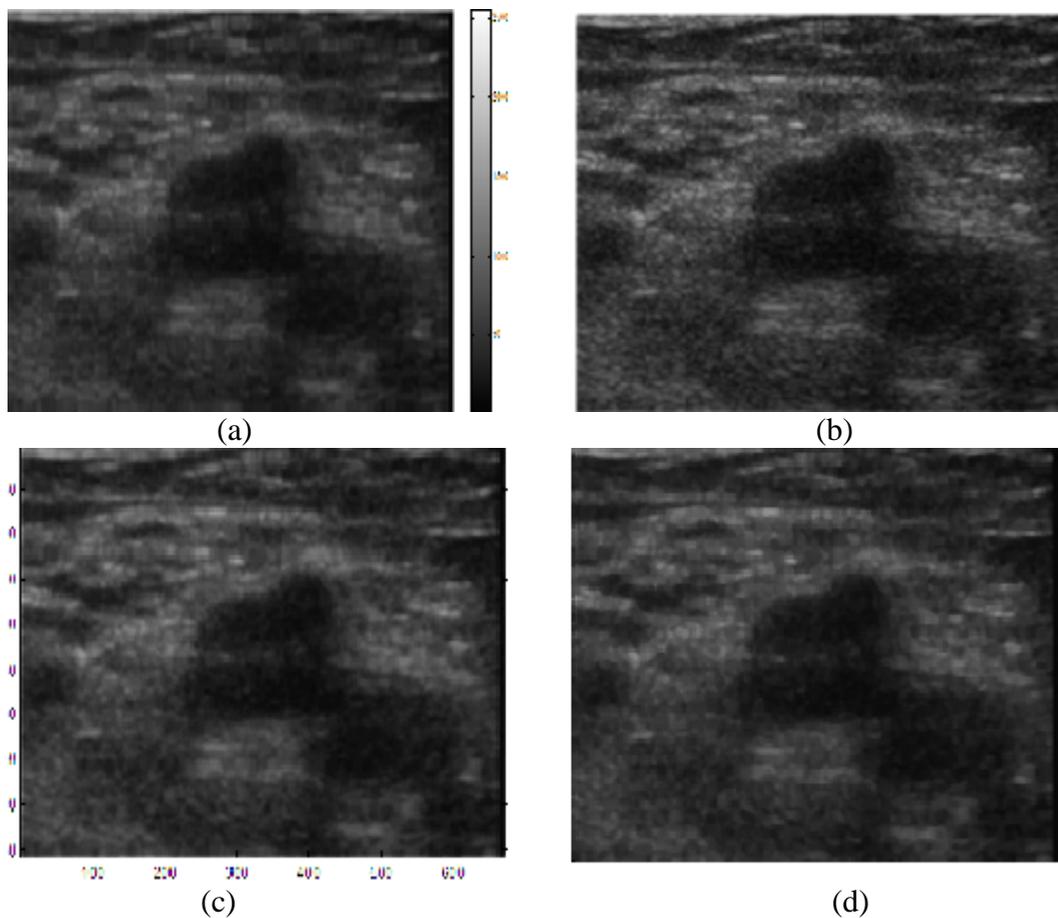
Tableau 4.4 : les résultats de PSNR pour le filtrage de speckle par ondelette pour différents niveaux de décompositions.

5.2. Cas de l'image échographique de thrombose veineuse :

5.2.1. Résultats visuels :

La figure 4.1 présente les résultats de filtrage par les dix algorithmes étudiés sur une image échographique de thrombose veineuse. Nous avons utilisé les mêmes paramètres comme le cas de l'image échographique du rein droite.

Visualisation :



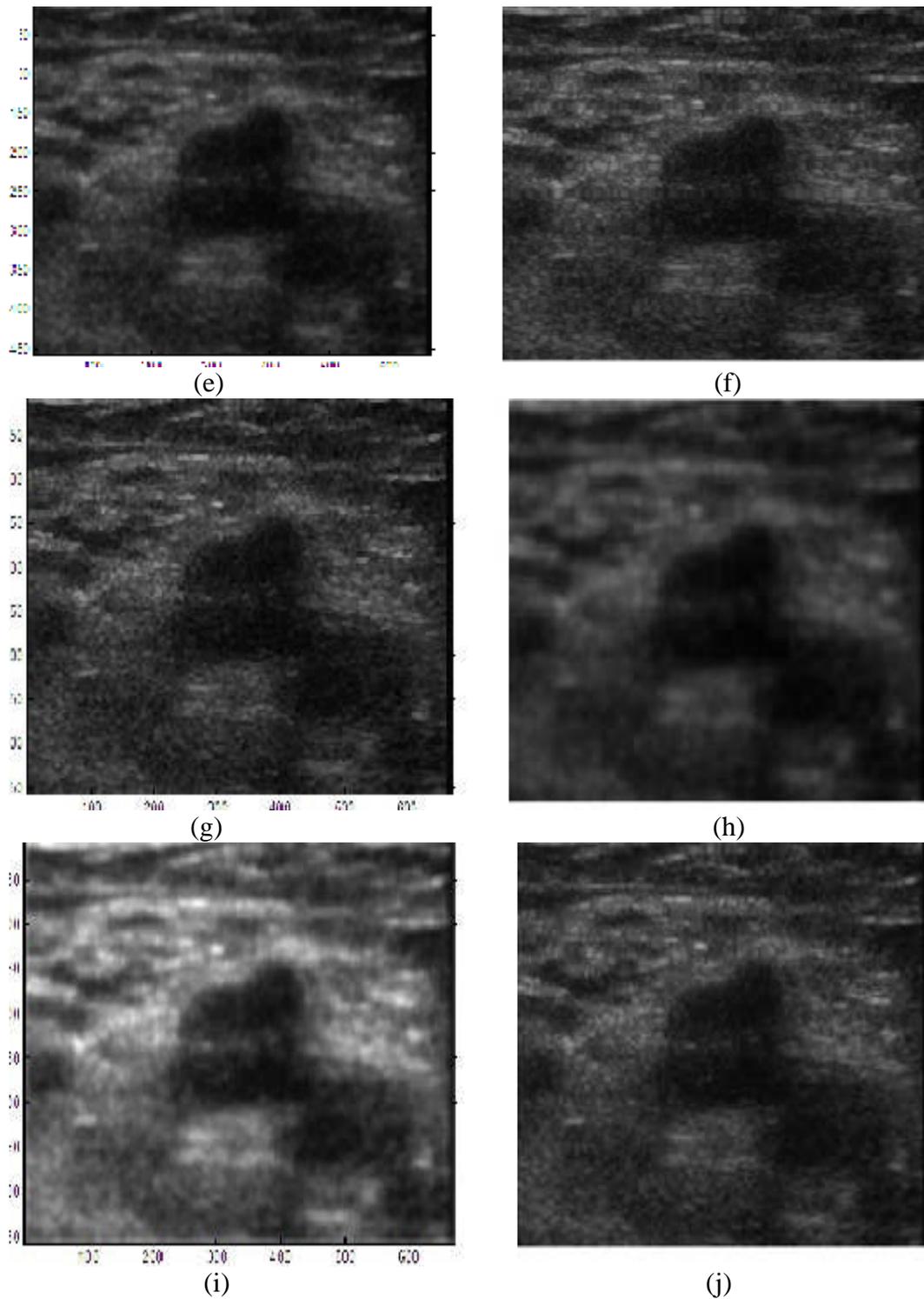


Figure 4.9 : les résultats des filtres testés sur une image échographique de thrombose veineuse : (a) Lee, (b) Kuan, (c) Frost, (d) Médian, (e) Wiener, (f) Homomorphique, (g) Nagao, (h) SRAD, (i) Perona, (j) Ondelette.

5.2.2. Résultats quantitatifs :

Le tableau 4.5 contient les résultats quantitatifs des filtres sur l'image échographique de thrombose veineuse. On peut remarquer que globalement les résultats sont moyens. Le classement des entropies est conforme aux prévisions et aux autres tests. Le filtrage par ondelette obtient la meilleure entropie car il ne dégrade pas l'information par rapport aux autres filtres.

Méthodes	PSNR	RMSE	SSIM	Entropie	Err3	Err4
<i>Image initiale</i>				6.50		
<i>Lee</i>	28.19	14.04	0.87	7.26	24.38	33.38
<i>Kuan</i>	28.56	13.45	0.98	6.56	26.82	38.90
<i>Frost</i>	30.21	11.11	0.90	6.72	19.45	26.86
<i>Médian</i>	22.88	25.88	0.89	6.53	52.13	74.70
<i>Wiener</i>	37.77	4.66	0.88	6.42	5.61	6.50
<i>Homomorphique</i>	15.38	61.49	0.009	6.49	75.78	93.44
<i>Nagao</i>	38.83	4.12	0.92	7.15	5.53	6.96
<i>Ondelette</i>	42.32	0.01	1.00	6.50	0.02	0.014
<i>Perona</i>	43.52	2.14	0.96	7.26	2.79	3.12
<i>SRAD</i>	30.72	0.04	0.99	6.44	0.06	0.09

TAB 4.5 : Statistiques des résultats des filtres sur l'image échographique de thrombose veineuse

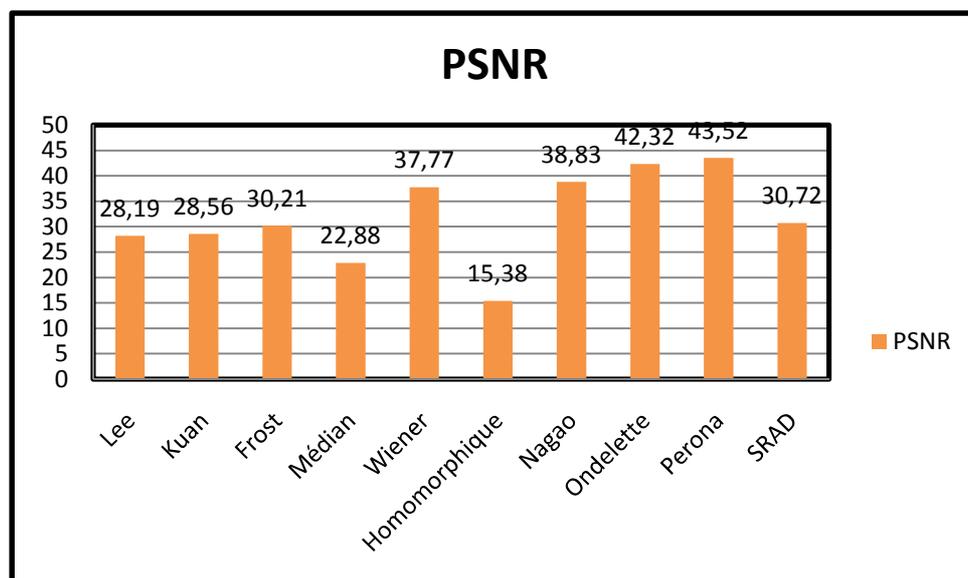


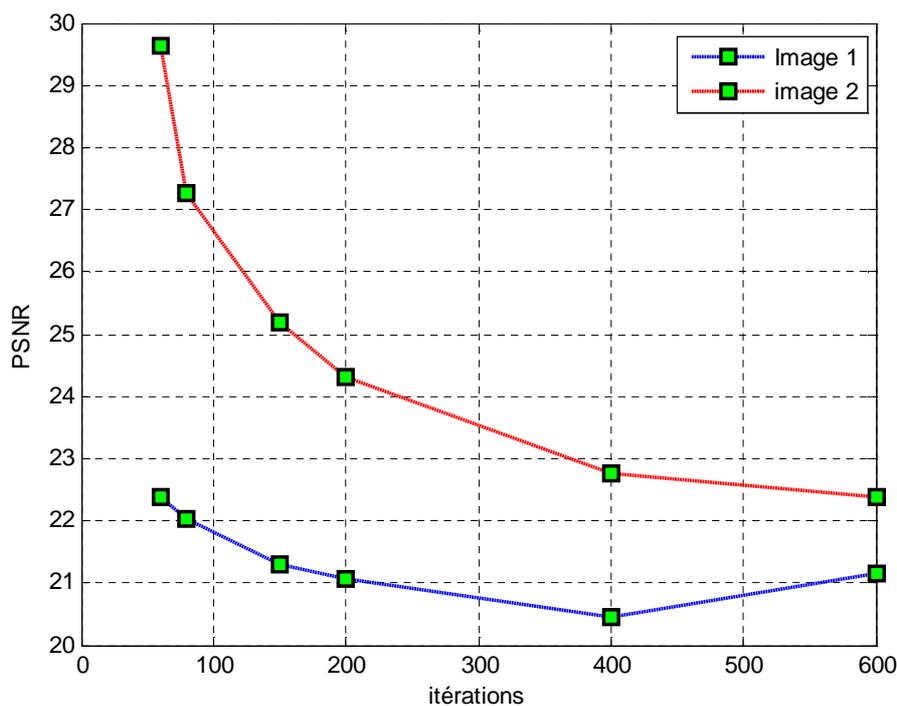
Figure 4.10 : PSNR de différentes approches testées sur l'image échographique de thrombose veineuse.

Nous avons trouvé des résultats similaires à la première image échographique testée. Le filtre de Perona a comme prévu un meilleur score de PSNR 43.52 dB, avec des valeurs RMSE, Err3 et Err4 faibles. L'entropie de l'image débruitée est plus élevée que l'image initiale et une valeur de SSIM égale à 0.96.

Nous avons constaté que la meilleure méthode du filtrage de speckle dans les images échographiques est celle présentant un score élevé en terme de PSNR, ainsi que la valeur la plus faible de RMSE, Err3 et Err4 avec une valeur de SSIM égale à 1 et il faut que l'entropie de l'image débruitée soit le plus proche de l'entropie de l'image initiale. Nous avons obtenus ces résultats dans le cas de filtrage par ondelette.

Les autres filtres donnent des résultats convenables mais moins importantes que de Perona et que d'ondelette.

Nous avons aussi testés l'influence de choix du nombre d'itération sur la qualité de filtrage en terme de PSNR pour l'approche de SRAD, nous avons observé une diminution de score de PSNR à chaque fois en augmente le nombre d'itération.les résultats sont illustrés dans la figure 4.11



*Figure 4.11 : PSNR en fonction de nombre d'itération de l'algorithme de Yu***Résultats :**

Globalement on retrouve des résultats similaires :

Du point de vue visuel, nous avons remarqué que dans le cas des filtres adaptatifs les plus utilisés dans le filtrage de speckle dans les images RSO : Lee, Kuan, Frost, on a un léger lissage des zones homogènes, l'aspect granulaire du speckle a considérablement diminué dans les images échographiques, les zones hétérogènes et les structures fines ont été préservées, on constate aussi que Frost présente un lissage fort par rapport au filtre Lee et Kuan et préserve mieux les contours.

Le filtre de diffusion de Perona est mieux adapté aux images échographiques, mais malgré leur capacité à arrêter la diffusion pour les gradients très forts et à lisser les régions pour les gradients très faibles, elles diffusent des gradients contour d'amplitude faiblement supérieure au seuil δ et en même temps elles ne lisent pas suffisamment les gradients régions d'amplitude faiblement inférieure au seuil.

En particulier, la fonction de diffusion de Perona associée à la norme de Lorentz diffuse des pixels contours en affectant un poids plus important que celui associé à la norme de Leclerc. La fonction de Lorentz permet d'éliminer plus de bruit mais dégrade énormément les contours. L'évaluation erronée des paramètres initiaux de la diffusion conduisent à un lissage qui dénature les structures. Les contours sont élargis ou disparaissent, le contraste est dégradé en particulier pour un grand nombre d'itérations.

Le filtre Médian a l'avantage de préserver mieux les contours et les lignes fines dans les images échographiques, tous en lissant bien les zones homogènes.

Le filtre de Wiener ne lisse pas les contours mais en détecte trop. A l'inverse, le filtre Homomorphique n'est pas efficace pour ce type de bruit, le speckle n'a pas été éliminé à cause de sa granularité importante.

Le filtre de Yu permet un meilleur filtrage grâce à l'utilisation du coefficient de variation qui localise mieux les contours importants. Mais Les résultats n'est pas stable, si on augmente le nombre d'itération, le floue apparait c.- à-d même les contours sont diffusée et les éléments utilisables pour l'interprétation sont déformés.

Celui de Nagao préserve les structures de l'image. Toutefois, le lissage intra-régions est moins important que celui de Perona et de Yu, au profit d'un plus grand contraste sur les contours.

Le filtrage par Ondelette est aussi testé et nous remarquons les préservations des contours ainsi que le filtrage de speckle dans les zones homogènes.

6. Limitation de filtrage de speckle :

Pour avoir un meilleur filtrage des images médicales, on doit trouver un compromis entre la suppression du bruit et la perte de l'information, c'est la cause qui fait s'inquiéter les experts. La majorité des techniques de réduction de speckle ont certaines limites peuvent être brièvement résumées comme suit :

Sensibilité en fonction de la taille de la fenêtre utilisée pour les filtres Lee, Kuan, Frost, Médian, Wiener :

- Fenêtre large : perte de détail.
- Fenêtre petite : diminuer la possibilité de filtrage et ne réduit pas le speckle, ce qui donne un filtrage non effectif.
- Les surface homogènes : plus que la taille de la fenêtre augmente meilleur sera le filtrage.
- Dans les surfaces hétérogènes : plus la taille de la fenêtre est petite plus les détails sont conservés, fenêtre de taille [7 7] est un bon choix.
- Quand le contour est contenu dans la fenêtre, les coefficients de variation sont élevés et le lissage sera empêcher.

Problème de choix de seuil de gradient pour la méthode de diffusion classique de Perona, le speckle crée des variations brutales et non régulières de l'intensité au bout de 150 itérations, soit l'image est complètement floue soit les contours rectilignes parasites apparaissent.

Certain filtres n'améliore pas les contours mais empêchent le lissage près de bord.

Critères d'évaluation différents pour évaluer la performance de filtrage du speckle sont utilisés par différentes études. Bien que la plupart des études utilisent des critères quantitatifs comme le RMSE et le PSNR, il ya des critères quantitatifs supplémentaires comme SSIM, l'erreur de Minkowski, et une évaluation visuelle par des experts qui pourraient être utilisé.

7. Segmentation par Level Set :

La procédure de segmentation commence par processus de débruitage en utilisant le filtrage par ondelette. La figure 7.1 illustre le diagramme général du processus de segmentation utilisée.

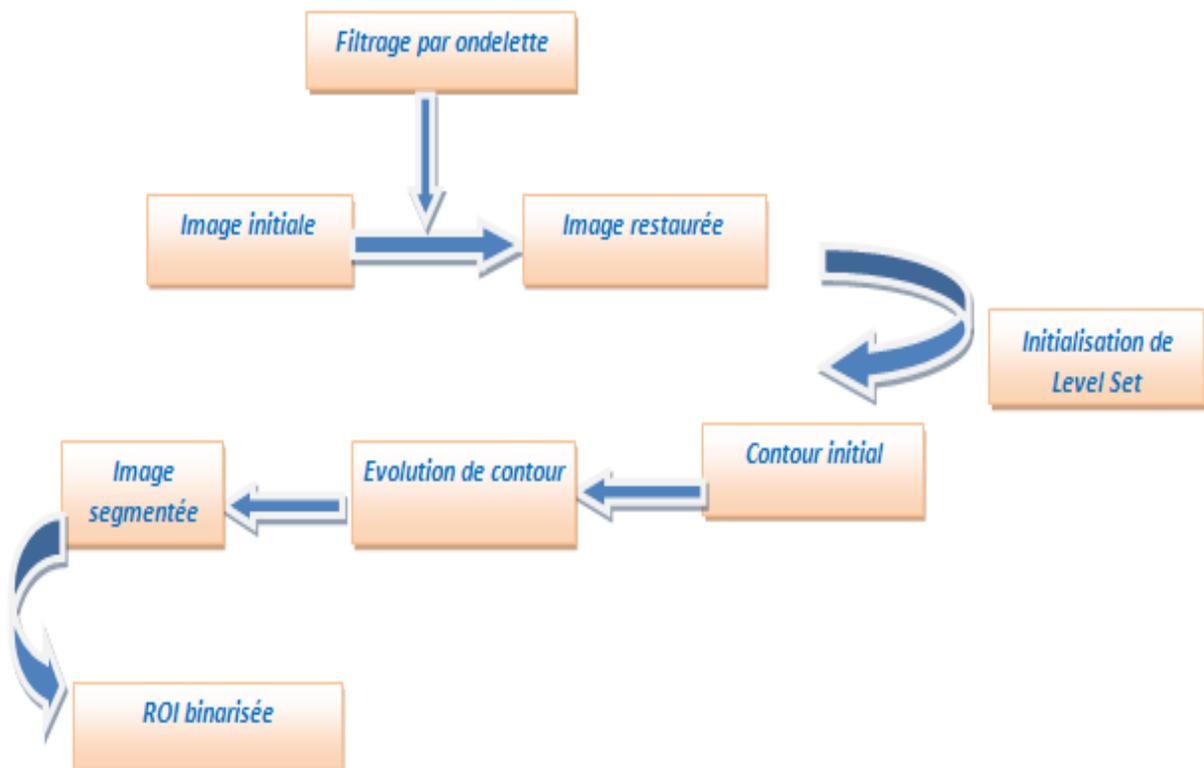


Figure 4.12 : Diagramme général de la Segmentation

Algorithme de level set :**Entrées :**

I Image initiale

 μ Paramètre de régularisation γ Constante de proportionnalité Δt 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 $\varphi(x, y)$

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

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

Pour tout (i, j) pixel dans l'image 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 $\varphi^{n+1}(i, j)$

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

Fin

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

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

Où n_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 :

Algorithme :

Entrée : Image prétraité « I », Sigma σ

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 :

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

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

L'algorithme de Level Set testé permet de segmenter les structures présentes dans les images échographiques, nous l'initialisons par 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 présents dans le voisinage de cette bande, pour enfin se rapprocher au mieux de la structure voulue. Un aspect notable des Level set, est leurs capacités à se scinder autorisant ainsi un changement topologique, créant ainsi plusieurs ensembles.

Nous présentons dans cette section des exemples d'application de la méthode de Level Set étudié pour la segmentation des images échographique.

7.1 Influence de l'initialisation sur la segmentation :

Nous avons lancé le Level set, en l'initialisant successivement par trois formes des tailles différentes comme montre les figures 4.13 et 4.14 .Nous avons testé on premier cas l'influence de l'initialisation de contour sur le résultat de la segmentation d'une image échographique d'un kyste de l'utérus. Un deuxième test est effectué sur une image échographique du rein droit.

La figure 4.15 présente les résultats de la segmentation par Level Set pour les deux images échographiques par les trois types d'initialisations de contour.

1ère initialisation :

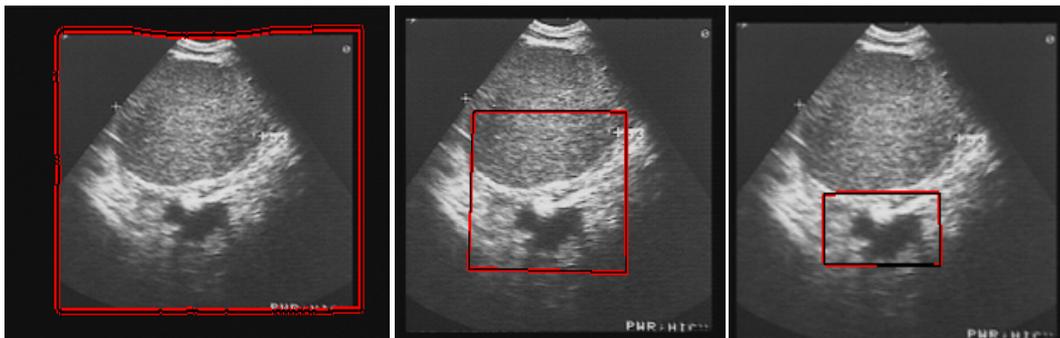


Figure 4.13: initialisation des contours sur une image échographique d'un kyste à l'utérus

2^{ème} initialisation :



Figure 4.14 : initialisation des contours sur une image échographique d'un rein droit.

Visualisation des résultats :

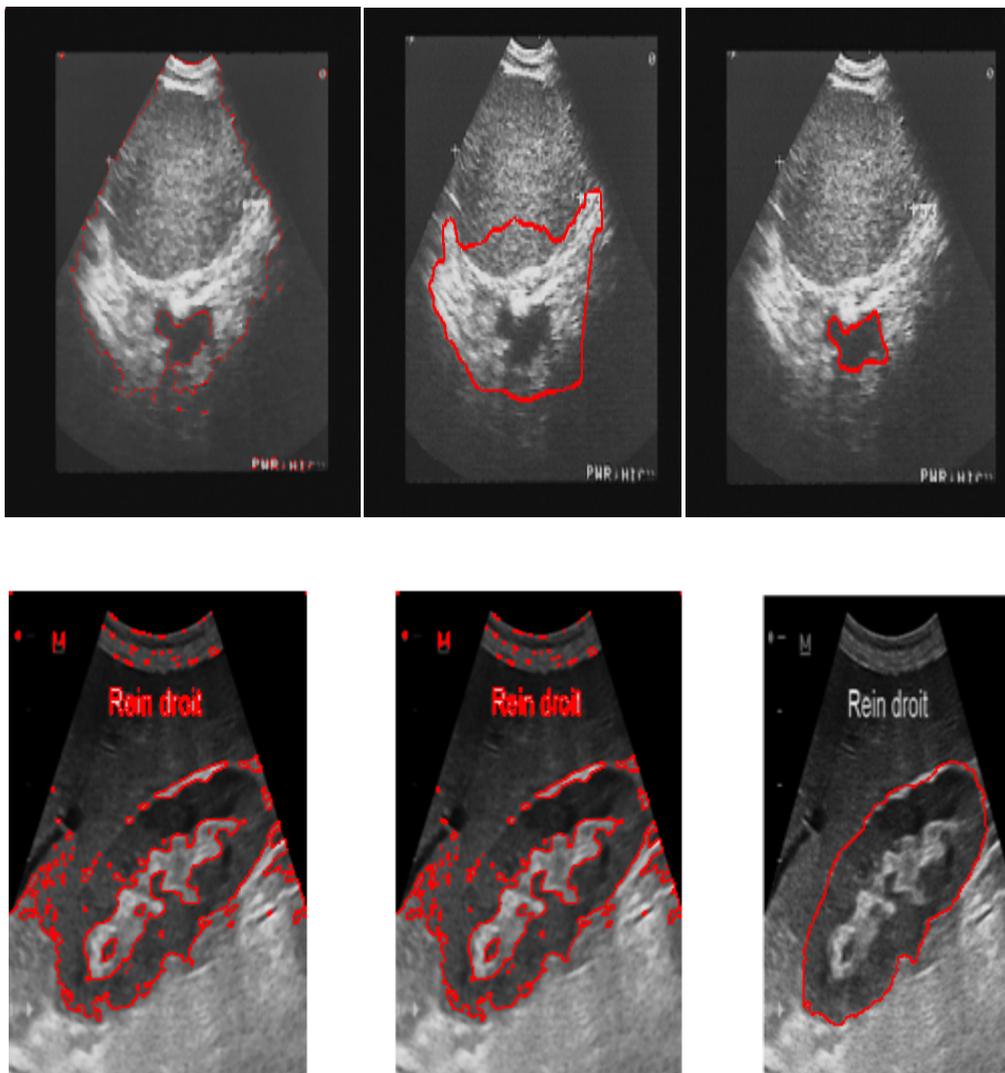


Figure 4.15 : résultats de la segmentation des deux images échographiques

La manipulation effectuée sur la convergence du Level Set en fonction du contour initial, montre que les résultats de la segmentation dépendent fortement sur l'initialisation.

Nous avons essayé différentes initialisations de contour assez loin de la région d'intérêt et nous avons obtenu des résultats non précis.

L'évolution du Level Set avec la 3^{ème} 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 et nous avons segmenté la région d'intérêt qui est un kyste de l'utérus pour la première image et la région du rein pour la deuxième image. Les résultats des régions d'intérêt binarisées sont montrés dans la figure 4.16.

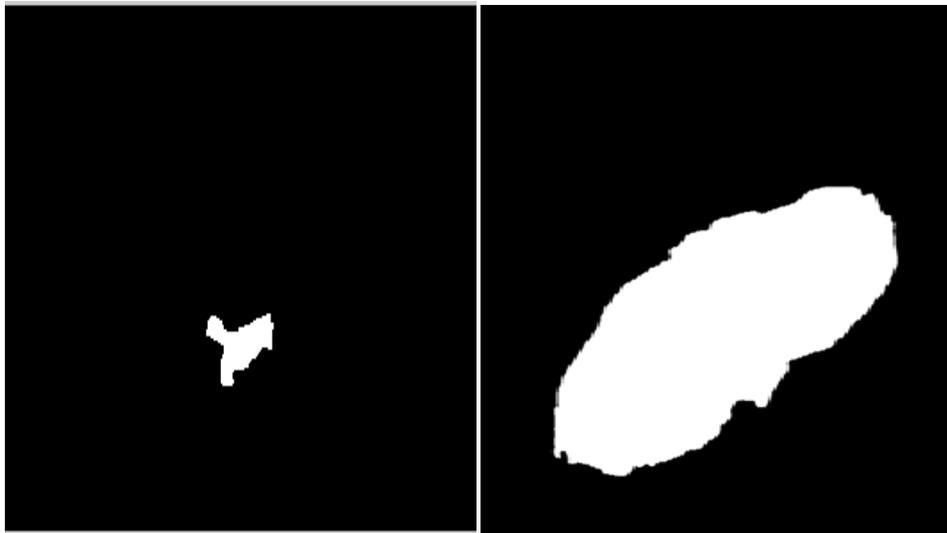


Figure 4.16 : résultat de la région d'intérêt binarisée pour les deux images testées

7.2 Segmentation des organes :

On a appliqué la méthode de level set sur des images échographiques pour extraire les différents organes tel que les reins, le foie et l'utérus.

Pour les différents tests, nous avons utilisé les paramètres suivantes :

$$\sigma = [3 \ 10], \Delta t = 0.05, \mu = 1, \nu = 0.001 * 255 * 255.$$

Les images de figure 4.17 illustrent la qualité de la segmentation sur des images échographiques rénales.

La fixation du nombre d'itérations pour chaque image à part dépend de la nature de la position de la région d'intérêt.

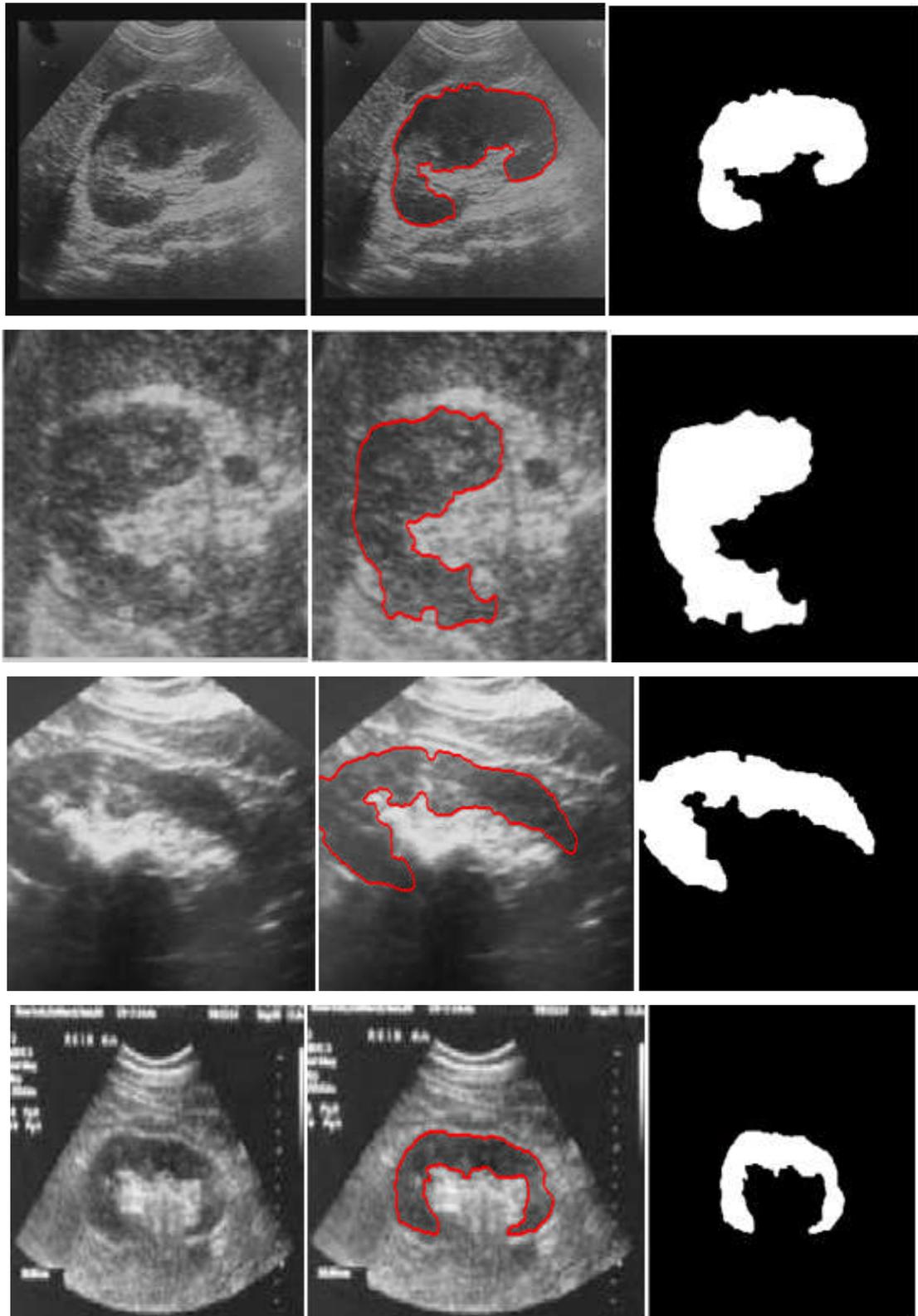


Figure 4.17: résultats de segmentation des images échographiques des reins

Les temps de segmentation pour ces images sont énumérés dans le tableau Tab 4.6. Ils ont été enregistrés à partir de nos expériences.

	Image 1	Image2	Image3	Image4
Taille de l'image	471* 710	400* 640	400* 650	400* 640
Le temps en secondes	369,179	806,413	492,13	397,639

Tableau 4.6 : Les temps de segmentation pour les images échographiques rénales testés

La figure 4.18 montre le résultat de segmentation d'un rein de fœtale.

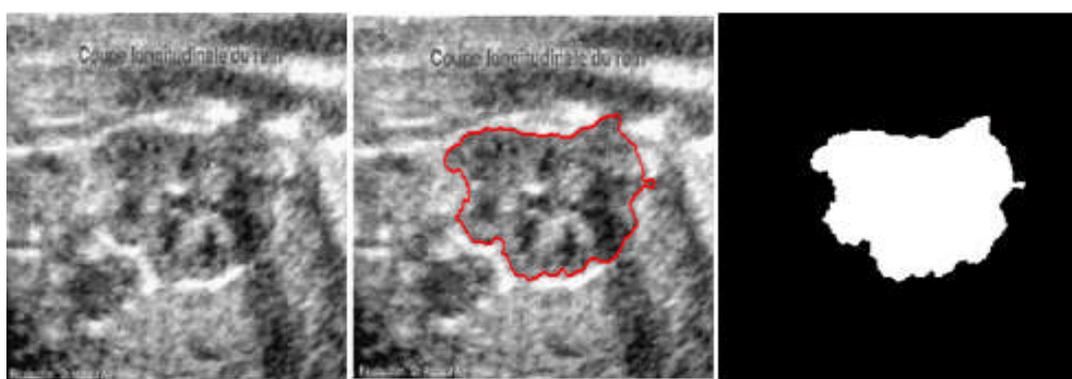


Figure 4.18 : segmentation du rein d'un fœtale

La figure 4.19 est une échographie du foie, Les résultats de la segmentation montrent que la méthode de level set est supérieure en termes de vitesse et de précision.



Figure 4.19 : résultat de la segmentation d'une échographie du foie



Figure 4.20 : résultat de la segmentation d'une échographie de l'utérus.

7.3. Résultats sur les Segmentations des tumeurs :

Nous testons ensuite l'algorithme de Level Set sur des images échographiques qui contiennent des pathologiques, pour chercher de segmenter les kystes contenus dans ces images.

La figure 4.21 présente les résultats de l'évolution de contour de Level Set sur une image échographique du rein qui contiennent un kyste.

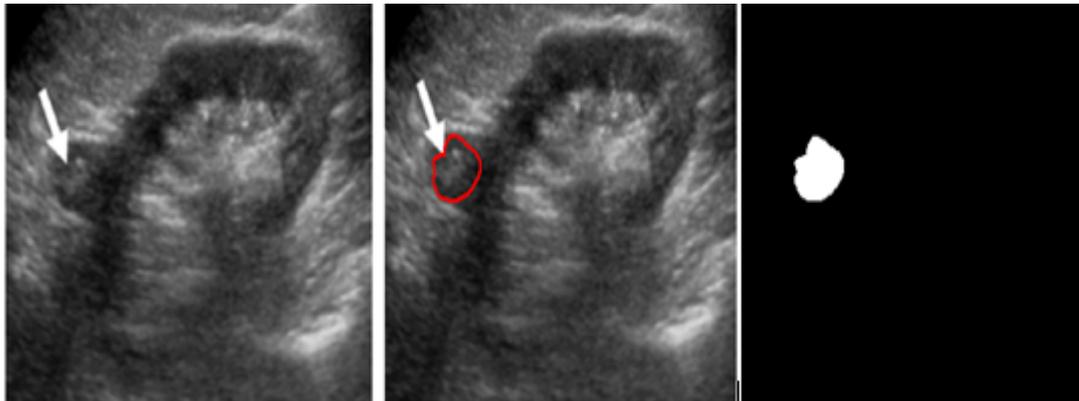


Figure 4.21 : résultat de la segmentation d'une échographie de kyste rénale.

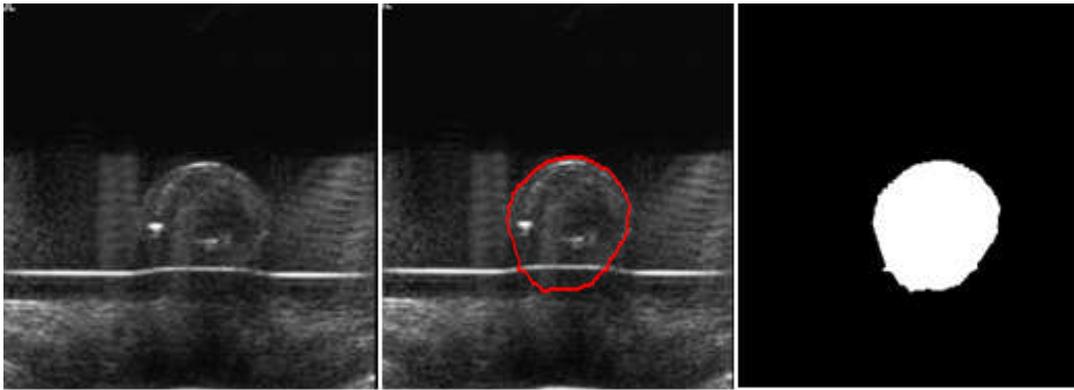


Figure 4.22 : résultat de la segmentation d'une échographie de caillot sanguin.

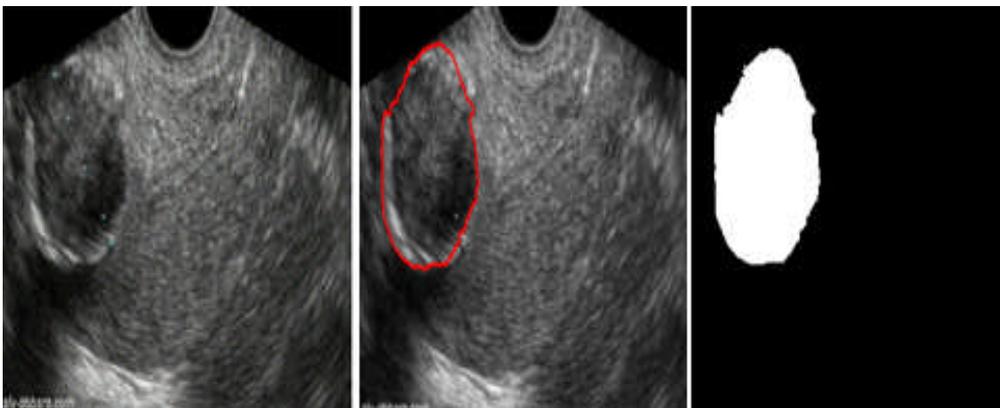


Figure 4.23: résultat de la segmentation d'une échographie de fibrome de l'utérus.

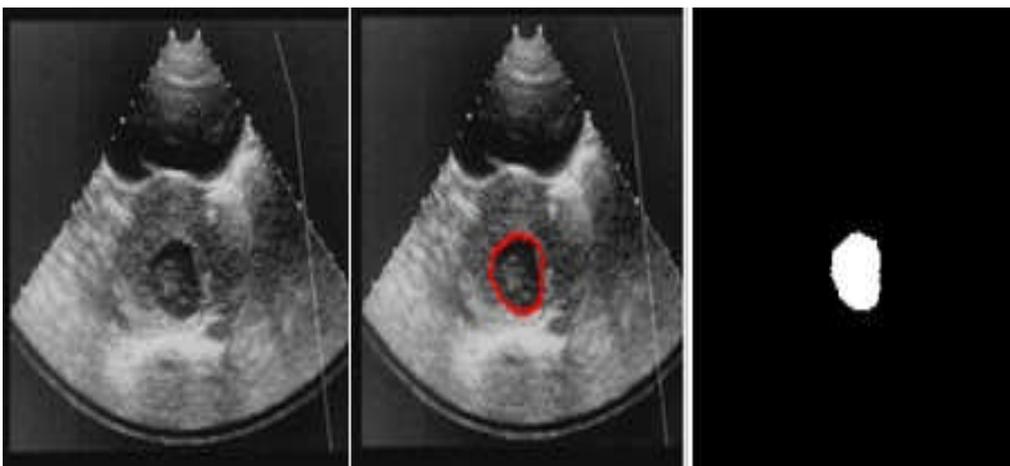


Figure 4.24 : résultat de la segmentation d'une échographie de kyste de l'utérus.



Figure 4.25 : résultat de la segmentation d'une image échographique qui présente importante dilatation des cavités pyélo-calicielles eturétérale gauche

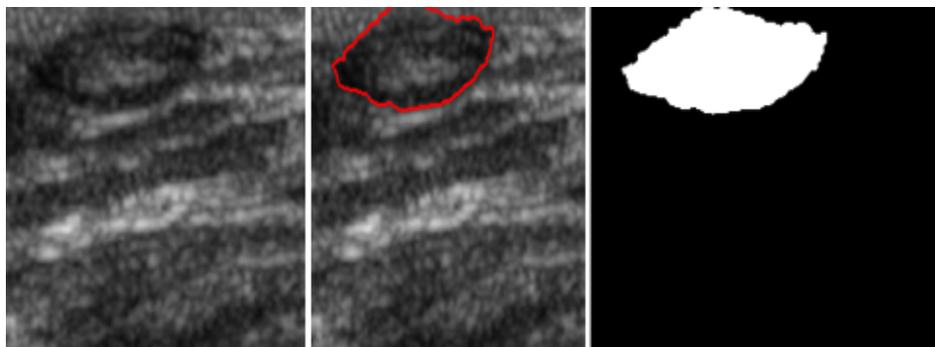


Figure 4.26 : résultat de la segmentation d'une échographie de thrombose veineuse.

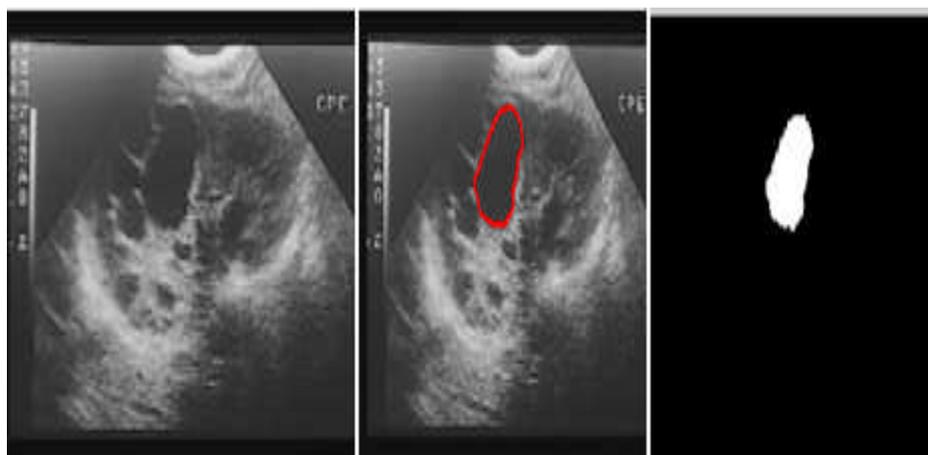


Figure 4.27 : résultat de la segmentation d'une échographie de kyste rénale.

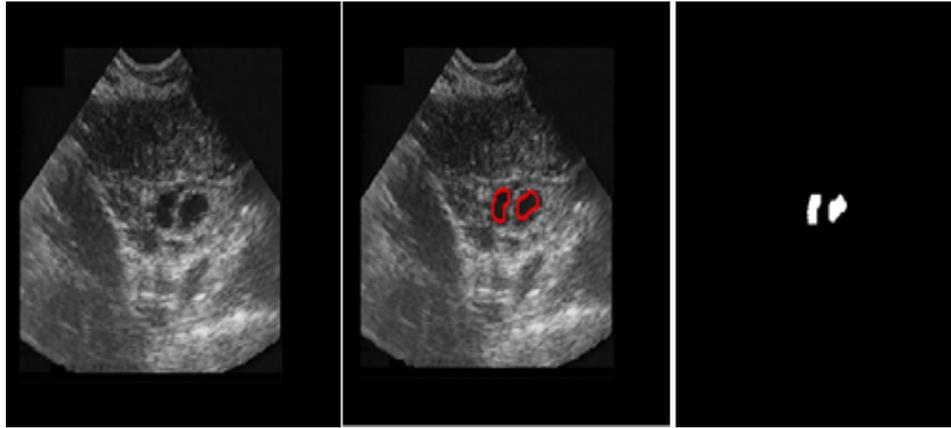


Figure 4.28 : résultat de la segmentation d'une échographie deux fibromes rénale.

Les résultats de la segmentation montrent l'efficacité de la méthode de level set; les différentes régions d'intérêts des images sont nettement bien segmentées. Les kystes sont bien détectées par cette méthode.

8. Conclusion :

Nous avons présentés dans la première partie de ce chapitre les différents résultats obtenus sur des images de synthèse et échographiques de nombreux filtres de la littérature dont nous citons dix. Les filtres adaptatifs Lee, Kuan et Frost reposent sur le calcul du coefficient de variation filtrage et sur le choix de la fenêtre sélectionnée pour la détection de contour.

Le débruitage par ondelette se démarque des techniques classiques par une préservation plus précise des structures de l'image et un meilleur filtrage des zones homogènes. Généralement, nous pouvons considérer que tous les filtres se comportent relativement bien dans une région homogène.

Afin de mettre en évidence les performances des filtres réalisés, nous avons effectué une étude comparative basée sur les critères de PSNR, RMSE, SSIM, entropie et l'erreur de Minkowski, les résultats obtenus pour l'ensemble des méthodes testés sur les images échographiques réelles montrent que ces méthodes donnent des bons résultats de réduction de speckle avec préservations des contours.

Nous avons constaté que la réduction du speckle dans les images radar a donné lieu à une profusion de travaux de recherche. Une partie significative de ces derniers se base sur le coefficient de variation, au contraire, le traitement du speckle dans les images échographiques n'a pas suscité le même effort de recherche.

Dans la deuxième partie de ce chapitre ,une étude complète a été réalisée concernant l'évolution de level set pour avoir un contour optimal des différentes régions d'intérêt dans les images échographiques. La courbe va évoluer vers ces régions, nous pouvons observer que l'algorithme de Level Set donne une segmentation lisse, la segmentation finale est précise même aux endroits de forte courbure comme le cas pour les images échographiques des reins. Et nous avons intégré un filtrage par ondelette comme un prétraitement de ces images pour que la courbe n'a pas accompli sa convergence vers les détails minimaux .

Le temps de segmentation dépend de la taille de la région d'intérêt et de l'initialisation de contour. Si on prend un contour initial qui contienne tout l'image, on a une perte du temps, la courbure va diverger et dans le cas ou le contour initial est très proche de la région d'intérêt nous a permet d'obtenir des segmentations correctes. On remarque qu'il y a parfois quelques débordements au delà de la surface des objets. Ceci, est induit par la présence des points de contrôle qui n'appartiennent pas au contour, mais qui sont retenus par l'algorithme.

Conclusion générale

Conclusion générale :

L'analyse des données échographiques a permis de mettre en relief plusieurs caractéristiques importantes. Il est apparu très clairement que la réduction du phénomène de speckle est une tâche difficile et un préalable incontournable. Ce bruit rend l'interprétation de l'image échographique plus compliquée. L'objectif de notre travail consiste à faire l'étude de plusieurs types de filtres et les appliquer sur des images échographiques. La deuxième partie de notre mémoire traite le problème de segmentation difficile sur des images échographiques

La revue de la littérature de ce domaine a permis de constater une grande richesse dans l'univers de l'imagerie RSO. Divers filtres exploitent la statistique du coefficient de variation pour réduire le speckle induit par le radar. Les caractéristiques et les propriétés de cette mesure ont été présentées dans la première section du chapitre 2, nous avons présenté dans la suite de ce chapitre deux algorithmes basée sur la diffusion anisotropique celui de Perona et de Yu, après nous avons étudié les filtres Médian, Homomorphique, Nagao et une dernière partie sur l'approche basée sur le seuillage des coefficients d'ondelettes.

L'évaluation du filtrage de speckle repose sur les critères suivants pour évaluer sa performance : on cherche l'amélioration de l'aspect visuel, le filtre le plus performant est celui qui présente un très bon compromis entre le lissage des zones homogènes et la préservation des contours

De nombreuses expérimentations ont été effectuées. Les résultats des différents filtres ont été comparés. Des critères quantitatifs ont été utilisés pour mesurer les performances tel que : le PSNR, RMSE, SSIM, l'entropie et l'erreur de Minkowski. Ceux-ci ont montré que le filtrage par ondelette apporte une meilleure précision dans le lissage des zones homogènes et la préservation des structures des images échographiques. L'évaluation de ce filtre montre qu'il fournit des résultats meilleurs que ceux obtenus par les autres filtres testés. Tandis que le filtre de diffusion anisotropique de Perona réussit aussi à filtrer ces zones tout en préservant les contours de l'image, cette méthode conduit à une diminution de speckle, tout en augmentant le contraste.

Nous avons observé que le phénomène de speckle dans les images échographiques dépend de la sonde utilisée pour l'examen, les images de forme cône sont plus affectées par ce bruit par rapport aux images de formes carrées.

Dans le but de réaliser une segmentation automatique des images échographiques, nous avons utilisé la méthode de level set pour extraire les différents organes et les kystes contenus dans les images échographiques. Cette méthode consomme beaucoup de temps, pour remédier à ce problème, on a initialisé les contours le plus proche possible de la région d'intérêt, toutes les étapes de l'algorithme et les différents résultats obtenus sont représentés dans le chapitre 4.

L'algorithme Level Set s'adapte plus sur les images échographiques, mais l'initialisation de contour reste toujours manuelle et se change d'une image à une autre.

De futurs travaux sur le filtrage et la segmentation des images échographiques devraient tenir compte des caractéristiques de l'enveloppe du signal radiofréquence car il est plus riche d'information que le signal en mode B.

Nous proposons des améliorations de l'algorithme de level set dans le cas des critères d'énergies faisant intervenir la moyenne et la variance de l'image.

Pour automatiser la tâche, on préfère utiliser une interface graphique où on peut sélectionner la zone d'intérêt, cette dernière correspond au masque initial de la méthode de level set.

La qualité visuelle de la segmentation nous semble insuffisante pour tirer une conclusion sur sa performance. En conséquence, une amélioration de celle-ci demeure nécessaire, à travers des études quantitatives. Nous proposons alors d'effectuer une comparaison avec des résultats de segmentation manuelle effectuée par au moins deux experts ou avec d'autres approches telles que l'étude de similitude des régions segmentées.

Annexes

Annexe A :

Effet doppler :

Effet doppler s'observe lorsque qu'un émetteur et un récepteur sont en mouvement l'un par rapport à l'autre, il se traduit par un changement de fréquence de l'onde reçue par rapport à la fréquence d'émission. Cet effet est exploité pour étudier le flux sanguin en mesurant le décalage en fréquence des échos diffusés par les globules rouges en mouvement dans la circulation. Le décalage en fréquence Δf (fréquence doppler) est proportionnel à la vitesse de déplacement des globules rouges .Il est donné par la relation :

$$\Delta F = \frac{2 v.F}{c} . \text{Cos } \alpha$$

Avec :

F : Fréquence de l'onde ultrasonore

C : Vitesse de propagation de l'onde ultrasonore

v : la vitesse des globules rouges

α = l'angle que fait le faisceau ultrasonore avec la direction d'écoulement sanguin

$\Rightarrow \Delta F$: fréquence doppler

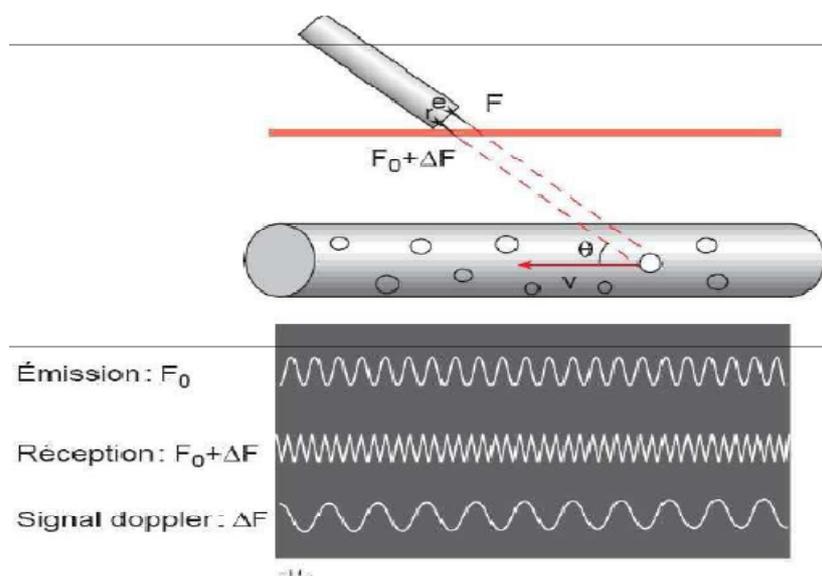


Figure : principe de l'effet doppler

Annexe B :

La compression logarithmique

Les systèmes d'imagerie échographique médicaux utilisent des transformations non linéaires du signal pour réduire sa dynamique. Les signaux échographiques ont généralement des dynamiques variant entre 50 et 70 dB, et peuvent atteindre parfois 100 dB. L'œil humain n'est pas capable de percevoir une dynamique si importante : en termes de niveaux de gris les capacités de perception humaine se limitent à environ 30dB .La fonction de transfert de la compression logarithmique peut s'écrire :

$$A = T(\hat{A}) = D \ln(\hat{A}) + C$$

Où \hat{A} est le signal mesuré (supposé non nul) et A le signal compressé. D est le gain logarithmique et G le gain linéaire.

Annexe C :

Modèle de speckle totalement développé

Modèle de Rayleigh

Introduit par Goodman dans une étude du speckle sur des images laser, le modèle de Rayleigh suppose une modélisation du signal rétrodiffusé comme la somme des signaux rétrodiffusés par les diffuseurs présents dans une cellule de résolution à un instant donné.

Le signal va donc, suivant ce modèle, résulter d'une somme vectorielle complexe. Cette somme complexe, résultant des variations aléatoires de phase et d'amplitude, va porter le nom de marche aléatoire.

Étant donné que l'on se place dans le cas d'un speckle entièrement développé, le nombre de diffuseurs par unité de résolution est particulièrement grand. Si l'on suppose que les phases des signaux rétrodiffusés suivent une loi de probabilité uniforme, on peut alors écrire le champ complexe en amplitude (ou réponse totale du milieu exploré par l'onde ultrasonore) sous la forme :

$$Z = Z_r + jZ_i$$

Où Z_r et Z_i respectivement la composante réelle et la composante imaginaire du champ.

On peut alors dire que l'enveloppe du signal a une fonction de densité de probabilité de Rayleigh de la forme :

$$P(X) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

Modèle de Rice

La distribution de Rice est une généralisation du modèle de Rayleigh dans le cas de la présence d'une composante cohérente et non aléatoire.

En effet, dans le cas de la présence d'une composante cohérente s , la fonction de densité est de la forme suivante :

$$P(Z_r, Z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(Z_r + s)^2 + Z_i^2}{2\sigma^2}\right)$$

Ce qui permet, en utilisant $I_0(\cdot)$, la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre zéro, d'écrire la densité de probabilité du signal enveloppe sous la forme :

$$P(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + s^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{sx}{\sigma^2}\right)$$

On peut ainsi constater que la distribution de Rice est équivalente à la distribution de Rayleigh dans le cas $s = 0$.

Modèle de speckle partiellement développé

Modèle de la K-distribution

Le modèle de la K-distribution permet la modélisation du speckle partiellement développé mais également celui du speckle totalement développé. Il n'utilise pas le théorème central limite et modélise le nombre de diffuseurs via une loi Binomiale négative. On peut ainsi écrire sa fonction de distribution de probabilité sous la forme :

$$P(x) = \frac{2x}{T(\alpha)} \left[\frac{bx}{2}\right]^\alpha K_{\alpha-1}(bx)$$

Avec b , un paramètre d'échelle, $K_{\alpha-1}$ la fonction de Bessel modifiée de seconde espèce et d'ordre $\alpha - 1$ et $T(\cdot)$ la fonction gamma. Le paramètre α , quant à lui, est directement lié au

nombre de diffuseurs. Le faire tendre vers l'infini permet d'approcher une distribution de Rayleigh et donc de modéliser un speckle totalement développé.

- [1] C. Tauber. *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : application aux images échographiques*. Thèse Enseeiht February (2005).
- [2] J.J. Wild. The use of ultrasonic pulses for the measurement of biologic tissues and the detection of tissue density changes. *SURGERY*, 27 :183–271, 1950.
- [3] 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).
- [4] Imaging Department, Johns Hopkins Bayview Medical Center, Baltimore, MD, <http://www.jhbmc.jhu.edu/Imaging/index.html>.
- [5] T. Hueber , « Reconstitution de la parole par imagerie ultrasonore et vidéo de l'appareil vocal : vers une communication parlée silencieuse », thèse Paris,2009.
- [6] McDIKCKEN, W.N. (1997). *Diagnostic Ultrasonics: Principles and Use of Instruments*. New York: John Willy & Sons.
- [7] MEIRE, B. H., FARREANT P. (1982). *Basic Clinical Ultrasound*. British Institute of Radiology, London.
- [8] M.Hajjhassan, « Balayeur micro électromécanique dédié aux systèmes échographiques » Thèse de L'institut de Génie Biomédical Ecole Polytechnique de Montréal, 2006.
- [9] CHRISTENSEN, A. D. (1988). *Ultrasonic Bioinstrumentation*. A Wiley interscience Publication. New York: John Wiley & Sons.
- [10] TAYLOR, J. et al. (1980). *Manual of Ultrasonography*. Churchill Livingstone. New York.
- [11] 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>.
- [12] Page Web. Beamforming - ultrasound technology - ultrasound and MR - department of circulation and medical imaging - faculty of medicine - NTNU, norway. <http://www.ntnu.no/us/beamforming>.
- [13] Université Rennes. Bases de l'analyse d'image dans les différentes modalités. <http://www.med.univ-rennes1.fr/cerf/edicerf/SEMIOLOGIE/001.html>.
- [14] J.M. Bourgeois, M. Boynard, and P. Espinasse. *L'image par échographie*. 1995.

- [15] W. Kremkau Frederick. *Diagnostic ultrasound, Principles and instruments*. Sixth edition edition, 1995.
- [16] N. Bouhlel. *Caractérisation de texture d'échographie RF par champ markovien*. Thèse de Doctorat, Université René Descartes - Paris 5 December (2006).
- [17] TOUBOUL, J. P., ARBEILLE P. (1989). *Exploration Ultrasonore Neurovasculaire* Paris : Masson.
- [18] JOUVE, P. (1993). *Manuel d'Ultrasonologie Générale de L'adulte*. Paris : Masson.
- [19] F. Patat, Formation de faisceaux ultrasonores,2000. Cours de DEA SIBM Université de Tours.
- [20] 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>.
- [21] M. Berson, Physique des ultrasons modes échographiques et structure des appareils d'échographie, 2000. Cours de DEA SIBM Université de Tours.
- [22] R.Rohling, 3D Freehand Ultrasound: Reconstruction and Spatial Compounding. PhD. Thesis, University of Cambridge Department of Engineering, 1998.
- [23] J.W. Goodman. *Speckle Phenomena in Optics : Theory and Applications*. Roberts & Company (2007).
- [24] C.B. Burckhardt, "Speckle in ultrasound B-mode scans," *IEEE Trans. Sonics Ultrasonics*, vol. SU-25, no. 1, pp. 1–6, 1978.
- [25] 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.
- [26] J.S. Lee, "Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images," *Comp. Graphics Image Process.*, vol. 17, pp. 24–32, 1981.
- [27] M. Insana, T.J. Hall, G.C. Glendon, and S.J. Posental, "Progress in quantitative ultrasonic imaging," *SPIE Vol. 1090 Medical Imaging III, Image Formation*, pp. 2–9, 1989.
- [28] 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.
- [29] J.S. Lee, "Refined filtering of image noise using local statistics," *Comput. Graphics Image Process*, vol. 15, pp. 380–389, 1981.
- [30] 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.

- [31] 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.
- [32] D.T. Kuan and A.A. Sawchuk, "Adaptive noise smoothing filter for images with signal dependent noise," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 165–177, 1985.
- [33] A. Lopès, R. Touzi, and E. Nezry. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 28:992–1000, 1990.
- [34] Y. Yongjian and S.T. Acton, "Speckle reducing anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 11, no. 11, pp. 1260–1270, November 2002.
- [35] 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.
- [36] P. Rerona 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.
- [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] 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.
- [40] 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.
- [41] Rafael C. Gonzalez, and Richard E. Woods, "Digital Image Processing," Third Edition, Pearson Education, 2008.
- [42] Anil K. Jain, "Fundamentals of Digital Image Processing," first edition, Prentice-Hall, Inc, 1989.
- [43] M. Nagao, T. Matsuyama, "edge preserving smoothing", *CVGIP*, 1979, Vol.9, pp. 394-407.
- [44] R. Wallis. An approach to the space variant restoration and enhancement of images. *Proc. Symp. on Current Mathematical Problems in Image Science*, 1976.

- [45] N. Wiener. *Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series*. New York : Wiley (1949).
- [46] A.V. Oppenheim and R.W. Schaffer. *Discrete-time signal processing*. Englewood Cliffs, NJ : Prentice Hall, 1989.
- [47] 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.
- [48] 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.
- [49] 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.
- [50] R. Deriche, O. Faugeras, *Les EDP en Traitement des Images et Vision par Ordinateur*, *Traitement du Signal*, vol 13, n°6, 1996.
- [51] J. J Koenderink. The structures of images. *Biol. Cybern.*, vol. 50p. 363-370, 1984.
- [52] L. Alvarez, F. Guichard, P. Lions, and J. Morel. Axioms and fundamental equations of image processing. *Archive for Rational Mechanics*, 123 :199{257, 1993.
- [53] Witkin, A. P. (1983). Scale-space filtering. In *Proceedings of the Eighth international joint conference on Artificial intelligence - Volume 2, IJCAI'83*, page 1019 1022, San Francisco, CA, USA. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [54] B.B. Hubbard. *Ondes et ondelettes, la saga d'un outil mathématique*. Pour la science : Diffusion Belin (1995).
- [55] F. Truchetet. *Ondelettes pour le signal numérique*. (1998).
- [56] A. Pizurica. *Image Denoising Using Wavelets and Spatial Context Modeling*. Thèse de Doctorat, Université Gent (2002).
- [57] K. Van Leemput, F. Maes, D. Vandermeulen, and P. Suetens. A unifying framework for partial volume segmentation of brain mr images. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 22 :105–119, 2003.
- [58] MONGA, O. H. (2004). *Vision par ordinateur outils fondamentaux*. Editions Hermes.
- [59] J.P. Cocquerez, P. Bolon, J.M. Chassery, D. Demigny, C. Graffigne, A. Montanvert, S. Philipp, R. Z'eboudj, and J. Zerubia. *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Ed. Masson, 1995.

- [60] P. K. Sahoo, S. Soltani, A. K.C. Wong & Y. C. Chen. *A survey of thresholding techniques*. Comput. Vision Graph. Image Process., vol. 41, n_ 2, pages 233–260, 1988.
- [61] M. Sezgin and B. Sankur. Selection of thresholding methods for nondestructive testing applications. Image Processing, Proceedings. International Conference on, 3 :764–767, 2001.
- [62] L.U.Wu, M.A. Songde, and L.U. Hanqing. An effective entropic thresholding for ultrasonic imaging. ICPR : Int. Conf. on Pattern Recognition, pages 1522–1524, 1998.
- [63] J. Moysan, G. Corneloup, I.E. Magnin, and P. Benoist. Cracklike defects detection and sizing from image segmentation through co-occurrence matrices analysis. Ultrasonics 30(3) :359{363, 1992.
- [64] R. Adams & L. Bischof. *Seeded Region Growing*. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol. 16, n_ 6, pages 641–647, 1994.
- [65] G. B. Coleman & H. C. Andrews. *Image segmentation by clustering*. In Proceedings of the IEEE, 1979.
- [66] J. W. Davenport, J. C. Bezdek & R. J. Hathaway. *Parameter estimation for finite mixture distributions*. computers & mathematics with applications, vol. 15, pages 819–828, 1988.
- [67] Semchedine, M. T. (2007). 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.
- [68] Kass, M. W. (1988). Active contour models. *Int. J.Comp. Vision*,, (pp. 321–331).
- [69] A.K Hamou and M.R El-Salla. A novel segmentation technique for carotid ultrasound images. Proceedings of ICASSP (2004).
- [70] D.R. Adam and R. Ravhon. Echo ultrasound measurement of lumen size in aortic aneurysm. Computers in Cardiology (1998).
- [71] A.R. Abdel-Dayem, M.R. El-Sakka, and A. Fenster. *Watershed segmentation for carotid artery ultrasound images*. Computer Systems and Applications, ACS/IEEE International Conference on **0**, 131–vii (2005).
- [72] Y.L Huang and D-R. Chen. *Watershed segmentation for breast tumor in 2-d sonography*. Ultrasound in Medicine and Biology **30**(5), 625–632 (2004).
- [73] B. Deka and D. Ghosh. *Watershed segmentation for medical ultrasound images*. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (2006).
- [74] 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

[75] T. Chan and L. Vese, Active contours without edges, *IEEE Transactions on Image Processing*, no. 2, pp. 266–277, 2001.

[76] 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,

Résumé

Le travail que nous proposons dans le cadre de ce projet de fin d'études concerne le traitement des images échographiques, plus précisément le filtrage et la segmentation automatique d'images affectées par du speckle, phénomène qui dégrade la qualité visuelle et rend difficile l'interprétation de l'image.

La première partie concerne les travaux effectués sur le filtrage du speckle tel que les filtres adaptatifs, la diffusion anisotropique et le filtrage par ondelette. Ces approches permettent de réduire le bruit des images échographiques, tout en préservant les structures importantes pour leur interprétation.

Dans la deuxième partie, nous présentons un algorithme de level set pour la segmentation des régions d'intérêts des images échographiques.

Nous terminons ce travail par la présentation de quelques applications du filtrage des images échographiques et de la segmentation. Les résultats obtenus sont encourageants et démontrent une robustesse et une précision accrue par les algorithmes étudiés.

Mots-clés : images échographiques, filtrage du speckle, segmentation par level set.

Abstract :

The work that we propose in this final project study concerns the processing of ultrasound images, especially filtering and automatic segmentation of images affected by speckle, phenomenon that degrades the visual quality of image and makes it difficult to interpret.

The first part present *filtering techniques of* speckle such as adaptive filters, anisotropic diffusion filtering and wavelet. These approaches reduce the noise of ultrasound images while preserving important structures for their interpretation.

In the second part, we present a level set algorithm for segmentation of regions of interests in ultrasound images.

We conclude this work by presenting some applications of ultrasound image filtering and segmentation. The results are encouraging and demonstrate increased robustness of the algorithms studied.

Keywords: ultrasound images, speckle filtering, Level Set segmentation.