

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université Saâd DAHLEB. Blida

كلية الهندسة
Faculté Des Sciences de l'Ingénieur

قسم الإلكترونيك
Département d'Electronique

Option : Contrôle



MEMOIRE DE MAGISTER

Présenté par

Mr. Abdessalem BENAMMAR

THEME

**Etude et implémentation d'outils de
traitement de signal dans la détection des
imperfections multiples noyées dans le bruit.
Application au contrôle ultrasonore des
matériaux.**

Date de Soutenance : / / 2004

Composition du jury :

Président	: Mr A. GUESSOUM	Professeur	Université Saâd DAHLEB. Blida
Examineur	: Mr D.BERKANI	Professeur	Ecole Nationale Polytechnique. Alger
Examineur	: Mr M. ZERGOUG	Maître de recherche	Centre de Soudage et de Contrôle (CSC)
Rapporteur	: Mr R. DRAI	Maître de recherche	Centre de Soudage et de Contrôle (CSC)

Résumé

Le présent travail s'inscrit dans le cadre du contrôle non destructif ultrasonore des matériaux. Dans certains matériaux métalliques à gros grains, la détection d'imperfections par ultrasons est souvent difficile car on ne peut pas distinguer entre le signal des imperfections et le bruit provenant des grains de ces matériaux, ce bruit masque souvent le signal du défaut. Jusqu'à l'heure actuelle, plusieurs travaux ont été élaborés dans le but de détecter un seul écho de défaut noyé dans le bruit. Ces travaux sont basés sur des analyses temps-fréquence et temps-échelle, notre travail est de développer d'autres algorithmes basés sur la méthode SPLIT SPECTRUM PROCESSING (SSP) et d'autres méthodes itératives permettant de détecter et de localiser plusieurs imperfections représentées par des échos multiples noyés dans le bruit de structure du matériau.

Summarized

This work lies within the scope of the ultrasonic non destructive testing of materials. In certain metallic materials with coarse grains, the detection of imperfections by ultrasounds is often difficult because one cannot distinguish between the signal from the imperfections and the noise coming from the grains of these materials. This noise often masks the signal of the defect. Until now, several work was elaborate with an aim of detecting only one echo of defect drowned in the noise. This work is based on analysis by time-frequency and time-scale, our work is to develop other algorithms based on the method SPLIT SPECTRUM PROCESSING (SSP) and other iterative methods making it possible to detect and locate several imperfections represented by multiple echoes drowned in the structure noise of material.

Remerciements

Je profite de cette opportunité pour remercier en premier lieu **Dieu**, le Tout Puissant, de m'avoir donné autant de courage, de patience et de volonté pour atteindre ce but.

De l'autre côté, ce travail ne pouvait aboutir sans l'aide et l'encouragement que j'ai reçu, de la part de plusieurs personnes. J'exprime ma gratitude à Monsieur R. DRAI, Maître de recherche et chef de Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image du Centre de recherche scientifique et technique en Soudage et Contrôle (Chéraga), pour m'avoir accueilli dans son laboratoire et de m'avoir proposé un sujet de recherche exaltant. Je le remercie sincèrement pour le soutien et la confiance qu'il m'a accordé, les nombreuses discussions que nous avons eues ensemble, m'ont beaucoup éclairé la voie de la recherche ; je lui exprime ma vive gratitude pour ses précieux conseils et pour m'avoir formé pour la recherche.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Monsieur A. GUESSOUM, Professeur, à la Faculté des Sciences de l'Ingénieur de l'Université Saâd DAHLEB, Blida, pour m'avoir fait l'honneur de présider ce jury.

Je remercie également chaleureusement Monsieur D.BERKANI, Professeur à l'Ecole Nationale Polytechnique, Alger, qui a bien voulu accorder de l'intérêt à mes travaux en me faisant l'honneur de participer au jury.

Je tiens à exprimer tous mes remerciements à Monsieur M. ZERGOUG, Maître de recherche et chef de Laboratoire de procédés électrique et magnétique du Centre de recherche scientifique et technique en Soudage et Contrôle (Chéraga), qui a bien voulu examiner mes travaux en me faisant l'honneur de participer au jury.

J'adresse mes remerciements également à Melle N. BENBLIDIA, Chargé de cours à la Faculté des Sciences de l'Ingénieur de l'Université Saâd DAHLEB, Blida, pour l'intérêt qu'elle a bien voulu porter à ce travail en acceptant de le juger.

Que tous ceux qui ne trouvent pas leurs noms, cités dans ce bref passage, et méritent les remerciements, m'en excusent et trouvent ici le témoignage de ma profonde gratitude.

Liste des figures

figure 1.1 :	Principe de contrôle par ressuage	05
figure 1.2 :	Contrôle par magnétoscopie	06
figure 1.3 :	Schéma représentatif du principe de la radiographie	07
figure 1.4 :	Principe des ultrasons	09
figure 1.5 :	Schéma d'un transducteur piézo-électrique	11
figure 1.6 :	Contrôle par transmission	13
figure 1.7 :	Contrôle par échographie	13
figure 1.8 :	La chaîne d'acquisition ultrasonore	15
figure 1.9 :	Forme de l'impulsion d'émission.	16
figure 1.10 :	Déplacement des capteurs ultrasonores	17
figure 1.11 :	Exemple du signal A-Scan	18
figure 1.12 :	Construction d'une cartographie B-Scan	19
figure 1.13 :	Exemple de cartographie B-Scan	19
figure 1.14 :	Construction d'une cartographie C-Scan	19
figure 1.15 :	Construction d'une cartographie D-Scan	20
figure 2.1 :	Caractéristiques des ondes sonores	21
figure 2.2 :	Onde ultrasonore lors d'un changement de milieux	23
figure 2.3 :	Divergence des faisceaux	25
figure 2.4 :	Intensité acoustique sur l'axe en fonction de la distance à l'émetteur	26
figure 2.5 :	(a) La géométrie des grains, (b) signal de grain rétrodiffusé	29
figure 2.6 :	Diffusion des ultrasons en fonction de la taille des grains	30
figure 2.7 :	Représentation qualitative de l'influence des matériaux à grains fins et à gros grains sur les spectres de fréquence d'impulsions larges et brèves	34
figure 2.8 :	Réponse fréquentielle du bruit modélisé	35
figure 2.9 :	Réponse temporelle du bruit modélisé	35
figure 2.10 :	Le signal de défaut modélisé	36
figure 2.11 :	(a) Le signal de défaut modélisé + bruit modélisé, (b) Spectre de signal	36
figure 2.12 :	(a) Bruit de structure, (b) Spectre fréquentiel du bruit de structure	37
figure 2.13 :	(a) Signal écho du défaut, (b) Spectre fréquentiel du défaut	38
figure 2.14 :	Signal écho du défaut bruité additionné au bruit de structure	38
figure 2.15 :	Spectre de signal écho de défaut additionné au bruit de structure	39
figure 2.16 :	Algorithme de lissage	40
figure 2.17 :	(a) Amplitude du spectre du signal, (b) Logarithme d'amplitude du spectre du signal	40
figure 2.18 :	(a) Amplitude de cepstre du signal, (b) Spectre du signal à la sortie de l'algorithme	40
figure 2.19 :	Application de l'algorithme sur le bruit modélisé	41
figure 2.20 :	Application de l'algorithme sur le bruit expérimental	41
figure 2.21 :	Application de l'algorithme sur le signal de la figure 2.11 (défaut noyé dans le bruit modélisé)	42
figure 2.22 :	Application de l'algorithme sur le signal défaut noyé dans le bruit de structure	42
figure 3.1 :	(a) Signal écho de défaut bruité à 100%, (b) Spectre fréquentiel	48
figure 3.2 :	Réponse fréquentielle du filtre de Wiener	49
figure 3.3 :	Signal filtré par le filtre de Wiener	49

figure 3.4 :	Retard de groupe statistique	49
figure 3.5 :	La technique de l'autocorrelation	50
figure 3.6 :	Sortie du filtre de Wiener estimée par la technique d'autocorrelation	50
figure 3.7 :	La technique de l'écart type	51
figure 3.8 :	Filtre de Wiener estimé par la technique d'écart type	51
figure 3.9 :	Sortie du filtre de Wiener estimée par la technique d'écart type	52
figure 3.10 :	SNR pour le filtre de Wiener en fonction de la fréquence	53
figure 3.11 :	Implémentation de la technique "Split spectrum processing"	54
figure 3.12 :	Réponse en fréquence de banc de filtres	54
figure 3.13 :	SSP à largeur de bande B-constante	56
figure 3.14 :	Plan temps-fréquence pour une largeur de bande B-constante	57
figure 3.15 :	Décomposition en Q-constant	57
figure 3.16 :	Représentation dans le plan temps-fréquence pour Q-constant	58
figure 3.17 :	Algorithme de décomposition	60
figure 3.18 :	Filtrage par Q-constant réalisé par la transformée discrète d'ondelettes (DWT)	60
figure 3.19 :	(a) Signal écho bruité à 50%, (b) Signal issu du calcul de l'équation (3.28) donnant la détection et la position du signal utile	62
figure 3.20 :	(a) Signal écho bruité à 80%, (b) Signal issu du calcul de l'équation (3.28) donnant la détection et la position du signal utile	62
figure 3.21 :	Signal écho bruité à 100%	63
figure 3.22 :	Moyenne arithmétique	64
figure 3.23 :	Moyenne géométrique	64
figure 3.24 :	Algorithme de minimisation	65
figure 3.25 :	Algorithme de "Polarity threshoding"	66
figure 3.26 :	Split Spectrum Processing avec l'écart type de phase	67
figure 3.27 :	Ecart type de phase	68
figure 3.28 :	SNR des algorithmes non linéaire, pour la SSP à B-Constante	70
figure 3.29 :	SNR des algorithmes non linéaire, pour la SSP à Q-Constant	70
figure 3.30 :	Signal ultrasonore contenant deux défauts	71
figure 3.31 :	Spectre fréquentiel du signal	71
figure 3.32 :	Moyenne Arithmétique	72
figure 3.33 :	Moyenne Géométrique	72
figure 3.34 :	Algorithme de minimisation	72
figure 3.35 :	Ecart type de phase	72
figure 3.36 :	Algorithme de "Polarity threshoding"	73
figure 4.1 :	Fenêtre d'élimination temporelle	81
figure 4.2 :	Signal ultrasonore avec quatre défauts noyés dans le bruit	81
figure 4.3 :	Spectre du signal	82
figure 4.4 :	Retard de groupe statistique	83
figure 4.5 :	Résultat de la technique d'entropie	83
figure 4.6 :	Sortie de la SSP à la 1ère étape	84
figure 4.7 :	Données de simulation avec la 1ère cible éliminé	84
figure 4.8 :	Retard de groupe mobile d'entropie avec 1 ^{ère} cible éliminée	85
figure 4.9 :	Sortie de la SSP à la 2ème étape	85
figure 4.10 :	Données de simulation avec 1 ^{ère} et 2 ^{ème} cible éliminées	85
figure 4.11 :	Retard de groupe mobile d'entropie avec 1 ^{ère} et 2 ^{ème} cible éliminées	86
figure 4.12 :	Sortie de la SSP à la 3ème étape	86
figure 4.13 :	Données de simulation avec 1 ^{ère} , 2 ^{ème} et 3 ^{ème} cible éliminées	86

figure 4.14 :	Retard de groupe mobile d'entropie avec 1 ^{ère} , 2 ^{ème} et 3 ^{ème} cible éliminées ...	87
figure 4.15 :	Sortie de la SSP a la 4 ^{ème} étape	87
figure 4.16 :	Données de simulation avec 1 ^{ère} , 2 ^{ème} , 3 ^{ème} et 4 ^{ème} cible éliminées	87
figure 4.17 :	Retard de groupe mobile d'entropie avec 1 ^{ère} , 2 ^{ème} , 3 ^{ème} et 4 ^{ème} cible éliminées	88
figure 4.18 :	Sortie de la SSP à la 5 ^{ème} étape	88
figure 4.19 :	(a) Signal de données contient trois cibles. (b) Amplitude du spectre	90
figure 4.20 :	La technique d'entropie à fenêtre mobile dans chaque étape pour les données de simulation de la figure (4.20.a)	90
figure 4.21 :	Sorties de la technique SSP-TEFM dans chaque étape	91
figure 4.22 :	Probabilité de détection correcte des trois cibles	92
figure 4.23 :	SNR pour la cible # 1	94
figure 4.24 :	SNR pour la cible # 2	94
figure 4.25 :	SNR pour la cible # 3	95
figure 4.26 :	Probabilité de détection pour la cible # 1	96
figure 4.27 :	Probabilité de détection pour la cible # 2	96
figure 4.28 :	Probabilité de détection pour la cible # 3	97
figure 4.29 :	SNRs de l'entrée et la sortie pour SSP-TEFM	98
figure 4.30 :	SNRs de l'entrée et la sortie pour SSP-GSO	98
figure 4.31 :	Exemple d'écho de surface et d'écho de fond	99
figure 4.32 :	Image ultrasonore avec un écho de défaut	100
figure 4.33 :	Moyenne arithmétique	100
figure 4.34 :	Image ultrasonore avec un écho de défaut	101
figure 4.35 :	Moyenne géométrique	101
figure 4.36 :	Image ultrasonore avec deux défauts	102
figure 4.37 :	Moyenne arithmétique	102
figure 4.38 :	Algorithme de la minimisation	102
figure 4.39 :	Image ultrasonore avec quatre défauts	103
figure 4.40 :	Algorithme de "Polarity thresholding"	103
figure 4.41 :	Image ultrasonore avec deux défauts	104
figure 4.42 :	Moyenne géométrique	104
figure 4.43 :	Algorithme de minimisation	105
figure 4.44 :	Image ultrasonore avec quatre défauts	105
figure 4.45 :	Algorithme de "Polarity thresholding"	106
figure 4.46 :	Image ultrasonore avec un défaut	106
figure 4.47 :	Moyenne arithmétique	107
figure 4.48 :	Algorithme de la minimisation	107
figure 4.49 :	Image ultrasonore contient deux défauts	107
figure 4.50 :	Algorithme de la minimisation	108
figure 4.51 :	Image ultrasonore contenant quatre défauts	108
figure 4.52 :	Algorithme de la minimisation	109
figure 4.53 :	Algorithme de "Polarity thresholding"	109

Liste des tableaux

tableau 2.1 : Vitesse de propagation des ondes longitudinales et transversales dans certains matériaux	24
tableau 2.2 : Fréquence centrale du cible et du bruit en fonction du coefficient d'atténuation α_s	42
tableau 3.1 : Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté	52
tableau 3.2 : Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté	61
tableau 3.3 : Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté pour SSP à B-constante	68
tableau 3.4 : Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté pour SSP à Q constant	69
tableau 3.5 : Détection de deux cibles	73
tableau 4.1 : Paramètres des cibles simulées	82
tableau 4.2 : Paramètres de la SSP	83
tableau 4.3 : Paramètres des défauts	101
tableau 4.4 : Paramètres des défauts	103
tableau 4.5 : Paramètres des défauts	104
tableau 4.6 : Paramètres des défauts	105
tableau 4.7 : Paramètres des défauts	107
tableau 4.8 : Paramètres des défauts	108

Sommaire

Liste des figures	IV
Liste des tableaux	VII
Introduction	01
Chapitre 1 Aperçu sur le contrôle non destructif	
1.1 TECHNIQUE DE CONTROLE NON DESTRUCTIF (CND)	04
1.1.1 Introduction	04
1.1.2 Différentes méthodes de contrôle non destructif	04
1.1.2.1 Ressuage	05
1.1.2.2 La magnétoscopie	05
1.1.2.3 Courants de Foucault	06
1.1.2.4 Rayonnements ionisants	06
1.1.2.5 Les ultrasons	07
1.1.3 Nature des pièces et défauts dans le CND	08
1.1.3.1 Défauts internes	08
1.1.3.2 Défauts de surface	08
1.2 GENERALITES SUR LES ULTRASONS	09
1.2.1 Introduction	09
1.2.2 Principe de la méthode	09
1.2.3 Génération des ultrasons	10
1.2.3.1 Piézo-électricité	10
1.2.3.2 Transducteur piézo-électrique	11
1.2.4 Choix de la technique de contrôle	11
1.2.4.1 Méthode par transmission	12
1.2.4.2 Méthode par écho	13
1.2.5 Les différentes techniques de mise en œuvre	14
1.2.5.1 Contrôle par contact	14
1.2.5.2 Contrôle par immersion	14
1.2.6 Chaîne ultrasonore avec module d'acquisition sur micro-ordinateur	15
1.2.6.1 L'acquisition des signaux à partir du bus IEEE 488	15
1.2.6.2 La commande de la cuve	16
1.2.6.3 Le fonctionnement de la Chaîne d'acquisition	16
1.2.7 Principes des acquisitions ultrasonores	17
1.2.8 Modes de représentation	17
1.2.8.1 Signal A-Scan	18
1.2.8.2 Cartographies B-Scan	18
1.2.8.3 Cartographies C-Scan	19
1.2.8.4 Cartographies D-Scan	20
1.2.9 Qualité des contrôles	20
1.2.10 Conclusion	20

Chapitre 2 Le signal Ultrasonore

2.1	Introduction	21
2.2	Définition	21
2.3	Spectre des ultrasons	22
2.4	Propagation des ultrasons	22
2.4.1	Loi de propagation	22
2.4.2	Types d'ondes	23
2.4.3	Champ ultrasonore	25
2.4.4	Atténuation des ondes ultrasonores	26
2.4.4.1	Cause de l'atténuation	26
2.4.4.2	L'absorption	27
2.4.4.3	La diffusion	27
2.4.5	Impédance acoustique	27
2.5	Bruit	28
2.5.1	Bruit de structure	28
2.6	Modélisation du bruit de structure	28
2.6.1	Réponse fréquentielle des points diffuseurs	29
2.6.2	Coefficient d'atténuation	30
2.6.3	Réponse fréquentielle d'un seul diffuseur	30
2.6.4	Fonction de transfert de l'atténuation des matériaux	30
2.6.5	Réponse fréquentielle du matériau	31
2.6.6	Approximation locale du matériau de la réponse fréquentielle	31
2.6.7	Génération du bruit	32
2.6.8	Résumé de l'algorithme	33
2.7	Choix de la fréquence	33
2.8	Résultats	34
2.8.1	Résultat de la simulation	34
2.8.2	Résultat expérimental	37
2.9	Algorithme de lissage	39
2.10	Conclusion	43

Chapitre 3 Détection d'une seule cible

3.1	Introduction	44
3.2	Filtre de Wiener	44
3.2.1	Principe de la méthode	45
3.2.2	Estimation du retard de groupe statistique	46
3.2.2.1	Technique de l'autocorrélation	47
3.2.2.2	Technique de l'écart type	47
3.2.3	Application du filtre de Wiener	48
3.2.3.1	Résultat obtenu par l'autocorrélation	50
3.2.3.2	Résultat obtenu par l'écart type	51
3.2.4	Analyse statistique du filtre de Wiener	52

3.3	La technique "Split Spectrum Processing (SSP) "	53
3.3.1	Principe de la méthode	53
3.3.2	Performance de la SSP	55
3.3.3	Décomposition en largeur de bande constante (B constante)	56
3.3.4	Décomposition en Q constant	57
3.3.5	La transformée en ondelettes	58
3.3.5.1	La transformée en ondelettes discrète	59
3.4	Les algorithmes non-linéaires utilisés à la sortie de la SSP	63
3.4.1	Moyenne arithmétique	63
3.4.2	Moyenne géométrique	64
3.4.3	Minimisation	65
3.4.4	Algorithme de "Polarity threshoding" (PT)	65
3.4.5	Ecart type de phase (ETP)	66
3.4.6	Résultats de l'analyse	68
3.4.6.1	SSP à B-Constante	68
3.4.6.2	SSP à Q Constant	69
3.4.7	Analyse statistique des différents algorithmes	70
3.5	Détection de deux cibles	71
3.6	Conclusion	74
Chapitre 4 Détection des cibles Multiples		
4.1	Introduction	75
4.2	Modèle mathématique des cibles multiples	75
4.3	Analyse	77
4.3.1	Choix optimal de la région de la fréquence	77
4.3.2	Entropie	78
4.3.3	Algorithme	79
4.3.4	Utilisation itérative de la technique Split Spectrum Processing	80
4.4	Résultats de simulation	81
4.5	Analyse statistique pour la détection des cibles multiples	89
4.6	Application des algorithmes sur des images ultrasonores	99
4.7	Conclusion	110
Conclusion générale		111
Bibliographie		113

Introduction

Le Contrôle Non Destructif (CND) joue un rôle important dans différents domaines, il permet de contrôler des matériaux ou des structures afin d'en vérifier l'état, ainsi que de détecter des défauts sans endommager les pièces inspectées. De nombreux domaines industriels ont recours à ce type de contrôle, parmi lesquels on peut citer : l'industrie des canalisations et du stockage notamment dans les secteurs du pétrole et du gaz, le nucléaire, l'automobile, le chemin de fer, l'aéronautique, l'aérospatial,...

Ce type de contrôle a pour but de détecter le ou les défauts présents dans la pièce. Il est important ensuite de les dimensionner et de les identifier, par exemple la taille d'une fissure détectée dans un matériau peut être incluse dans le calcul de la mécanique de la rupture afin d'estimer la durée de vie de ce matériau fissuré, et par conséquent, la durée de vie de l'installation industrielle.

Les méthodes nouvelles en CND par ultrasons des matériaux se sont beaucoup développées depuis quelques années. Elles se basent sur le fait que le signal ultrasonore reçu d'un défaut contient une somme d'informations délaissées par les techniques classiques. Ces dernières considèrent que l'information essentielle à prendre en compte est l'amplitude maximale de l'écho ultrasonore recueilli et ceci quelque soit la nature des défauts.

Les méthodes de contrôle non destructif sont assez nombreuses, elles résultent de la mise en œuvre des principes et techniques physiques ; le choix d'une méthode de contrôle est guidé par la nécessité de reconnaître les défauts réputés que l'objet peut contenir. Après une étude bibliographique, nous avons pu avoir une idée globale sur les techniques de contrôle non destructif et de l'importance qu'elle revêt dans le domaine industriel.

Le choix d'une technique de contrôle dépend de la structure à examiner, des conditions dont sera effectué le contrôle, ainsi que des contraintes du temps et de coût. Les différentes techniques utilisées dans le CND sont en perpétuelle évolution afin de répondre aux besoins de plus en plus croissants des industriels, mais elles ont également ouvert les portes du CND à des domaines moins « classiques » comme le contrôle des monuments historiques pour leur restauration ou le contrôle d'équipements sportifs dans le cadre de la sécurité. A cet effet, différentes techniques de contrôle non destructif, plutôt complémentaires que concurrentes, ont été développées et admettent en outre, des champs d'application différents. A ce titre, on peut citer la méthode de

contrôle visuel la plus simple, la magnétoscopie, la radiographie et les ultrasons qui font l'objet de notre étude.

Les effets ultrasonores sont connus depuis 1812, cependant leur utilisation n'a été généralisée qu'à partir de 1945 où les ultrasons ont été utilisés pour la détection des sous-marins, depuis elle n'a cessé d'évoluer et d'occuper plusieurs domaines tels que la biologie, la médecine et l'industrie. Avec l'évolution de l'électronique dans les années 1970, les ultrasons ont connu le sommet de leur évolution.

Le présent travail s'inscrit dans le cadre du contrôle non destructif ultrasonore des matériaux. Certes, différents laboratoires, notamment à l'étranger, ont déjà mené des travaux dans ce domaine, cependant, il nous a été permis de nous initier en la matière et de nous confronter aux difficultés inhérentes aux traitements des signaux ultrasonores. Pour ce faire, nous avons réalisé ces expériences au niveau du laboratoire de traitement du signal et de l'image du CSC (centre de recherches scientifiques et techniques en soudage et contrôle de Chéraga).

La possibilité d'acquérir une information permettant de caractériser les défauts en nature, en taille et en orientation a nécessité le développement de techniques plus évoluées qui sont regroupées sous le terme général de techniques de traitement du signal ultrasonore.

Dans certains matériaux métalliques à gros grains, la détection d'imperfections par ultrasons est souvent difficile car on ne peut pas distinguer entre le signal des imperfections et le bruit provenant des grains de ces matériaux, ce bruit masque souvent le signal du défaut. Jusqu'à l'heure actuelle, plusieurs travaux ont été élaborés dans le but de détecter un seul écho de défaut noyé dans le bruit. Ces travaux sont basés sur des analyses temps-fréquence et temps-échelle, notre travail est de développer d'autres algorithmes basés sur la méthode SPLIT SPECTRUM PROCESSING (SSP) et d'autres méthodes itératives permettant de détecter et de localiser plusieurs imperfections représentées par des échos multiples noyés dans le bruit de structure du matériau.

Le travail qui nous a été demandé, en plus de l'aspect théorique de l'étude, est de faire des applications sur les signaux ultrasonores afin de cerner les différents aspects du problème industriel posé. Nous avons jugé utile de donner quelques définitions, de présenter sommairement les techniques classiques et de montrer l'utilité de l'approche par outil informatique. Toutefois, l'exploitation des techniques de traitement du signal offre un moyen de décortiquer les informations données par les échos ultrasonores afin de détecter et localiser les imperfections.

L'écho ultrasonore est de nature non-stationnaire, ceci est dû au milieu de propagation non uniforme et qui contient des discontinuités ce qui provoque la variation de la fréquence de l'onde reçue par rapport à l'onde émise.

Notre travail se compose de quatre chapitres présentés comme suit :

Le premier chapitre se divise en deux sous chapitres : le premier sous chapitre sera consacré aux techniques utilisées dans le Contrôle Non Destructif et nous mettrons l'accent sur la technique de contrôle par ultrasons, le deuxième sous chapitre est destiné aux rappels relatifs sur les ultrasons, leur principe, leur génération, le choix de la technique de contrôle et les différentes techniques de mise en œuvre. Nous avons aussi décrit la chaîne d'acquisition ultrasonore présente au Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image (L.T.S.I), qui a servi aux différentes expériences des travaux réalisés. Nous terminons ce chapitre par une description détaillée des principes des acquisitions ultrasonores et les différents modes de représentation des données ultrasonores.

Le second chapitre présente le signal ultrasonore, commençant par son spectre, les lois de propagation, les deux classes fondamentales d'ondes, à savoir les ondes longitudinales et les ondes transversales. Ensuite, nous exposons le problème d'atténuation des ondes ultrasonores qui est due principalement à deux phénomènes, l'absorption et la diffusion. Nous avons appliqué un modèle pour simuler le bruit de structure des matériaux. Nous avons aussi élaboré un algorithme de lissage permettant de comparer le spectre du bruit simulé avec le bruit de structure réel d'un matériau à gros grains du type fonte.

Le troisième chapitre sera consacré à l'application des différents algorithmes pour la détection d'une seule cible. Nous présenterons au début du chapitre le filtre de Wiener et son estimation par les deux techniques, à savoir la technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile et la technique de l'écart type avec fenêtre mobile. Par la suite, on présente la technique SPLIT SPECTRUM PROCESSING, son principe, sa performance, les deux types de décomposition (B-constante et Q-constant). Nous avons aussi appliqué les différents algorithmes non-linéaires à la sortie de la SSP avec une analyse statistique de ces derniers pour connaître la robustesse de chaque algorithme. Nous avons appliqué aussi les différents algorithmes sur un signal qui contient deux cibles. Les résultats obtenus pour chaque algorithme sont illustrés par des figures et tableaux comparatifs.

Quant au quatrième chapitre, il répond au problème de détection des cibles multiples. Une nouvelle technique multi étapes qui combine la technique d'entropie avec fenêtre mobile et les techniques de SSP pour l'amélioration de la détection des cible multiples est proposé dans ce chapitre. Nous commençons ce chapitre par le modèle mathématique de cette technique. Par la suite, nous l'appliquons sur un signal qui contient quatre cibles possédant des caractéristiques fréquentielles différentes. Nous avons aussi fait une analyse statistique pour étudier l'efficacité et la robustesse de l'algorithme. Nous terminons par des applications des algorithmes présentés précédemment sur des images ultrasonores.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale où nous dressons un récapitulatif des travaux réalisés, ainsi que la robustesse des différents algorithmes proposés dans notre étude.

Chapitre 1

Aperçu sur le contrôle non destructif

1.1 TECHNIQUE DE CONTRÔLE NON DESTRUCTIF (CND)

1.1.1 Introduction

Le Contrôle Non Destructif (CND), comme son nom l'indique, a l'avantage de pouvoir porter sur la structure interne d'une pièce mécanique ou d'assemblage sans l'abîmer, contrairement au contrôle destructif par essais mécaniques. Il peut se faire même après l'utilisation de la pièce. Il consiste à mettre en œuvre des méthodes d'investigation permettant d'apprécier sans destruction l'état des pièces, et de formuler un avis sur leur aptitude à remplir la fonction à laquelle elles sont destinées ; il s'avère un outil très efficace pour la maintenance des installations industrielles.

Il est donc d'une très grande utilité surtout dans certains domaines (aéronautique, nucléaire,...), on peut trouver une très grande analogie entre le domaine médical où il s'agit de contrôler l'état d'un patient, et le contrôle non destructif qui diagnostique une pièce.

La définition suppose une bonne connaissance de tous les phénomènes mis en jeu, en particulier de la nocivité des défauts et leur évolution dans le temps, ainsi que les lois générales de la mécanique de la rupture [KAB99].

En outre, les méthodes du CND sont très variées et utilisent de nombreux procédés physiques d'analyse. Les principales méthodes utilisées sont [CND97][KHE01] :

- Ressuage.
- Magnétoscopie.
- Courant induit ou courant de Foucault.
- Radiographie.
- Ultrasons.

1.1.2 Différentes méthodes de contrôle non destructif

Certaines méthodes sont basées sur l'examen visuel, elles présentent l'énorme avantage d'être simples. Cependant, elles ont pour inconvénient d'être souvent fastidieuses et sujettes aux erreurs humaines.

Dans les industries de pointe, telles que l'aéronautique et les applications nucléaires, les critères d'acceptation ou de rejet d'une fabrication sont très sévères, ils sont définis en fonction des conditions de fonctionnement où la haute performance et la sécurité doivent être menées de

pair. Le contrôle doit permettre d'obtenir la plus haute probabilité possible de détection, le plus juste dimensionnement et l'exacte orientation de ces défauts.

Dans ce qui suit nous présenterons, d'une manière très succincte, les méthodes de contrôle non destructif les plus utilisées.

1.1.2.1 Ressuage

Le contrôle par ressuage est utilisé pour la recherche de micro-défauts en surface non visibles à l'œil nu de tous métaux non poreux.

La technique est la suivante :

- Arrosage de la surface de la pièce avec un liquide très fluide à fort pouvoir pénétrant (souvent tenté en rouge).
- Nettoyage avec un solvant ; seul le liquide au fond des fissures reste.
- Projection sur la surface de la pièce d'un révélateur poudre, qui absorbe le liquide restant et indique ainsi l'endroit de défaut.

Certains liquides sont fluorescents et nécessitent une lampe à ultraviolets.

Ce contrôle s'applique à tous les matériaux.

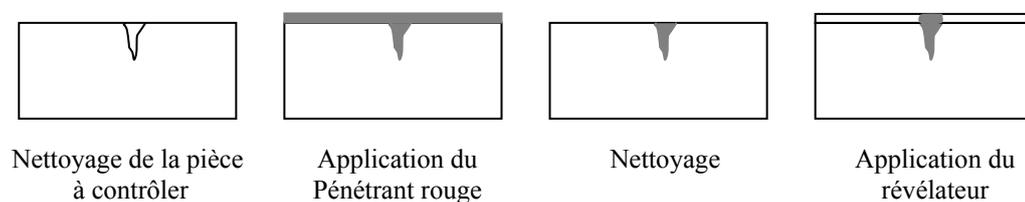


Figure 1.1 : Principe de contrôle par ressuage

L'inconvénient du ressuage est qu'il ne permet pas le dimensionnement des défauts (en profondeur), et l'interprétation des résultats se fait par l'homme (probabilité d'erreurs plus grande). Mais l'avantage du ressuage est qu'il est assez rapide et global, il permet aussi la détection des fissures débouchantes qui sont les plus dangereuses en mécanique.

1.1.2.2 La magnétoscopie

C'est une méthode issue du ressuage mais plus développée. Elle concerne uniquement les matériaux ferromagnétiques, ce qui constitue la 1^{ère} restriction de cette méthode, et le procédé consiste à magnétiser la pièce à contrôler.

On utilise en magnétoscopie, un appareil nommé magnétoscope et un liquide révélateur. Les résultats dépendent de l'observation du champ magnétique créé. Le révélateur est un liquide contenant en suspension des particules magnétiques très fines ; la fissure se comporte comme un aimant qui les agglutine en formant un spectre.

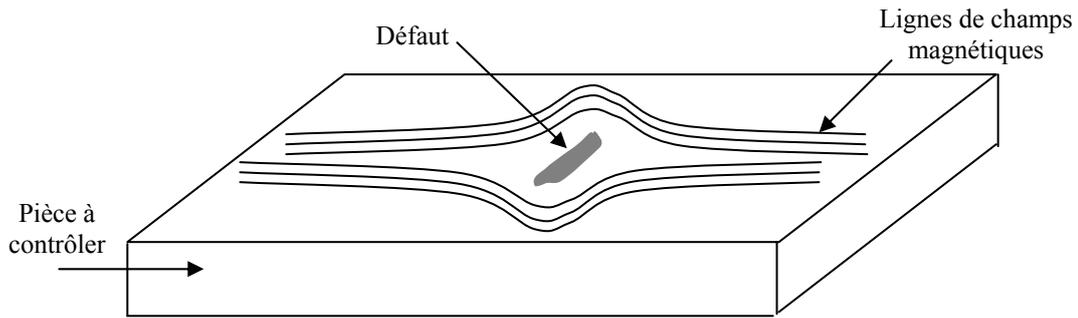


Figure 1.2 : Contrôle par magnétoscopie

1.1.2.3 Courants de Foucault

Le contrôle par courant de Foucault est indiqué pour les matériaux métalliques conducteurs, il repose sur l'induction de courants électriques dans la masse d'un conducteur, le principe de contrôle est donc d'injecter dans une bobine (la sonde) un courant variable, en l'occurrence périodique. Celui-ci crée un champ magnétique, dont le flux varie ; il induit donc dans le matériau à contrôler des courants, dont l'effet est de contre carrer le phénomène qui leur a donné naissance (loi de Lenz).

L'ensemble « source + matériau en vis-à-vis » présente alors une impédance Z_0 que l'on peut mesurer aux bornes de la bobine (rapport tension/courant). Si l'on place maintenant la sonde devant une zone présentant un défaut, les lignes de courant induit seront modifiées et l'impédance deviendra Z .

La mesure de la variation de l'impédance fournira une « image » de perturbation du matériau, c'est-à-dire du défaut.

L'inconvénient de la méthode est qu'elle se limite aux matériaux conducteurs [CND97].

1.1.2.4 Rayonnements ionisants

Il s'agit de la radiographie X ou γ , qui sont de même nature physique, c'est-à-dire des radiations électromagnétiques, néanmoins, ils ne sont pas produits de la même manière. En effet, les rayons X sont produits à partir d'appareillages électriques, les rayons Gamma proviennent de la désintégration des noyaux atomiques d'un élément radioactif.

La radiographie est la technique de production de radiogramme. Le radiogramme est une image sur une émulsion sensible, d'un objet traversé par un rayonnement ionisant. Le principe de la formation de l'image est en fonction de l'absorption des rayonnements aux différentes épaisseurs et densités du matériau à contrôler. Pour un matériau donné (densité donnée), l'absorption sera d'autant plus forte que la matière à traverser sera épaisse, tout défaut, tout manque ou surplus de matière auront une action sur cette absorption [KAB99].

Lorsque les photons frappent le film, il se forme des amas de grains d'argent (figure 1.3). L'importance de ces agglomérats d'argent dépend de l'énergie des radiations, les défauts présents dans la matière se traduisent par une variation locale de la densité des amas de grains.

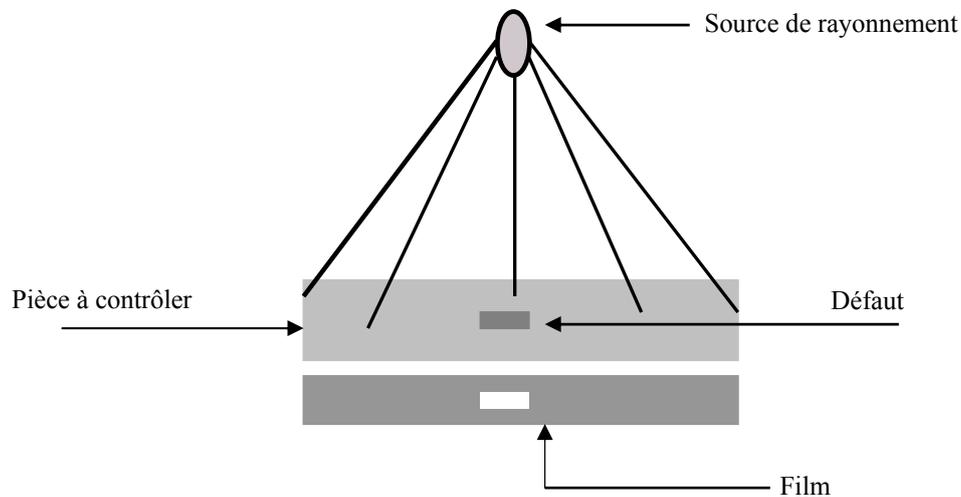


Figure 1.3 : Schéma représentatif du principe de la radiographie

L'inconvénient de la méthode est qu'elle nécessite un cliché, et l'observation se fait après la mesure (contrairement aux ultrasons), et qu'elle est relativement dangereuse pour l'homme ; d'autre part lorsque les rayons sont envoyés perpendiculairement sur une fissure par exemple, celle-ci n'apparaît pas forcément sur le cliché.

La méthode possède cependant l'avantage qu'elle se fait avec les rayons qui traversent presque toute matière, et la propagation n'est pas déviée.

1.1.2.5 Les ultrasons

Le contrôle non destructif par ultrasons consiste à envoyer dans l'échantillon une onde ultrasonore, créée par un palpeur qui peut jouer le rôle d'émetteur et de récepteur en même temps, puis on mesure l'écho réfléchi par les défauts des pièces contrôlées. Les défauts sont décelés comme des interfaces qui renvoient une partie du faisceau vers le palpeur.

La méthode apporte souvent plus d'informations que les autres. Elle est très efficace, son énorme avantage est que les ultrasons ne sont pas du tout dangereux pour l'homme, (d'où l'application de cette méthode aussi dans le domaine médical) [CND97][GIR87].

Son inconvénient est que parfois, elle apporte trop d'informations et qu'il y a souvent une notion de bruit à prendre en compte. Le principe et les techniques utilisées par cette méthode seront développés dans les parties suivantes.

1.1.3 Nature des pièces et défauts dans le CND

Les pièces inspectées sont de forme et d'épaisseur variable, les zones à risque sont celles soumises à des contraintes physiques importantes. Deux types sont principalement contrôlés :

- Les soudures, arasées ou non.
- Les pièces moulées, telles que les coudes.

Les défauts, pouvant intervenir dans les pièces, sont répertoriés par des normes officielles, ils sont divisés en deux grandes catégories : les défauts volumiques et les défauts linéaires. Un défaut est considéré comme linéaire si sa largeur est inférieure à deux fois la taille du grain, tous les autres défauts sont considérés comme des défauts volumiques. Une autre classification est basée sur la position du défaut, on distingue alors [TAF02]:

1.1.3.1 Défauts internes

Il s'agit de tous les défauts des pièces massives, qu'elles soient issues de forge, de fonderie ou de laminage, il s'agit également des défauts des soudures, domaine extrêmement important du contrôle non destructif. Il peut s'agir de porosités, d'amas inclusionnaires ou de fissures comme des flocons.

Deux techniques sont utilisées en industrie pour la recherche des défauts internes : *la radiographie* et *les ultrasons*. Le critère de choix entre ces deux techniques réside dans l'accessibilité des pièces ; si les deux faces de la pièce sont accessibles, la radiographie est applicable, si une seule face est accessible, alors seuls les ultrasons sont utilisables.

En cas de choix possible, une présomption sur la nature des défauts recherchés peut être d'un grand secours : la radiographie est sensible à l'absence de matière métallique, donc aux défauts volumiques et les ultrasons sont sensible aux solutions de continuité, donc aux décohésions par excellence, même si leur volume est très faible.

1.1.3.2 Défauts de surface

La situation dans ce domaine est moins claire, la notion de défaut dépend de l'usage du produit. Les méthodes sont plus nombreuses : courant de Foucault, magnétoscopie, ressuage,... ,renforcées par les puissants outils de traitement de signal.

D'une façon générale une méthode comme le ressuage, extrêmement simple dans son principe, a une bonne sensibilité aux fissures et une faible productivité. La magnétoscopie est très sensible à de nombreux défauts facilement mécanisable pour atteindre une bonne productivité mais demande quelques précautions d'emploi (défauts facilement masqués).

Les techniques électromagnétiques (exemple : courant de Foucault) fournissent souvent des signaux délicats à interpréter, mais très faibles et permettent, en outre, de détecter des défauts de surface dans des zones non visibles.

1.2 GENERALITES SUR LES ULTRASONS

1.2.1 Introduction

Le terme « ultrason », par analogie aux micro-ondes (électromagnétique), est utilisé pour définir une vibration mécanique, dont la propagation n'est possible que dans un milieu matériel fluide ou solide.

Le contrôle par ultrasons est une technique de contrôle non destructif semblable aux techniques radar et sonar. Il consiste à engendrer une onde ultrasonore dans le matériau et à observer les échos éventuels réfléchis par les hétérogénéités rencontrées [KHE01].

La connaissance de ce procédé implique une connaissance de certaines notions sur les ultrasons, qu'il est nécessaire de rappeler tels que la production, la détection, la propagation, et l'atténuation, ainsi que les différentes techniques utilisées par ce contrôle.

1.2.2 Principe de la méthode

Les ultrasons sont des ondes sonores qui se propagent dans les milieux élastiques. Des modifications locales du milieu parcouru (fissures, défaut de compacité, ...) engendrent des perturbations dans la propagation de l'onde (figure 1.4). Le contrôle par ultrasons a donc pour principe d'analyser, à l'aide d'instruments de mesure appropriés, les modifications apportées à la progression des ondes sonores.

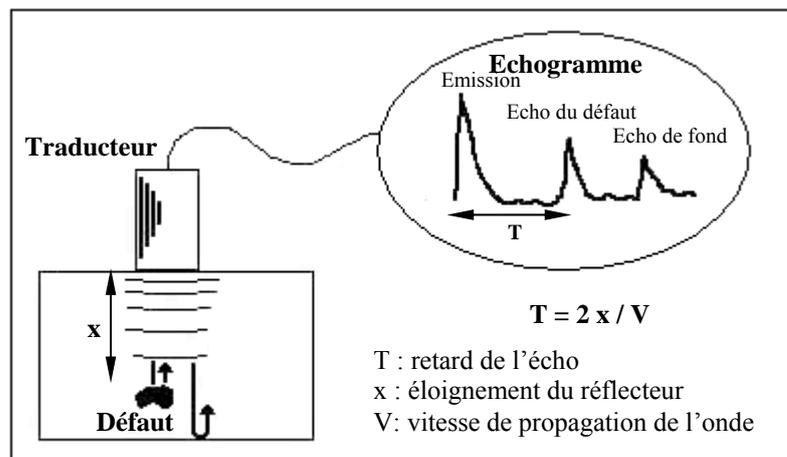


Figure 1.4 : Principe des ultrasons

Les vitesses de propagation des ondes étant grandes, par exemple : 5920 m/s en onde longitudinale et 3250 m/s en onde transversale pour l'acier.

Lorsque l'émission et la réception sont réalisées par le même traducteur, le contrôle est appelé "émission-réception". Au contraire, lorsque la réception est effectuée par un autre capteur, on lui donne le nom "d'émission-réception séparée", ce contrôle pouvant être effectué par transmission.

1.2.3 Génération des ultrasons

On ne peut parler d'ultrasons et de leur propagation sans évoquer les dispositifs leur donnant naissance : « les transducteurs » ou « les palpeurs ». Ces derniers sont des dispositifs destinés à convertir l'énergie électrique, qu'on lui envoie, en énergie acoustique et inversement, l'énergie mécanique qui lui parvient de la pièce en énergie électrique ; donc c'est un convertisseur d'énergie.

On peut citer certains types de traducteurs :

- Transducteurs électromagnétiques.
- Transducteurs électroacoustiques.
- Transducteurs piézo-électriques.

Seuls les capteurs piézo-électriques couvrent tout le spectre ultrasonore ; actuellement, avec les semi-conducteurs piézo-électriques déposés sous forme d'une couche mince dans des cavités électromagnétiques, il est possible de produire des oscillations de l'ordre du giga-hertz [TAF02].

1.2.3.1 Piézo-électricité

La piézo-électricité vient du mot grec « piezen » ou « pression », elle signifie donc électricité par pression. C'est une propriété réversible, à des degrés divers selon le matériau.

A- Effet direct

Il a été mis en évidence par Pierre Curie, si on applique à un échantillon de corps piézo-électrique une contrainte (pression) T , il apparaît sur la matière une densité de charge Q proportionnelle à la contrainte appliquée avec :

$$Q = e \cdot T$$

Q : densité de charge ;
 T : pression appliquée ;
 e : module de **Young**.

B. Effet inverse

Il a été mis en évidence par **Lippman** ; si on soumet à un champ électrique un échantillon piézo-électrique, celui-ci subit une déformation S proportionnelle au champ électrique E avec :

$$S = e \cdot E$$

E : module du champ appliqué ;
 S : déformation ;
 e : module de **Young**.

Cette relation est fondamentale pour la production d'ultrasons. En effet, si on applique une tension alternative, la lame se contracte et se dilate à la même fréquence que la tension, cependant l'effet piézo-électrique est faible. Pour obtenir des amplitudes de variations plus grandes, on choisit l'épaisseur de la lame en fonction de la fréquence d'excitation de manière à provoquer la résonance du cristal.

1.2.3.2 Transducteur piézo-électrique

Dans un tel transducteur, l'élément sensible est généralement un disque ou une pastille taillée dans un matériau piézo-électrique (céramiques, piézo-électriques) circulaire ou rectangulaire, dont les faces parallèles sont métallisées de façon à réaliser deux électrodes auxquelles sont soudés les fils de connexion, reliés au dispositif électronique d'excitation ou de détection par l'intermédiaire d'un câble coaxial.

Pour limiter les vibrations vers l'arrière du palpeur, la pastille est posée sur un bloc amortisseur, réalisé en matériau dense et très absorbant, il réduit l'importance du phénomène de résonance mécanique du disque. La face antérieure du disque n'est pas directement en contact avec le milieu de propagation mais elle est généralement protégée par une couche mince qui joue le rôle d'adaptateur d'impédance acoustique, l'ensemble est entouré d'un boîtier généralement métallique qui sert à la fois de blindage électrique et de protection mécanique : (figure 1.5).

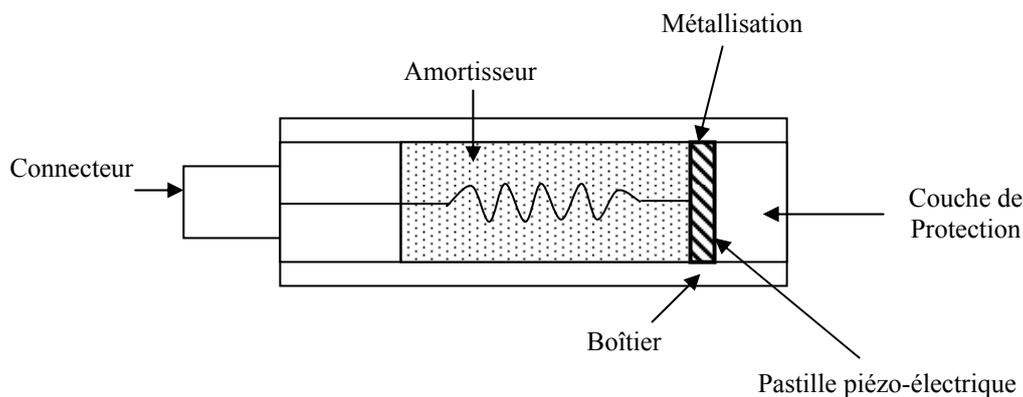


Figure 1.5 : Schéma d'un transducteur piézo-électrique

1.2.4 Choix de la technique de contrôle

Pour le contrôle non destructif des matériaux par ultrasons, on peut citer deux principales méthodes d'examen : la méthode par transmission et la méthode par écho. La dernière méthode citée a été retenue pour les avantages qu'elle présente tels que [CND97] :

- Localisation précise des défauts.
- Possibilité de n'utiliser qu'un seul traducteur en émission-réception.
- L'accès, à une seule surface du matériau à contrôler, est suffisant pour effectuer le contrôle.

1.2.4.1 Méthode par transmission

Cette méthode consiste à placer deux traducteurs de part et d'autre de la pièce à étudier, le traducteur émetteur émet une onde ultrasonore dans la pièce, si un défaut existe au sein du matériau, l'onde ultrasonore est y réfléchi sélectivement. Si on place un second traducteur en regard de l'émetteur sur l'autre face de la pièce, et qui sert uniquement de récepteur, on recueillera une énergie faible en présence de défaut.

Cette perte d'énergie est d'autant plus importante que la dimension de l'hétérogénéité soit grande, quand un défaut intercepte le signal, une partie de l'énergie ultrasonore est arrêtée et par conséquent l'énergie parvenant au capteur récepteur est diminuée.

La répartition ponctuelle de la pression acoustique sur la surface du récepteur sera fonction en quelque sorte de « l'opacité » du défaut aux ultrasons, par analogie aux ondes lumineuses, on dit que l'on a l'ombre du défaut projetée sur la surface du récepteur, d'où son appellation : méthode de l'ombre. (figure 1.6)

En déplaçant un récepteur de petites dimensions, on peut évaluer les dimensions du défaut. Cette technique est très ancienne (Sokolov 1930).

Le contrôle par transmission a été largement utilisé dans les années 50, et a pratiquement disparu dans les années 70 au profit du contrôle par échographie [GOO92].

Cette technique présente les inconvénients suivants :

- Elle nécessite l'emploi de deux traducteurs.
- La pièce doit être exploitée sur les deux faces parallèles opposées, ce qui est rarement le cas dans la pratique.
- L'utilisation d'une émission continue crée dans la pièce des ondes stationnaires qui peuvent perturber les essais, on peut pallier cette difficulté, en utilisant une émission pulsée.
- Elle ne permet pas une automatisation simple des contrôles.

La diminution du signal peut être la conséquence de nombreux autres phénomènes que des défauts proprement dits : mauvais couplage dans le cas de contrôle par contact, changement d'état de surface du métal, désalignement des palpeurs émetteurs et récepteurs, changement de la structure de la pièce, De plus quand un défaut est détecté, aucune information sur sa position ne peut être obtenue immédiatement, ce qui est extrêmement gênant dans le cas de l'analyse de nocivité des défauts.

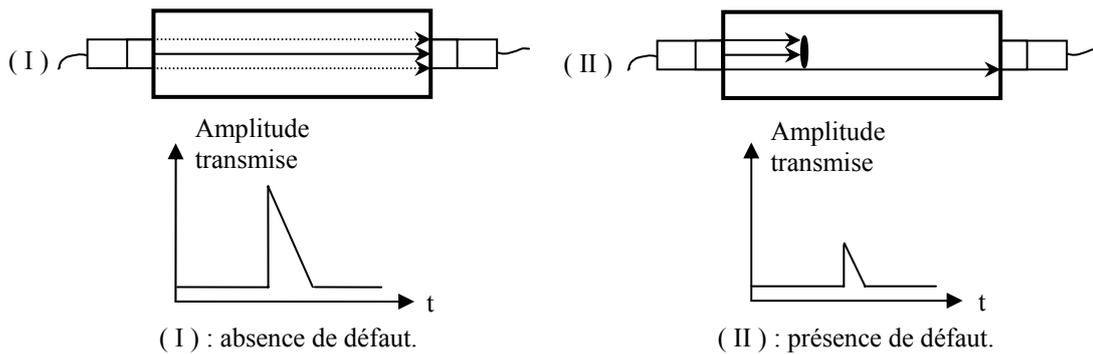


Figure 1.6 : Contrôle par transmission

1.2.4.2 Méthode par écho

Cette méthode est la plus employée et la plus utilisée dans le contrôle ultrasonore, elle est appelée : l'échographie ; elle consiste un seul transducteur en émetteur-récepteur, dans le cas où le palpeur est appliqué au contact de la pièce par l'intermédiaire d'un film de couplage, l'échogramme est illustré par la figure (1.7). On excite le palpeur au moyen d'une brève impulsion électrique, à cela correspond un premier écho appelé écho d'émission, ce train d'onde progresse dans la pièce et en l'absence de défaut, vient frapper la face arrière de la pièce contrôlée, sur laquelle il est réfléchi, il refait alors la progression inverse, jusqu'au palpeur où il génère un signal électrique correspondant à l'écho de fond.

En cas de présence d'un défaut dans l'épaisseur de la pièce, celui-ci, quand il est frappé par la bouffée d'onde ultrasonore, en réfléchit une partie, et pendant que le train d'ondes poursuit sa propagation vers le fond, l'onde réfléchi sur le défaut revient vers le palpeur où elle génère un écho de défaut.

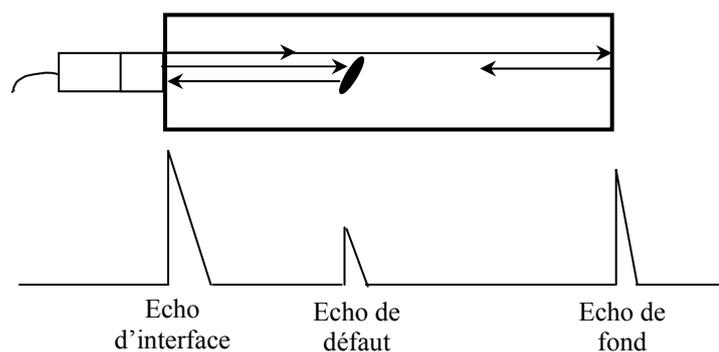


Figure 1.7 : Contrôle par échographie

Cette représentation est appelée représentation de type A-Scan.

De point de vue de l'interprétation, tout se passe comme si les faces avant et arrière de la pièce étaient indiquées par les échos d'émission et de fond et la présence d'un défaut signalé par un écho dont la position sur l'écran entre les deux autres est proportionnelle à sa profondeur, il

faut garder à l'esprit que ces distances sur l'écran correspondent à des temps de vol, aller retour de chaque impulsion ultrasonore.

En résumé, au lieu de détecter, comme dans le cas précédent l'énergie transmise, on cherche l'énergie réfléchie et on utilise généralement une émission pulsée. Toute variation de cette énergie correspond à la présence d'un défaut.

1.2.5 Les différentes techniques de mise en œuvre

Les ultrasons aux fréquences utilisées (1 à 10 MHz), ne se propagent pas dans l'air, sachant que $V_{\text{eau}} \approx 1500$ m/s et que $V_{\text{air}} \approx 340$ m/s, il y a une très mauvaise transmission des ondes en présence d'une interface air/solide, et les ultrasons sont très fortement atténués [GOO92]. Pour assurer le passage des ultrasons entre le transducteur et la pièce à contrôler, il faut placer entre les deux un milieu dit de *couplage*, qui consiste à diminuer le phénomène de rupture d'impédance et pour garder la propagation d'énergie transmise sensiblement constante lorsque le transducteur se déplace. Deux techniques existent pour assurer ce couplage : le contrôle par contact et le contrôle en immersion [CND97].

1.2.5.1 Contrôle par contact

Le traducteur est directement placé sur la pièce à contrôler. La liaison acoustique est assurée par un film de couplage qui est généralement une graisse, une huile ou des gels spéciaux.

Cette technique est surtout employée lors de contrôle manuel. Elle ne nécessite qu'un seul transducteur et un appareil de contrôle. Cependant, elle présente deux inconvénients : elle nécessite d'abord l'intervention d'un opérateur qui assure le déplacement du traducteur, deuxièmement, la constante du couplage n'est pas bonne, c'est à dire qu'au cours du contrôle, la qualité du couplage risque d'évoluer et donc la qualité du contrôle.

1.2.5.2 Contrôle par immersion

Cette méthode se développe pour pallier aux deux inconvénients de la méthode de contrôle par contact. Le traducteur est situé à une certaine distance de la pièce, le couplage est assuré par un liquide, habituellement de l'eau. Cette technique est d'une mise en œuvre délicate lorsque les pièces sont lourdes et encombrantes. Mais elle se prête facilement à l'automatisation.

L'utilisation de cuves dans lesquelles les pièces sont immergées, permet de résoudre de nombreux problèmes : le couplage étant bien assuré par l'eau, les palpeurs ne sont plus situés au contact de la pièce mais sont fixés à l'extrémité d'un bras manipulateur permettant, des rotations suivant plusieurs axes et sa translation verticale. Ce bras est lui-même déplacé dans un plan horizontal. Il est ainsi possible de positionner le capteur comme on le désire.

1.2.6 Chaîne ultrasonore avec module d'acquisition sur micro-ordinateur

Dans le laboratoire de traitement du signal du centre de recherche du soudage et contrôle, nous avons mené des expérimentations afin de valider les résultats obtenus par simulation. Ainsi, l'acquisition et la numérisation des signaux ultrasonores ont été réalisées grâce à cette chaîne d'imagerie ultrasonore constituée de : (figure 1.8)

- D'un micro ordinateur de type PC équipé d'une carte d'acquisition IEEE 488 et d'une carte RS232 (Port-série).
- D'un oscilloscope numérique équipé du bus IEEE 488.
- D'une cuve d'immersion équipée de deux moteurs pas à pas et d'une commande électronique.
- D'un émetteur-récepteur d'ultrasons relié à une sonde ultrasonore (palpeur).

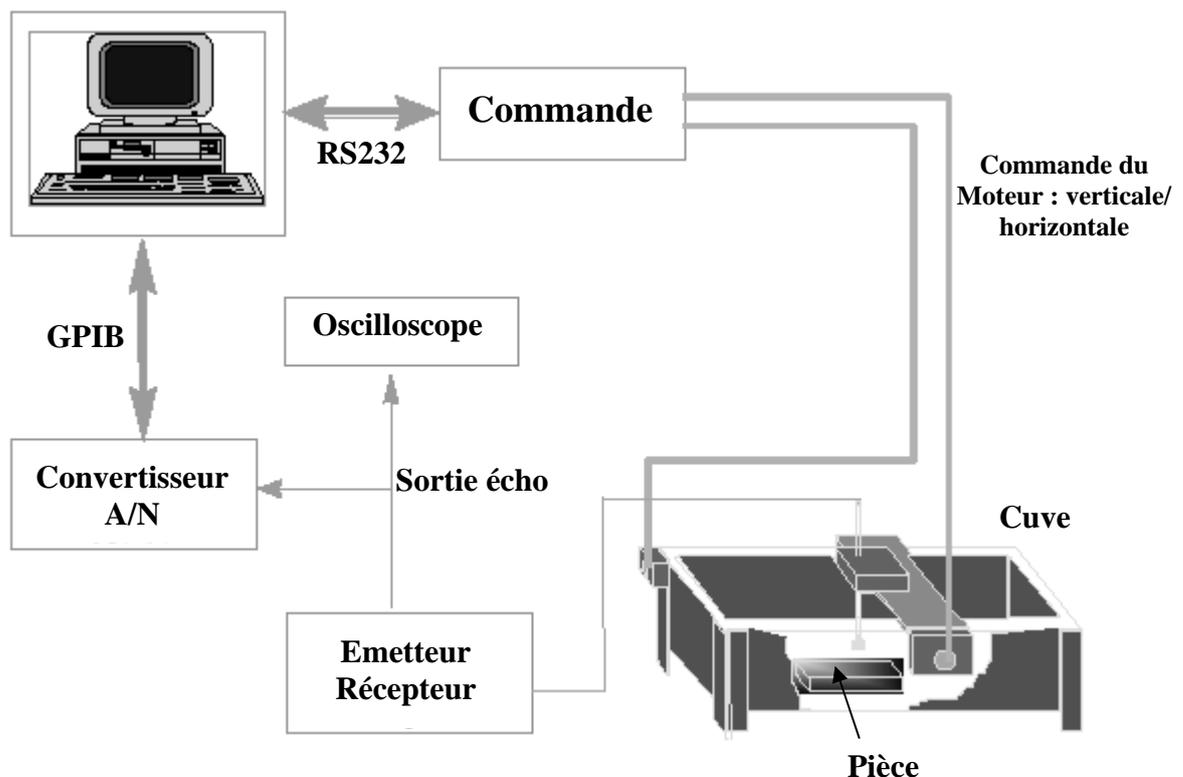


Figure 1.8 : La chaîne d'acquisition ultrasonore

1.2.6.1 L'acquisition des signaux à partir du bus IEEE 488

La carte GPIB permet l'acquisition de données à partir de divers instruments de mesure à condition que ces derniers soient équipés d'un bus de données standard à la norme IEEE 488.

Plusieurs appareils peuvent être connectés à la fois grâce à un branchement en parallèle au port de connexion de la carte, seule une différenciation de l'adresse des ports des instruments est obligatoire.

Une librairie de fonctions en langages évolués est associée à la carte, elle permet la communication de façon simple entre les instruments et la carte.

Il sera donc possible de commander l'opération d'échantillonnage et d'acquisition des signaux ultrasonores en introduisant les paramètres nécessaires (moyennage, nombre d'échantillons, etc.) à partir du logiciel conçu.

1.2.6.2 La commande de la cuve

Afin d'effectuer le contrôle de la commande à travers le port série de l'ordinateur, il est nécessaire d'étudier le protocole RS232.

L'envoi de chaînes de caractères spécifié par le constructeur à travers le port série vers la carte de commande, permet de faire fonctionner les deux moteurs pas à pas tout en choisissant le sens, les vitesses et les pas de déplacement des deux moteurs de façon indépendante.

Il sera donc possible d'effectuer sur des pièces des balayages de surfaces de dimensions précises avec la plus haute précision (1/100 mm de résolution).

1.2.6.3 Le fonctionnement de la chaîne d'acquisition

Dans la chaîne d'acquisition ultrasonore représentée par la figure (1.8), un émetteur-récepteur produit à cadence réglable (fréquence de répétition comprise entre 1kHz et 5kHz) des impulsions de courtes durées (inférieures à la microseconde), de temps de montée de quelques nanosecondes et d'amplitude élevée (quelques dizaines de volts). En réception, les signaux reçus étant très faibles (quelques millivolts), le récepteur se compose d'un amplificateur large bande de gain réglable (de 0 à 40 dB).(figure 1.9).

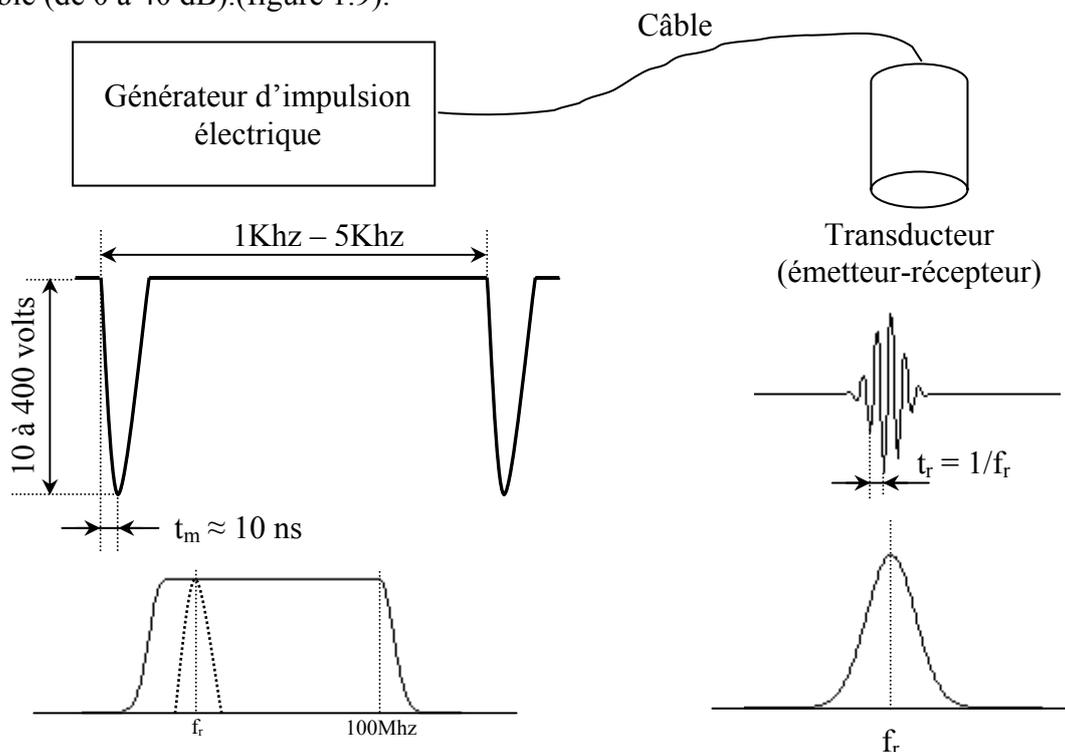


Figure 1.9 : Forme de l'impulsion d'émission.

Le déplacement de la sonde ultrasonore suivant un plan X-Y est effectué par les deux moteurs pas à pas commandés automatiquement par le micro-ordinateur à travers l'interface RS-232.

Un oscilloscope programmable commandé par le micro-ordinateur par l'intermédiaire de l'interface IEEE 488, permet un échantillonnage sur un nombre de points et une fenêtre temporelle réglable. Les signaux recueillis sont acheminés vers le micro-ordinateur afin d'être traités soit en temps réel soit en temps différé.

1.2.7 Principes des acquisitions ultrasonores [BOL99]

L'acquisition des données ultrasonores pour le contrôle d'un volume est réalisée en général à partir d'une seule surface à l'aide d'un ou plusieurs palpeurs. Ces palpeurs, selon le type d'acquisition souhaitée, peuvent être de type mono-capteur ou multi-capteurs, aussi bien en émission qu'en réception. Dans le domaine du contrôle ultrasonore, le terme capteur désigne à la fois l'émetteur et le récepteur. Les caractéristiques de chaque capteur (telles que l'angle de tir, la focalisation, la fréquence...) peuvent être différentes selon le type et la localisation du défaut recherché.

Pour effectuer une acquisition ultrasonore, la surface de contrôle de la pièce est balayée de manière régulière en utilisant un couple émetteur/récepteur ultrasonore. En chaque point du balayage, un tir ultrasonore est réalisé par l'émetteur et l'écho retourné par la matière est enregistré par le récepteur. Nous obtenons ainsi pour un capteur donné (ou couple de capteurs), un champ de données ultrasonores de dimension quatre: les coordonnées du capteur (x, y), le temps (t) mis par les échos pour atteindre le récepteur, et l'amplitude (a) des échos.

Afin de pouvoir mettre en évidence certains défauts, plusieurs tirs sont parfois nécessaires.

Ces tirs sont réalisés avec des capteurs de caractéristiques différentes.

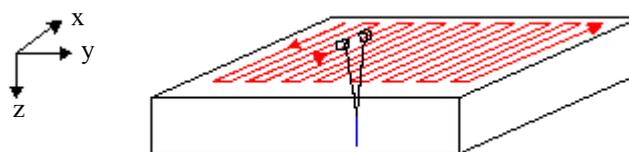


Figure 1.10 : Déplacement des capteurs ultrasonores

La figure (1.10) illustre le sens de balayage des capteurs. L'acquisition des données est réalisée dans un seul sens du balayage.

1.2.8 Modes de représentation

Les données issues d'une acquisition ultrasonore peuvent être représentées sous la forme d'un ensemble de signaux monodimensionnels, ou sous la forme d'images permettant une visualisation simple et une interprétation rapide des informations contenues dans les données d'acquisition.

Nous décrivons dans les sous-paragraphes suivants les représentations courantes de données ultrasonores: la représentation monodimensionnelle A-Scan et les représentations bidimensionnelles B-Scan, C-Scan et D-Scan.

1.2.8.1 Signal A-Scan

Le signal A-Scan est une représentation de l'amplitude des échos enregistrés par le récepteur en fonction du temps. C'est un signal mono dimensionnel obtenu lorsqu'un tir ultrasonore est réalisé pour une position donnée (x, y) du couple émetteur/récepteur.

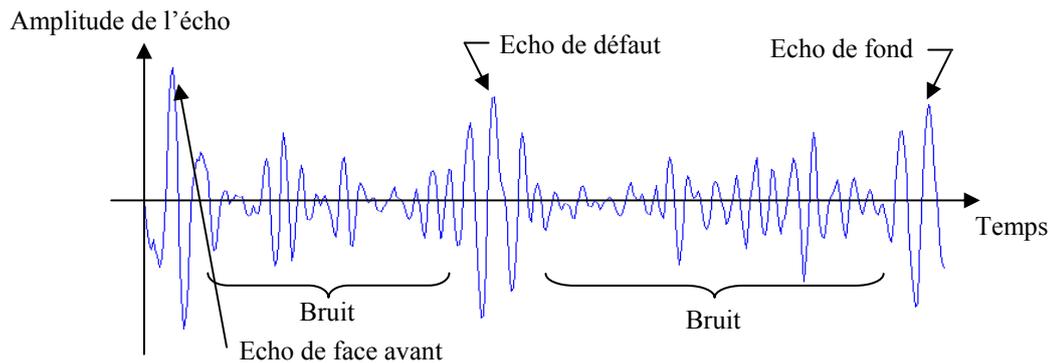


Figure 1.11 : Exemple du signal A-Scan

Le mode de représentation A-Scan est à la base de toutes les premières méthodes d'exploitation et d'interprétation de données ultrasonores en contrôle non destructif. Il ne nécessite pas beaucoup de matériel: une sonde et un oscilloscope sont nécessaires. Ce premier mode a été longtemps utilisé et apprécié par des techniciens chargés de l'expertise ultrasonore.

L'axe des ordonnées correspond aux amplitudes des différents échos enregistrés par le récepteur ultrasonore. L'axe des abscisses représente le temps mis par ces échos pour atteindre le récepteur. Les signaux enregistrés et représentés sur ce A-Scan sont des ondes propagées à l'intérieur du volume du matériau. Il est défini par des ondes réfléchies par la surface avant (écho de la face avant) et le fond de la pièce (écho de fond).

Si le matériau contient des imperfections (fissures), un écho de défaut représentera les ondes réfléchies par ce défaut. Le reste du signal est constitué d'oscillations correspondant au bruit d'acquisition et de structure.

1.2.8.2 Cartographies B-Scan

Une cartographie B-Scan est une image engendrée par la succession des A-Scan selon la direction principale de balayage de la surface contrôlée (direction x sur la figure (1.12)).

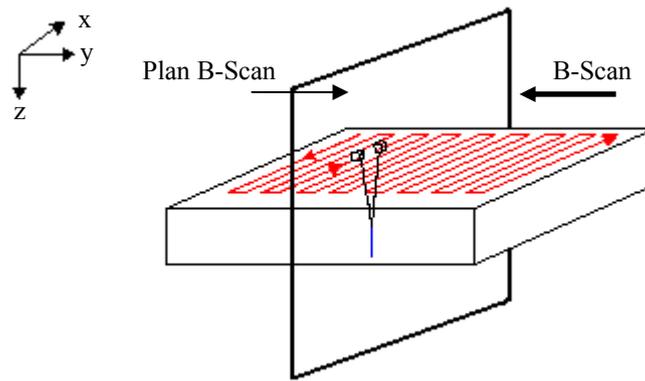


Figure 1.12 : Construction d'une cartographie B-Scan

La figure (1.13) présente un exemple de cartographie B-Scan. Elle est obtenue pour une position (y) donnée des capteurs.

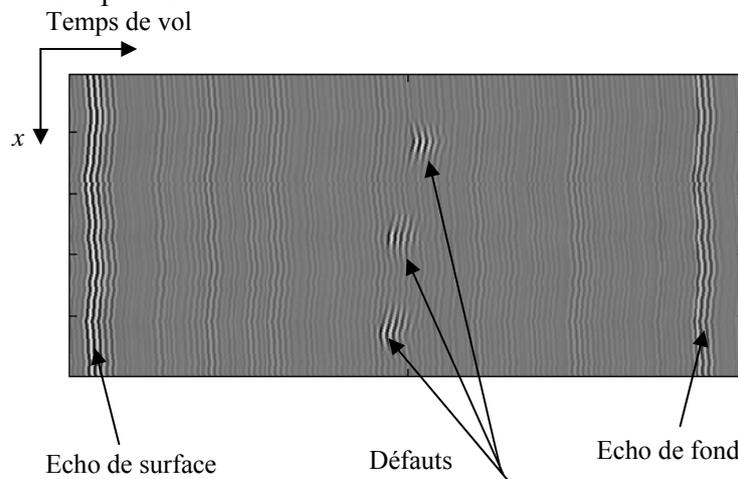


Figure 1.13 : Exemple de cartographie B-Scan

Les coordonnées des pixels représentent la position (x) des capteurs et le temps de vol de l'onde ultrasonore (t). Les images B-Scan sont des représentations de coupes de la pièce.

1.2.8.3 Cartographies C-Scan

Une cartographie C-Scan est obtenue à partir des signaux A-Scan en effectuant la projection, sur un plan parallèle à la surface de contrôle, du maximum relevé sur les signaux A-Scan associé à chaque position (x, y) des capteurs (figure 1.14).

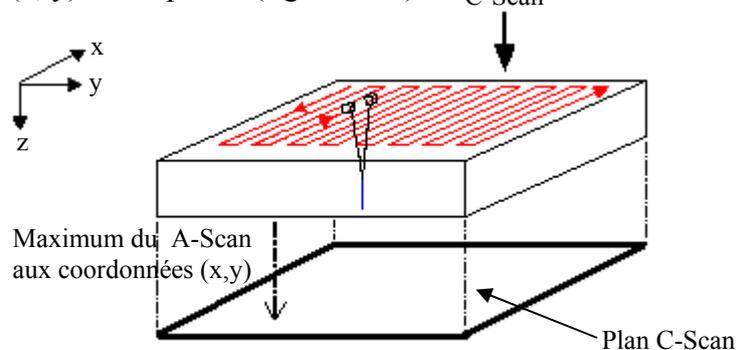


Figure 1.14 : Construction d'une cartographie C-Scan

Le C-Scan est en général utilisé pour repérer rapidement un endroit suspect de la pièce. Une analyse plus fine est ensuite réalisée en utilisant les B-Scan. Le C-Scan est surtout exploité lors du dimensionnement de défauts volumiques.

1.2.8.4 Cartographies D-Scan

Comme la cartographie C-Scan, une cartographie D-Scan est obtenue en projetant le maximum relevé sur les A-Scan aux coordonnées (x, t) ou (y, t) sur une surface orthogonale à la surface de contrôle (plan D-Scan 1 ou plan D-Scan 2 sur la figure (1.15)).

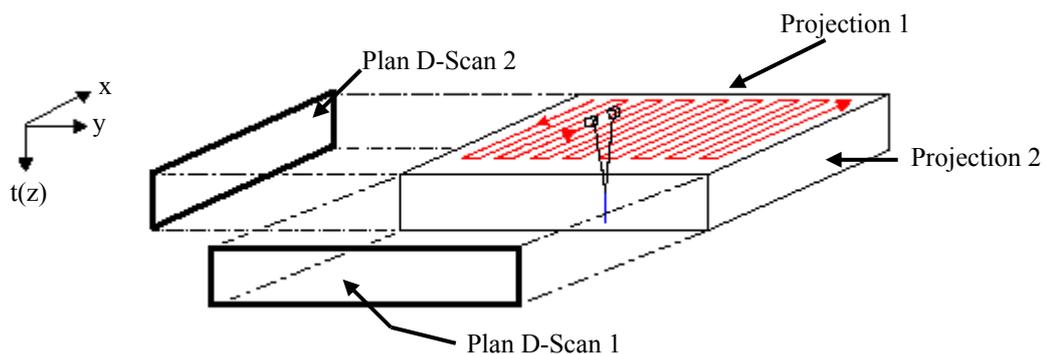


Figure 1.15 : Construction d'une cartographie D-Scan

1.2.9 Qualité des contrôles

L'appareillage utilisé en contrôle non destructif par ultrason demande un certain nombre de précautions pour augmenter la fiabilité et la reproductibilité des essais. Le fait que de nombreux contrôles aient lieu sur chantier ou en atelier, avec du matériel mobile, soumis à des variations de température ou d'humidité importante, impose encore plus de précautions. Dans ce but des vérifications périodiques des appareils doivent être effectuées dans la mesure du possible selon les méthodes normalisées. Il en va de même des palpeurs, dont un possible vieillissement doit toujours être suspecté en cas de doute lors d'un contrôle.

1.2.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné quelques notions sur le contrôle non destructif par ultrasons. La connaissance de ce procédé implique une connaissance de certaines notions sur les ultrasons, qu'il a été nécessaire de rappeler telles que : la production et la détection, ainsi que les différentes techniques utilisées par ce contrôle. Nous avons aussi décrit la chaîne d'acquisition ultrasonore présente au laboratoire qui a servi aux différentes expériences réalisées et les modes de représentation.

Dans la partie suivante on s'intéressera à la propagation, l'atténuation, le spectre, ... , du signal ultrasonore.

Chapitre 2

Le signal ultrasonore

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous décrivons les lois qui régissent la propagation des ondes ultrasonores dans un matériau. Nous définissons l'atténuation afin d'aboutir à la compréhension du bruit de structure. Ainsi, nous le modélisons pour permettre à la fin de ce chapitre de comparer les résultats de simulation et les résultats expérimentaux.

2.2 Définition

On appelle onde ultrasonore, une vibration mécanique se transmettant de proche en proche dans un milieu dit milieu de propagation, avec une fréquence supérieure à 20KHz. [CND97]

Les ultrasons peuvent se propager dans le gaz, les liquides ou les solides, c'est-à-dire dans toute substance possédant des propriétés élastiques. Pour cela, la physique des ondes élastiques de fréquences supérieures à 20KHz est appelée : science des ultrasons. [GOO92]

Les ondes sont caractérisées par :

1. la vitesse de propagation V qui ne dépend que du matériau dans lequel les ondes se déplacent ;
2. la longueur d'onde λ : distance séparant deux zones comprimées ;
3. le mouvement imprimé aux grains du matériau caractérisé par sa fréquence f .

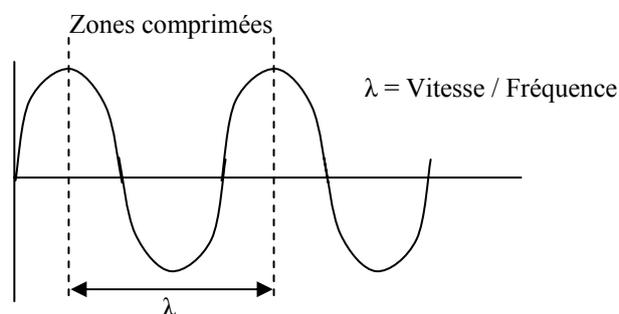


Figure 2.1 : Caractéristiques des ondes sonores

En contrôle non destructif par ultrasons, la plage de fréquence utilisée est généralement de 1Mhz à 15Mhz, cette plage n'est pas du tout exhaustive, car pour certains détails, il faut augmenter la fréquence.

2.3 Spectre des ultrasons

Comme pour le spectre électromagnétique, celui des ultrasons est décomposé en termes:

1. d'acoustique sous-marine traditionnelle qui occupe la bande de 20 à 40 kHz environ ;
2. d'application médicale et de contrôle non destructif (CND) qui occupent quant à eux la bande allant de 1 à 15MHz ;
3. d'acoustique optique et de traitement du signal (filtre, lignes à retard,...) qui occupent la bande de 100 MHz à quelques GHz ;
4. des fréquences au-delà de 10GHz appelés hyperfréquences.

En deçà de 20KHz, on a affaire à des sons ou des infrasons, et au-delà des 500MHz, on a affaires à des hypersons.

Notons que les fréquences utilisées en CND par ultrasons conduit à des longueurs d'onde de l'ordre du millimètre, ceci constitue un avantage, car la longueur d'onde est suffisamment petite devant les dimensions de la source et lui confère un comportement voisin de celui de la lumière en optique géométrique. Dès lors, on pourra observer les phénomènes de propagation rectiligne, de réflexion et de réfraction. De plus, la longueur d'onde est compatible avec les dimensions des défauts que l'on recherche et reste toutefois plus grand que les dimensions du grain. [TAF02]

2.4 Propagation des ultrasons

2.4.1 Loi de propagation

Les milieux de propagation sont naturellement anisotropes, exemple le quartz, mais certains matériaux peuvent être considérés comme isotrope, comme par exemple dans certains cas les aciers ferriques.

Une déformation produite en un point d'un milieu élastique, homogène, linéaire et isotrope, se transmet de proche en proche dans ce milieu à une vitesse finie. Ce mouvement ondulatoire est régi par une équation aux dérivées partielles qui s'écrit dans le cas d'une onde plane se propageant suivant l'axe des X sous la forme :

$$\frac{\delta^2 F}{\delta^2 t} = V^2 \frac{\delta^2 F}{\delta^2 x} \quad (2.1)$$

Où V : représente la vitesse de propagation de l'onde.

La solution de l'équation est de forme :

$$F(x, t) = f_1(x-vt) + f_2(x+vt) \quad (2.2)$$

La solution générale de l'équation (2.1) s'exprime comme la superposition de deux mouvements ondulatoires se propageant dans les sens opposés.

La propagation d'ultrasons dans les gaz et les liquides se limite à celle d'ondes longitudinales. Le point essentiel de la propagation ultrasonore dans les solides massifs est l'existence de deux méthodes de vibrations (longitudinale et transversale) qui se propagent à des vitesses différentes. Dans le mode longitudinal, les atomes métalliques vibrent parallèlement à la direction de propagation, alors que dans le mode transversal, la vibration est perpendiculaire à la direction de propagation.

Les vitesses de propagation dépendent du mode de vibration des particules du milieu, ainsi que des constantes élastiques des matériaux, elles sont différentes d'un matériau à un autre, ce qui implique une conséquence importante lorsqu'un faisceau ultrasonore frappe obliquement une surface de séparation entre deux matériaux différents : quatre faisceaux sont créés, deux réfractés et deux réfléchis (longitudinal et transversal) ; pour chacun d'eux, les angles de réflexion et de réfraction suivent la loi de **Descarte**. (figure 2.2)

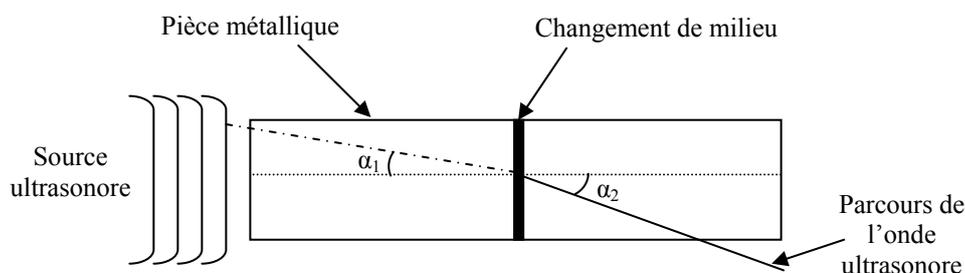


Figure 2.2 : Onde ultrasonore lors d'un changement de milieu

La loi de Descarte est donnée par [TAF02]:

$$\frac{\sin \alpha_1}{v_1} = \frac{\sin \alpha_2}{v_2} \quad (2.3)$$

avec : α_1 : angle d'incidence ;
 α_2 : angle de réfraction ;
 v_1 : vitesse de l'onde ultrasonore dans le milieu d'incidence ;
 v_2 : vitesse de l'onde ultrasonore dans le milieu de réflexion.

2.4.2 Types d'ondes

Rappelons que pour des milieux solides isotropes et illimités, il n'existe que deux classes fondamentales d'ondes, à savoir les ondes longitudinales ou ondes L, et les ondes transversales ou de type T.

Ainsi les ondes L sont des ondes de compression caractérisées par un déplacement des particules parallèlement à la direction de propagation de vitesse de phase notée V_L . Par ailleurs,

lors de passage d'une onde plane longitudinale une variation de volume occupé par un nombre donnée de particule est observée.

Les ondes T sont des ondes de cisaillement caractérisées par un déplacement des particules orthogonal à la direction de propagation de vitesse de phase notée V_T telle que :

$$V_T < \frac{V_L}{\sqrt{2}} \quad (2.4)$$

Contrairement aux ondes de type L, lors du passage d'une onde plane transversale, le glissement des plans parallèles ne donne lieu à aucune variation de volume. Ces ondes ne peuvent exister que dans les solides, car leur existence est liée à une résistance au cisaillement, que ne possèdent ni les liquides ni les gaz.

A titre indicatif, on donne au tableau (2.1) les vitesses de propagation (de phase) des ondes longitudinales et transversales dans quelques milieux :

Matériau	Vitesse des ondes Longitudinales (m/s) (*)	Vitesse des ondes Transversales (m/s) (*)
Aluminium	6200	3100
Laiton	4700	2140
Cuivre	4600	2140
Plomb	1960	630
Acier	5920	3250
Verre	5650	3280
Plexiglas	2670	1090
Air	330	---
Eau	1470	---
Mercure	1450	---

(*) : Valeurs variables suivant la composition et la structure du matériau.

Tableau 2.1 : Vitesse de propagation des ondes longitudinales et transversales dans certains matériaux

En dehors de ces deux types d'ondes, il existe des ondes ultrasonores qui se propagent à la surface des matériaux :

Dans le cas de matériaux épais devant la longueur d'onde, les ondes de surface, dites ondes de **Rayleigh**, intéressent un faible épaisseur du matériau au voisinage de la surface libre, le mouvement des particules est simultanément parallèle et perpendiculaire à la direction de propagation, ce double mouvement explique la très grande sensibilité de ce type d'onde à toute discontinuité, quelle que soit son orientation.

Les ondes de plaques, dites onde de **Lamb**, correspondent à des ondes de surface qui se propagent dans des matériaux dont l'épaisseur est du même ordre de grandeur que la longueur d'onde. Dans ce cas l'onde vibratoire intéresse toute l'épaisseur de la plaque, ces ondes contrairement aux précédentes, sont dispersives, c'est-à-dire que la vitesse de propagation dépend de la fréquence ; l'interprétation des signaux obtenus s'en trouve considérablement compliquée.

2.4.3 Champ ultrasonore

Le trajet des ondes ultrasonores est caractérisé par deux zones, la zone proche (près du transducteur) où le champ est dirigé, l'énergie est maximale, et la zone lointaine où le faisceau est divergeant et l'énergie est minimale.

La première zone porte le nom de zone de **Fresnel**, et la deuxième zone est appelée : zone de **Fraunhofer** ; selon un demi-angle au sommet θ :

$$\theta = 1,22 \frac{\lambda}{d} \quad (2.5)$$

Avec d : diamètre initial du faisceau ou diamètre du transducteur.

λ : longueur d'onde.

On limite notre étude à une distance : $L = \frac{d^2}{4\lambda}$, en deçà de cette distance, le champ subit des fluctuations brusques.

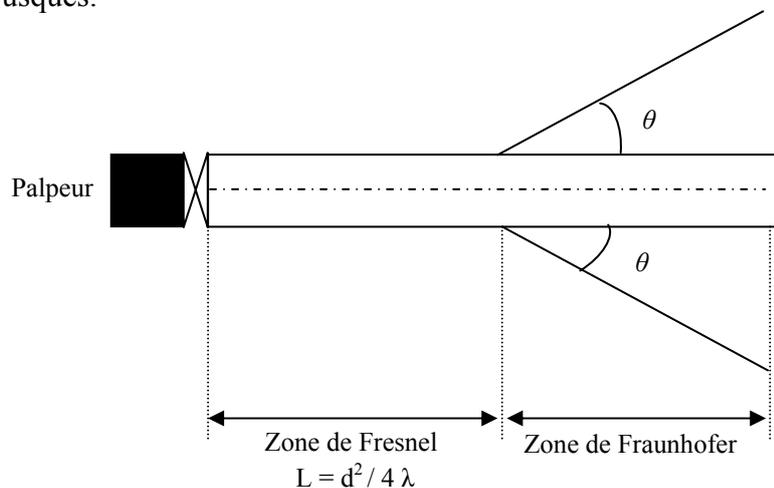


Figure 2.3 : Divergence des faisceaux

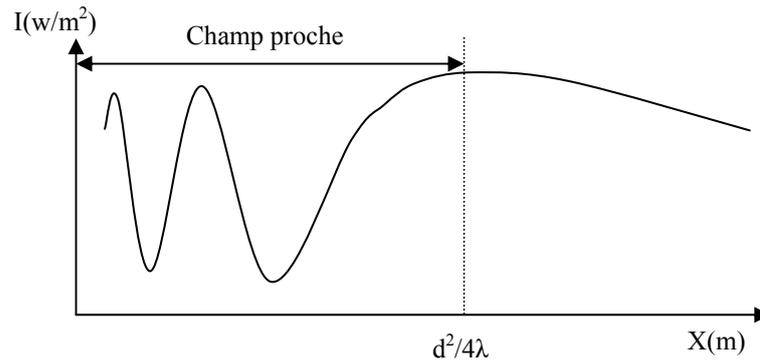


Figure 2.4 : Intensité acoustique sur l'axe en fonction de la distance à l'émetteur

On remarque que la meilleure distance entre l'émetteur et la pièce à contrôler est $L = d^2/4\lambda$, car elle correspond à la distance où l'intensité I du champ est presque constante.

2.4.4 Atténuation des ondes ultrasonores

L'amplitude d'une vibration, qui se propage dans un milieu, n'est pas constante durant sa progression. Jusqu'à présent, nous n'avons pris en compte que l'atténuation due à la divergence du faisceau ; en plus, dans un milieu matériel, les chocs entre atomes, notamment d'un atome au suivant, ne sont pas purement élastiques. Aussi, la propagation d'ondes acoustiques s'accompagne d'une perte d'énergie mécanique sous forme de chaleur qui se traduit par une atténuation.

Cependant, cette dernière est d'autant plus faible que le milieu de propagation est ordonné. En effet, un milieu liquide donne lieu à des pertes plus importantes que celle dans un solide.

2.4.4.1 Cause de l'atténuation [CND97]

- La perte d'énergie par effet thermique. En effet, toute vibration entraîne perte de chaleur.
- La densité du matériau facilite plus ou moins le passage de l'énergie.
- La taille des grains va créer une dispersion.
- La fréquence de la vibration.

Donc l'atténuation est fonction de la fréquence de l'onde, du matériau et de la distance parcourue par l'onde.

L'expérience montre que les ondes ultrasonores sont amorties selon une loi en exponentielle $e^{-\alpha \cdot x}$. Où x est la distance parcourue par l'onde.

L'atténuation des ondes ultrasonores est due principalement à deux phénomènes qui se superposent : l'absorption et la diffusion.

$$\alpha = \alpha_{\text{absorption}} + \alpha_{\text{diffusion}} \quad (2.6)$$

2.4.4.2 L'absorption

Dans ce cas l'énergie ultrasonore est directement convertie en chaleur, elle est prédominante dans les matériaux plastiques et synthétiques.

2.4.4.3 La diffusion

Les matériaux dans lesquels les ondes ultrasonores se propagent ne sont pas strictement homogènes. Cette hétérogénéité peut correspondre aux grains d'un milieu polycristallin par exemple.

Toutes ces hétérogénéités se traduisent comme des mini interfaces au passage des ondes ultrasonores qui pourraient être légèrement déviées et qui vont provoquer la réflexion d'une partie de l'énergie transmise. Cette réflexion se traduit par une dissipation d'énergie sous forme de rayonnement dans toutes les directions de l'espace.

La diffusion est d'autant plus importante que les hétérogénéités sont grandes, comme dans la fonte, c'est à dire que la diffusion augmente lorsque la fréquence augmente (la longueur d'onde diminue).

2.4.5 Impédance acoustique

L'action du matériau sur la propagation des ondes ultrasonores est caractérisée par son impédance acoustique Z , qui est définie par [CND97]:

$$Z = \rho \cdot V \quad (2.7)$$

Où

ρ : est la masse volumique spécifique du matériau en (Kg/m^3).

V : est la vitesse de propagation des ultrasons dans le matériau (m/s).

Z : est l'impédance acoustique en ($\text{Kg}/\text{m}^2\text{s}$).

C'est une propriété acoustique importante des milieux matériels car elle conditionne le comportement des ondes à l'interface séparant deux milieux de propriétés différentes.

Plus il est important de transmettre une grande énergie, plus il est important que les impédances acoustiques des deux milieux soient voisines. En détection de défaut, les fissures qui sont des interfaces métal-gaz, ont un très bon coefficient de réflexion, puisque simultanément les masses volumiques et les vitesses des ultrasons sont très différentes.

L'impédance acoustique de l'air est 100 000 fois plus petite que celle de l'acier, dans le CND ces résultats expliquent qu'il est obligatoire de coupler, acoustiquement, le traducteur à une pièce à contrôler par un milieu autre que l'air.

2.5 Bruit

En pratique, un signal que l'on cherche à générer, transmettre ou mesurer est toujours accompagné de signaux perturbateurs, que l'on peut appeler des bruits.

Les informations qui nous parviennent sont souvent détériorées par des parasites, qui peuvent être dus à plusieurs causes. Des outils ont été développés afin de pouvoir mieux estimer les contributions parasites, et essayer de s'en affranchir. Ces outils sont basés sur des notions de statistiques, les bruits étant généralement en effet des processus aléatoires. [DRA00][SUR99]

En contrôle automatique, on réalise N acquisitions du signal sur le défaut présumé et on effectue la moyenne temporelle.

Soit $r_i(t)$ le signal reçu à la $i^{\text{ème}}$ acquisition $r_i(t) = s_i(t) + b_i(t) + w_i(t)$

Avec :

$w_i(t)$: partie non cohérente du bruit (non reproductible d'une expérience à l'autre), bruit de mesure et d'amplification.

$b_i(t)$: partie cohérente du bruit. Due aux réflexions parasites (bruit de grains ou de structure ou défauts de géométrie), partie reproductible d'une expérience à l'autre.

$s_i(t)$: signal de défaut.

On calcule

$$r(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N r_i(t) \quad (2.8)$$

Ce moyennage permet de réduire la partie aléatoire du bruit. La partie certaine du bruit n'est pas modifiée. Le gain en rapport signal sur bruit est en général assez faible, le bruit de mesure ne représente qu'une faible partie du bruit observé.

2.5.1 Bruit de structure

Le bruit de structure ou « herbe » est la partie de l'énergie ultrasonore diffusée par la structure revenant au traducteur lors d'un contrôle. Il est toutes fois reconnu que le bruit de structure est très important dans le cas d'hétérogénéités grandes devant la longueur d'onde. Par déplacement du capteur, la composante du bruit de structure est aléatoire et peut être ainsi séparée du signal de propagation directe qui, lui, est déterministe [CHA00].

2.6 Modélisation du bruit de structure

Ce modèle développé dans ce paragraphe est le modèle d'un seul clutter [GUS96b] [SAN89], il décrit le fait que l'écho réfléchi dépend souvent de la fréquence.

2.6.1. Réponse fréquentielle des points diffuseurs

Dans des récents modèles, le bruit de structure des matériaux est décrit dans le domaine temporel comme une superposition de signaux retrodiffusés de réflecteurs idéaux (grains constituant le matériau). (figure 2.5)

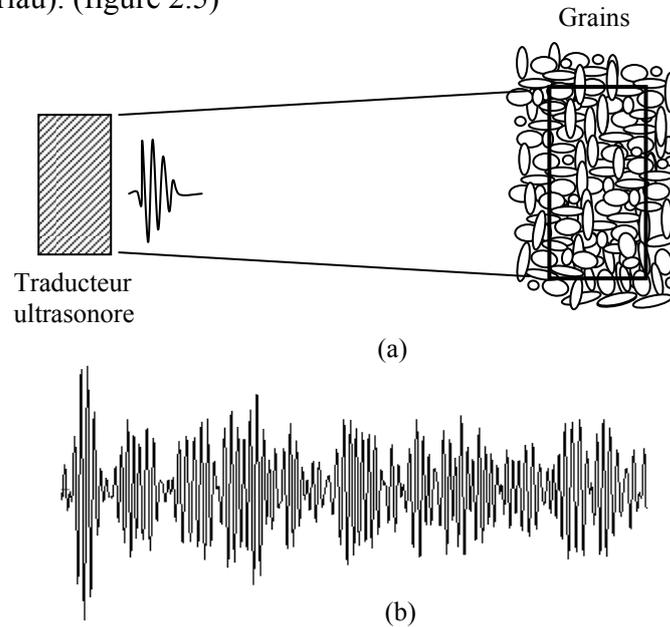


Figure 2.5 : (a) La géométrie des grains, (b) signal de grain rétrodiffusé

Le bruit reçu est

$$br(t) = \sum_{k=1}^K \sigma_k \exp(-\alpha \tau_k) s(t - \tau_k) \quad (2.9)$$

Où

- $s(t)$: est le signal émis;
- τ_k : retard produit par le $k^{\text{ième}}$ diffuseur;
- K : nombre de diffuseurs ;
- α : coefficient d'atténuation du matériau;
- σ_k : coefficient de réflexion du $k^{\text{ième}}$ diffuseur.

$$Br(\omega) = \sum_{k=1}^K \sigma_k \exp(-\alpha \tau_k) \exp(-j \omega \tau_k) S(\omega) \quad (2.10)$$

$S(\omega)$ est la Transformée de Fourier de $s(t)$.

Cette approche ne met pas en évidence le fait que α et σ_k dépendent de la fréquence, cette équation n'est valable que lorsque $s(t)$ est à bande étroite.

2.6.2 Coefficient d'atténuation

Beaucoup de modèles ont montré que le coefficient d'atténuation est fonction de la fréquence. Le plus important résultat montre que $\alpha(f)$ est fonction du diamètre du grain du matériau D (diamètre moyen) par rapport à la longueur d'onde λ . Les relations suivantes sont alors obtenues:

- $\lambda \gg D$: domaine de Rayleigh - diffusion proportionnelle à $c_1 D^3 f^4$
- $\lambda \approx D$: domaine stochastique - diffusion proportionnelle à $c_2 D f^2$
- $\lambda \ll D$: domaine géométrique - diffusion proportionnelle à $c_3 D f$

Avec c_1 , c_2 et c_3 sont les coefficient de correction pour tenir compte de la divergence du faisceau.

La figure (2.6) décrit l'amplitude des ondes rétro diffusées en fonction du rapport diamètre des grains sur la longueur d'onde.

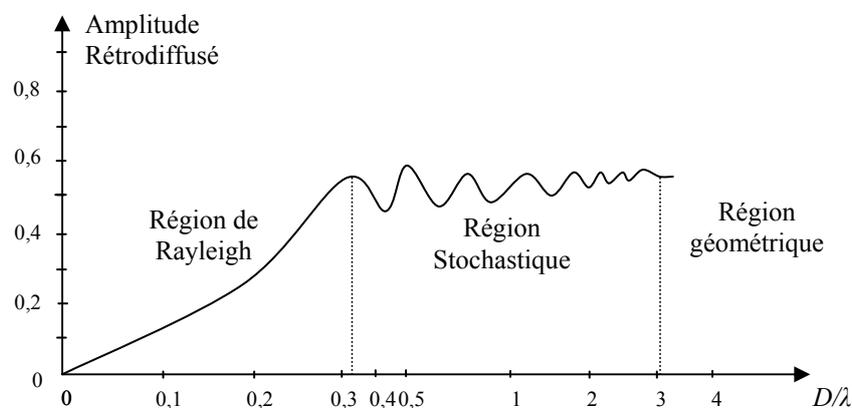


Figure 2.6 : Diffusion des ultrasons en fonction de la taille des grains

2.6.3 Réponse fréquentielle d'un seul diffuseur

Dans la région de Rayleigh, la réponse fréquentielle de l'amplitude de l'onde acoustique (longitudinale) provenant d'un grain de matériau à une distance x illuminée par une onde plane de fréquence ω , peut être approximée par :

$$\sigma(\omega, x) = k \frac{V\omega^2}{x.c_l^2} \quad (2.11)$$

k : constante

c_l : vitesse des ondes longitudinales

V : volume du grain

x : distance entre la sonde et le grain.

2.6.4 Fonction de transfert de l'atténuation des matériaux

L'atténuation d'une onde ultrasonore lors de sa propagation dans un matériau d'épaisseur x , est donnée par:

$$H_{att}(\omega, x) = \exp(-\alpha_s x \omega^4) \quad (2.12)$$

α_s : coefficient d'atténuation du matériau (constante).

2.6.5 Réponse fréquentielle du matériau

En multipliant les facteurs précédents et en introduisant un facteur de retard dû à la propagation de l'onde de la surface au grain et retour, la réponse fréquentielle $H(\omega, x)$ pour un seul grain situé à une distance x , est :

$$H(\omega, x) = k \frac{V\omega^2}{x \cdot c_l^2} \exp(-\alpha_s 2x\omega^4) \exp(-j\omega 2x/c_l) \quad (2.13)$$

si on pose $\beta = kV / c_l^2$

$$H(\omega, x) = \beta \frac{\omega^2}{x} \exp(-\alpha_s 2x\omega^4) \exp(-j\omega 2x/c_l) \quad (2.14)$$

Si l'onde ultrasonore qui se propage à l'intérieur du matériau est du type sphérique, cette expression est multipliée par un facteur $1/x$.

Considérons un matériau de K_{tot} grains distribués aléatoirement dans une épaisseur T centrée à une profondeur x . En négligeant les réflexions multiples, la réponse fréquentielle du matériau devient :

$$H_{\text{mat}}(\omega) = \sum_{k=1}^{K_{\text{tot}}} \beta_k \frac{\omega^2}{x_k} H_{\text{att}}(\omega, 2x_k) \exp(-j\omega 2x_k/c_l) \quad (2.15)$$

Si les positions des grains x_k , $k=1, \dots, K_{\text{tot}}$ sont considérées comme des variables aléatoires alors H_{mat} est une variable aléatoire.

Certains travaux ont montré que comme les propriétés élastiques des grains sont anisotropes et leurs axes cristallographiques sont orientés d'une manière aléatoire alors les constantes élastiques microscopiques du matériau ne sont pas homogènes et aléatoires.

Si on veut décrire la distribution de probabilité de $H(\omega)$, plus de détails doivent être connus, notamment la distribution des tailles des grains, la distribution des positions des grains et la distribution des constantes élastiques. Néanmoins, lors de cette étude la distribution gaussienne est appliquée.

2.6.6 Approximation locale du matériau de la réponse fréquentielle

Lorsque l'épaisseur T de la région du matériau à examiner est petite, chaque x_k peut être remplacé par x la distance au centre de cette région. Avec $\tau_k = 2x_k/c_l$, nous aurons :

$$H_{\text{mat}}(\omega) \approx \frac{\omega^2}{x} H_{\text{att}}(\omega, 2x) \sum_{k=1}^{K_{\text{tot}}} \beta_k \exp(-j\omega \tau_k) \quad (2.16)$$

2.6.7 Génération du bruit

Le bruit utilisé est créé grâce au modèle clutter cité précédemment. Si le traducteur ultrasonore a comme réponse fréquentielle $H_{\text{trans}}(\omega)$, la réponse fréquentielle du système global (traducteur et matériau) peut être exprimée comme:

$$\text{Br}(\omega) = H_{\text{trans}}(\omega) H_{\text{trans}}(\omega) \sum_{k=1}^{K_{\text{tot}}} \beta_k \frac{\omega^2}{X_k} \exp(-\alpha_s 2 x_k \omega^4) \exp(-j \omega 2 x_k / c_l) \quad (2.17)$$

$H_{\text{trans}}(\omega)$ intervient deux fois dans l'expression précédente, ceci est dû à cause de l'utilisation du traducteur ultrasonore en émission puis en réception, nous utilisons la symétrie Gaussienne $H_{\text{trans}}(\omega) = H_{\text{trans}}(-\omega)$.

Ce modèle est conçu pour simuler le bruit de structure engendré par la propagation d'une onde ultrasonore dans un matériau.

Le volume insonifié est délimité par un cône sphérique de dimension (longueur)

$$d_{\text{min}}, d_{\text{min}} + 0.5c_l N / f_s.$$

N : nombre de points ;

f_s : fréquence d'échantillonnage.

$0.5c_l N / f_s$: étant la demi distance recouverte par la durée d'échantillonnage N / f_s .

Ainsi le volume est défini, K_{tot} le nombre de grains est spécifié et la distance entre le traducteur et les centres des grains du matériau est estimée à $[d_{\text{min}}, d_{\text{min}} + 0.5c_l N / f_s]$.

Par ailleurs, la vitesse des ultrasons c_l , le coefficient d'atténuation α_s , et la distribution des coefficients de diffusion β_k doivent être définis.

Quand ces paramètres sont définis, K_{tot} , x_k et β_k sont générés et l'équation du bruit peut être calculée.

Ceci est répété avec plusieurs fréquences angulaires $\omega_n = 2\pi n f_s$, pour $n=0, 1, \dots, N/2$.

Le résultat est transformé dans le domaine temporel par la transformée de Fourier inverse.

Une fois le bruit créé, on ajoute le signal $s(n)$, $n=1, \dots, N$ correspondant au signal causé par un réflecteur idéal à une profondeur $2d_{\text{défaut}}$.

Le signal engendré par la propagation de l'onde ultrasonore dans le matériau sur une distance $2d_{\text{défaut}}$ est exprimé par:

$$S(\omega) = H_{\text{trans}}(\omega) H_{\text{trans}}(\omega) \exp(-\alpha_s 2 d_{\text{défaut}} \omega^4) \exp(-j 2 \omega d_{\text{défaut}} / c_l) \quad (2.18)$$

Le facteur $\exp(-j2\omega d_{\text{défaut}}/c_1)$ correspond au temps de retard $2d_{\text{défaut}}/c_1$ engendré par la propagation de l'onde dans le matériau jusqu'à la position du défaut.

$S(\omega)$ est calculé dans le domaine fréquentiel puis transformé dans le domaine temporel grâce à la transformée de Fourier inverse IFFT.

2.6.8 Résumé de l'algorithme

- 1- Spécifier la fréquence d'échantillonnage f_s , et le nombre d'échantillons N .
- 2- Spécifier les caractéristiques du transducteur ultrasonore : fréquence centrale f_c , Bande passante à -3dB. La fonction de transfert est de forme gaussienne (phase zéro).
- 3- Spécifier le coefficient d'atténuation α_s , la vitesse des ultrasons c_1 , le nombre de diffuseurs, la distance entre le transducteur et les centres des grains du matériau d_{min} , profondeur de réflecteur idéal $d_{\text{défaut}}$.
Cette distance est considérée comme étant dans le champ lointain $d^2/4\lambda$ (λ : longueur d'onde et d : diamètre du transducteur).
 X_k est une variable aléatoire comprise entre $[d_{\text{min}}, d_{\text{min}}+0.5c_1N/f_s]$
Les amplitudes de diffusion β_k sont des variables aléatoires comprises entre 0 et 1.
- 4- Calculer le signal du bruit par l'expression suivante:

$$Br(\omega) = H_{\text{trans}}(\omega) H_{\text{trans}}(\omega) \sum_{k=1}^{K_{\text{tot}}} \beta_k \frac{\omega^2}{X_k} \exp(-\alpha_s X_k \omega^4) \exp(-j \omega 2 X_k / c_1)$$

- 5- Appliquer la FFT inverse
- 6- Calculer le signal du défaut par l'expression suivante:

$$S(\omega) = H_{\text{trans}}(\omega) H_{\text{trans}}(\omega) \exp(-\alpha_s 2 d_{\text{défaut}} \omega^4) \exp(-j 2 \omega d_{\text{défaut}} / c_1)$$

- 7- Appliquer la FFT inverse.
- 8- Normalisation des signaux simulés.
- 9- Ajouter les deux signaux.

2.7 Choix de la fréquence

Les vitesses ultrasonores varient peu en fonction de la fréquence dans le cas des matériaux non dispersifs. Par contre, ce paramètre a une très grande influence sur l'atténuation. L'intérêt de travailler en basses fréquences est établi. Elles pénètrent mieux en profondeur, sont moins affectées par la taille des grains mais en contrepartie, le faisceau est plus divergent donc le volume illuminé est plus grand. D'autre part, la résolution obtenue (taille minimale de défaut détectable) est moins bonne qu'en hautes fréquences. [CHA00]

Il y a donc un compromis à obtenir entre une bonne pénétration et un bon pouvoir de résolution. En général, les contrôleurs préconisent une fréquence de contrôle proche de 2MHz. Toutefois, d'après des études, la conclusion est que le rapport signal sur bruit est meilleur pour une fréquence de 4MHz que pour des fréquences inférieures.

L'utilisation d'un signal amorti (impulsion courte donc spectre large en fréquence) est conseillé pour les matériaux à gros grains. D'une part, la résolution est améliorée car deux défauts proches l'un de l'autre pourront être distingués. D'autre part, le passage du faisceau à travers de tels matériaux provoque une diminution d'amplitude moins importante dans le cas d'une impulsion brève. (figure 2.7).

Toutefois, par la présence de hautes fréquences dans le spectre, la rétrodiffusion est favorisée. De plus, toujours d'après la figure (2.7), la fréquence centrale du spectre est décalée vers les basses fréquences contrairement au cas d'une impulsion large.

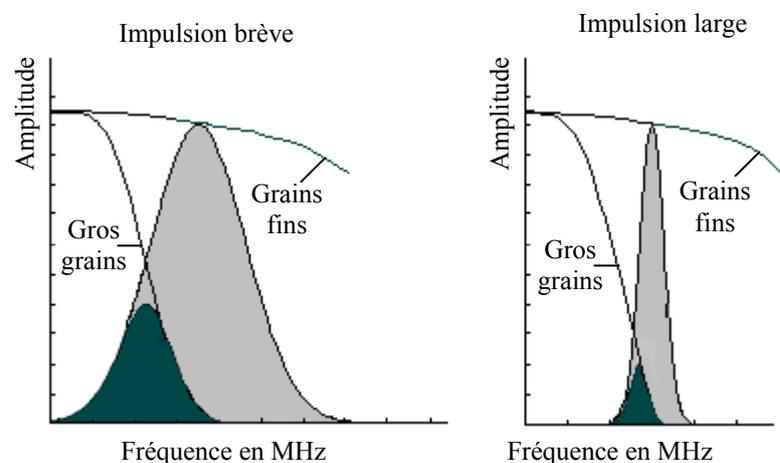


Figure 2.7: Représentation qualitative de l'influence des matériaux à grains fins et à gros grains sur les spectres de fréquence d'impulsions larges et brèves

2.8 Résultats

Dans cette partie, nous appliquons le modèle décrit auparavant afin de simuler un signal ultrasonore contenant un écho de défaut en présence du bruit de structure. Ensuite, nous présenterons des résultats expérimentaux.

2.8.1 Résultat de la simulation

Les paramètres utilisés dans la simulation sont décrits comme suit :

Fréquence d'échantillonnage $f_s = 50\text{MHz}$,

Nombre d'échantillons $N = 1024$,

Caractéristiques du transducteur ultrasonore :

fréquence centrale $f_c = 5.6\text{MHz}$,

bande passante à $-3\text{ dB} = 1.8\text{MHz}$.

La fonction de transfert est de forme gaussienne (phase zéro).

Coefficient d'atténuation $\alpha_s = 10^{-28}$,

Vitesse des ultrasons $c_1 = 6000\text{m/s}$,

Nombre de diffuseurs = 2500,

$d_{\min} = 0.05\text{m}$,

$d_{\text{défaut}} = 0.09\text{m}$.

$\lambda = \text{Vitesse} / \text{Fréquence} = 6000/5 \cdot 10^6 = 0.12\text{cm}$

Cette distance est considérée comme étant dans le champ lointain $d^2/4\lambda$ puisque $\lambda=0.12\text{cm}$, $d=1\text{cm}$ (respectivement la longueur d'onde et diamètre du transducteur).

X_k est une variable aléatoire comprise entre

$$[d_{\min}, d_{\min} + 0.5c_1N/f_s] = [0.05, 0.05 + (0.5 \cdot 6000 \cdot 1024 / 50 \cdot 10^6)] = [0.05, 0.111]$$

Ce qui donne une épaisseur comprise entre 5cm et 11,1cm.

Les amplitudes de diffusion β_k sont des variables aléatoires comprises entre 0 et 1.

La figure (2.8) représente le résultat de calcul de la réponse fréquentielle du bruit modélisé.

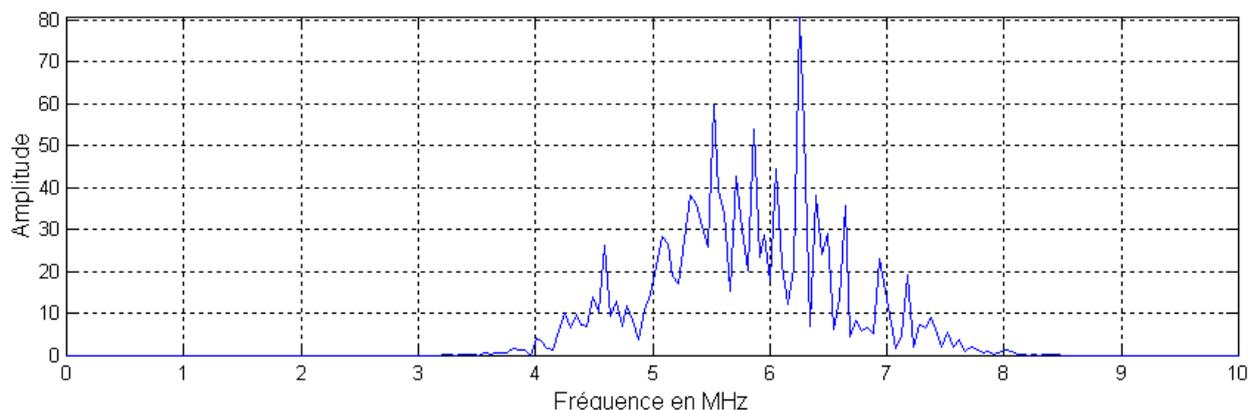


Figure 2.8 : Réponse fréquentielle du bruit modélisé

Après le calcul de la transformée de Fourier inverse, on aura la réponse temporelle du bruit modélisé, illustré par la figure (2.9).

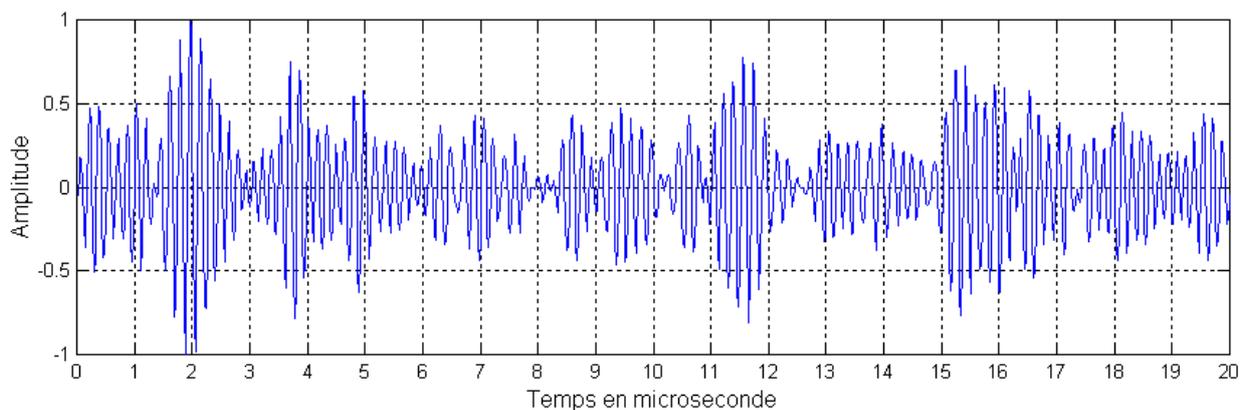


Figure 2.9 : Réponse temporelle du bruit modélisé

La figure (2.10) représente la réponse temporelle d'une cible simulée.

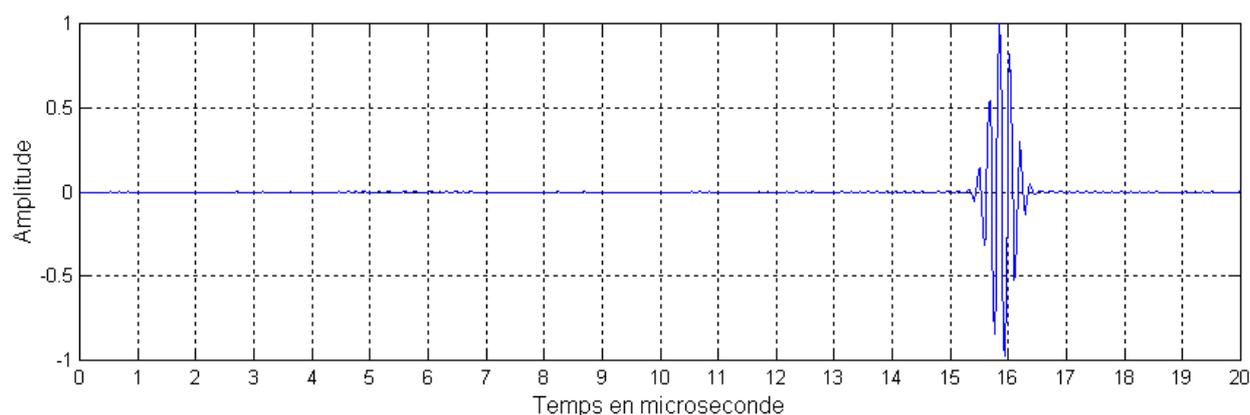


Figure 2.10 : Le signal du défaut modélisé

L'addition des deux signaux c-à-d le signal du bruit modélisé et la cible modélisée, nous donne un signal ultrasonore qui contient un défaut noyé dans le bruit. Les réponses temporelle et fréquentielle de ce signal ultrasonore sont illustrées par la figure (2.11).

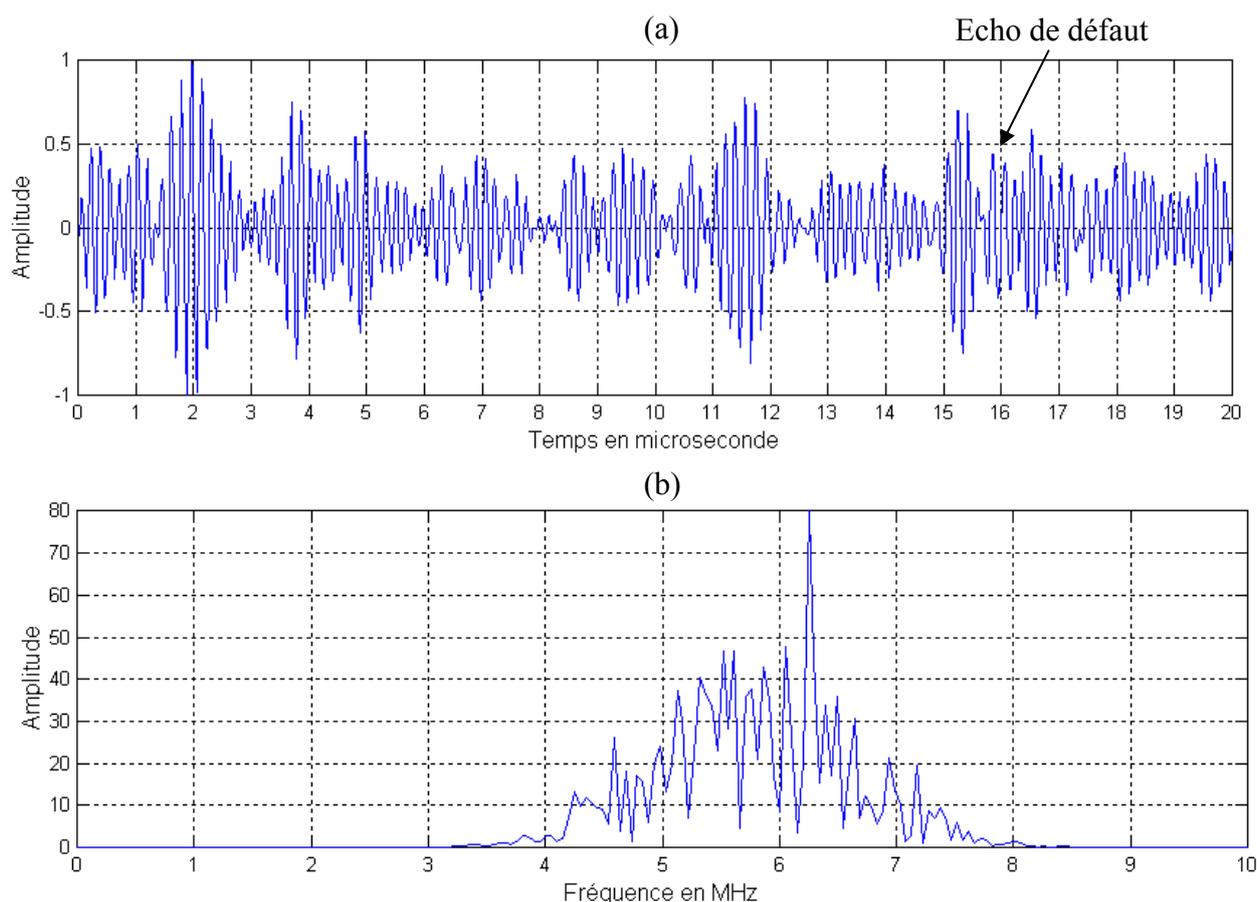


Figure 2.11 : (a) Le signal écho de défaut modélisé bruité avec le bruit modélisé, (b) Spectre de signal

2.8.2 Résultat expérimental

En parallèle au travail de simulation, nous avons mené des expérimentations concernant la mesure du bruit de structure d'un matériau du type Fonte. Ce dernier présente une structure à gros grains donnant une très forte diffusion.

La figure (2.12) montre la réponse temporelle et son spectre fréquentiel d'une acquisition du bruit de structure de cette pièce.

Les caractéristiques de traducteur ultrasonore sont :

- Fréquence centrale $f_c = 5.6$ MHz
- Largeur de bande a $-3\text{dB} = 1.8\text{MHz}$
- Fréquence d'échantillonnage $f_s = 50\text{MHz}$.

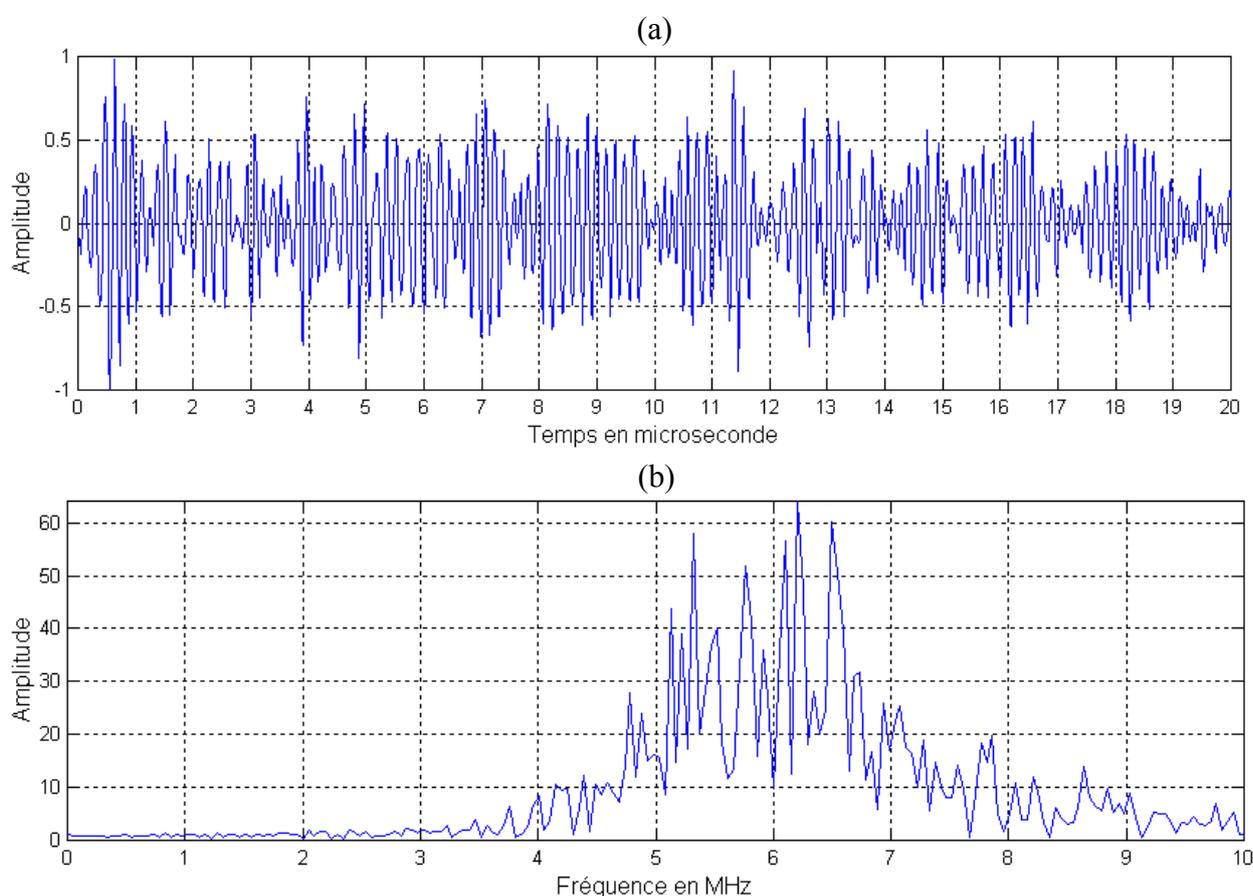


Figure 2.12 : (a) Bruit de structure, (b) Spectre du bruit de structure

Pour comparer entre une cible modélisée et une cible réelle, nous avons réalisé une acquisition sur un échantillon contenant un trou de 1 mm de diamètre. La figure (2.13) montre la réponse temporelle et le spectre fréquentiel de cette acquisition.

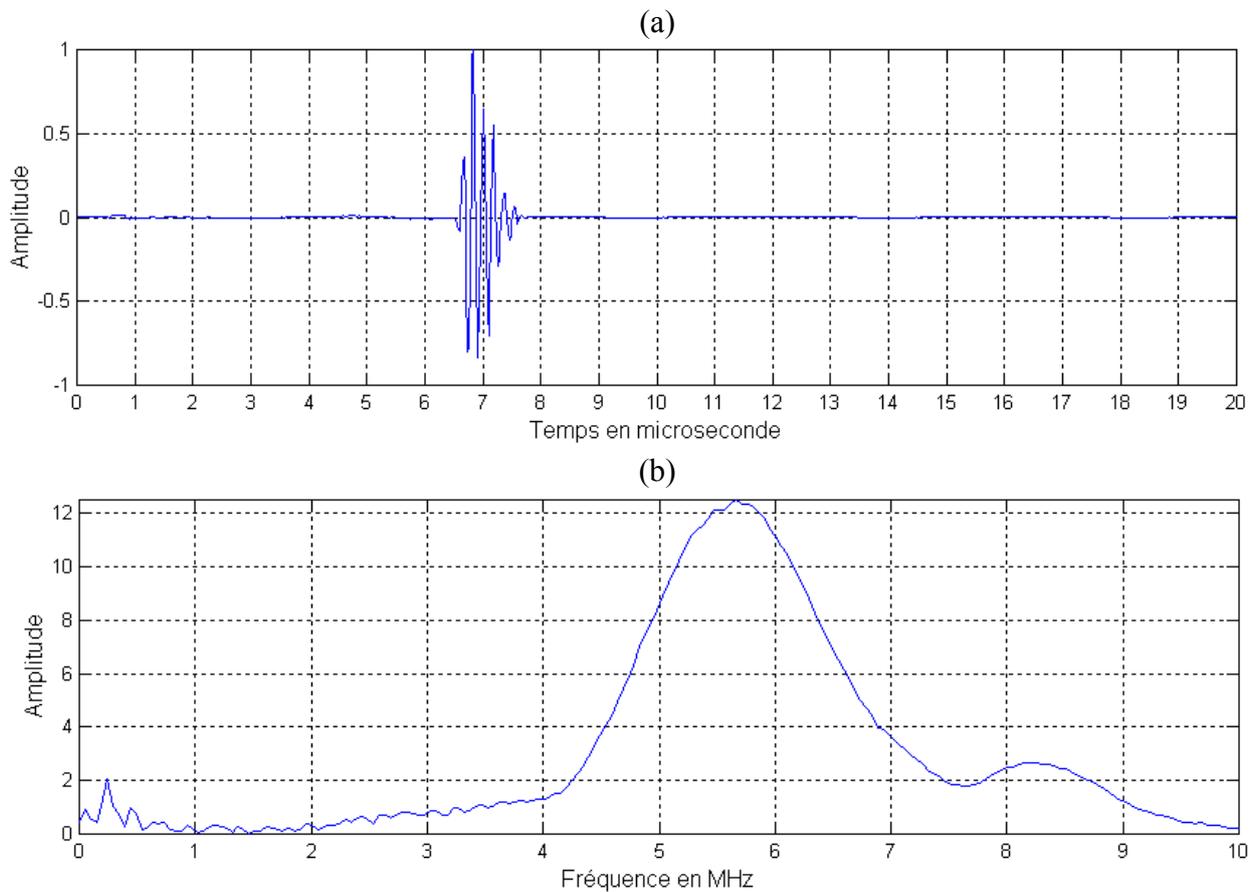


Figure 2.13 : (a) Signal écho du défaut, (b) Spectre fréquentiel du défaut

La somme des signaux donne un signal ultrasonore qui contient un défaut noyé dans le bruit (figure 2.14).

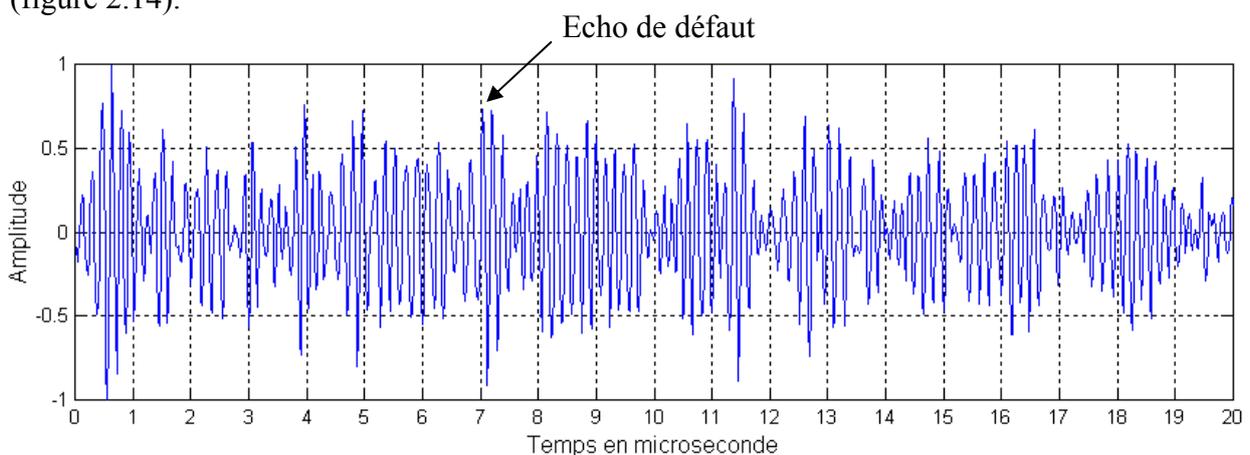


Figure 2.14 : Signal écho du défaut bruité additionné au bruit de structure

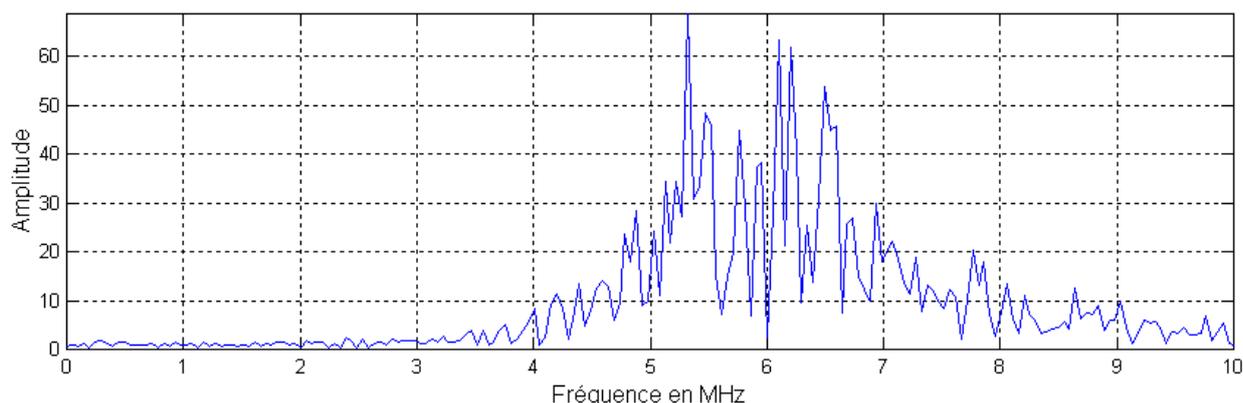


Figure 2.15 : Spectre du Signal écho du défaut additionné au bruit de structure

A la lumière des résultats obtenus illustrés par les figures (2.11) et (2.14), nous estimons que les signaux simulés et expérimentaux se concordent par des spectres semblables. Du point de vu qualitatif, les spectres présentent la même forme. Pour pouvoir comparer quantitativement les deux spectres, nous avons implémenté un algorithme de lissage décrit dans le paragraphe suivant.

Ceci permet d'évaluer la fréquence centrale et la largeur de bande des deux signaux obtenus.

2.9 Algorithme de lissage

Une opération de lissage de spectre d'un signal peut être obtenue par exemple en mesurant plusieurs signaux et en faisant la moyenne sur les spectres de puissance correspondants. Bien que la moyenne soit une méthode efficace, mais elle est limitée par les propriétés de corrélation des mesures multiples. Donc, on a besoin d'une méthode alternative qui est capable de lisser notre signal ultrasonore, l'algorithme de lissage basé sur le filtrage du cepstre est illustré par la figure (2.16). [SAN89]

L'opérateur logarithme est employé pour convertir l'opération de multiplication entre l'amplitude et la somme aléatoire provoquée par la dispersion des grains (équation 2.17), en une opération d'addition (figure 2.17.b). La transformée de Fourier inverse de la figure (2.17.b) nous donne l'amplitude du cepstre du signal de grain (figure 2.18.a). L'amplitude du cepstre de l'onde a généralement une largeur de temps qui est plus étroite que les limites résultant par la dispersion de grain. Par conséquent, quand une fenêtre à bande passante courte (short pass lifter) de la durée équivalente à la durée d'écho est appliquée à l'amplitude du cepstre du signal de grain, l'amplitude du cepstre de l'onde peut être récupérée. En fin, on applique la transformée de Fourier sur l'amplitude du cepstre de l'onde suivie d'une opération d'exponentielle, aura un spectre lissé comme le montre la figure (2.18.b).

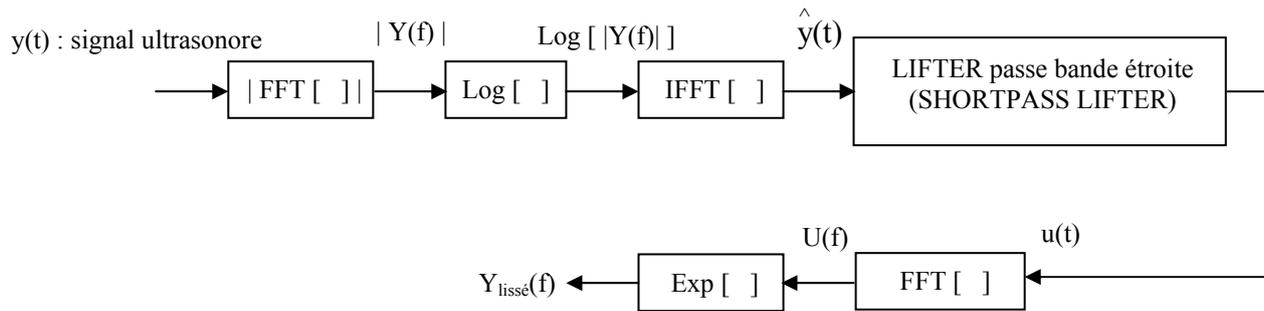


Figure 2.16 : Algorithme de lissage

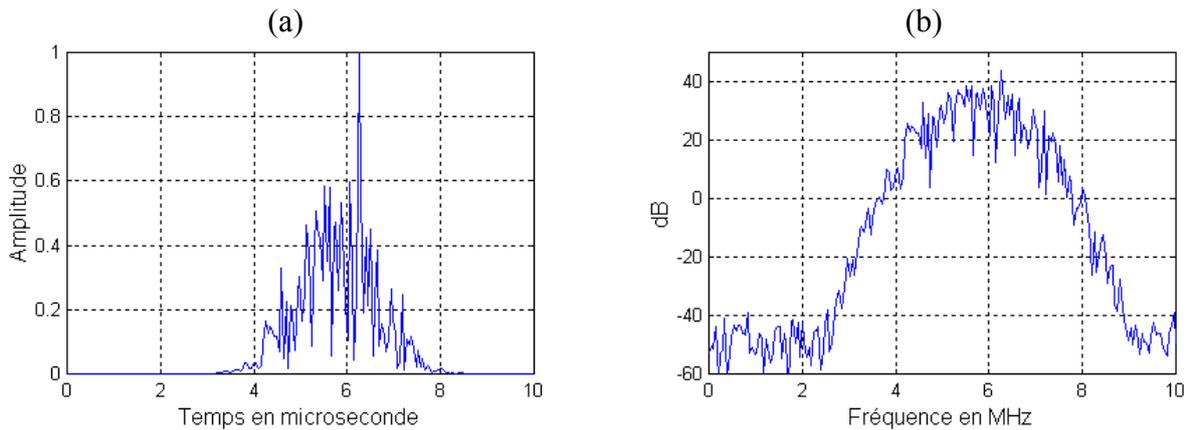


Figure 2.17 : (a) Amplitude du spectre du signal, (b) Logarithme d'amplitude du spectre du signal

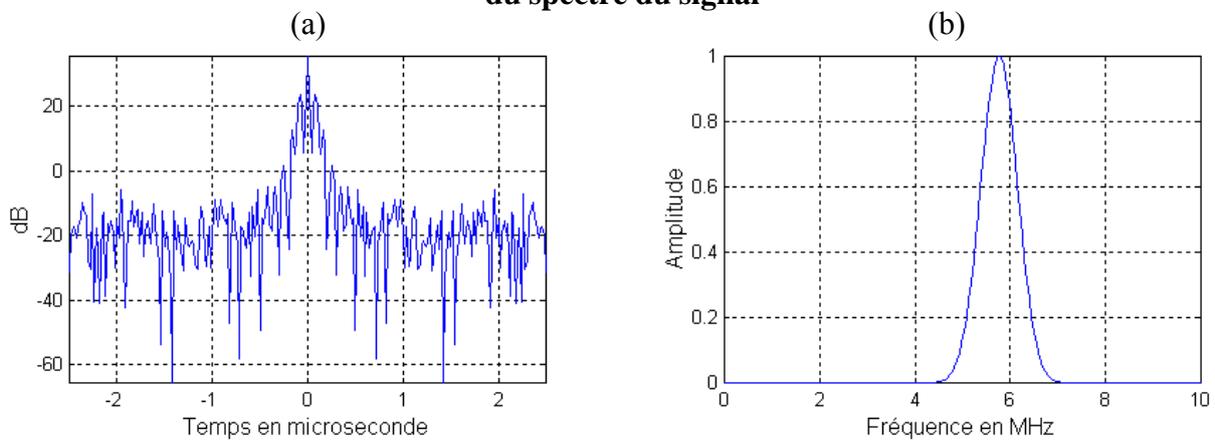


Figure 2.18 : (a) Amplitude de cepstre du signal, (b) Spectre du signal à la sortie de l'algorithme

Le calcul du centre de fréquence est effectué par l'équation (2.19) :

$$f_c = \frac{\left(\frac{\sum_{\Delta f} f |Y(f)_{\text{lissé}}|^2}{\sum_{\Delta f} |Y(f)_{\text{lissé}}|^2} \right)}{N} * f_s \quad (2.19)$$

Avec Δf est la gamme de fréquence où le rapport signal sur bruit (SNR) est élevé.

2.9.1 Application de l'algorithme

En premier lieu, nous appliquons l'algorithme sur les deux types de bruits, ensuite nous l'appliquons sur les deux types de cibles bruitées

1. Application de l'algorithme sur le bruit modélisé illustré par la figure (2.8) afin de permettre l'estimation de la fréquence centrale f_c . (figure 2.19)

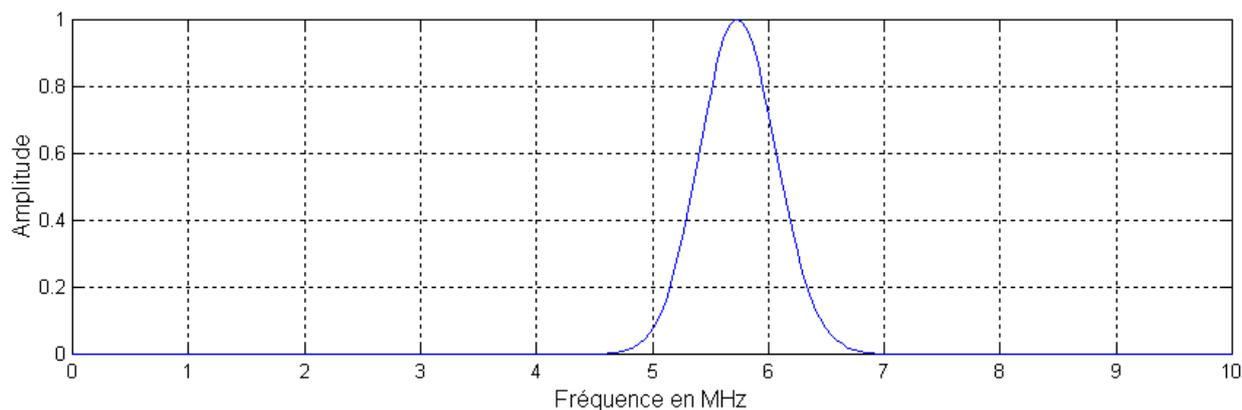


Figure 2.19: Application de l'algorithme sur le bruit modélisé

La fréquence centrale est calculée par l'équation (2.19), nous obtenons $f_c = 5.78\text{MHz}$.

2. Application de l'algorithme sur le bruit expérimental illustré par la figure (2.12) dans le but d'estimer sa fréquence centrale f_c . (figure 2.20)

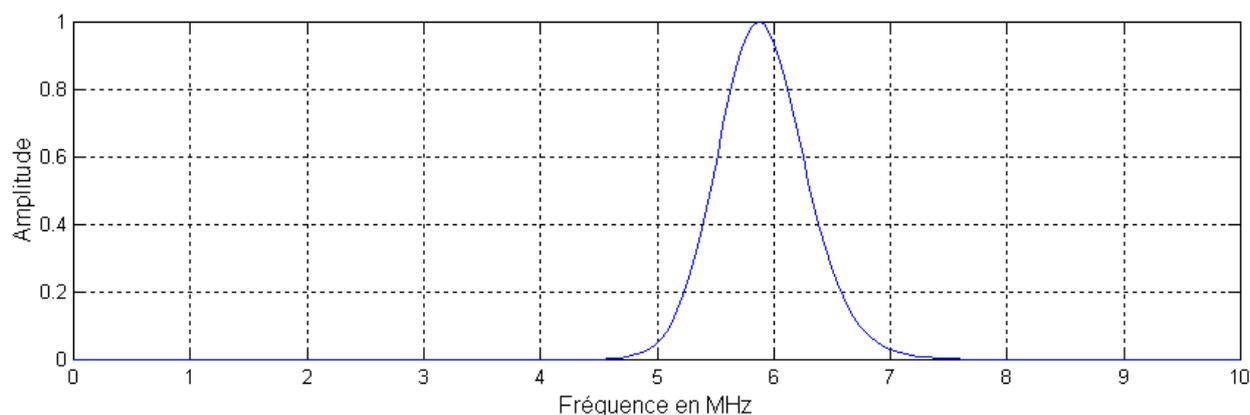


Figure 2.20 : Application de l'algorithme sur le bruit expérimental

La fréquence centrale a été calculée par l'équation (2.19), nous obtenons $f_c = 5.92\text{ MHz}$.

3. Application de l'algorithme sur le signal cible bruité illustré dans la figure (2.11), le résultat est décrit par la figure (2.21).

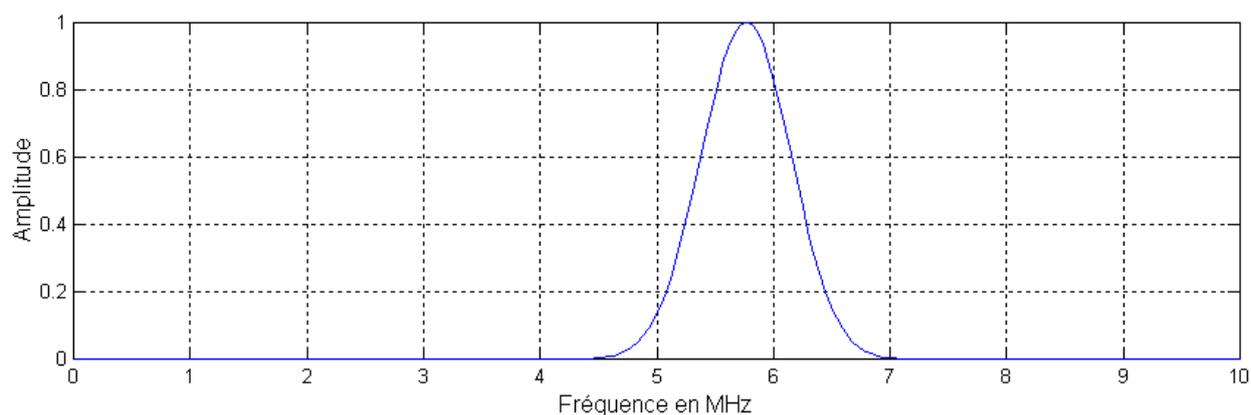


Figure 2.21 : Application de l'algorithme sur le signal de la figure 2.11 (défaut noyé dans le bruit modélisé)

La fréquence centrale a été calculée par l'équation (2.19), nous obtenons $f_c = 5.81$ MHz.

4. Application de l'algorithme sur le signal cible + bruit de structure expérimental.

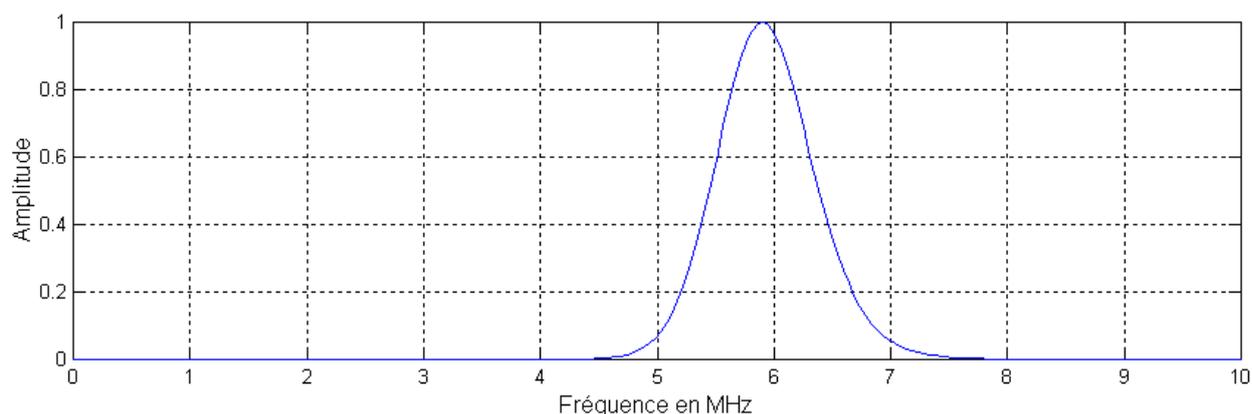


Figure 2.22 : Application de l'algorithme sur le signal défaut noyé dans le bruit de structure

La fréquence centrale est $f_c = 5.95$ MHz.

α_s	f_c (cible) en Mhz	f_c (bruit) en Mhz	f_c (cible + bruit) en Mhz
10^{-9}	2,68	3,65	3,4
10^{-10}	4,65	5,13	5
10^{-11}	5,5	5,75	5,7
10^{-12}	5,4	6	6
10^{-15}	5,35	5,95	5,95
10^{-20}	5,4	5,8	5,8
10^{-28}	5,36	5,85	5,9

Tableau 2.2 : Fréquence centrale de la cible et du bruit en fonction du coefficient d'atténuation α_s

Pour un transducteur ultrasonore donné, de fréquence centrale égale à 5,6Mhz, nous avons procédé à une simulation permettant le calcul des fréquences centrales de la cible, du bruit et du bruit + cible, en faisant varier la valeur de α_s qui est un paramètre propre au matériau.

Le tableau (2.2) décrit les résultats de cette simulation. Nous constatons le décalage des différentes fréquences centrales par rapport à la fréquence du transducteur. Nous constatons aussi le décalage vers les hautes fréquences de $f_c(\text{bruit})$ par rapport à $f_c(\text{cible})$. Il faut noter que la valeur de 10^{-28} a été adoptée comme valeur de α_s pour tous les essais qui seront effectués dans les chapitres suivants

2.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le signal ultrasonore, commençant par son spectre, les lois de propagation, les deux classes fondamentales d'ondes, à savoir les ondes longitudinales et les ondes transversales. Ensuite, nous avons exposé le problème d'Atténuation des ondes ultrasonores qui est due principalement à deux phénomènes, l'absorption et la diffusion.

Nous avons appliqué un modèle pour simuler le bruit de structure des matériaux. Nous avons élaboré des simulations par cet algorithme pour générer un bruit de structure et le comparer avec le bruit de structure réel de certains matériaux.

Nous avons aussi utilisé un modèle pour simuler les signaux des défauts et faire la comparaison avec des défauts réels.

Dans les deux prochains chapitres, nous utiliserons ces deux signaux pour expérimenter la robustesse des algorithmes développés et implémentés.

Chapitre 3

Détection d'une seule cible

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous étudions et implémentons le filtre de Wiener estimé par les deux techniques à savoir la technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile et la technique de l'écart type avec fenêtre mobile. La technique "Split Spectrum Processing" et les algorithmes non-linéaires utilisés à la sortie de la SSP, et ensuite nous les appliquons à des signaux ultrasonores.

3.2 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener répond à un problème qui est supposé un processus aléatoire $\{y(t) : -\infty < t < \infty\}$, on représente le signal reçu $y(t)$ comme étant constitué par le signal cible $s(t)$ plus le bruit $br(t)$.

$$y(t) = s(t) + br(t) \quad (3.1)$$

$s(t)$ et $br(t)$ étant supposés non corrélés et de moyenne égale à zéro. Les termes signal plus bruit correspondent à un processus aléatoire stationnaire. Si nous estimons $s(t)$ par filtrage de $y(t)$ avec la fonction de transfert de système invariant dans le temps $H(f)$, alors l'erreur moyenne carré doit être donc :

$$\varepsilon = \int_{-\infty}^{\infty} |1 - H(f)|^2 S(f) df + \int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 Br(f) df \quad (3.2)$$

Avec

$S(f)$: densité spectrale du signal cible;

$Br(f)$: densité spectrale du bruit.

Dans le cas du filtre de Wiener classique, l'erreur ε est minimisée par la fonction de transfert $H(f)$ pour $S(f)$ et $Br(f)$ constants. Si on ignore la causalité, la solution de ce problème devient :

$$H(f) = \frac{S(f)}{S(f) + Br(f)} \quad (3.3)$$

Ce rapport a un gain élevé si le rapport signal sur bruit (Signal Noise Ratio (SNR)) est grand, et un gain petit dans le cas où ce rapport est petit. Pour les fréquences et les valeurs intermédiaires de SNR, on aura distorsion du signal. Quand le spectre du signal et du bruit possèdent des régions de fréquence différentes, le filtre de Wiener se réduit à un filtre passe bande idéal.

Bien que le filtre de Wiener a une représentation mathématique simple, les fonctions des densités spectrales du signal et du bruit ne sont pas généralement connues et ne peuvent pas être déterminées par des techniques classiques d'estimation des spectres. Sans connaissance exacte des deux fonctions de densité spectrale, le filtre de Wiener devient inefficace. [LI88]

3.2.1 Principe de la méthode

Dans le cas général, il est très difficile d'estimer la densité spectrale du signal et du bruit se basant sur le signal temporel reçu (c-a-d signal plus bruit). Cependant pour le problème de détection de cible, il est possible d'estimer le SNR dans le domaine fréquentiel en utilisant le retard de groupe statistique. Le retard de groupe peut être défini comme [LI90] [LI92] [LI93] :

$$\Delta T(f) = - \frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(f)}{df} \quad (3.4)$$

Avec

$\Phi(f)$: la phase de signal.

La cible peut être modélisée comme :

$$s(t) = -A f(t-T_0) \quad (3.5)$$

Où A et T_0 sont des constantes et correspondent respectivement à l'amplitude et la phase.

La transformée de Fourier du signal cible peut être obtenue par l'expression :

$$S(f) = -A F(f) \exp(-j 2 \pi f T_0) \quad (3.6)$$

Si $f(t)$ est considérée comme une fonction paire, $F(f)$ est alors réelle et à phase linéaire.

Le retard de groupe du signal cible, calculé par l'équation (3.4), est constant.

$$\Delta T_s(f) = T_0 \quad (3.7)$$

Le bruit est un processus aléatoire et peut être modélisé dans le domaine fréquentiel comme :

$$Br(f) = |B(f)| \exp(-j 2 \pi u(f)) \quad (3.8)$$

Où $|B(f)|$ et $u(f)$ sont des variables aléatoires correspondant respectivement aux spectres d'amplitude et de phase. Le spectre de phase $u(f)$ peut être associé à la fonction de densité de probabilité de la loi uniforme dans l'intervalle $[-\pi, \pi]$. En plus, le spectre de phase $u(f)$ doit être non corrélé pour les différentes composantes fréquentielles. Donc, le retard de groupe du bruit est une variable aléatoire, sachant que le retard de groupe de la cible est constant. [LI89a]

Le spectre du signal temporel $y(t)$ peut être représenté par :

$$Y(f) = A F(f) \exp(-j 2 \pi f T_0) + |B(f)| \exp(-j 2 \pi u(f)) \quad (3.9)$$

Le retard de groupe de $y(t)$ devient :

$$\Delta T(f) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{df} \left\{ \tan^{-1} \left[\frac{\frac{AF(f)}{|B(f)|} \sin(2\pi f T_0) + \sin(2\pi f u(f))}{\frac{AF(f)}{|B(f)|} \cos(2\pi f T_0) + \cos(2\pi f u(f))} \right] \right\} \quad (3.10)$$

L'équation (3.10) décrit les caractéristiques du retard de groupe du signal reçu. La fonction $AF(f)/|B(f)|$ est le rapport signal sur bruit.

Il est clair que si

$$\begin{aligned} AF(f) / |B(f)| \gg 1 & \quad \text{il résulte un retard de groupe constant } T_0, \\ AF(f) / |B(f)| \ll 1 & \quad \text{il aura un retard de groupe aléatoire.} \end{aligned}$$

Donc, le SNR du signal temporel reçu dans certaines fréquences, peut être estimé en se basant sur l'aspect aléatoire du retard de groupe.

3.2.2 Estimation du retard de groupe statistique

On utilise le spectre de phase pour calculer le retard de groupe. Le signal cible donne un retard de groupe constant dans l'intervalle de la fréquence de travail. Plusieurs techniques spectrales ont été développées pour l'estimation du retard de groupe statistique sans altérer les caractéristiques du retard de groupe du signal cible.

Le retard de groupe discret peut être calculé par :

$$\Delta T(k) = - \frac{N}{2\pi} [\phi(k+1) - \phi(k)] \quad (3.11)$$

Avec :

- $\Phi(k)$: est la composante de phase de la transformée de Fourier ;
- k : est l'indice de fréquence ;
- N : est le nombre total de points.

Afin de réduire au minimum l'effet de bord, on applique une fenêtre de Hamming sur le signal temporel reçu. On applique aussi, la technique de démodulation de la phase "phase unwrapping" pour éviter la discontinuité dans le retard de groupe. **[LI93]**

Dans ce qui suit, nous développons deux techniques basées sur le calcul du retard de groupe statistique afin d'estimer le domaine fréquentiel où le rapport signal sur bruit est élevé:

1. Technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile "Group delay moving autocorrelation";
2. Technique de l'écart type avec fenêtre mobile "Group delay moving standard deviation".

Dans chaque cas, le retard de groupe statistique est calculé avec une fenêtre mobile de taille M et de centre de fréquence k . La taille de la fenêtre est généralement choisie petite par rapport à la taille des données, et assure un compromis entre la résolution et l'erreur estimée. La fréquence d'incrémentement de la fenêtre est généralement choisie à 1, et assure un bon compromis entre la résolution et l'efficacité du calcul.

3.2.2.1 Technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile

La technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile peut être obtenue par les procédures suivantes [LI89a]:

- 1) Calculer la fonction d'autocorrection du retard de groupe à l'intérieur de la fenêtre mobile ayant pour centre de fréquence k et de largeur de bande M , on utilise la formule suivante:

$$\hat{R}_k(m) = \frac{1}{M-m} \sum_{n=k}^{M-m+k-1} \Delta T(n+m) \Delta T(n). \quad (3.12)$$

- 2) Incrémenter le centre de la fréquence k par i et répéter l'étape 1 jusqu'à l'obtention de la fonction d'autocorrélation de retard de groupe à la fréquence centrale $k+i$.
- 3) Répéter l'étape 2 jusqu'à ce que la bande de la fréquence désirée soit recouverte.

Le résultat de la technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile forme des surfaces avec l'indice de fréquence k et le décalage de corrélation m . Clairement, cette fonction possède une valeur de fréquence constante dans l'intervalle de fréquence du signal cible et variable ailleurs.

3.2.2.2 Technique de l'écart type avec fenêtre mobile

L'aspect aléatoire du retard de groupe dans quelques fréquences peut être aussi évalué par le calcul de la technique d'écart type avec fenêtre mobile. Puisque le retard de groupe du signal cible est constant, l'écart type correspondant est égal à zéro (ou très petit), par contre l'écart type de bruit est élevé. Donc, il existe une relation inverse entre le domaine fréquentiel du SNR et la technique de l'écart type avec fenêtre mobile. Cette technique peut être obtenue par :

- 1) Calculer l'écart type σ du retard de groupe dans la fenêtre mobile de fréquence centrale k et de largeur de bande M , par :

$$\sigma_k = \sqrt{\left[\frac{1}{M-1} \sum_{m=k}^{M+k} \{ \Delta T(m) - \overline{\Delta T}_k \}^2 \right]} \quad (3.13)$$

Avec : $\overline{\Delta T}$ est la moyenne donnée par :

$$\overline{\Delta T}_k = \frac{1}{M} \sum_{m=k}^{M+k} \Delta T(m) \quad (3.14)$$

- 2) Incrémenter le centre de la fréquence k par i et répéter l'étape 1 jusqu'à la fréquence $k+i$ pour la moyenne et l'écart type du retard de groupe.
- 3) Répéter l'étape 2 jusqu'à ce que la fréquence désirée soit recouverte.

Le résultat de la technique de l'écart type avec fenêtre mobile est une fonction à une dimension fonction de l'indice de fréquence k .

3.2.3 Application du filtre de Wiener

Pour évaluer les techniques proposées, le rapport signal sur bruit normalisé (SNR) du signal temporel $y(n)$ a été défini comme étant:

$$\text{SNR} = \frac{\sum_{k=T-P/2}^{T+P/2} y^2(k)}{\sum_{n=0}^{N-1} y^2(n)} \quad (3.15)$$

Avec :

T : la position de la cible ;

P : la largeur d'impulsion de la cible qui est inversement liée à la largeur de bande.

Afin d'appliquer le filtre de Wiener, nous avons utilisé les signaux simulés et expérimentaux obtenus dans le chapitre précédent. Les données de simulation sont les suivantes :

- le nombre d'échantillons $N = 1024$;
- la position de la cible $T_0 = 6.2$ microsecondes ;
- le centre de la fréquence $f_0 = 4.6$ MHz ;
- la largeur de bande à -3dB est $1,8\text{MHz}$.

Le signal temporel reçu (cible + bruit) est illustré par la figure (3.1), il est à noter que la cible est complétement masquée par le bruit avec $\text{SNR} = 0,18$. Puisque les spectres du signal cible et du bruit sont connus, la fonction de transfert de filtre de Wiener peut être obtenue par l'équation (3.3).

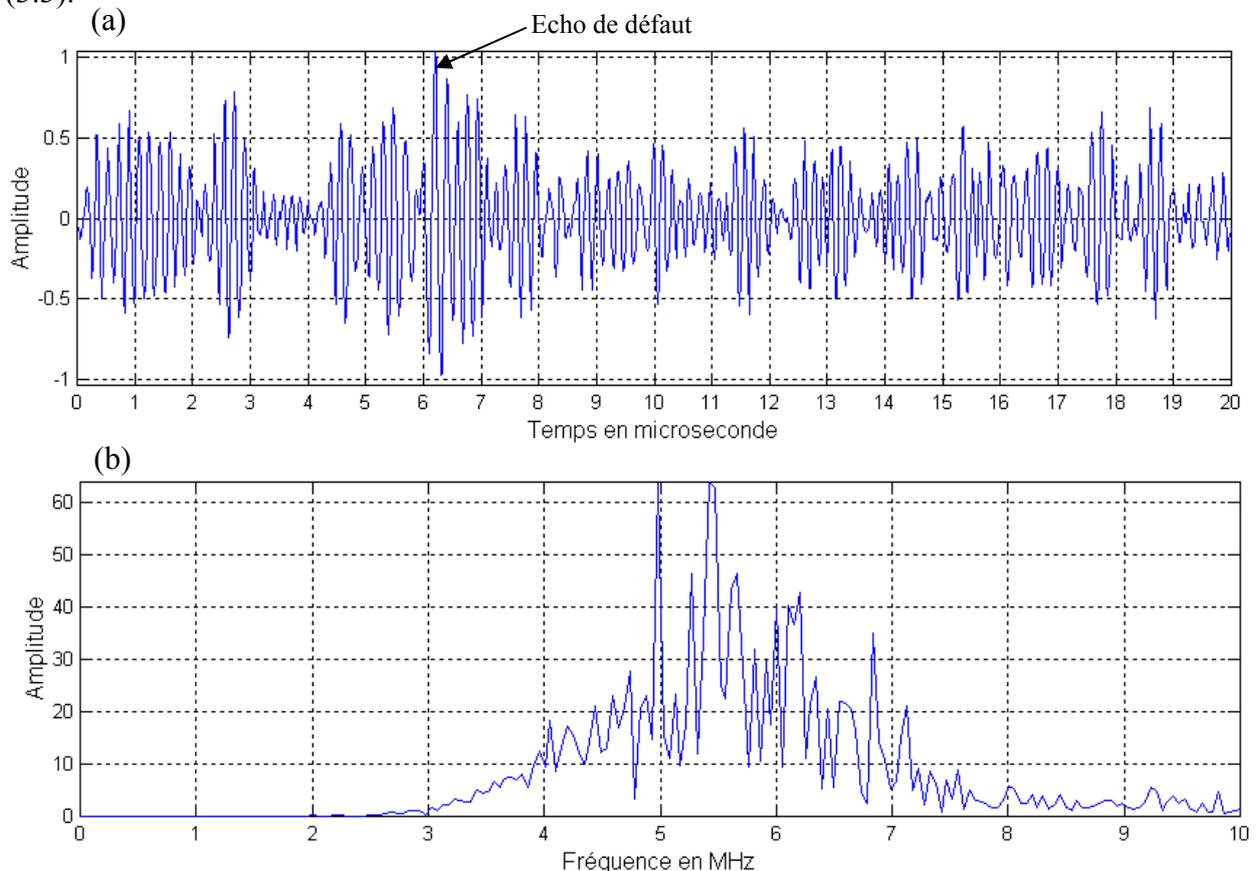


Figure 3.1 : (a) Signal écho de défaut bruité à 100%, (b) Spectre fréquentiel

La figure (3.2) montre la fonction de transfert de filtre de Wiener et la figure (3.3) montre la sortie correspondante. Nous constatons une amélioration du rapport signal sur bruit, $SNR=0,53$.

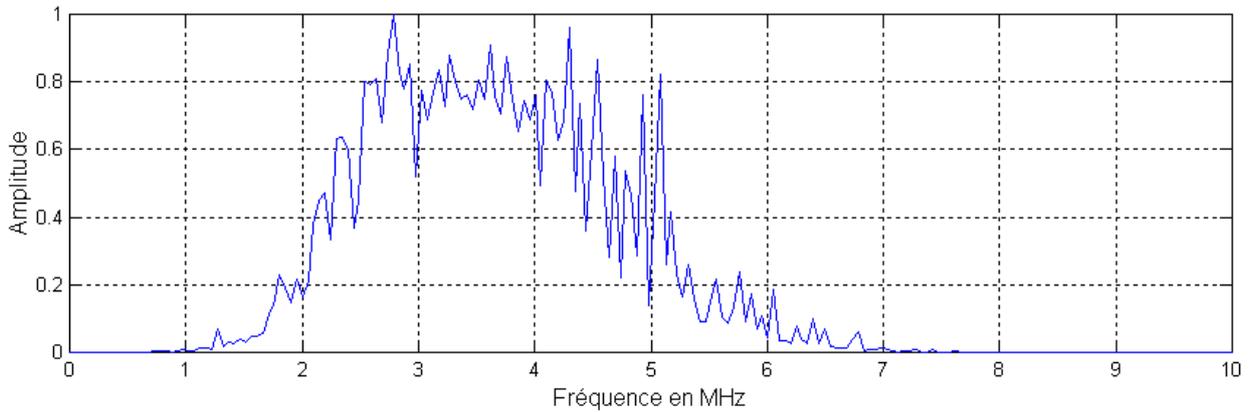


Figure 3.2 : Réponse fréquentielle du filtre de Wiener

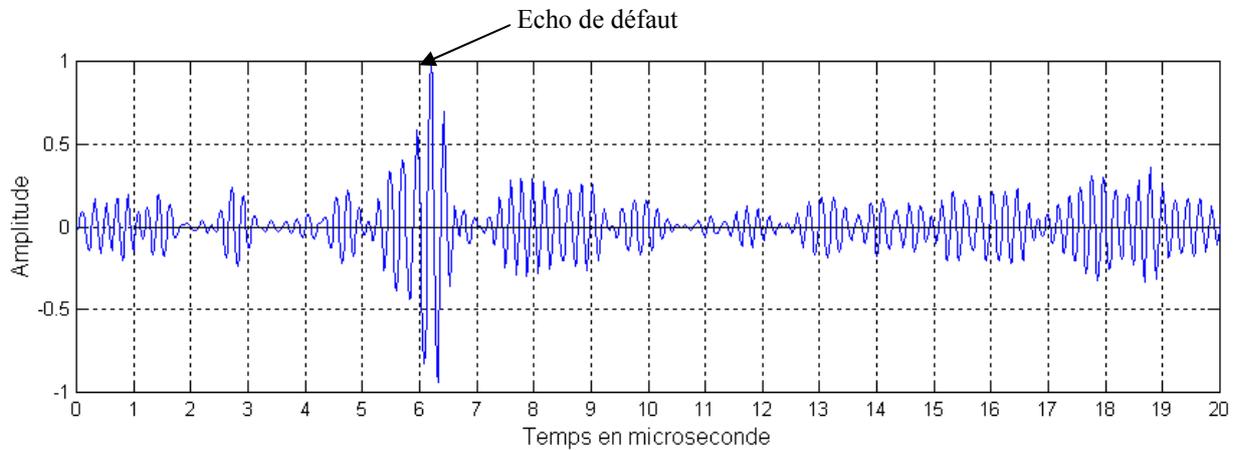


Figure 3.3 : Signal filtré par le filtre de Wiener

Maintenant, nous supposons que le signal temporel représenté par la figure (3.1) est la seule information disponible. Grâce à l'équation (3.11), nous calculons le retard de groupe du signal temporel reçu avec l'application de la fenêtre de Hamming et la technique de démodulation de la phase, le résultat est illustré par la figure (3.4). Il est à constater que le retard de groupe est caractérisé par de petites variations dans la gamme de fréquence entre 3MHz-5MHz, ce qui correspond à la bande de fréquences où le SNR est élevé.

La gamme de fréquence
qui a des petites variations

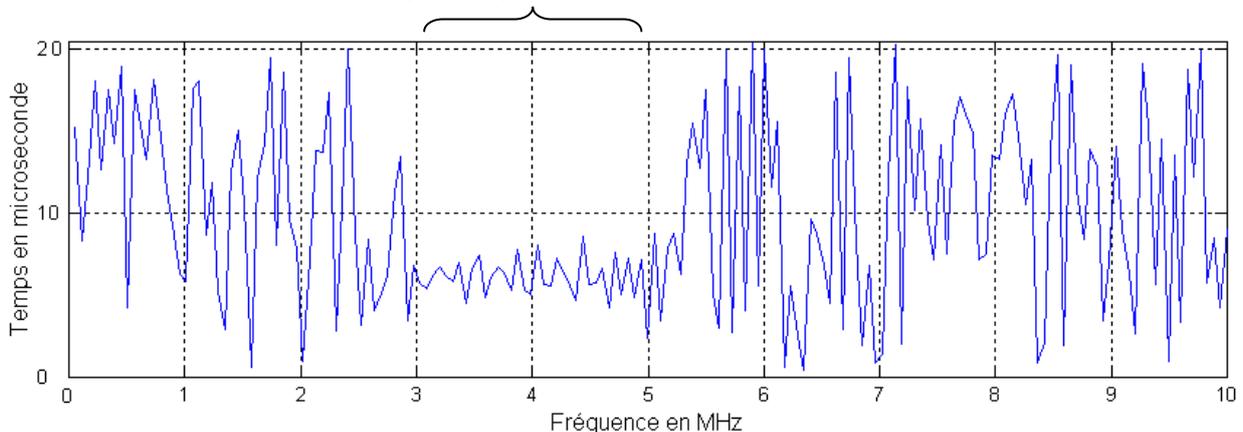


Figure 3.4 : Retard de groupe statistique

A travers le résultat obtenu par le retard de groupe (figure 3.4), nous procédons à l'estimation de la bande de fréquence par les deux algorithmes déjà cités.

3.2.3.1 Résultat obtenu par l'autocorrélation avec fenêtre mobile

Afin d'appliquer la technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile, nous utilisons les paramètres de traitement suivants :

- Incrément de fréquence $i=10$;
- Largeur de la fenêtre mobile $M=32$.

Le résultat obtenu par cet algorithme est une image formée de contours. Dans la figure (3.5), nous constatons que l'image obtenue, est constituée de lignes formant des contours, sauf dans la gamme de fréquence 3MHz-5MHz . L'exploitation de cette image permet de déterminer la bande de fréquence dans laquelle le rapport signal sur bruit est élevé.

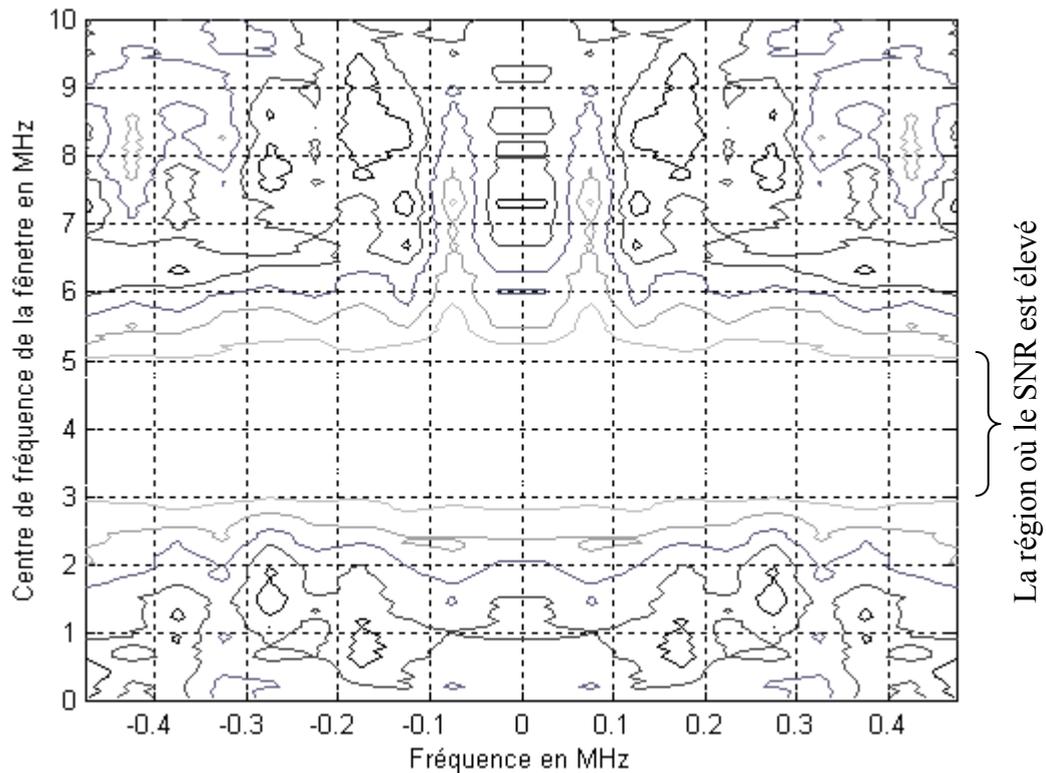


Figure 3.5 : La technique de l'autocorrélation

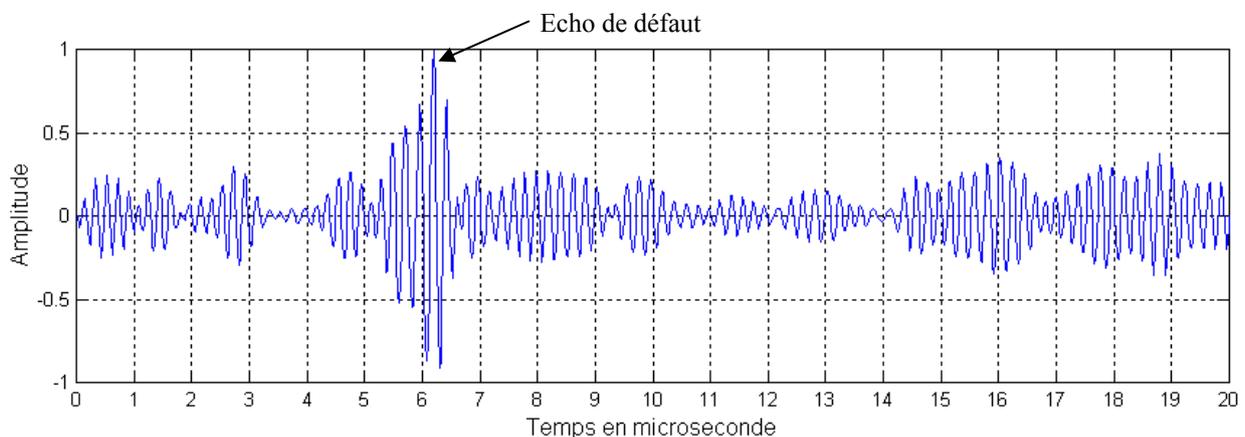


Figure 3.6 : Sortie du filtre de Wiener estimée par la technique d'autocorrélation

La figure (3.6) montre le résultat de cette approximation obtenue par la technique d'autocorrélation avec fenêtre mobile. Basant sur l'équation (3.15), la technique d'autocorrélation avec fenêtre mobile donne un $SNR=0,41$.

3.2.3.2 Résultat obtenu par l'écart type avec fenêtre mobile

Afin d'appliquer la technique de l'écart type, nous utilisons les paramètres de traitement suivants: $i=1$, $M=32$. La courbe résultante est illustrée par la figure (3.7).

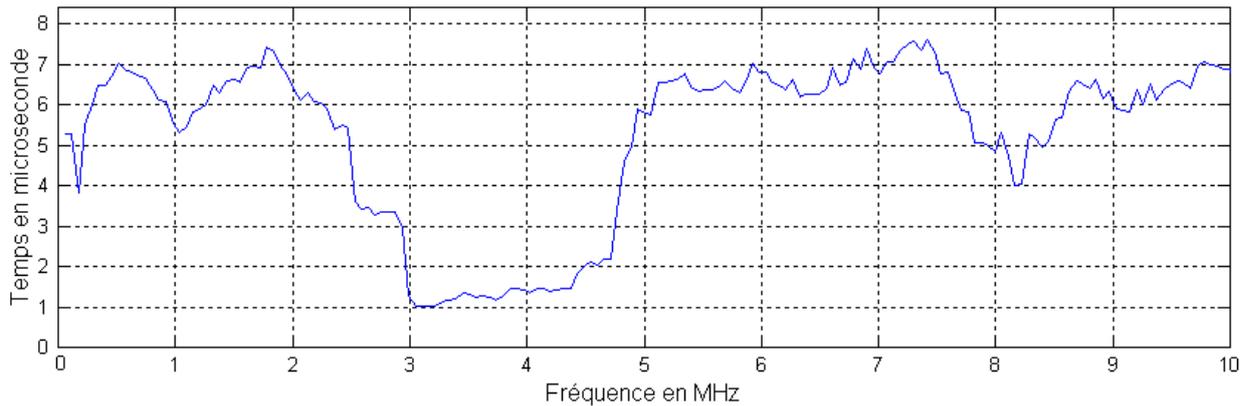


Figure 3.7 : La technique de l'écart type

En se basant sur la théorie du filtre de Wiener, les valeurs de la fonction de transfert sont fixées à zéro pour des fréquences où le rapport signal sur bruit chute en deçà d'un seuil désiré. Dans cette étude, nous avons fixé le seuil du SNR à 20% du minimum d'amplitude de la courbe donnée par l'écart type.

La fonction de transfert du filtre de Wiener peut être ainsi approximée par la valeur absolue des résultats obtenus par la technique d'écart type avec fenêtre mobile. La figure (3.8) montre le résultat de cette approximation obtenu par la technique d'écart type avec fenêtre mobile. Basant sur l'équation (3.15), la technique d'écart type avec fenêtre mobile donne, dans cet exemple, un $SNR=0,44$.

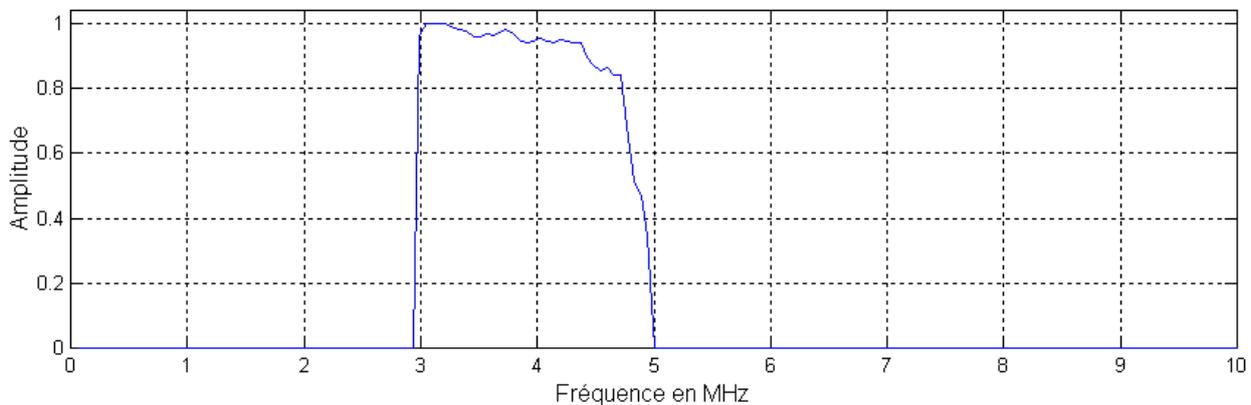


Figure 3.8 : Filtre de Wiener estimé par la technique d'écart type

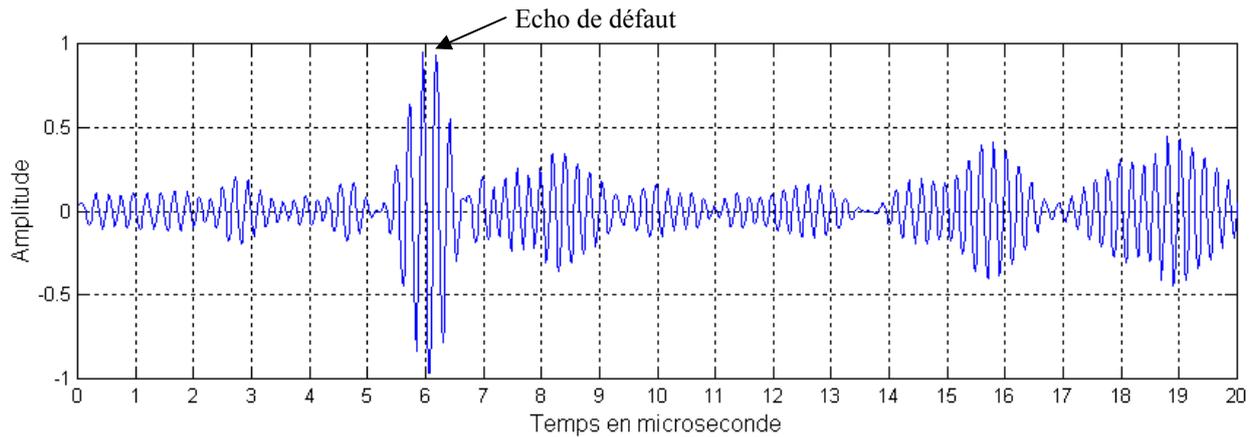


Figure 3.9 : Sortie du filtre de Wiener estimée par la technique d'écart type

Afin de quantifier les rapports signal sur bruit, nous dressons dans le tableau (3.1), les valeurs des gains en dB en fonction du taux de bruit injecté au signal utile.

Bruit en %	Signal d'entrée en dB	Filtre de Wiener en dB	Technique d'écart type en dB	Technique d'autocorrélation en dB
30	5.3	7.9	6.7	6.6
40	4.1	7.1	6.3	5.7
50	3.2	6.4	5.1	4.9
60	2.4	5.9	4.4	4.3
70	1.7	5.5	3.9	3.7
80	1.2	5.1	3.5	3.1
90	0.69	4.8	3.1	2.7
100	0.26	4.5	2.1	2.2

Tableau 3.1: Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté.

A travers les résultats obtenus résumés dans le tableau (3.1), nous constatons que les trois algorithmes implémentés permettent d'obtenir des gains de l'ordre de 7 dB pour un pourcentage de bruit de 30%. En contrôle ultrasonore, ce gain peut être d'une grande aide dans la détection des défauts.

Quand le niveau du bruit atteint 100% de l'amplitude du signal utile, nous constatons que le gain obtenu est compris entre 2 et 3dB. Nous estimons que ce résultat est encourageant dans la mesure où il permet d'améliorer la visibilité des échos de défauts par rapport au bruit de structure.

3.2.4 Analyse statistique du filtre de Wiener

L'analyse est effectuée avec des caractéristiques spectrales de la cible connues (c.-à-d., fréquence centrale et largeur de bande). L'approximation de la bande spectrale optimale est élaborée par les deux algorithmes développés à savoir l'autocorrélation et l'écart type avec fenêtre mobile.

Nous avons utilisé dans cette analyse, un signal bruité à 100%, nous procédons au calcul du SNR à des fréquences centrales différentes du signal cible. Cette étude nous permet d'évaluer la robustesse des algorithmes développés en fonction de la fréquence.

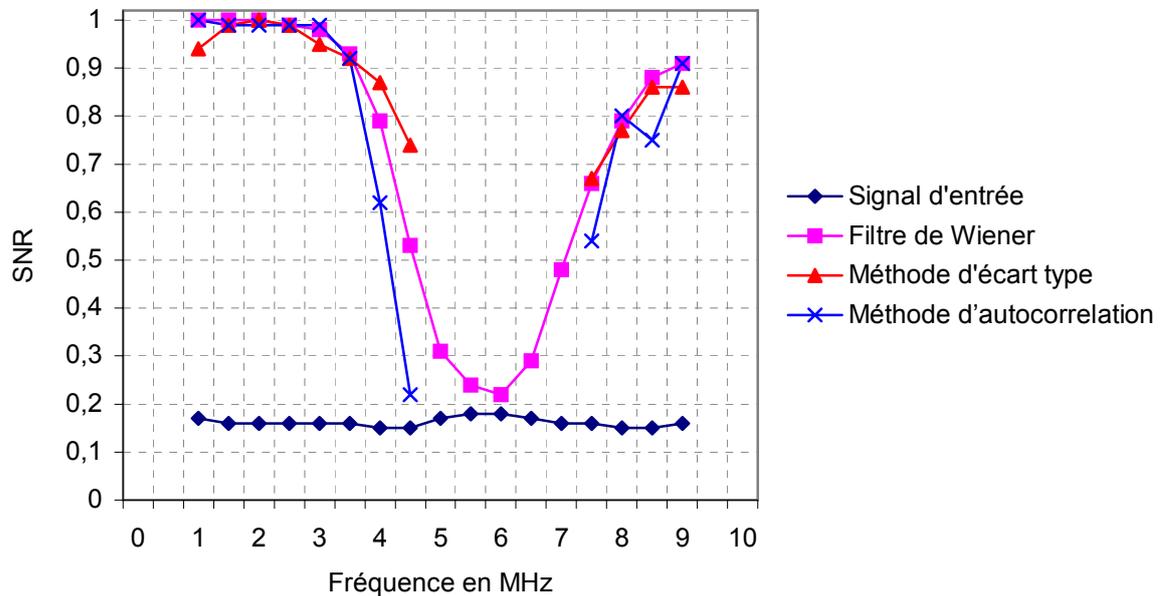


Figure 3.10 : SNR pour le filtre de Wiener en fonction de la fréquence

Dans la figure (3.10), nous présentons les résultats de simulation effectués pour un niveau du signal de défaut égal au niveau du bruit. Nous constatons que l'application du filtre de Wiener idéal (c-a-d connaissance des spectres respectifs du bruit et du défaut) permet l'évaluation du SNR pour toutes les fréquences. Par contre, l'estimation de la bande passante par les méthodes d'écart type et d'autocorrélation devient difficile voir impossible, lorsque la fréquence centrale du défaut se rapproche de la fréquence centrale du bruit (entre 5MHz et 7MHz). En dehors de cette bande, le SNR est appréciable et permet d'améliorer la détectabilité des défauts.

3.3 La technique "Split Spectrum Processing" (SSP)

3.3.1 Principe de la méthode

Dans la détection ultrasonore des défauts, il est souvent difficile de distinguer le signal défaut du bruit de grain de fond. Ce bruit masque souvent le signal de défaut, créant un obstacle à la détection. Pour augmenter la visibilité des échos des défauts, une technique connue sous le nom "Split spectrum processing" (SSP) a été développée. Cette technique, telle qu'elle est décrite par la figure (3.11), divise le signal ultrasonore large bande reçu en un ensemble de bandes étroites puis tous ces signaux sont recombinaés par des méthodes non-linéaires afin d'augmenter le rapport signal sur bruit (SNR). [GUS93][LI89b][NEW82][SAN88]

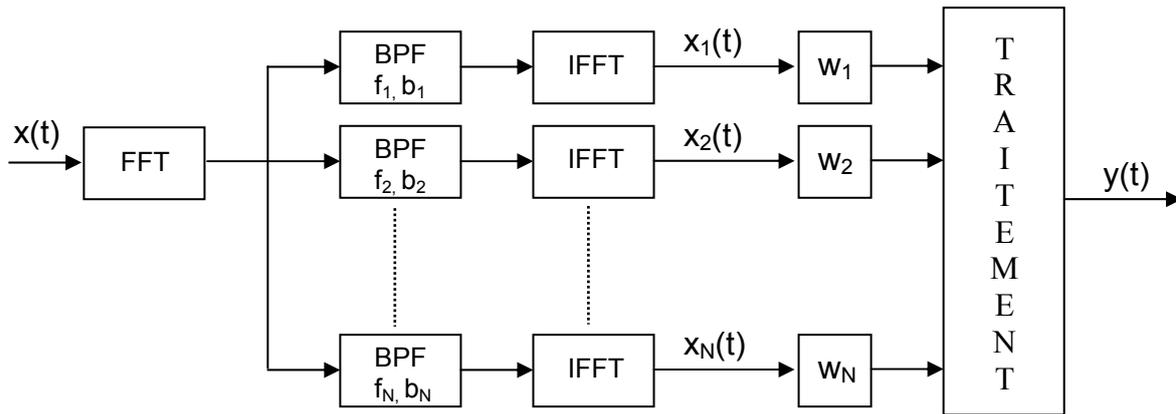


Figure 3.11 : Implémentation de la technique "Split spectrum processing"

La SSP procède par plusieurs étapes :

1) Le signal d'entrée $x(t)$:

Un signal ultrasonore typique peut être représenté par :

$$x(t) = s(t) + br(t) \quad (3.16)$$

Avec $x(t)$: signal reçu ;

$br(t)$: signal du bruit ;

T : durée totale du signal ultrasonore.

2) La transformé de Fourier rapide (FFT):

Le spectre de l'écho reçu a été obtenu en exécutant la Transformée de Fourier Rapide Discrète.

$$X(f) = \text{FFT}[s(t) + br(t)] \quad (3.17).$$

3) Banc de filtres :

Cette étape consiste à filtrer le signal original par un ensemble de filtres à bandes étroites décrit par la figure (3.12) permettant de décomposer le spectre en bandes de fréquences différentes.

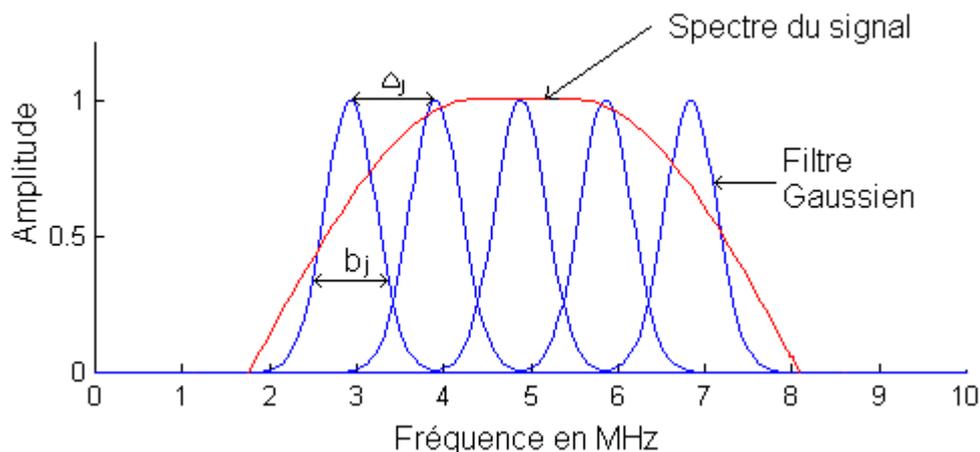


Figure 3.12 : Réponse en fréquence de banc de filtres

Les filtres utilisés sont des filtres Gaussiens exprimés par la relation suivante :

$$G(f) = \exp\left(-\frac{(f - f_j)^2}{b_j^2}\right) \quad (3.18)$$

Où

f_j : est la fréquence centrale du $j^{\text{ème}}$ filtre gaussien,
 b_j : la largeur de bande du $j^{\text{ème}}$ filtre gaussien

Comme le montre la figure (3.12), les filtres passe-bande gaussiens positionnés en (f_1, f_2, \dots, f_N) , sont utilisés pour décomposer le spectre dans plusieurs bandes chevauchantes afin qu'aucune des composantes fréquentielles du signal original ne soit perdue lors du traitement.

4) La transformée de Fourier rapide inverse (IFFT)

Les différents spectres à bande étroite $X_j(f)$ peuvent être exprimés en fonction du spectre du signal reçu $X(f)$ par:

$$X_j(f) = X(f) \exp\left[-\frac{(f - f_j)^2}{b_j^2}\right] \quad (3.19)$$

Dans le domaine temporel, l'expression (3.19) devient :

$$x_j(t) = 2\sqrt{\pi}b_j \int_{-\infty}^{+\infty} \exp(-\pi^2 b_j^2 (t-\tau)^2) \exp(j2\pi f_j (t-\tau)) x(\tau) dt \quad (3.20)$$

5) Les poids w_i

Les w_i sont des facteurs ou des poids, puisque chaque $x_i(t)$ contient une composante fréquentielle du signal.

6) Traitement

Plusieurs opérateurs statistiques ont été présentés et examinés afin d'estimer le signal de sortie tout en améliorant le rapport signal sur bruit. A titre d'exemple, nous citons la moyenne arithmétique définie par:

$$y(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i x_i(t) \quad (3.21)$$

3.3.2 Performance de la SSP

La performance de la SSP est sensible à quatre paramètres [KAR88]:

- 1- Le nombre de filtres utilisés pour la division du spectre.
- 2- La largeur de bande des filtres.
- 3- La fréquence de séparation entre les filtres adjoints.
- 4- La position du banc de filtre passe bande (le centre de la fréquence du premier et du dernier filtre).

Donc le choix de ces paramètres influencera beaucoup sur les résultats de l'application de la SSP dans la réduction du bruit de structure.

3.3.3 Décomposition en largeur de bande constante (B constante)

Cette méthode de décomposition peut être réalisée grâce à des filtres gaussiens de largeur de bande B-constante (figure 3.13).

A travers la description du principe de la SSP, nous pouvons conclure que c'est une méthode d'analyse qui combine l'analyse des composantes temporelles et des composantes fréquentielles du signal reçu et par conséquent, elle peut être analysée dans le contexte temps-fréquence et la décomposition temps-échelle. Représentant un signal unidimensionnel $x(t)$ dans une fonction bidimensionnelle de temps et de fréquence $T_x(t,f)$, la transformée de Fourier à court terme (Short Term Fourier Transform, STFT) est l'une de ces représentations et est définie comme suit:

$$\text{STFT}(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) g(\tau - t) \exp(-j 2 \pi f \tau) d\tau \quad (3.22)$$

Où $g(t)$ est une fonction fenêtre.

Dans le domaine fréquentiel, la *STFT* est donnée par:

$$\text{STFT}(t, f) = \exp(-j 2 \pi f t) \int_{-\infty}^{+\infty} X(\theta) G(\theta - f) \exp(-j 2 \pi t \theta) d\theta \quad (3.23)$$

Où $X(\theta)$ et $G(\theta)$ sont respectivement les spectres du signal et de la fenêtre. La racine carrée de l'équation (3.23) est appelée spectrogramme.

Une comparaison des équations (3.20) et (3.23) montre de nombreuses similitudes entre le spectrogramme et la décomposition spectrale réalisée par la SSP. La seule différence est que la SSP est appliqué a une bande de fréquence étroite, est la STFT est appliqué sur toute la gamme de fréquence.

La figure (3.13) illustre La réponse fréquentielle et temporelle des différents filtres à bande B constante.

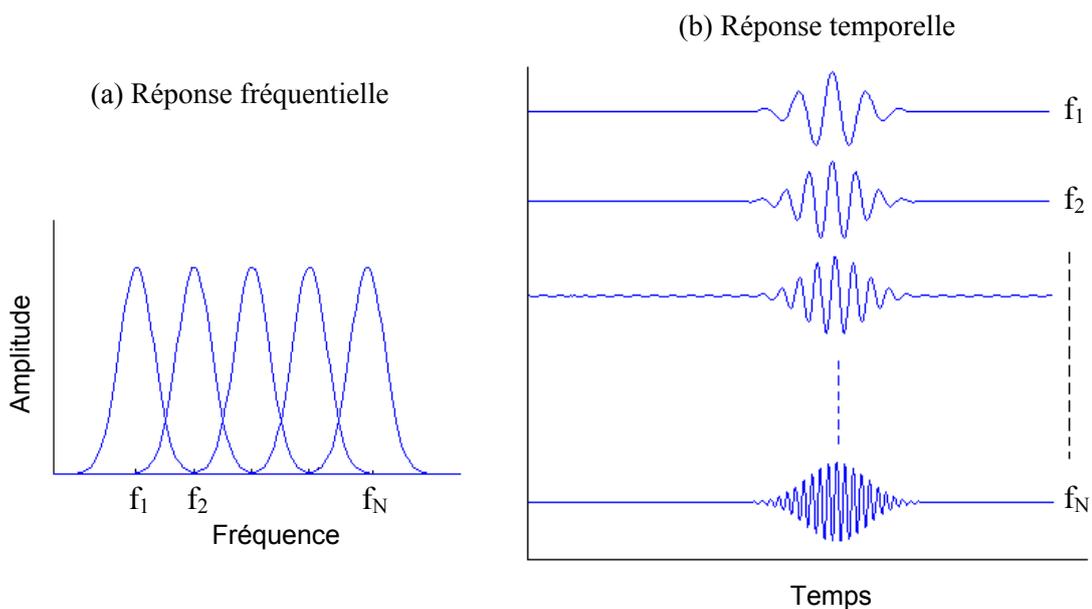


Figure 3.13 : SSP à largeur de bande B-constante

La figure (3.14) illustre le plan temps-fréquence pour les filtres à largeur de bande B constante.

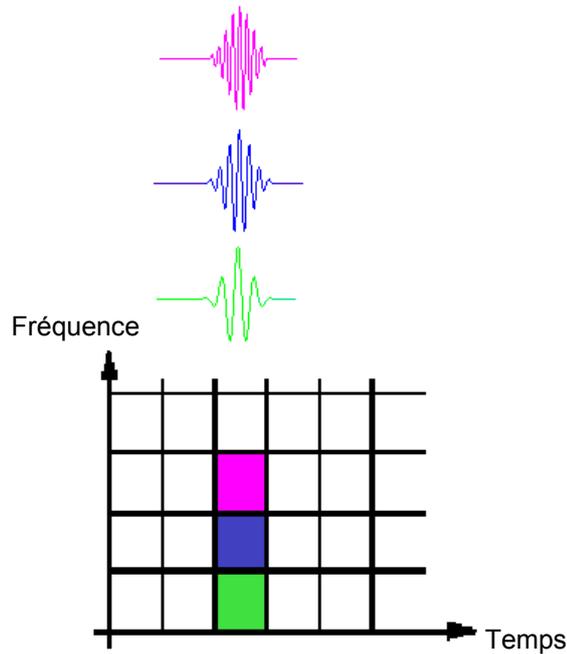


Figure 3.14 : Plan temps-fréquence pour une largeur de bande B-constante

3.3.4 Décomposition en Q constant

Puisque la SSP emploie des largeurs de bandes constantes, la résolution en temps et en fréquence est fixée par la totalité du plan temps-fréquence. Ceci impose une limitation sur l'analyse des signaux hautes fréquences donc de durée très courte. La résolution dans les deux axes temps et fréquence ne peut pas être simultanément bonne.

A fin de palier à ce problème, une méthode alternative de décomposition spectrale est réalisée par des filtres gaussiens dont la largeur de bande est variable.

Cette méthode est basée sur une décomposition à Q constant où Q est défini comme étant le rapport entre la fréquence et la largeur de la bande, notée par :

$$Q = \frac{f_j}{b_j} \quad (3.24)$$

Contrairement à la première méthode, cette décomposition emploie des filtres larges bandes aux hautes fréquences et à bandes étroites aux basses fréquences (figure 3.15).

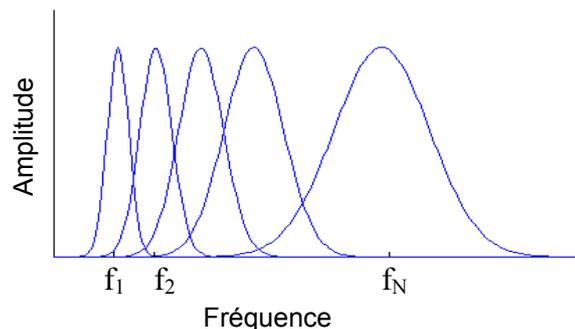


Figure 3.15 : Décomposition en Q-constant

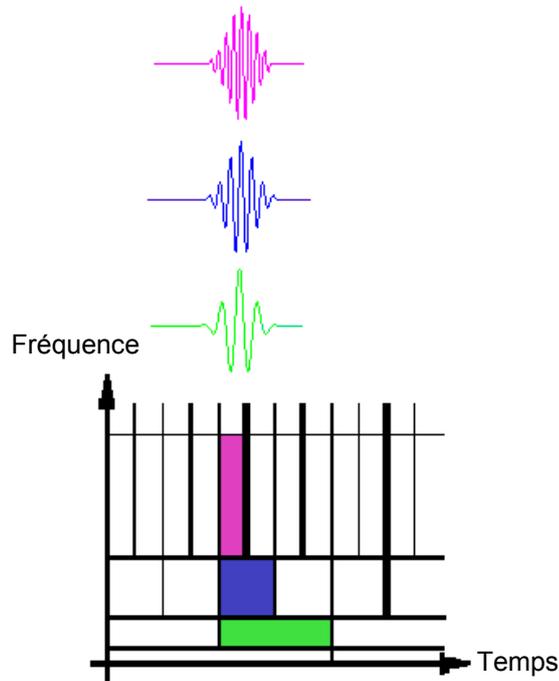


Figure 3.16 : Représentation dans le plan temps-fréquence pour Q -constant

Si Q est choisi grand, la largeur de bande des filtres est relativement étroite, menant à un petit chevauchement entre les filtres adjacents et une certaine perte d'exécution dus à l'élimination de quelques fréquences entre les filtres. D'autre part, pour de petites valeurs de Q , la largeur de bande est grande avec un grand chevauchement entre les filtres voisins. Pour cela, un compromis est à envisager pour éviter les problèmes cités [RAS97][XIN92]

3.3.5 Transformée en ondelettes [DRA00][FLA98][MUR97]

Bien que les problèmes de résolution en temps et en fréquence soient le résultat d'un phénomène physique, il est possible d'analyser tout signal en utilisant une approche alternative appelée "analyse du multirésolution". Cette méthode analyse le signal à des fréquences différentes avec différentes résolutions. Chaque partie ou "segment" spectral n'est pas résolu par une même fenêtre comme était le cas de la STFT.

L'analyse du multirésolution est conçue pour donner une bonne résolution dans l'échelle du temps et une mauvaise résolution dans l'échelle de la fréquence pour les hautes fréquences et une bonne résolution dans l'échelle de la fréquence et une mauvaise résolution dans l'échelle du temps pour des fréquences basses. Cette approche est très importante quand le signal possède des composantes hautes fréquences à des durées très courtes et des composantes basses fréquences dans de longues durées temporelles.

La transformée en ondelettes est une transformée intégrale, comme les transformées de Fourier ou de Laplace, et est souvent présentée comme une alternative à la transformée de Fourier.

Les ondelettes sont des fonctions élémentaires ($\psi_{a,b}$) très particulières, ce sont les vibrations les plus courtes et les plus élémentaires que l'on puisse envisager. Il y a plusieurs familles d'ondelettes ($\psi_{a,b}$) qui correspondent à des compositions différentes, la structure des calculs reste cependant la même.

Ces ondelettes ont des propriétés différentes et permettent ainsi de faire des analyses différentes. Elles sont générées à partir d'une fonction $\psi(x)$ nommée ondelette mère (analysante) par dilatation et translation. Cette fonction est choisie de telle sorte que ces translations et ces dilatations permettent d'obtenir une représentation complète en fréquence et de décomposer toute fonction sans pertes d'information. A partir de cette unique fonction, on construit une famille de fonctions qui sont des ondelettes de base:

$$\psi_{a,b}(x) = |a|^{-1/2} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad a \in \mathbb{R}^*, b \in \mathbb{R}$$

3.3.5.1 Transformée en ondelettes discrète (DWT)

Dans le cas discret, on choisit de restreindre les valeurs des paramètres a et b dans une grille discrète. Dans beaucoup d'applications, on prend $a_0=2$ et $b_0=1$, ce qui donne l'expression :

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m} t - n) \quad m, n \in \mathbb{Z} \quad (3.25)$$

Où m est appelé paramètre d'échelle et n appelé paramètre de translation.

En pratique, la DWT analyse le signal à des résolutions différentes en décomposant ce signal en une fonction d'approximation et une autre fonction de détail. La DWT emploie deux fonctions :

- Une fonction échelle du type filtre passe-bas
- Une fonction ondelette du type filtre passe-haut.

La décomposition du signal en bandes de fréquence différentes est obtenue par l'application successive dans le domaine du temps de ces deux filtres passe-haut et passe-bas.

On applique donc au signal original $x[n]$, un filtre passe-haut $g[n]$ filtrant la moitié de la bande et un filtre passe-bas $h[n]$. Après ce filtrage, la moitié des échantillons est éliminée d'après la règle de Nyquist, puisque le signal possède maintenant la plus grande fréquence égale à $\pi/2$ au lieu de π . Cela constitue ainsi un premier niveau de décomposition et peut être exprimé mathématiquement comme suit :

$$y_{\text{haut}} = \sum_n x(n) g(-n + 2k) \quad (3.26)$$

$$y_{\text{bas}} = \sum_n x(n) h(-n + 2k) \quad (3.27)$$

Où $y_{\text{haut}}[k]$ et $y_{\text{bas}}[k]$ sont respectivement les filtres passe-haut et passe-bas.

Cette décomposition divise de moitié la résolution temporelle puisque la moitié seulement du nombre d'échantillons caractérise la totalité du signal. Cependant, cette opération double la résolution fréquentielle puisqu'elle ne traite que la moitié de la bande. Cette procédure connue aussi sous le nom de codage en sous-bandes, est répétée pour les autres étapes du filtrage (figure 3.17).

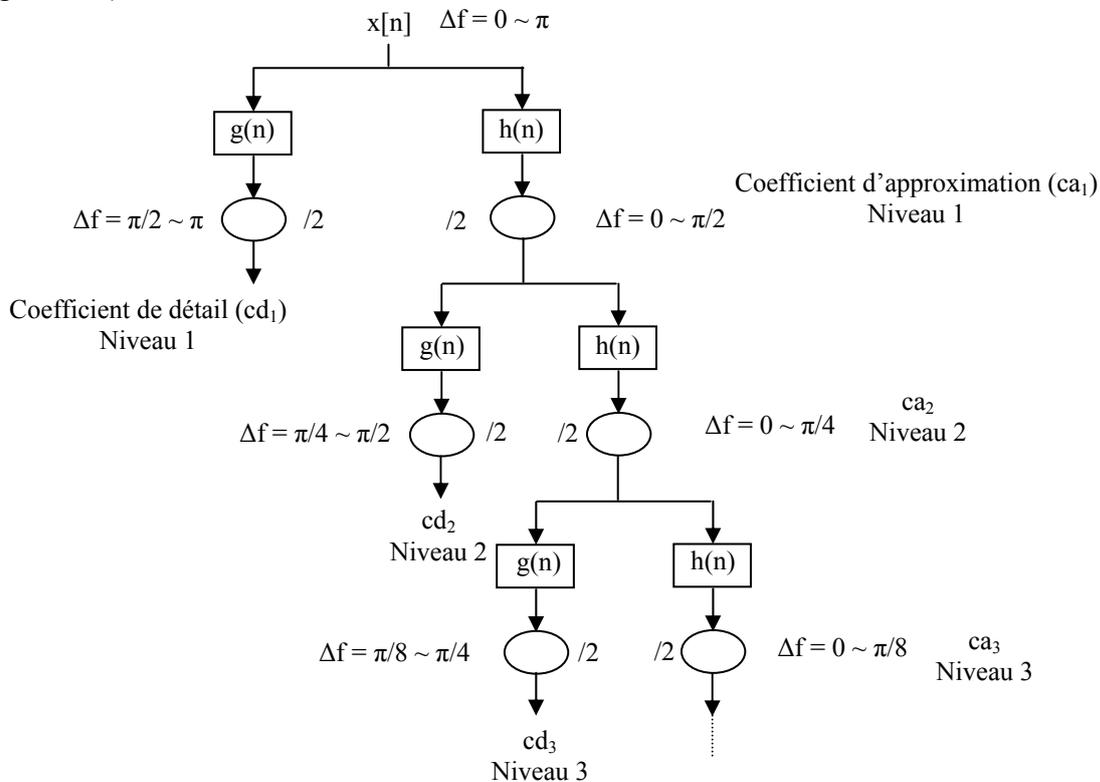


Figure 3.17 : Algorithme de décomposition

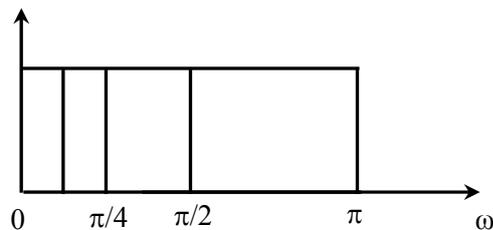


Figure 3.18 : Filtrage par Q-constant réalisé par la transformée discrète d'ondelettes (DWT)

Utilisant cet outil, nous l'avons implémenté afin d'évaluer le gain obtenu en fonction du bruit injecté.

L'algorithme est réalisé par les étapes suivantes [KHE01]:

- 1- Décomposition du signal au niveau 6 par la transformée en ondelettes discrète en utilisant l'ondelette de Daubechies d'ordre 4.
- 2- Reconstruction du signal à partir de trois niveaux 6, 5 et 4 en éliminant les coefficients de détails de la dernière décomposition, par exemple :

Le premier est reconstitué à partir du niveau 6, on met les coefficients de détails cd_6 à zéros.

Le second est reconstitué à partir du niveau 5, on met les coefficients de détails cd5 à zéros.
Le troisième est reconstitué à partir du niveau 4, on met les coefficients de détails cd4 à zéros.
3- Calcul de la moyenne des trois signaux reconstruits selon la formule :

$$\text{sig}(n) = \prod_{i=1}^3 (R_i^2(n)) \quad (3.28)$$

n : nombre d'échantillons ;
R_i : Signal reconstruit.

Dans notre application, nous avons pris plusieurs pourcentages du bruit injecté dans le signal. Le tableau (3.2) montre les valeurs des gains en dB obtenu en fonction de taux du bruit injecté au signal utile.

Bruit en %	Signal d'entrée en dB	Sortie en dB
30	4.8	27,69
40	3.4	19,43
50	2.3	12,67
60	1.3	7,05
70	0.5	3,48
80	0.19	1,58
90	0.04	0,26
100	-0.07	-0,96

Tableau 3.2 : Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté

Les résultats obtenus par la DWT sont satisfaisants jusqu'à un taux de bruit de 90%. Au-delà de cette valeur, l'algorithme devient inefficace. Nous montrons, par la suite, comment les résultats sont meilleurs lorsque nous appliquons la SSP à Q constant sur une bande de fréquence optimale.

Remarque

Dans ce qui suit, nous utilisons le même signal écho de défaut et le même bruit de structure pour évaluer la performance et la robustesse des différents algorithmes.

Les caractéristiques de la cible : (f_c = 5MHz, largeur de bande à -3dB=1,6MHz).

Nous avons utilisé le bruit de structure expérimental décrit dans le chapitre 2 (figure 2.12).

La figure (3.19) illustre un exemple d'un écho de défaut bruité à 50% et le résultat obtenu par l'équation (3.28). La figure (3.20) illustre un écho de défaut bruité à 80% et le résultat obtenu par l'équation (3.28).

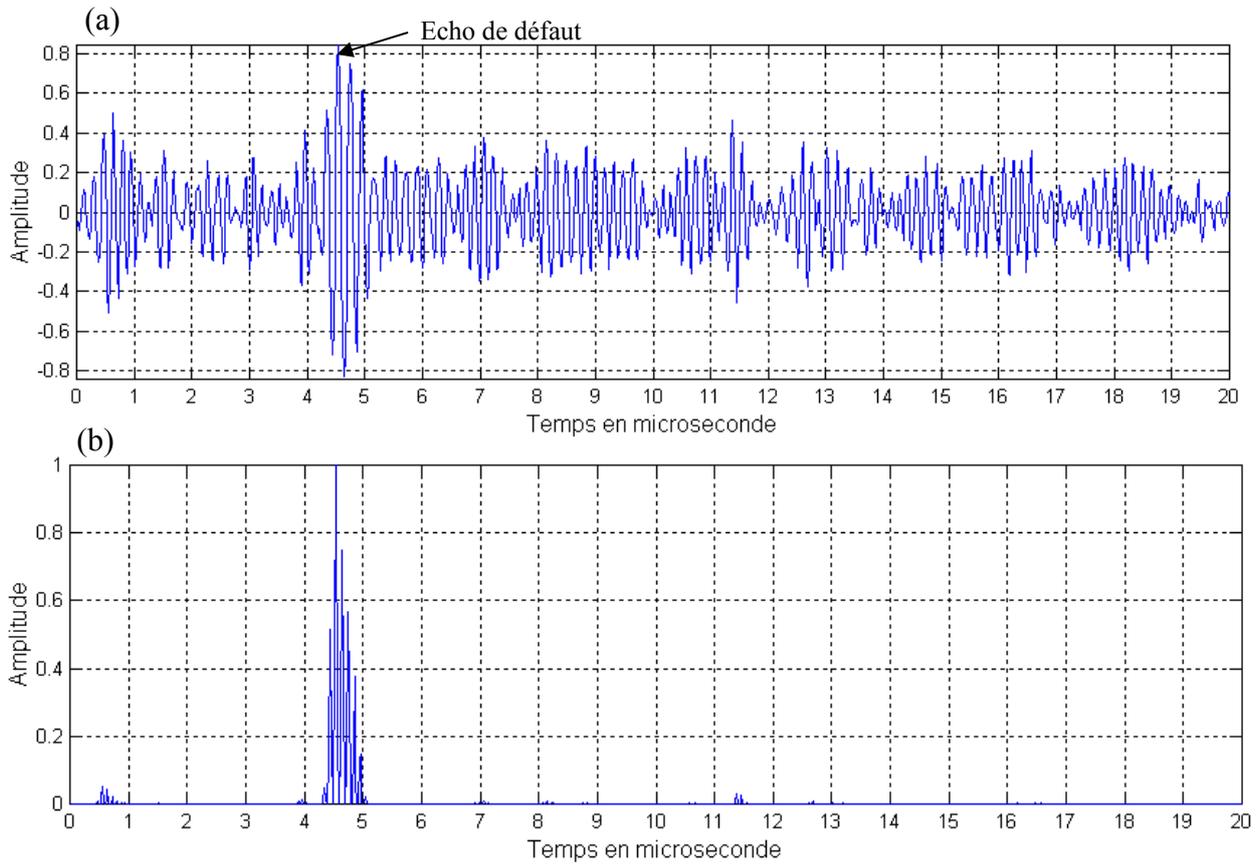


Figure 3.19 : (a) Signal écho bruité à 50%, (b) Signal issu du calcul de l'équation (3.28) donnant la détection et la position du signal utile

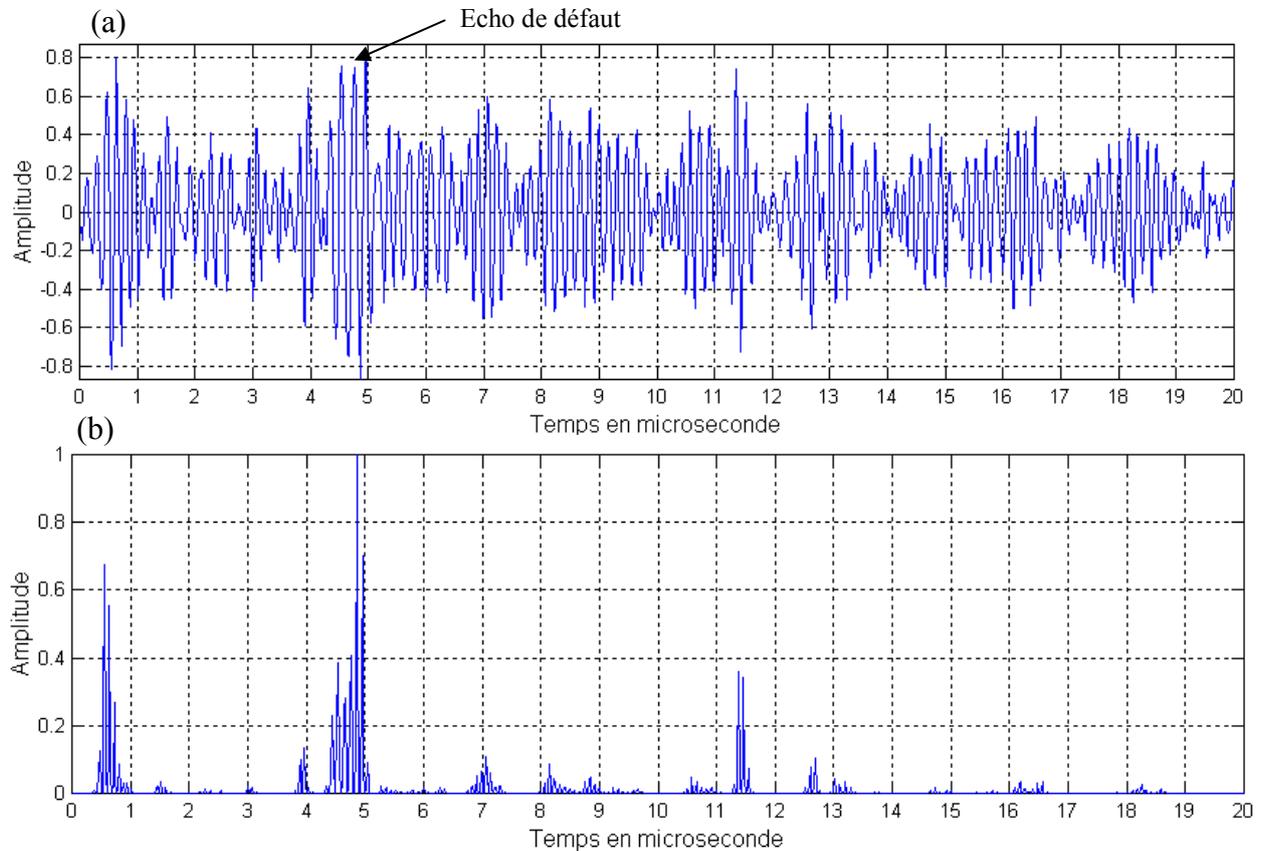


Figure 3.20 : (a) Signal écho bruité à 80%, (b) Signal issu du calcul de l'équation (3.28) donnant la détection et la position du signal utile

3.4 Les algorithmes non-linéaires utilisés à la sortie de la SSP

La technique "Split spectrum processing" (SSP) a prouvé son succès dans la réduction de bruit dans le matériau. Cependant, les résultats de l'algorithme de SSP ne sont pas suffisants puisqu'ils sont sensibles à la bande de filtre et aux paramètres caractérisant ces filtres. Afin de remédier à ce problème, on utilise des algorithmes non-linéaires pour augmenter le rapport signal sur bruit (SNR). Les algorithmes les plus performants utilisés sont présentés ci-dessous, avec un exemple du signal ultrasonore bruité à un taux de 100% (figure 3.21).

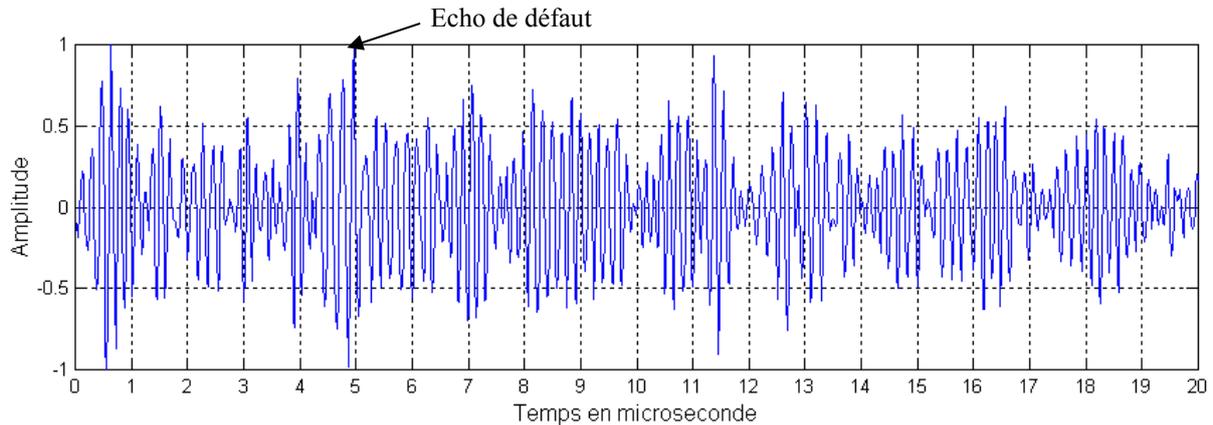


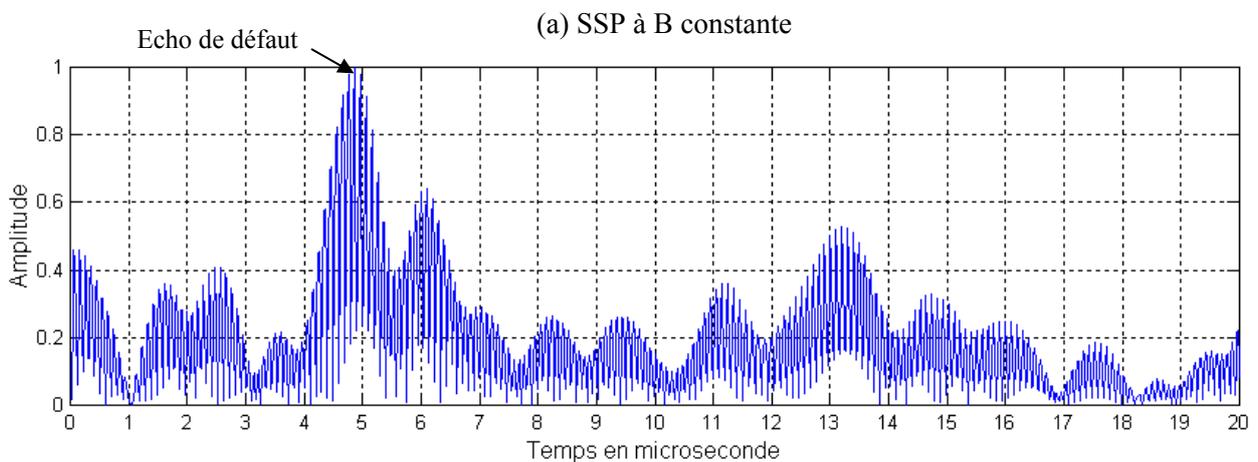
Figure 3.21 : Signal écho bruité à 100%

3.4.1 Moyenne arithmétique

La moyenne arithmétique définie par :

$$y(t) = \left| \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i x_i(t) \right| \quad (3.29)$$

Ce qui est équivalent à un filtrage passe bande du signal reçu, et l'amélioration seulement du rendement minimal (figure 3.22).



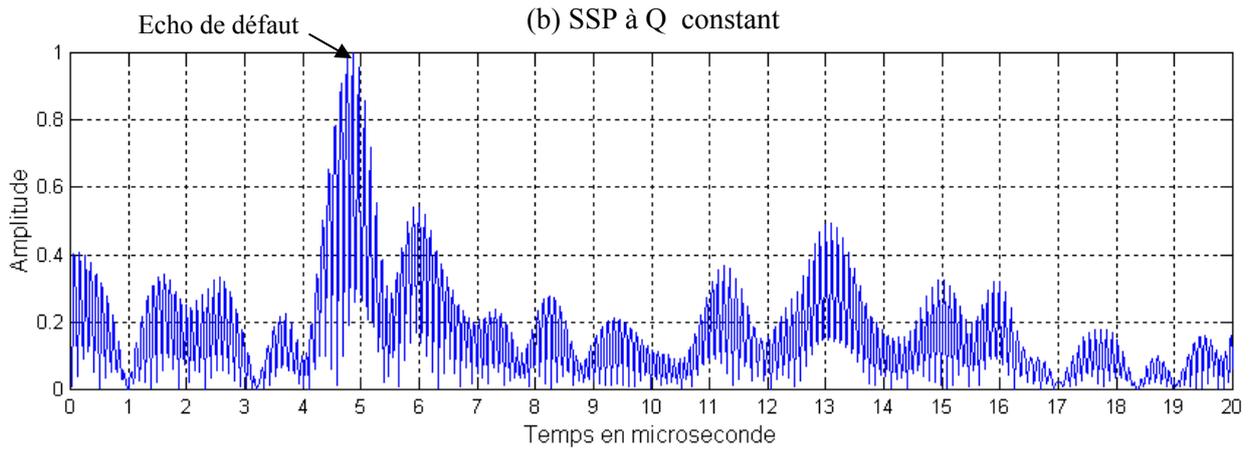


Figure 3.22 : Moyenne arithmétique

3.4.2 Moyenne géométrique

La moyenne géométrique définie selon l'expression (figure 3.23) :

$$y(t) = N \sqrt{\prod_{i=1}^N [|w_i x_i(t)|]} \quad (3.30)$$

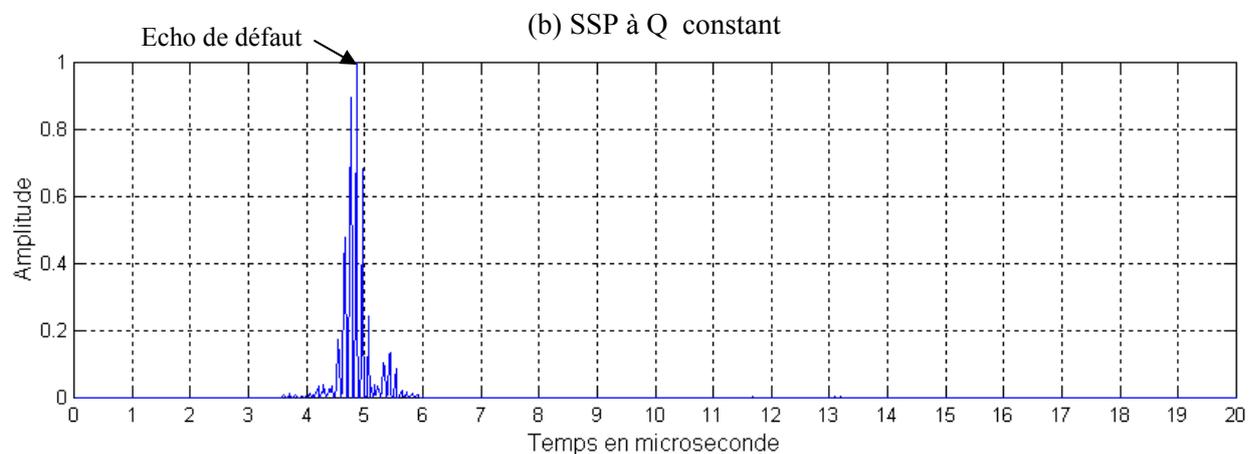
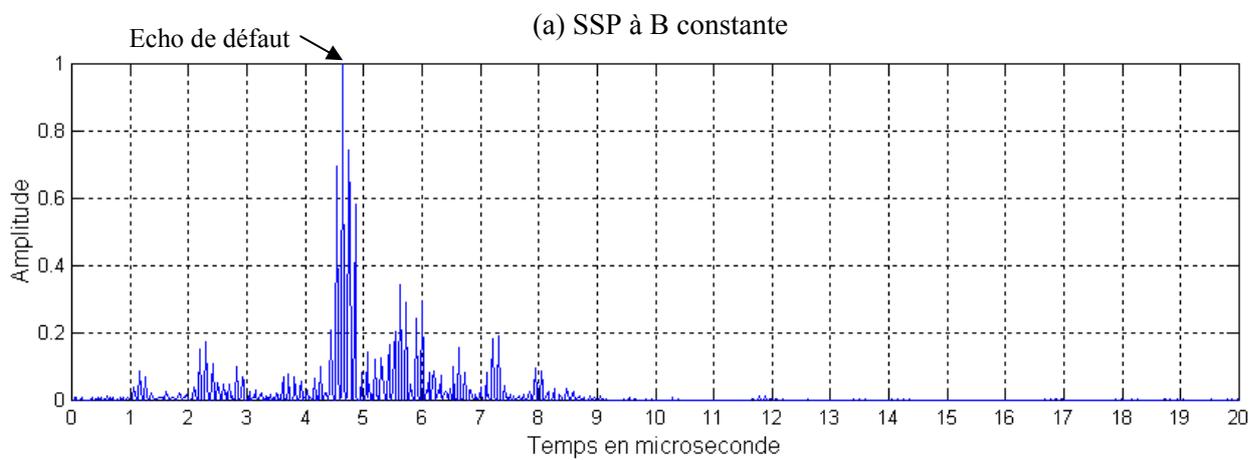


Figure 3.23 : Moyenne géométrique

3.4.3 Minimisation

La minimisation est définie selon l'expression (figure 3.24):

$$y(t) = \min \left[\left| w_i x_i(t) \right|^2 : i=1,2,\dots,N \right] \quad (3.31)$$

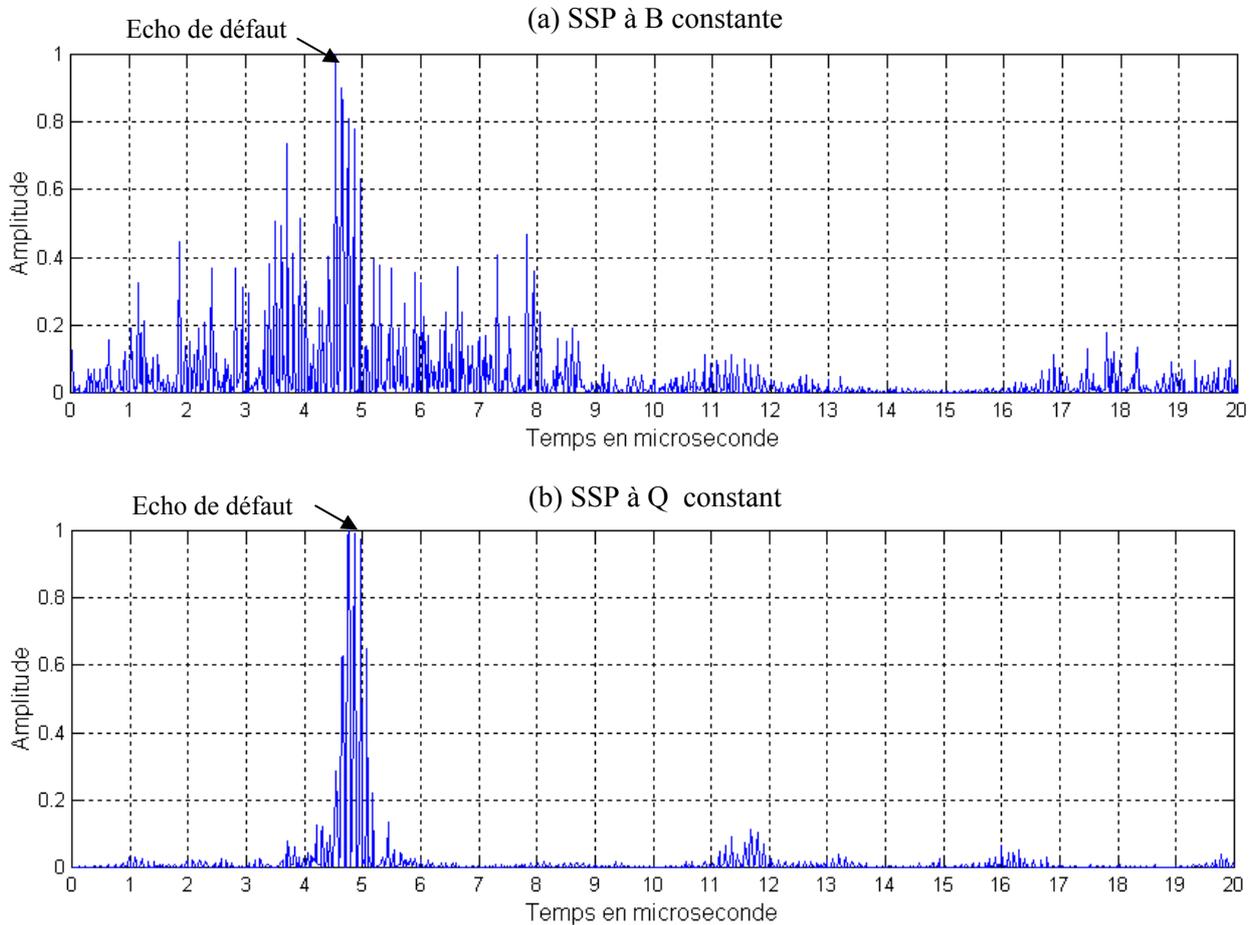


Figure 3.24 : Algorithme de minimisation

3.4.4 Algorithme de "Polarity thresholding" (PT) [BIL89]

Le signal ultrasonore n'est pas constant, mais possède des alternances positives et négatives. La détection du signe par PT est réalisée sur les différents signaux $x_i(t)$ délivrés par le filtrage par fenêtre glissante à bande étroite. Le test du signe est réalisé à chaque instant t_i sur tous les échantillons des signaux $x_i(t)$. Cet algorithme est basé sur l'interaction entre l'onde et les grains de structure. Il est connu que le bruit de structure à un instant t_i produit une interférence dû à la diffusion. Cet algorithme garde le signal résultant des différents filtres quand les différentes alternances positives ou négatives (c-a-d la même alternance). L'Algorithme de "Polarity thresholding" est définie selon l'expression (figure 3.25):

$$y(t) = \begin{cases} w_i x_i(t) ,\text{si } w_i x_i(t) > 0 \text{ ou } w_i x_i(t) < 0 \forall i \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.32.a)$$

Afin d'améliorer les performances de cet algorithme, nous combinons ce dernier avec celui de la minimisation, ce qui donne :

$$y(t) = \begin{cases} \min |w_i x_i(t)| ,\text{si } w_i x_i(t) > 0 \text{ ou } w_i x_i(t) < 0 \forall i \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.32.b)$$

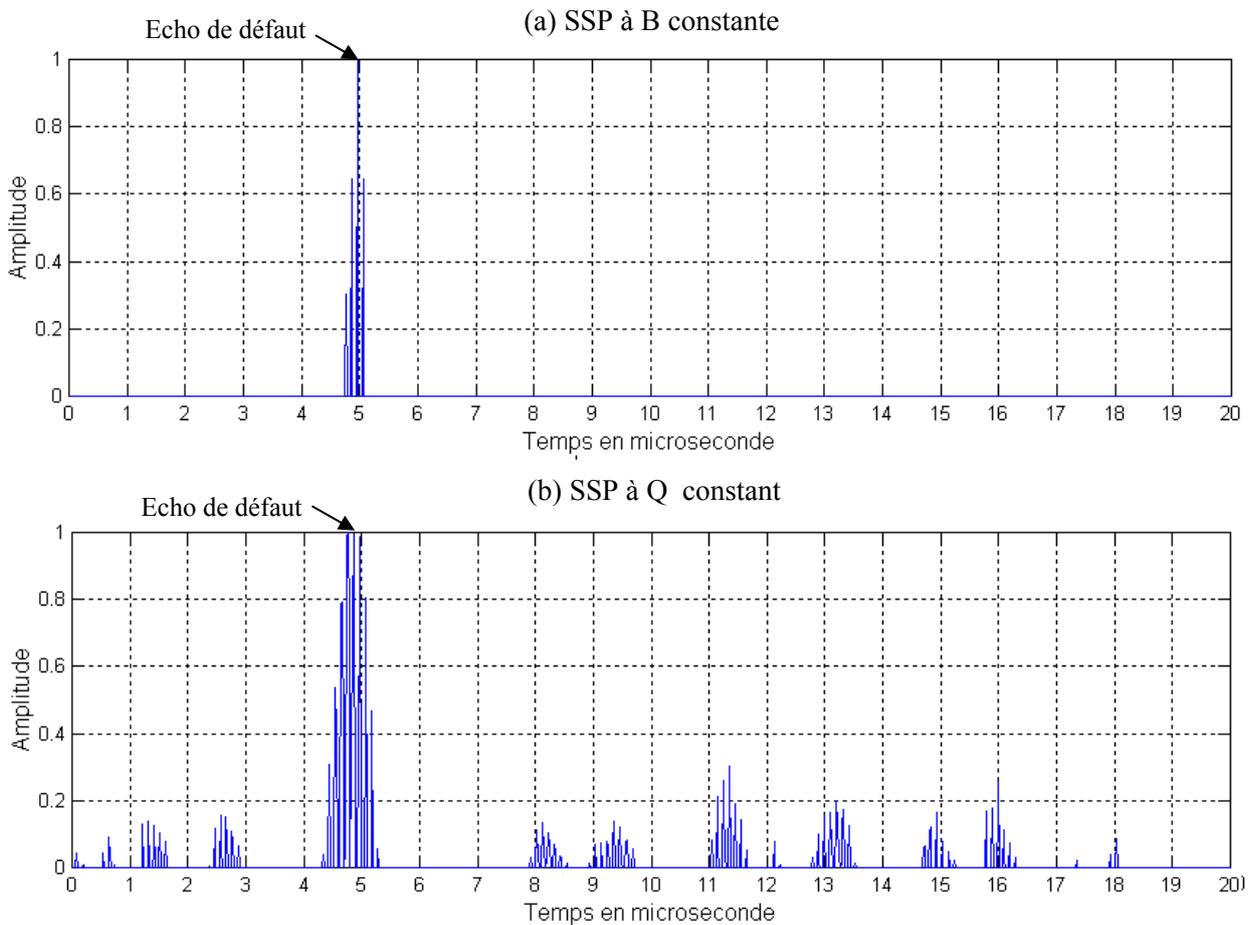


Figure 3.25: Algorithmme de "Polarity thresholding"

3.4.5 Ecart Type de Phase (ETP) [ZHE00]

Si le signal ultrasonore reçu est $x(t)$, le signal de sortie de banc de filtre passe-bande de SSP peut être exprimé par: (figure 2.26)

$$Z(t) = [w_1 x_1(t), w_2 x_2(t), \dots, w_N x_N(t)]^T \quad (3.33)$$

Où :

N : Nombre de filtres ;

T : Transposé ;

$\Phi(t)$: La phase.

$$\varphi(t) = [\theta_1(t), \theta_2(t), \dots, \theta_N(t)]^T \quad (3.34)$$

Par conséquent, l'écart type de phase des signaux de sorties des différents filtres peut être exprimé par:

$$\text{Std} [\theta_i(t)] = \sqrt{E[\theta_i^2(t)] - \{E[\theta_i(t)]\}^2} \quad (3.35)$$

L'écart type de phase combiné avec la sortie de la SSP est donné par:

$$r_{\text{std}}(t) = \frac{x(t)}{\text{Std} [\theta_i(t)]} \quad (3.36)$$

Donc, nous procédons d'abord au calcul de l'écart type de phase, nous divisons ensuite le signal d'entrée par la valeur de l'écart type de phase. Dans la zone où le défaut est présent, la valeur de l'ETP est petite et le résultat donné par le rapport est grand, ce qui permet d'améliorer la visibilité de l'écho du défaut. La figure (3.26) montre le schéma bloc de la méthode.

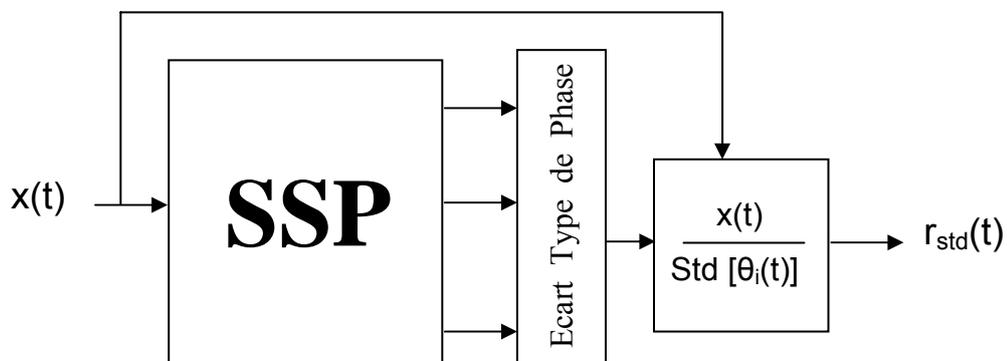
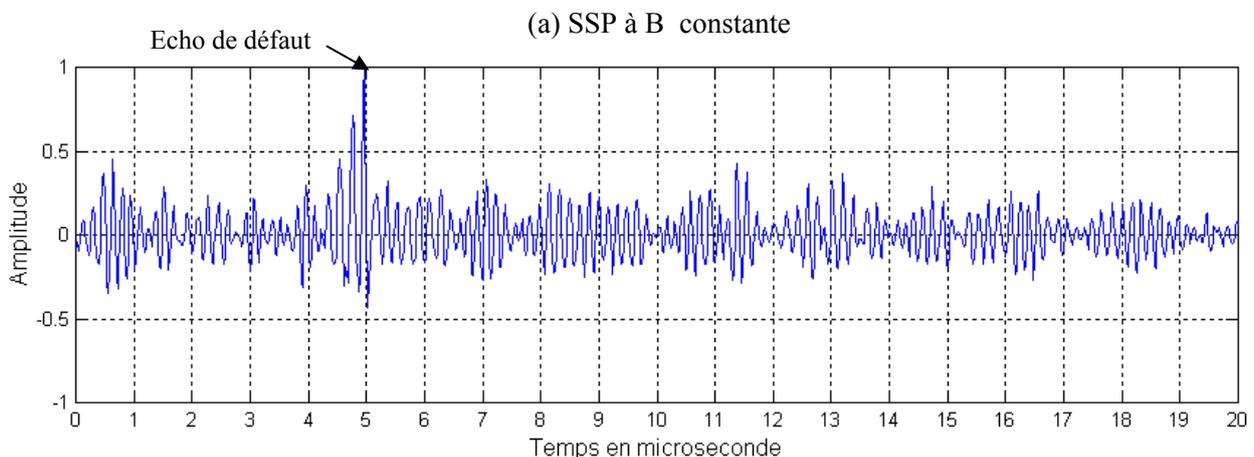


Figure 3.26 : Split Spectrum Processing avec l' écart type de phase



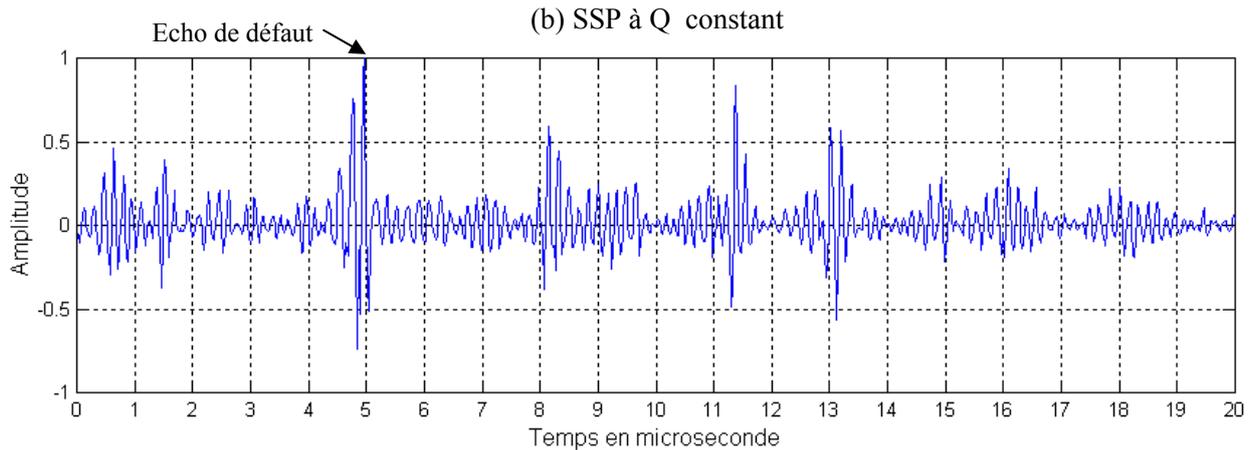


Figure 3.27 : Ecart type de phase

3.4.6 Résultats de l'analyse

3.4.6.1 SSP à B-Constante

Dans notre application, nous avons pris plusieurs pourcentages du bruit injecté dans le signal, le tableau (3.3) montre les valeurs des gains en dB obtenus en fonction de taux du bruit injecté au signal utile. Le nombre de Filtrés utilisés dans la SSP est 17 filtres.

Bruit en %	Signal d'entrée en dB	Sortie de la moyenne arithmétique en dB	Sortie de la moyenne géométrique en dB	Sortie de la minimisation en dB	Sortie de l'écart type de phase en dB	Sortie de la PT en dB
30	4.8	2.44	12.21	6.67	11.54	Oui
40	3.4	2.14	11.67	6.19	7.95	Oui
50	2.3	1.73	11.8	6.47	5.93	Oui
60	1.3	1.42	11.07	6.07	4.68	Oui
70	0.5	1.19	8.53	5.43	3.91	Oui
80	0.19	1.13	5.81	4.2	3.61	Oui
90	0.04	1.02	4.94	3.42	3.3	Oui
100	- 0.07	0.91	4.68	1.36	3.46	Oui
110	- 0.18	0.8	3.92	-0.75	3.18	Oui
120	- 0.27	0.73	3.01	-	3.01	Oui
130	- 0.34	0.65	2.03	-	2.74	Oui
140	- 0.41	0.6	0.36	-	2.51	Oui
150	- 0.47	0.55	-	-	2.36	Oui

Tableau 3.3 : Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté pour SSP à B-constante

Le tableau (3.3) résume les résultats obtenus par l'évaluation du gain en dB après l'application de la SSP avec B-constante. Nous injectons un bruit de 30% jusqu'à 150% du niveau du signal utile. Les résultats montrent la bonne performance de cet algorithme, un gain

pouvant atteindre 12dB utilisant l'algorithme non linéaire PT à la sortie de la SSP, le calcul du gain n'était pas possible puisque nous avons constaté une absence totale du bruit. Pour cela, nous avons mentionné par « oui » dans le tableau, ce qui veut dire la détection de l'écho du défaut a été obtenu.

3.4.6.2 SSP à Q constant

On a fait la même chose pour Q constant comme montre le tableau (3.4). Le nombre de filtres utilisés dans la SSP est 12 filtres.

Bruit en %	Signal d'entrée en dB	Sortie de la moyenne arithmétique en dB	Sortie de la moyenne géométrique en dB	Sortie de la minimisation en dB	Sortie de l'écart type de phase en dB	Sortie de la PT en dB
30	4.8	6.57	13.01	9.58	7.69	10
40	3.4	5.68	12.21	9.58	6.38	8.86
50	2.3	4.81	11.24	8.53	6.19	7.95
60	1.3	4.08	10.96	8.23	7.21	7.21
70	0.5	3.56	10.55	9.2	6.77	6.57
80	0.19	3.27	9.78	10.45	2.36	6.02
90	0.04	2.92	9.2	9.2	0.8	5.68
100	- 0.07	2.67	8.69	8.69	0.86	5.22
110	- 0.18	2.44	8.38	8.92	0.81	4.94
120	- 0.27	2.21	8.12	8.53	0.86	4.68
130	- 0.34	2.07	7.69	7.95	0.88	4.43
140	- 0.41	1.93	7.32	7.69	0.96	4.2
150	- 0.47	1.73	6.98	7.21	0.96	4.08

Tableau 3.4 : Gains en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté pour SSP à Q constant

De même, dans le tableau (3.4), nous présentons les résultats obtenus par la SSP à Q-constant. Nous constatons que les résultats sont satisfaisants jusqu'à un taux de bruit de 150%. La moyenne géométrique et la minimisation présentent les meilleurs résultats avec un gain de 7dB.

A la lumière des résultats obtenus illustrés par les tableaux (3.3) et (3.4), on conclut que la SSP avec Q-constant est plus robuste.

D'après les tableaux, l'algorithme le plus robuste est l'algorithme de la moyenne géométrique suivi par l'algorithme de minimisation.

Dans le chapitre suivant, nous utiliserons l'algorithme de minimisation avec la SSP à Q-constant.

3.4.7. Analyse statistique pour les différents algorithmes

L'analyse statistique des algorithmes non-linéaires est effectuée avec caractéristiques spectrales connues de la cible (c.-à-d., fréquence centrale et largeur de bande). Les figures (3.28) et (3.29) montrent le SNR des différents algorithmes non-linéaires pour SSP à B constante et SSP à Q constant respectivement.

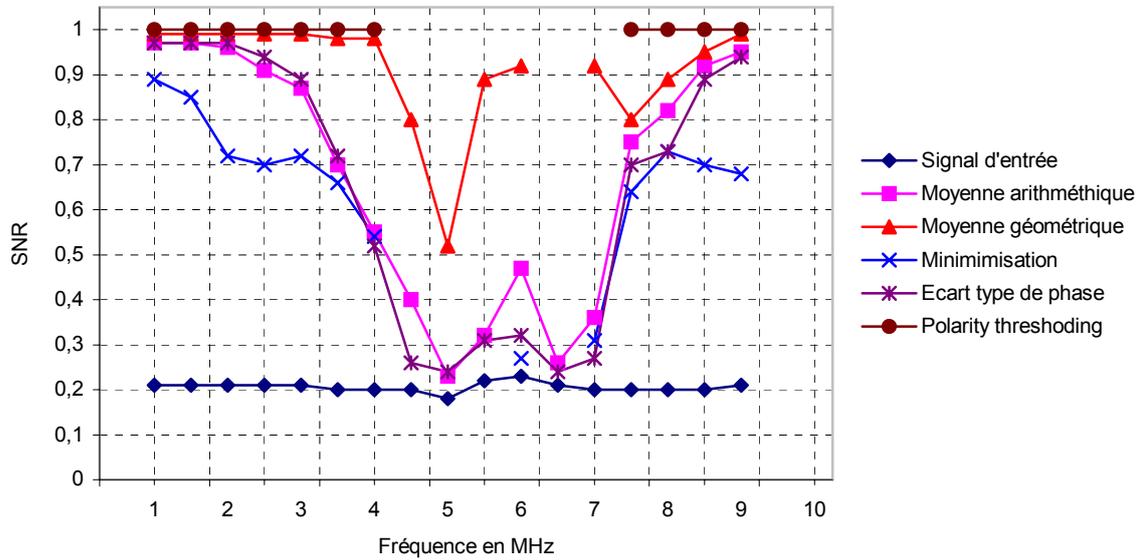


Figure 3.28 : SNR des algorithmes non linéaire, pour la SSP à B-constante

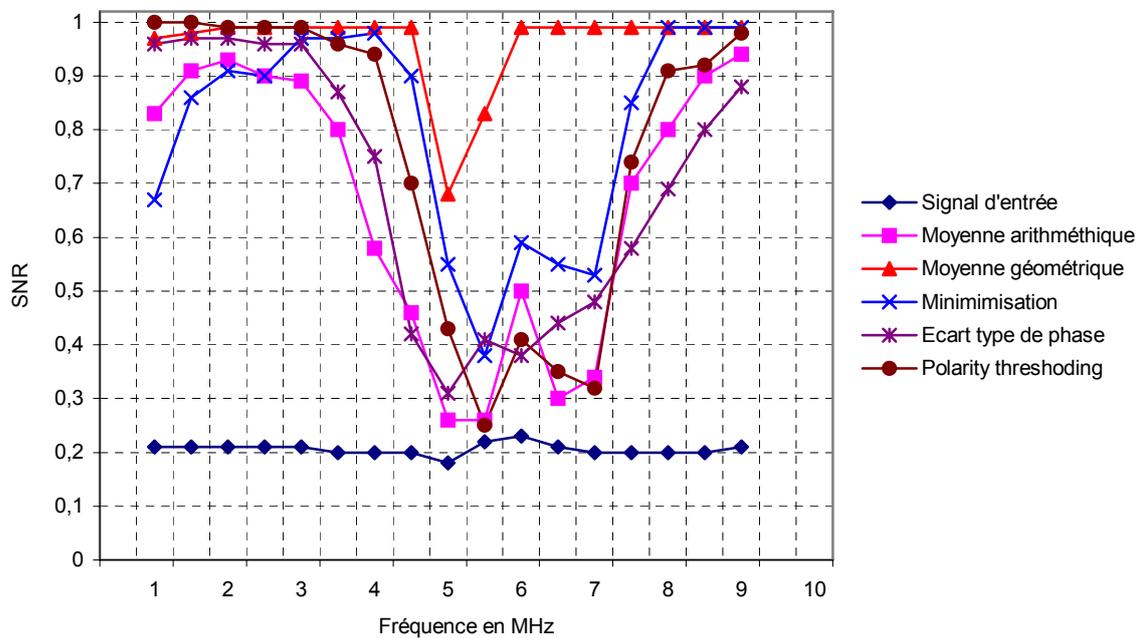


Figure 3.29 : SNR des algorithmes non linéaire, pour la SSP à Q-constant

Les résultats obtenus et illustrés par les figures (3.28) et (3.29) montrent respectivement l'analyse des deux algorithmes SSP à B-constant et SSP à Q-constant. Cette analyse a été réalisée en fonction des fréquences centrales d'un écho de défaut variant de 1MHz à 9MHz.

Certaines remarques sont à mettre en évidence :

- La SSP associée à la moyenne géométrique présente les meilleurs SNR. Même pour un écho de défaut de fréquences centrales comprises entre 5MHz et 6MHz, la SSP à Q-constant associée à la moyenne géométrique présente un SNR de l'ordre 0,7. Nous estimons que cette valeur est très satisfaisante dans le contrôle ultrasonore.
- Comparant tous les algorithmes implémentés, nous constatons que la SSP à Q-constant est la plus robuste.

3.5 Détection de deux cibles

L'inconvénient majeur des algorithmes développés, est la détection de deux défauts dans un même signal ultrasonore. Dans ce contexte, nous avons mené une étude sur la robustesse des algorithmes vis à vis de deux échos de défaut de caractéristiques différentes (fréquence, position, amplitude et largeur de bande). Pour cela, nous avons simulé un signal A-Scan contenant deux défauts ayant les données suivantes :

Echo de défaut 1 : $f_{c1} = 4.5$ MHz, largeur de bande à $-3\text{dB} = 1.8\text{MHz}$

Echo de défaut 2 : $f_{c2} = 5.5$ MHz, largeur de bande à $-3\text{dB} = 1.2\text{MHz}$

Le bruit utilisé est le bruit expérimental décrit dans le chapitre 2.

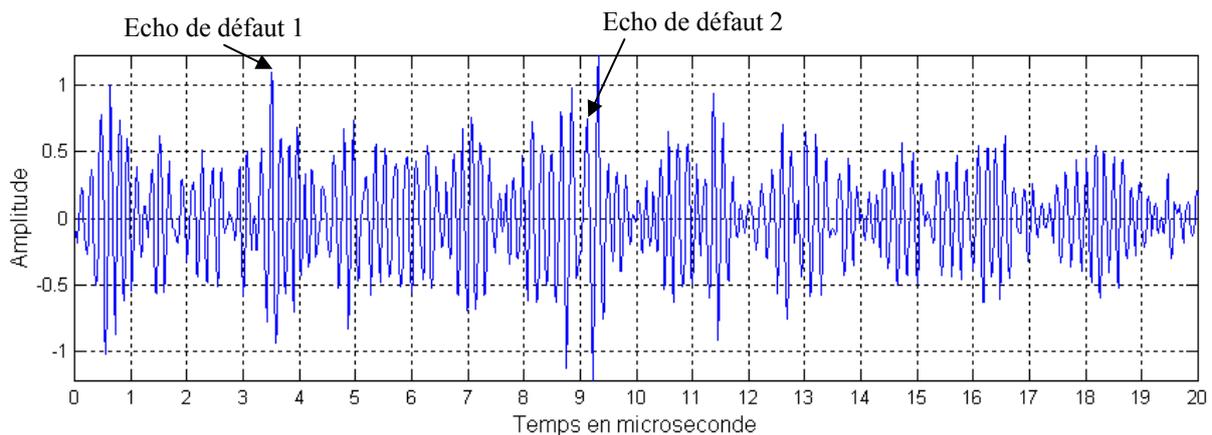


Figure 3.30 : Signal ultrasonore contenant deux défauts

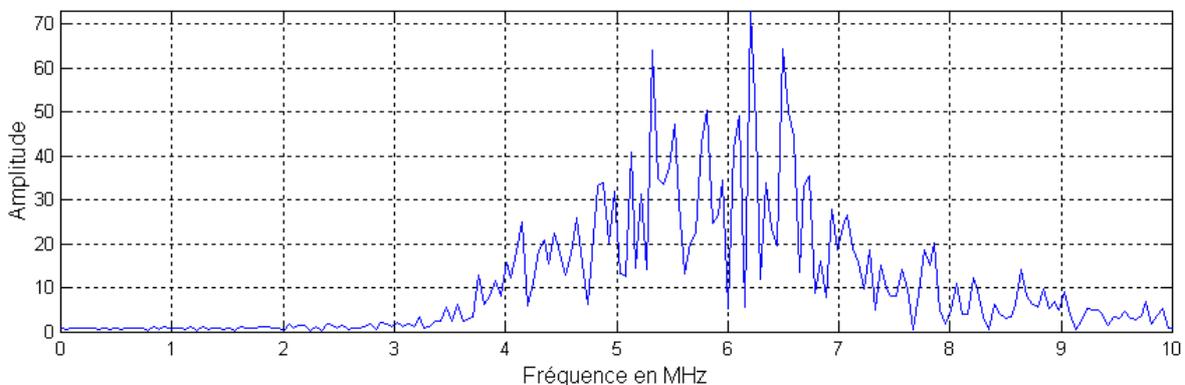


Figure 3.31 : Spectre fréquentiel du signal

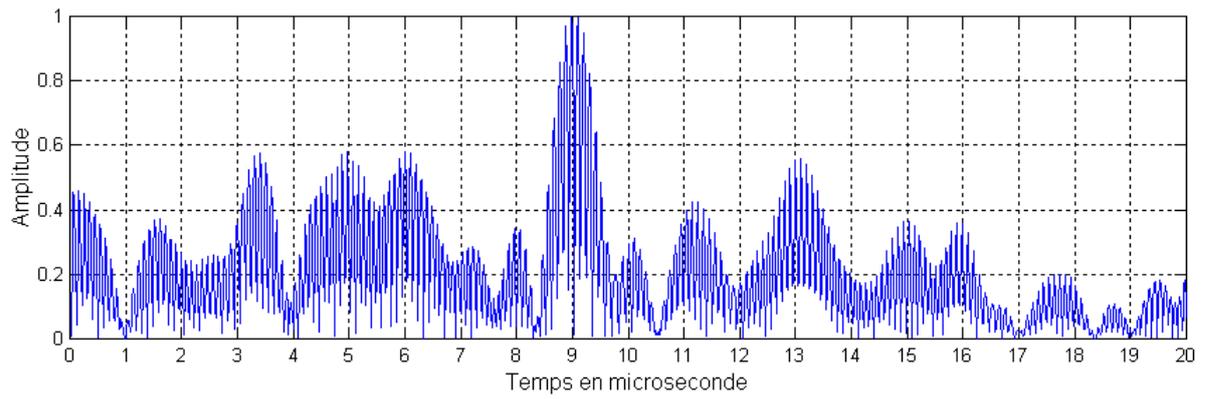


Figure 3.32 : Moyenne arithmétique

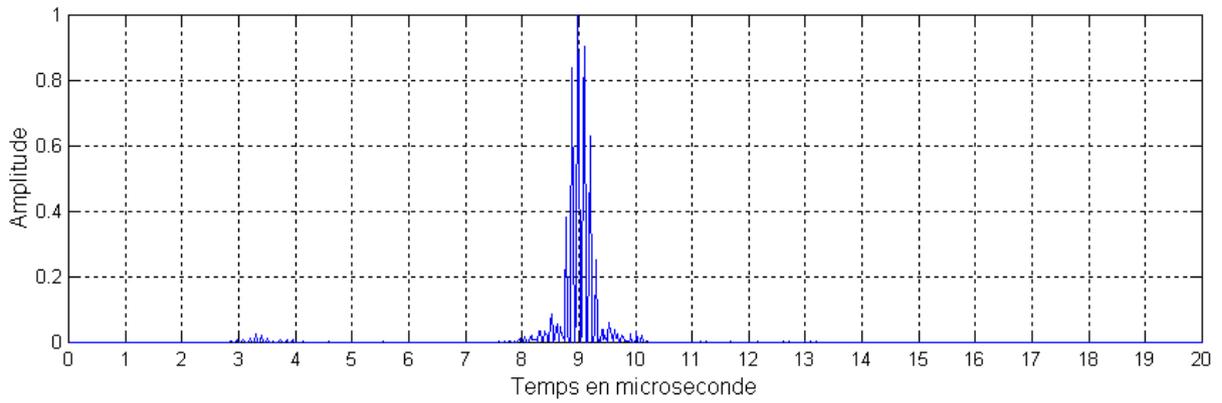


Figure 3.33 : Moyenne géométrique

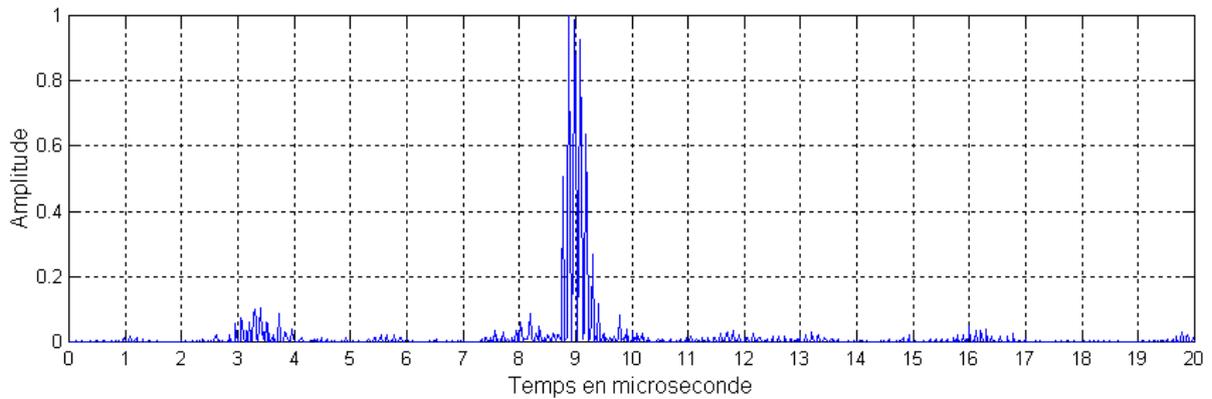


Figure 3.34 : Algorithme de minimisation

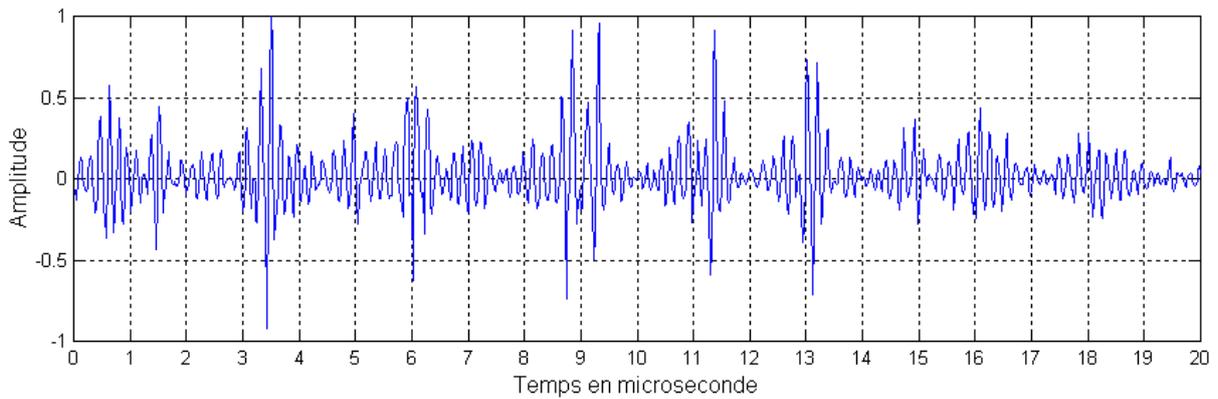


Figure 3.35 : Ecart type de phase

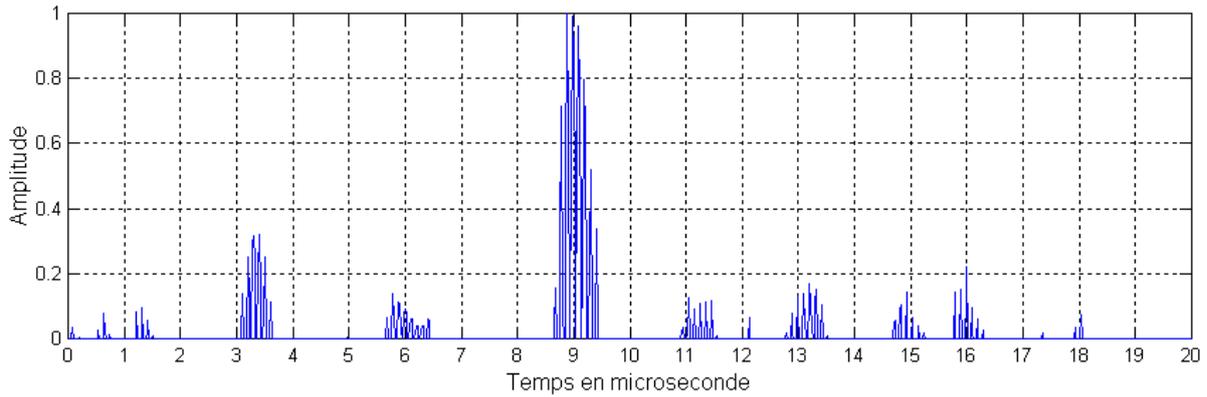


Figure 3.36 : Algorithme de "Polarity thresholding"

Amplitude	Fréquence f_c	Largeur de bande à -3dB	Nombre de défaut détecter
Même	Même	Même	2
Différent	Même	Même	1
Différent	Différent	Différent	1
Même	Différent	Différent	1
Même	Même	Différent	2

Tableau 3.5 : Détection de deux cibles

Nous avons illustré les résultats obtenus de la simulation par les figures (3.32-3.36). Nous constatons que les algorithmes développés ne donnent pas satisfaction quand il s'agit de détecter deux ou plusieurs cibles. Nous constatons aussi lors de cet exemple que ces algorithmes détectent l'écho du défaut possédant l'amplitude la plus élevée.

Ceci, nous a amené à entreprendre une étude complète qui est résumée dans le tableau (3.5) ; nous constatons que lorsque les deux échos ont la même amplitude et la même fréquence centrale, les algorithmes implémentés détectent les deux défauts. Cette alternative est très rare voir impossible dans la réalité. Par contre, ces algorithmes ne détectent pas deux échos de deux défauts qui se présentent dans un même signal.

Pour pallier à ce problème, nous avons développé d'autres algorithmes permettant la détection et la localisation de plusieurs cibles.

3.6 Conclusion

Nous venons d'exposer dans ce chapitre les problèmes liés à la détection d'une seule cible noyée dans le bruit de structure. Pour cela nous avons implémenté plusieurs algorithmes basant sur le filtre de Wiener et la technique "Split Spectrum Processing".

Nous avons estimé le filtre de Wiener avec les deux techniques, à savoir la technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile et la technique d'écart type avec fenêtre mobile. La détection par ces dernières devient difficile lorsque la fréquence centrale du défaut se rapproche de la fréquence centrale de bruit.

Les résultats obtenus par la technique "Split Spectrum Processing" sont satisfaisants pour la détection d'une seule cible.

Après une analyse statistique, nous constatons que la technique "Split Spectrum Processing" à Q-constant est la plus robuste.

Chapitre 4

Détection des cibles multiples

4.1 Introduction

Dans des applications pratiques, il est possible que simultanément plusieurs défauts situés à différentes régions du matériel, avec des formes géométriques complexes, ayant pour résultat des signaux avec des caractéristiques temporelles et spectrales, sensiblement différentes. Cette situation peut être encore compliquée si le matériel est non homogène. Dans de tels matériaux, les variations de l'endroit et l'orientation des défauts, comme leur géométrie et taille, peuvent profondément affecter les caractéristiques spectrales des signaux ultrasonores. En outre, la technique "Split Spectrum Processing" comporte les opérations fortement non-linéaires, qui peuvent améliorer la visibilité des défauts dominants à un plus grand degré que les défauts plus petits. Pour ces raisons, l'application conventionnelle des algorithmes de SSP employant une gamme spectrale simple peut ne pas être suffisamment sensible aux variations des caractéristiques spectrales et temporelles des différentes cibles pour permettre leurs détections simultanément. En conséquence, il est souhaitable de développer de nouvelles techniques qui adressent le problème multiple complexe de détection des cibles, en particulier pour les matériaux non homogènes. Dans ce chapitre, on propose une technique multi étapes qui combine la technique d'entropie avec fenêtre mobile et les techniques de SSP pour améliorer la détection des cibles multiples dans des applications ultrasonores.

Basé sur un procédé itératif qui combine la technique d'entropie et la SSP, les cibles multiples peuvent être identifiées une par une, et éliminée par la suite en employant des fenêtres dans le domaine temporel. La suppression de la cible dominante améliore la détection des autres cibles d'amplitudes plus faibles.

4.2 Modèle mathématique des cibles multiples

Nous avons vu qu'une cible simple dans la détection ultrasonore peut être modélisée par :

$$s_i(t) = A_i f(t - T_i) \quad (4.1)$$

Où A_1 : est l'amplitude du signal cible,
 T_1 : la position de la cible.

La transformée de Fourier du signal cible est donnée par :

$$S_i(f) = A_i F(f) \exp(-j 2 \pi f T_i) \quad (4.2)$$

Où $S_i(f)$ possède une phase linéaire $\Phi(f) = -2\pi T_i f$.

Le retard de groupe du signal cible est calculé à partir de la phase $\Phi(f)$ par :

$$\Delta T(f) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d\phi(f)}{df} \quad (4.3)$$

Nous aurons alors un retard de groupe constant :

$$\Delta T_i(f) = T_i \quad (4.4)$$

Si le signal cible $s_i(t)$ est traité par la technique "Split Spectrum Processing", les signaux à bande étroite résultants deviennent :

$$\xi_1(t, f) = A_i \gamma(t - T_i) \cos 2 \pi f (t - T_i) \quad (4.5)$$

où $\gamma(t)$ est la réponse impulsionnelle d'un filtre passe bas.

Le problème des cibles multiples peut être formulé par :

$$s_p(t) = \sum_{i=1}^P A_i f(t - T_i) \quad (4.6)$$

avec P : est le nombre total de cibles ;

A_i : amplitude de la $i^{\text{ème}}$ cible ;

T_i : position de la $i^{\text{ème}}$ cible.

Les paramètres A_i et T_i sont statistiquement des variables aléatoires indépendantes.

La transformée de Fourier du signal multi cibles est donnée par :

$$S_p(f) = \sum_{i=1}^P A_i F(f) \exp(-j 2 \pi f T_i) \quad (4.7)$$

d'où

$$S_p(f) = M_p(f) \exp[j \phi_p(f)] \quad (4.8)$$

L'amplitude et la phase sont exprimées par :

$$M_p(f) = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^P A_i F(f) \cos 2 \pi f T_i\right)^2 + \left(\sum_{i=1}^P A_i F(f) \sin 2 \pi f T_i\right)^2} \quad (4.9)$$

Et

$$\phi_p(f) = - \left\{ \tan^{-1} \frac{\sum_{i=1}^P A_i F(f) \sin 2 \pi f T_i}{\sum_{i=1}^P A_i F(f) \cos 2 \pi f T_i} \right\} \quad (4.10)$$

Il en résulte un retard de groupe exprimé par :

$$\Delta T_P(f) = \frac{\sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P A_i F(f) A_j F(f) [T_i \cos 2\pi f T_i \cos 2\pi f T_j + T_i \sin 2\pi f T_i \sin 2\pi f T_j]}{\sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P A_i F(f) A_j F(f) \cos 2\pi f (T_i - T_j)} \quad (4.11)$$

Nous constatons que ce dernier n'est pas constant.

Les signaux à bande étroite obtenus par la technique de SSP sont exprimés par :

$$\xi_P(t, f) = \sum_{i=1}^P A_i \gamma(t - T_i) \cos 2\pi f (t - T_i) \quad (4.12)$$

Où γ est la réponse impulsionnelle du filtre passe bas.

Par ailleurs, nous rappelons que le signal ultrasonore reçu peut être formulé par :

$$y(t) = s(t) \otimes h(t) + br(t) \quad (4.13)$$

Avec :

$h(t)$: la réponse impulsionnelle du système ultrasonore ;

$s(t)$: le signal de défaut ;

$br(t)$: bruit, qui inclut le bruit de structure et le bruit de système.

Le bruit est un processus aléatoire et est modélisé dans le domaine fréquentiel par :

$$Br(f) = |B(f)| \exp[ju(f)] \quad (4.14)$$

Où $|B(f)|$ et $u(f)$ sont des processus aléatoires correspondant aux spectres d'amplitude et de phase, respectivement. Les caractéristiques du bruit de structure examinées dans les travaux précédents indiquent que l'énergie du bruit est concentrée relativement aux hautes fréquences comparées au spectre de défaut [TIA95a].

4.3 Analyse

Afin d'améliorer la détection des cibles multiples avec différentes caractéristiques spectrales et temporelles en utilisant la SSP, deux étapes principales doivent être suivies :

- 1) Choix de la région optimale de la fréquence;
- 2) Utilisation itérative de la SSP.

4.3.1 Choix optimal de la région de la fréquence

Pour améliorer les résultats de la SSP dans la détection de multi-cibles, il est souhaitable de développer un algorithme adaptatif, qui peut détecter les variations spectrales des signaux de la cible. La technique du retard de groupe basé sur le calcul de l'écart type sur une fenêtre mobile, qui a été employée dans le problème de détection de cible simple, suppose que le signal reçu contient le signal cible et le bruit additif. Basé sur les équations (4.2), (4.13), et (4.14), la représentation fréquentielle du signal reçu est exprimée par :

$$Y(f) = A_1 H(f) \exp(-j2\pi f T_1) + |B(f)| \exp(ju(f)) \quad (4.15)$$

Où $H(f)$ est la transformée de Fourier de $h(t)$. Par conséquent, le retard de groupe correspondant au cas simple d'une seule cible devient [LI93]:

$$\Delta T(f) = -\frac{1}{2\pi} \frac{d}{df} \left\{ \tan^{-1} \frac{\frac{A_1 H(f)}{|B(f)|} \sin 2\pi f T_1 - \sin u(f)}{\frac{A_1 H(f)}{|B(f)|} \cos 2\pi f T_1 - \cos u(f)} \right\} \quad (4.16)$$

Il est clair que si $A_1 H(f)/|B(f)|$ est élevé (c.-à-d., $A_1 H(f)/|B(f)| \gg 1$), le retard de groupe est constant (T_1), tandis que si $A_1 H(f)/|B(f)|$ est petit (c.-à-d., $A_1 H(f)/|B(f)| \ll 1$), il en résulte un retard de groupe aléatoire.

L'aspect aléatoire du retard de groupe est mesuré par le calcul de l'écart type, qui est estimé en utilisant une fenêtre mobile au long de l'axe des fréquences. L'écart type du retard de groupe est inversement proportionnel au rapport signal sur bruit (SNR). Utilisant une telle approche, nous déterminons la bande de fréquence où le SNR est élevé et la SSP peut être réalisée pour détecter efficacement des cibles simples.

Du moment que l'entropie est une mesure adéquate pour l'aspect aléatoire, nous proposons une technique itérative qui combine le retard de groupe et la mesure d'entropie associée à la SSP, permettant la détection des défauts multiples.

4.3.2 Entropie

L'**entropie** $M(D)$ d'un ensemble d'événements indépendants D est la moyenne pondérée des quantités d'informations des éléments de D , c'est-à-dire l'expression :

$$M(D) = \sum_{m \in D} -P(m) \log_2 P(m) \quad (4.17)$$

Cela revient à dire que l'entropie d'un système est la quantité d'information globale (c'est-à-dire moyenne) qu'il porte.

Cas particulier

L'entropie de D est minimale (elle vaut 0) lorsque le système est maximale déséquilibré, c'est-à-dire que l'un de ses événements est certain et les autres infiniment improbables. En effet, la probabilité de l'événement certain est 1, ce qui donne une quantité d'information nulle. Par ailleurs, la probabilité de chaque événement infiniment improbable est nulle, en considérant que :

$$0 \log_2 0 = 0$$

Ce qui est vrai à la limite.

Deuxième cas particulier

L'entropie de D est maximale (elle vaut $\log_2 |D|$, où $|D|$ est le cardinal de D) lorsque les éléments de D sont équiprobables.

4.3.3 Algorithme

Le retard de groupe discret ayant été déjà défini par [LI93]:

$$\Delta T(k) = -\frac{N}{2\pi} [\phi(k+1) - \phi(k)], \quad 1 \leq k \leq N/2 \quad (4.18)$$

Où $\Phi(k)$: composante de phase ;
 k : indice de fréquence ;
 N : nombre total de points dans la transformée de Fourier discrète.

Dans ce qui suit, nous présentons les étapes de l'algorithme du calcul de l'entropie :

1. Basé selon les principes de théorie de l'information, on définit une mesure de l'information $B = \log_2 M b$, où M représente à la fois la largeur de la fenêtre mobile et le nombre de niveaux de quantification pour la valeur du retard de groupe décrit ci-dessous.
2. Quantifier les valeurs du retard de groupe, qui s'étendent de 1 jusqu'à $N/2$, dans M régions non recouvertes (c.-à-d., taille de quantification égale à $N/2M$). En conséquence, l'indice m ($1 < m < M$) identifie les régions non recouvertes des valeurs du retard de groupe quantifié et représente l'argument de la fonction de densité de probabilité $f_k(m)$ du retard de groupe ΔT .
3. Dans une fenêtre spectrale mobile de largeur M et de fréquence centrale k (c.-à-d., en utilisant le spectre du signal ultrasonore reçu), déterminer l'histogramme du retard de groupe. Répétez le processus pour $M/2 \leq k \leq (N-m)/2$.
4. Normaliser l'aire de l'histogramme du retard de groupe à l'unité afin d'obtenir une évaluation de $f_k(m)$.
5. Obtenir la valeur de l'entropie à la fréquence k en utilisant la formule suivante:

$$I_k = -\sum_{m=1}^M f_k(m) \log_2 f_k(m), \quad M/2 \leq k \leq (N-M)/2 \quad (4.19)$$

Le résultat du calcul de l'entropie donne une fonction de la fréquence k .

Il est à noter que dans la pratique, la fréquence centrale k peut être incrémentée par une valeur entière $r \geq 1$, qui devrait être choisie comme un compromis entre la précision désirée de I_k et le temps de calcul, en général, r est petit comparé au M .

Puisque le signal de cible résulte un retard de groupe possédant des variations relativement petites comparées au bruit, la bande de fréquence contenant les signaux cibles donne des valeurs d'entropie sensiblement plus petites aux valeurs comparées dans les gammes de fréquences contenant le bruit seulement. D'où l'application de la technique d'entropie qui permettra la détermination de la région spectrale optimale pour l'application de la SSP.

Quand les cibles multiples sont présentes et les signaux correspondants présentent des changements spectraux, la technique d'entropie permettra le choix des bandes spectrales idéales pour chacune des cibles. Ceci est réalisé si la fenêtre mobile est assez petite afin de détecter les

variations spectrales entre les cibles. Par conséquent, le choix de la taille de la fenêtre M est critique dans l'exécution de la technique proposée.

L'avantage d'une grande valeur de M donne un plus grand nombre de niveaux de quantification pour les valeurs du retard de groupe (c.-à-d., erreur de quantification petite), et un plus grand nombre de points de la densité de probabilité, ayant ainsi comme résultat une évaluation plus précise de $f_k(m)$ et par conséquent I_k .

Réciproquement, une petite taille de la fenêtre M fournira une plus grande précision dans la localisation des régions spectrales où le SNR est élevé (c.-à-d., fréquences de signal de cible), et une plus grande sensibilité à détecter les différences entre les spectres des signaux cibles. Un compromis doit être envisagé afin de pallier ce problème.

Dans le cas où on aurait un signal qui contient une seule cible dans un matériau sans bruit, l'entropie mobile devient :

$$I_k = - \sum_{m=1}^M f_k[\delta(m-m_1)] \log_2 f_k[\delta(m-m_1)] = 0 \quad (4.20)$$

Où m_1 représente l'indice du retard de groupe correspondant à la position de la cible dans le temps.

On aura dans ce cas un retard de groupe constant et égal à la position de la cible.

Pour le cas du bruit seul (équation 4.14), la phase $\Phi(f)$ est distribuée uniformément $[-\pi, \pi]$. Ainsi le retard de groupe sera constant dans l'intervalle $[1, M]$. L'entropie mobile devient, donc :

$$I_k = - \sum_{m=1}^M \frac{1}{M} \log_2 \left(\frac{1}{M} \right) = \log_2 M = B \quad (4.21)$$

Notez que pour un signal d'une seule cible, il y a 0 bits d'information, alors que dans le cas de bruit seul on a B bits d'information. En général, les valeurs de I_k s'étendront entre 0 et B . Dans le cas des cibles multiples sans bruit, le retard de groupe du signal reçu correspondant ne sera plus constant.

4.3.4 Utilisation itérative de la technique Split Spectrum Processing

Quand les cibles multiples sont présentes dans le signal reçu, les fréquences centrées sur la valeur minimale de l'entropie (c.-à-d., la région spectrale où le rapport signal/bruit est élevé) sont susceptibles de correspondre à la gamme de fréquence optimale pour la cible la plus dominante. Par conséquent, quand la SSP est appliquée à cette région spectrale, l'amplitude des signaux cibles situés dans ces fréquences seront augmentées. **[LI93][TIA95a]**

L'algorithme que nous proposons est constitué de plusieurs étapes, il s'agit de détecter d'une manière itérative, la cible la plus dominante dans le signal reçu, et l'éliminer ensuite en employant une fenêtre, dans le domaine temporel, positionnée à l'endroit de la cible. La figure (4.1) montre une fenêtre temporelle utilisée pour supprimer le signal cible. La fenêtre d'élimination de cette cible a une largeur d'impulsion équivalente à la réponse impulsionnelle du système. Ce procédé est répété jusqu'à ce que toutes les cibles restantes soient détectées.

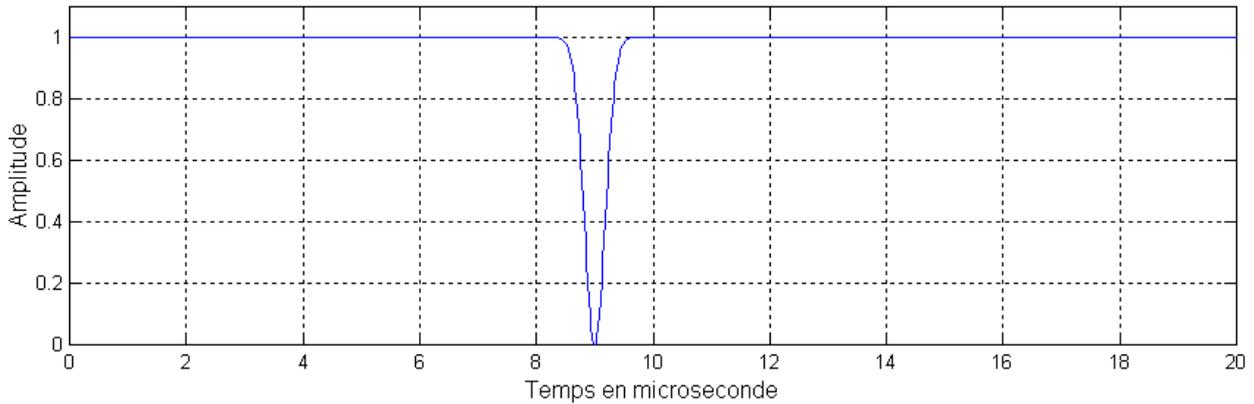


Figure 4.1 : Fenêtre d'élimination temporelle

Cet algorithme itératif est décrit comme suit :

- ❖ Calculez l'entropie et localiser les fréquences où le SNR est élevé (par le minimum d'entropie).
- ❖ Appliquez la SSP sur la gamme spectrale indiquée par la première étape. Ceci aura par conséquent l'identification d'une ou plusieurs cibles.
- ❖ Supprimez la cible dominante en utilisant une fenêtre d'élimination de cible avec la largeur d'impulsion équivalente à la réponse d'impulsion du système.
- ❖ Revenez à la première étape et réitérez jusqu'à ce que toutes les cibles soient identifiées.

4.4 Résultats de simulation

Afin d'évaluer la technique proposée, une simulation a été effectuée en utilisant un signal ultrasonore qui contient quatre cibles noyées dans le bruit de structure. Le tableau (4.1) résume les caractéristiques des quatre cibles ajoutées au bruit de structure. La figure (4.2) montre la représentation du signal temporel reçu. Il est clair que les cibles sont complètement masquées par le bruit comme le montre la figure (4.2).

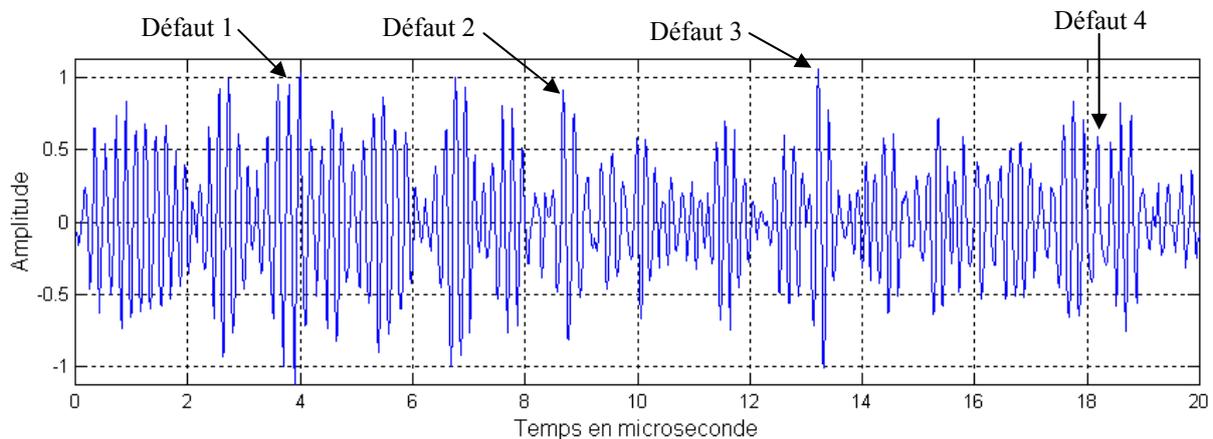


Figure 4.2 : Signal ultrasonore avec quatre défauts noyés dans le bruit

Le choix des caractéristiques fréquentielles des signaux échos est guidé par le fait que la diffusion et l'absorption des ondes ultrasonores dans le matériau à contrôler peuvent modifier de manière significative le spectre des échos des différentes cibles. En outre, les complexités présentées par la géométrie des cibles (c.-à-d., taille, forme, orientation) affecteront plus les variations des fréquences centrales, des largeurs de bande, et les amplitudes des différentes cibles. Le tableau (4.1) reflète un exemple du signal A-Scan comportant 4 défauts dans un matériau non homogène présentant une forte diffusion.

Il est à noter que les fréquences centrales des différentes cibles ont été choisies dans la gamme du spectre (4 – 5,2 MHz). Ce choix est basé sur le fait que la fréquence centrale des échos de défauts est décalée vers les fréquences inférieures par rapport à la fréquence centrale du transducteur ultrasonore. Par contre, nous avons observé que l'énergie du bruit est concentrée relativement aux hautes fréquences comparées au spectre de la cible.

La technique multi étapes de la SSP utilisant la technique d'entropie sera appliquée au signal contenant 4 échos de défauts pour examiner la robustesse de la méthode proposée.

Le module du spectre et le retard de groupe du signal sont illustrés par les figures (4.3) et (4.4). Notez que la technique "unwrapping" a été employée pour démoduler la phase afin de permettre le calcul des valeurs du retard de groupe.

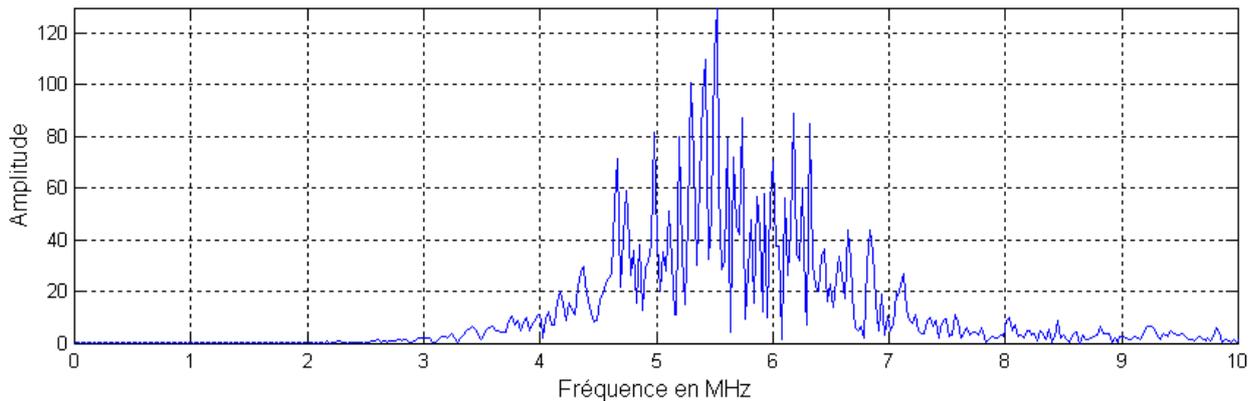


Figure 4.3 : Spectre du signal

Cibles	# 1	# 2	# 3	# 4
Position	3.8 μ s	8.9 μ s	13.2 μ s	18.2 μ s
Amplitude	1.2	0.88	0.6	0.3
Centre de Fréquence	5.2 Mhz	4.8 Mhz	4.6 Mhz	4Mhz
Largeur de bande A -3 dB	1.4 Mhz	1.4 Mhz	1.3 Mhz	1.3 Mhz

Tableau 4.1 : Paramètres des cibles simulées

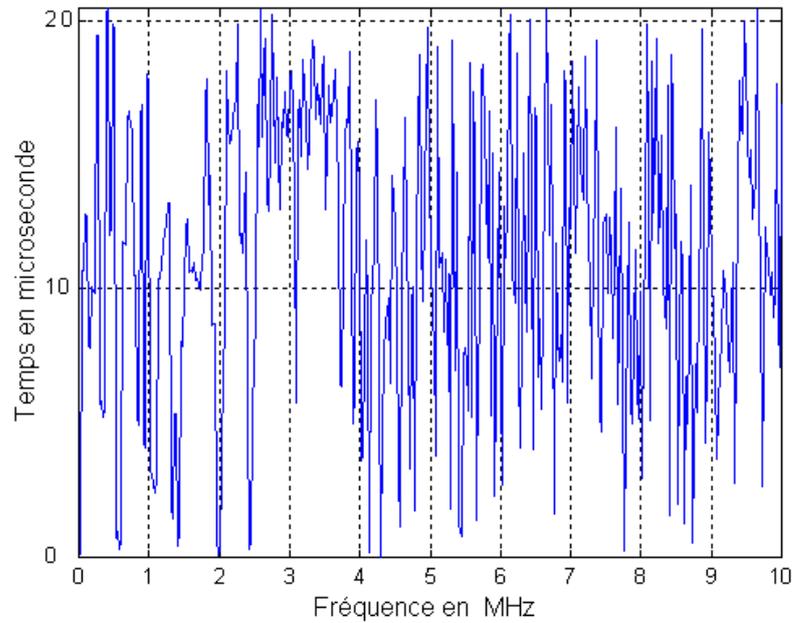


Figure 4.4 : Retard de groupe statistique

Cibles	#1	#2	#3	#4
Valeur de Q	24	22	22	22
Nombre de filtre	12	12	12	12
Intervalle de fréquence	3.4 Mhz-4.2Mhz	3.6 Mhz-4.3Mhz	3.9 Mhz-4.6Mhz	5 Mhz-5.7Mhz

Tableau 4.2 : Paramètres de la SSP

La technique d'entropie proposée a été alors appliquée pour déterminer le domaine fréquentiel optimal pour permettre l'application de la SSP. La figure (4.5) montre le résultat de cette technique en utilisant les paramètres suivants $M= 32$, et $B = 5$.

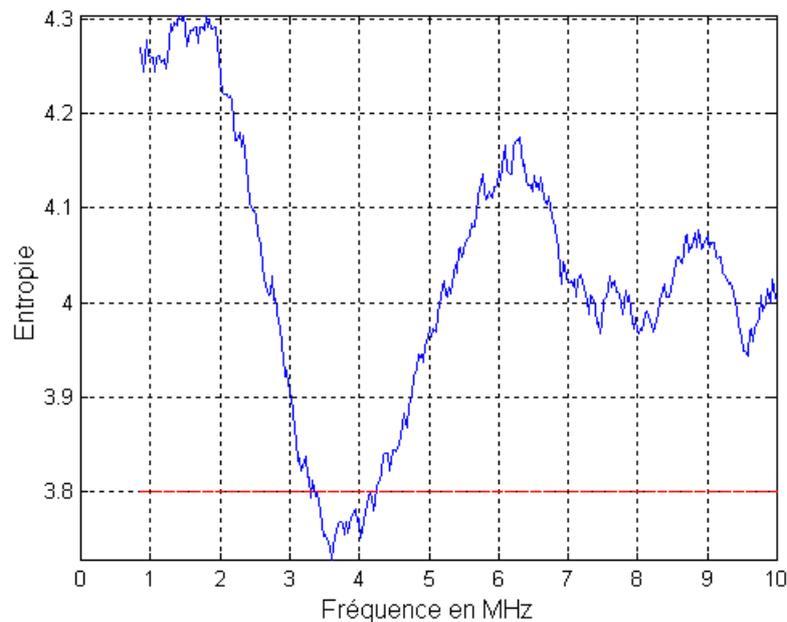


Figure 4.5 : Résultat de la technique d'entropie

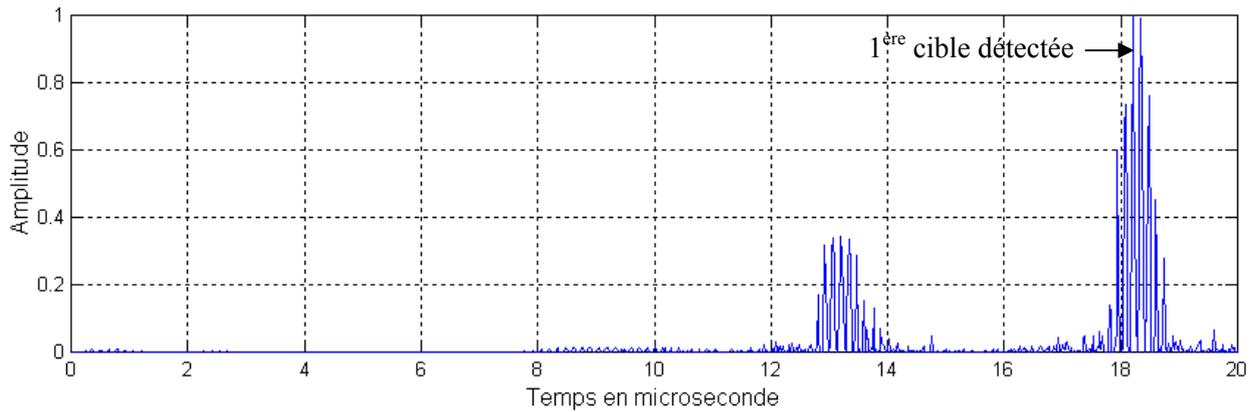


Figure 4.6 : Sortie de la SSP à la 1ère étape

La sortie illustrée par la figure (4.6) extrait clairement la première cible du bruit. Cependant, le processus ne peut pas identifier les autres cibles. Il est important de noter que l'application de la SSP, d'une manière classique (c.-à-d., en utilisant une seule région spectrale 1,0-6,0 MHz), ne récupère pas chacune des quatre cibles. Afin de détecter les cibles restantes, nous utilisons l'approche multi étapes qui consiste à éliminer la première cible en multipliant le signal original (figure 4.2) avec une fenêtre temporelle de largeur $W = 1,05\mu\text{s}$ centrée à $t_0 = 18.2 \mu\text{s}$ (position de la 1^{ère} cible). Ceci permet d'obtenir le signal illustré par la figure (4.7).

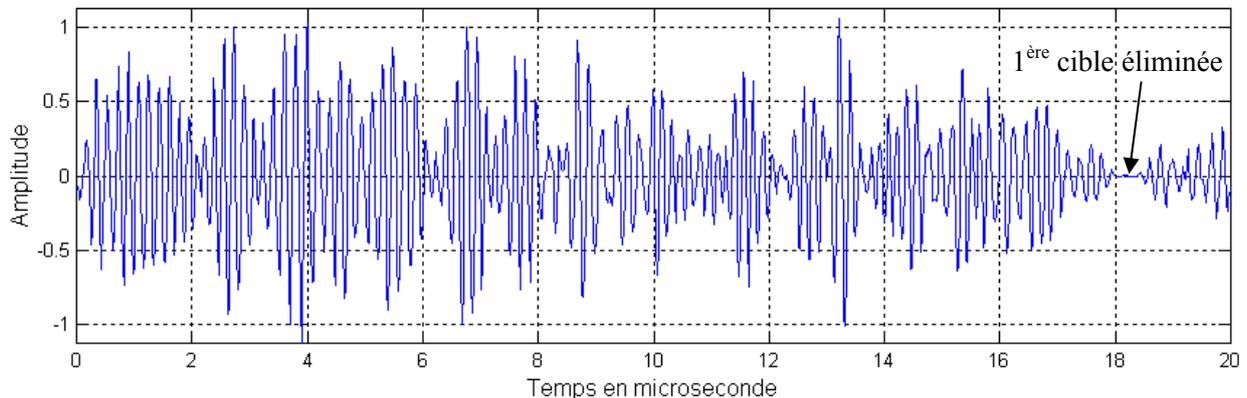


Figure 4.7 : Données de simulation avec la 1ère cible éliminée

La technique d'entropie est ensuite appliquée à ce dernier signal, le résultat est représenté par la figure (4.8). Noter que la valeur minimale de l'entropie est située à 4 MHz. Basé sur cette nouvelle gamme de fréquence, nous appliquons à ce signal, la SSP associée à l'algorithme de minimisation. Le résultat est montré par la figure (4.9), où l'écho dominant correspond à la cible #2 positionnée à $13.2\mu\text{s}$. Nous constatons aussi la présence de la cible #3, située à $8.9 \mu\text{s}$. Ensuite, nous procédons de la même manière en éliminant la cible dominante (c.-à-d., la cible 2) située à $13.2\mu\text{s}$. Le résultat obtenu est représenté par la figure (4.10).

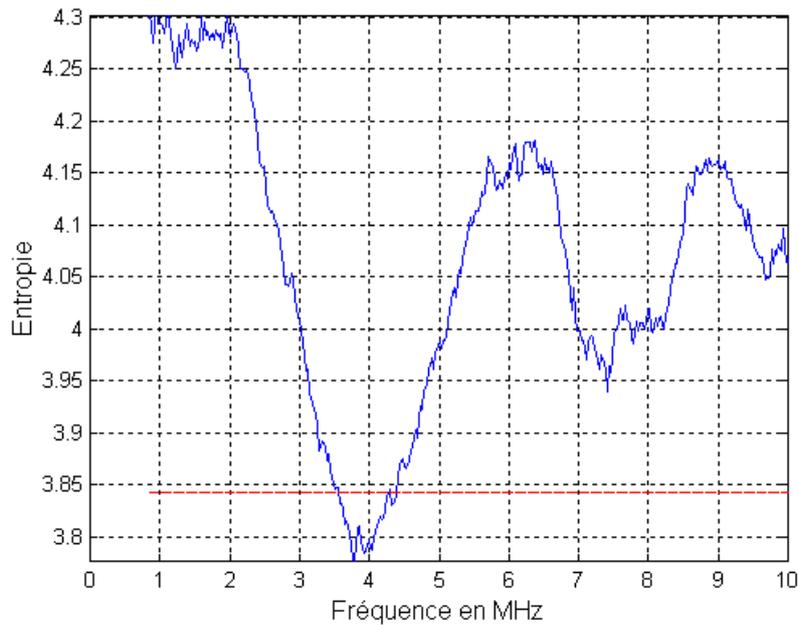


Figure 4.8 : Retard de groupe mobile d'entropie avec 1^{ère} cible éliminée

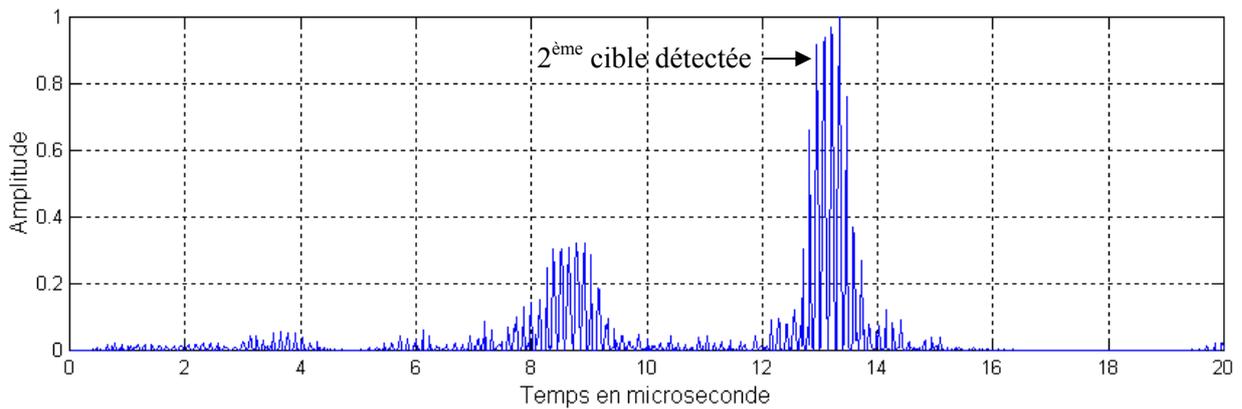


Figure 4.9 : Sortie de la SSP à la 2^{ème} étape

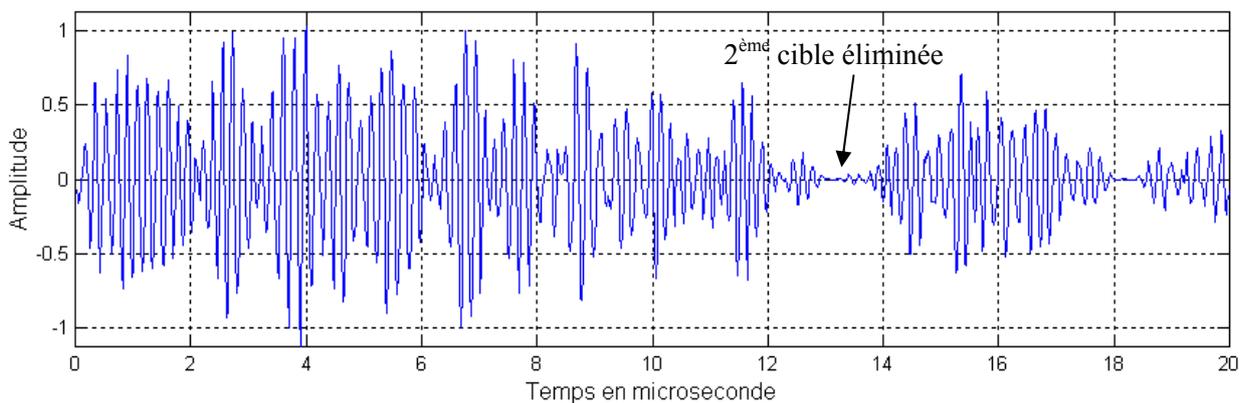


Figure 4.10 : Données de simulation avec 1^{ère} et 2^{ème} cible éliminées

Le calcul de l'entropie correspondant au signal illustré par la figure (4.10) est montré dans la figure (4.11). La valeur minimale obtenue est approximativement égale à 4,4 MHz. Le résultat de la sortie de la SSP est montré par la figure (4.12). Nous constatons la détection de la cible 3.

La dernière étape consiste aussi à supprimer la cible #3 (figure 4.13) et procéder de la même manière que dans les étapes précédentes.

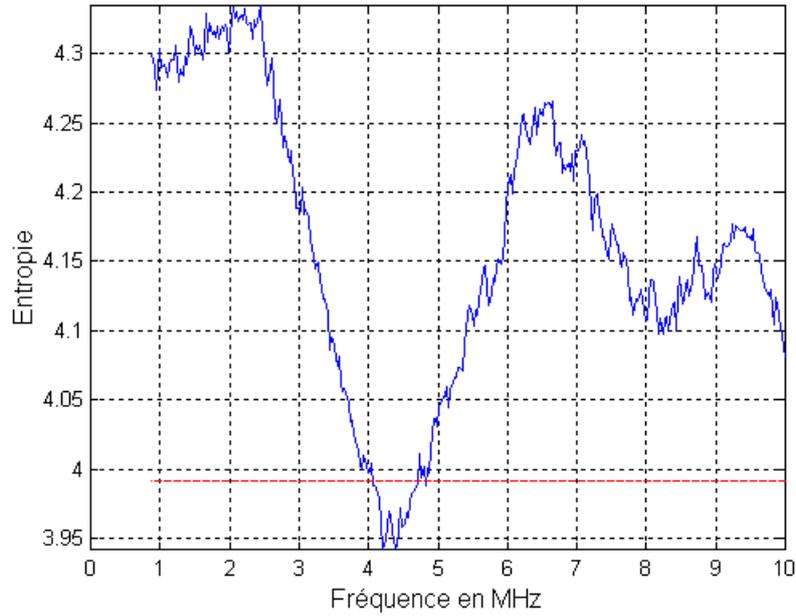


Figure 4.11 : Retard de groupe mobile d'entropie avec 1^{ère} et 2^{ème} cible éliminées

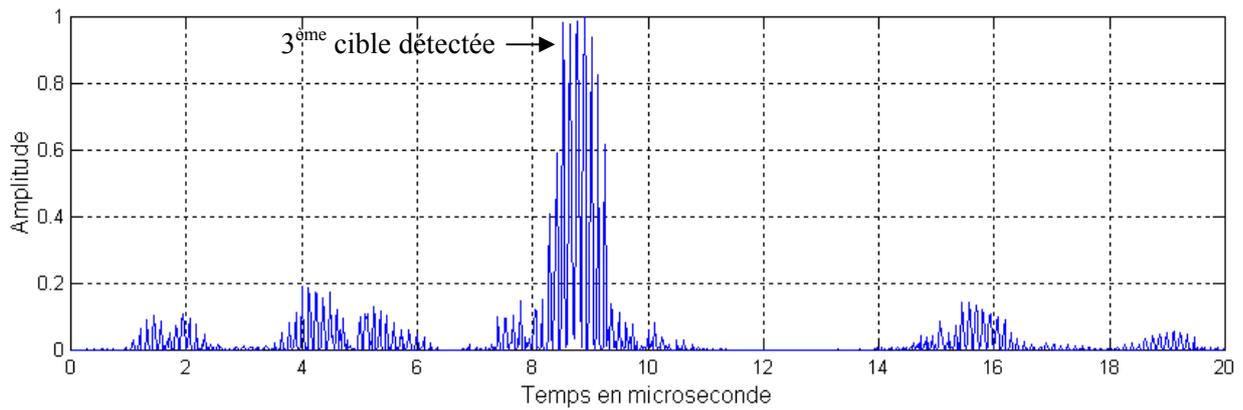


Figure 4.12 : Sortie de la SSP à la 3^{ème} étape

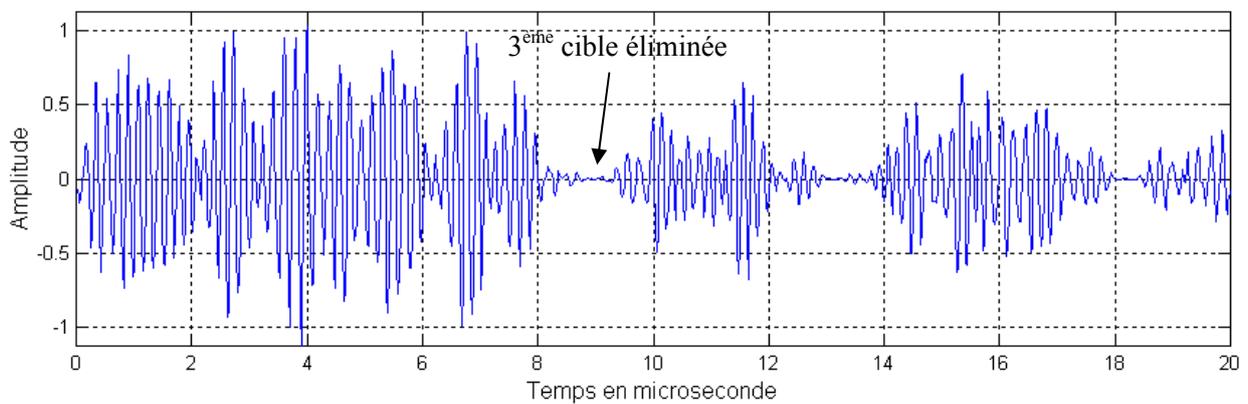


Figure 4.13 : Données de simulation avec 1^{ère}, 2^{ème} et 3^{ème} cible éliminées

Les figures (4.14), (4.15), et (4.16) montrent respectivement, le résultat du calcul de l'entropie, la sortie de la SSP, et le signal de sortie finale avec les quatre cibles éliminées.

Finalement, toutes les cibles ont été détectées par la SSP multi-étapes.

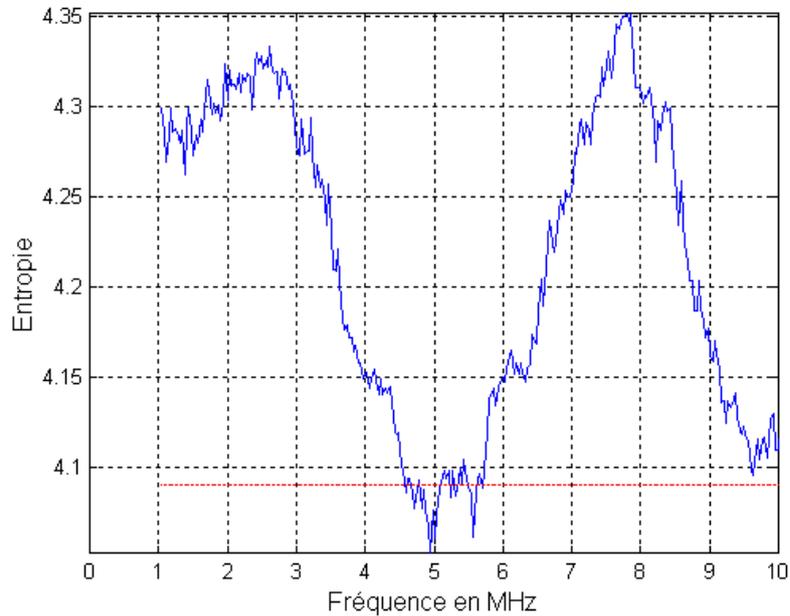


Figure 4.14 : Retard de groupe mobile d'entropie avec 1^{ère}, 2^{ème} et 3^{ème} cible éliminées

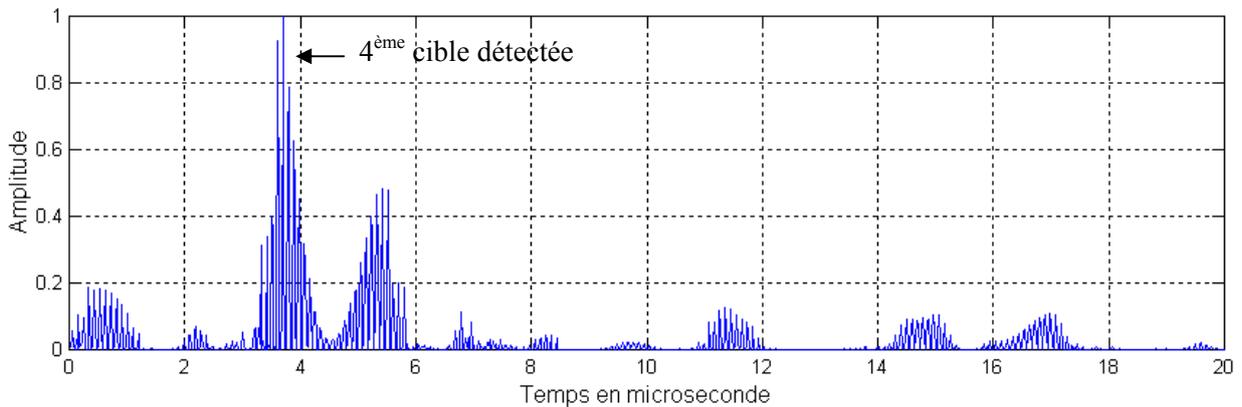


Figure 4.15 : Sortie de la SSP a la 4^{ème} étape

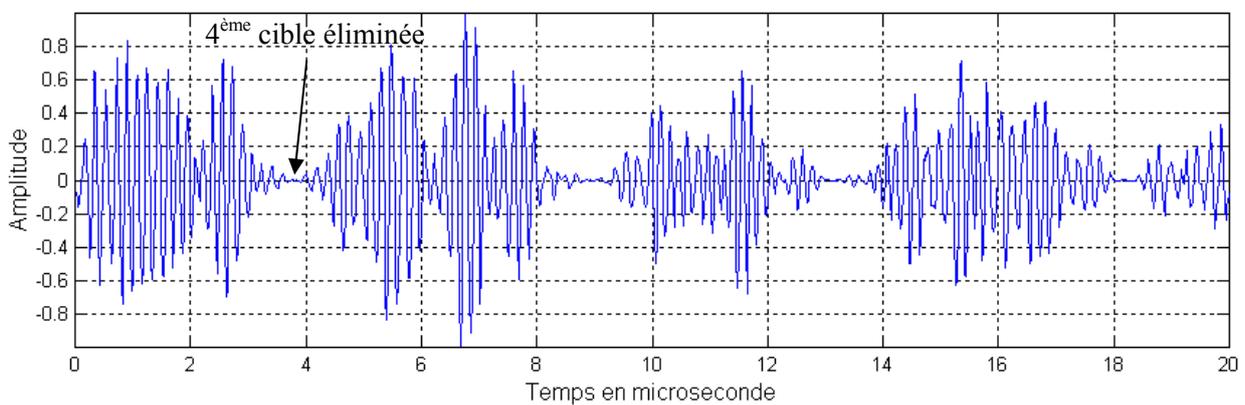


Figure 4.16 : Données de simulation avec 1^{ère}, 2^{ème}, 3^{ème} et 4^{ème} cible éliminées

Afin de terminer le processus multi étapes de détection, nous appliquons le même algorithme. Les figures. (4.16), (4.17), et (4.18) montrent respectivement le signal de sortie sans cibles, l'entropie et la sortie de la SSP.

Dans ce cas, la fréquence centrale estimée par la technique d'entropie est de 7,2 MHz. Cette fréquence est beaucoup plus élevée que la fréquence centrale du traducteur. Il est à noter que l'application de la SSP dans cette gamme de fréquence, donne en sortie un plus grand nombre d'échos d'amplitude élevée (figure 4.18). En outre, l'entropie (figure 4.17), présente une allure sensiblement différente comparée aux autres résultats obtenus. Ceci indique qu'aucune autre cible ne demeure dans les données. Par conséquent, le processus est terminé.

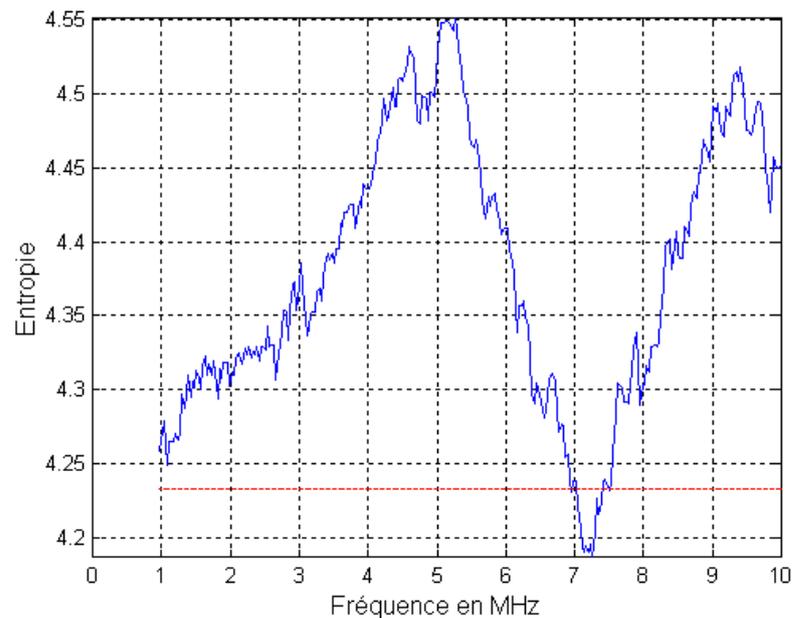


Figure 4.17 : Retard de groupe mobile d'entropie avec 1^{ère}, 2^{ème}, 3^{ème} et 4^{ème} cible éliminées

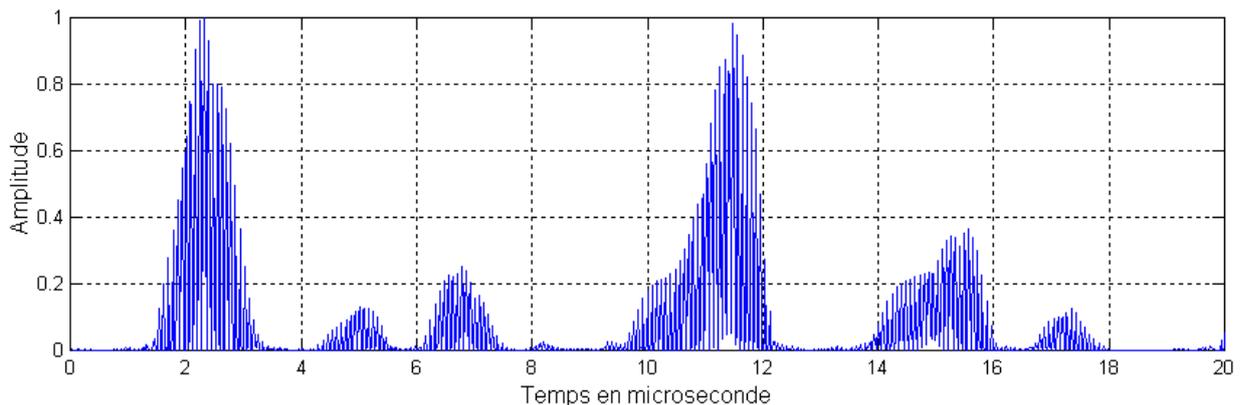


Figure 4.18 : Sortie de la SSP à la 5^{ème} étape

Pour évaluer l'implémentation de l'approche multi étapes, les paramètres de simulation des cibles ont été changés aléatoirement (c.-à-d., position de cible, amplitude, largeur de bande, et fréquence centrale). Les résultats obtenus montrent que la technique peut détecter avec une fiabilité élevée les cibles qui ont été complètement masqués par le bruit.

Par contre, si les différences spectrales et temporelles entre les cibles deviennent négligeables, l'avantage de l'approche multi-étapes par rapport à l'application conventionnelle de la SSP commence à diminuer.

Par conséquent, la technique sera plus efficace quand les différences sont plus prononcées. Nous voudrions préciser que la géométrie et les variations spectrales des cibles réelles sont souvent plus compliquées que dans une simulation.

4.5 Analyse statistique pour la détection des cibles multiples

L'analyse est effectuée dans deux conditions: caractéristiques spectrales connues de la cible à priori (c.-à-d., fréquence centrale et largeur de bande). La technique d'entropie a été présentée pour déterminer les régions fréquentielles optimales afin d'appliquer la SSP dans la détection des cibles multiples. L'efficacité de cette technique est statistiquement démontrée dans cette partie. La robustesse est mesurée en termes de rapport signal/bruit (SNR) et de la probabilité de détection de la cible.

Le nombre de cibles présentées dans les données simulées est fixé à 3. L'exécution relative de la technique d'entropie avec fenêtre mobile présente des résultats très satisfaisants dans le cas des matériaux à très forte diffusion (c.-à-d, quand les cibles occupent différentes régions spectrales).

Les simulations ici sont basées sur chacune des trois cibles ayant la même fréquence centrale et largeur de bande, mais différentes positions et amplitudes. Une telle situation est susceptible de représenter le scénario des cas pires en termes d'exécution relative pour SSP.

Dans cette étude, les positions des trois cibles sont aléatoirement distribuées entre 1 et N, où N est le nombre d'échantillons égal à 1024.

L'amplitude du bruit est normalisée à l'unité et l'amplitude des cibles est uniformément distribuée entre 0,2-0,9. L'amplitude des cibles inférieure à 0,2 est considérée comme très faible pour être détectée, tandis que les amplitudes plus grandes que 0,9 peuvent généralement être identifiées sans traitement.

La cible d'amplitude maximale est marquée cible #1, la deuxième cible d'amplitude inférieure à la 1^{ère} est marquée cible #2, et ainsi de suite.

Le bruit utilisé est un bruit expérimental qui est obtenu à partir d'un matériau à très forte diffusion en utilisant un traducteur de 5,5MHz. La fréquence centrale du bruit est approximativement 5.6 MHz.

Les cibles simulées ont des spectres gaussiens et des largeurs de bande à -3dB de 1,2MHz.

La fréquence centrale des cibles est changée sur toute la gamme de fréquence pour obtenir les configurations désirées.

Un exemple de signal contenant trois cibles avec des fréquences centrales à 3,8 MHz est montré par la figure (4.19).

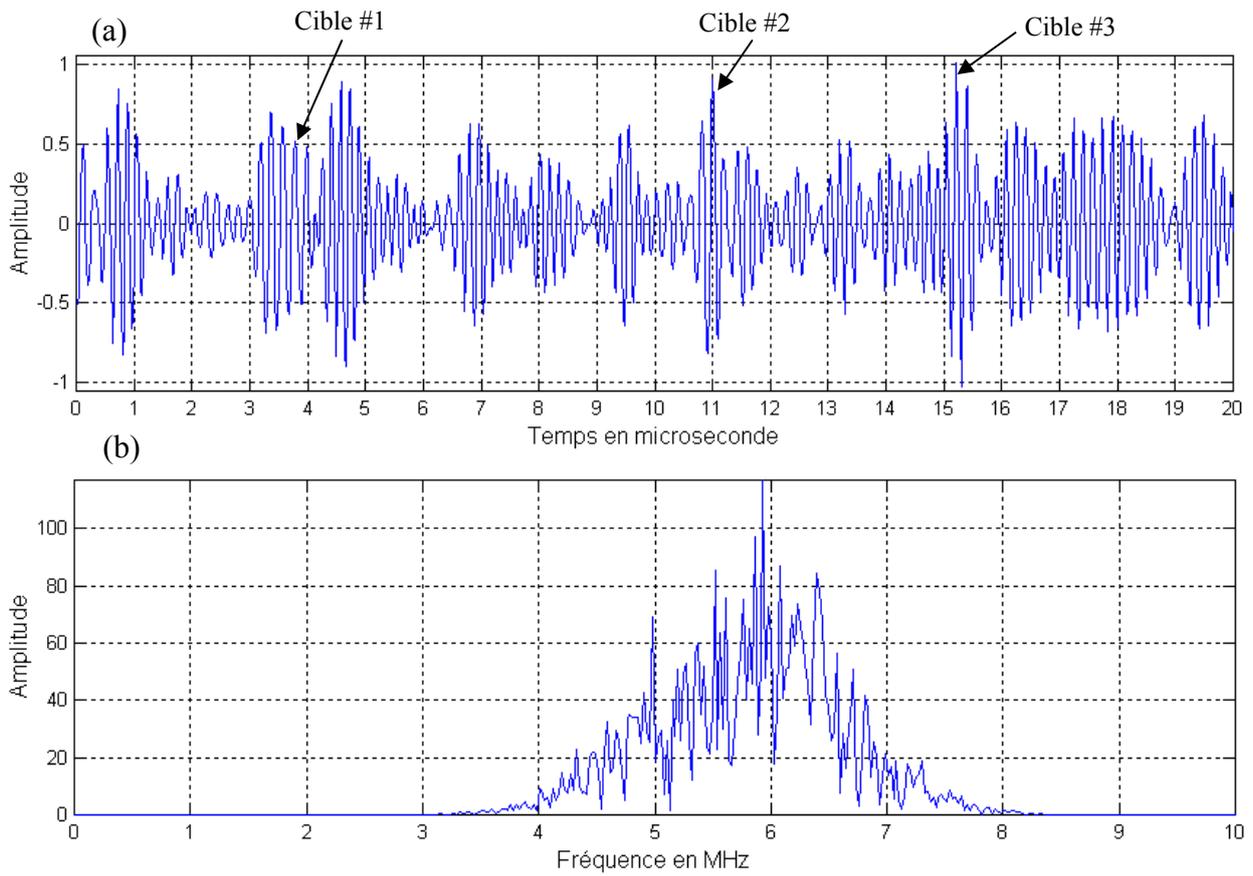


Figure 4.19 : (a) Signal de données contient trois cibles. (b) Amplitude du spectre

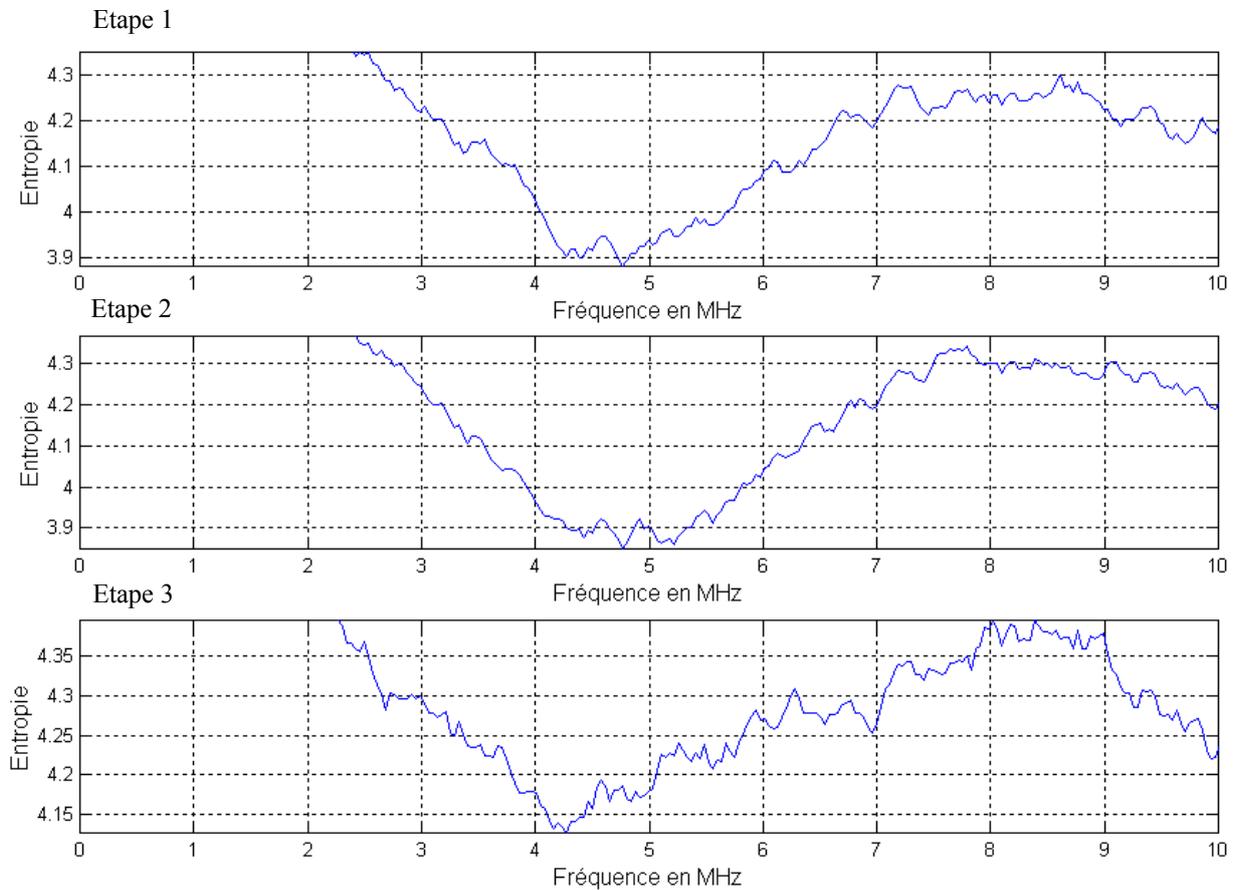


Figure 4.20 : La technique d'entropie à fenêtre mobile dans chaque étape pour les données de simulation de la figure (4.20.a)

La figure (4.20) montre la technique d'entropie avec fenêtre mobile pour chaque cible du signal illustré par la figure (4.21).

A chaque étape une cible simple est clairement identifiée (figure 4.21) et à chacun des trois signaux traités le SNR est remarquablement élevé. La largeur de bande de fréquence dans laquelle nous appliquons l'algorithme de la SSP, est définie par le résultat obtenu par le calcul de l'entropie. Pour cela, nous estimons cette largeur pour laquelle l'entropie ne dépasse pas en amplitude 90% du minimum obtenu par cette dernière.

Les paramètres utilisés pour le calcul de l'entropie sont fixés à $r = 4$ (c.-à-d., 0,196 MHz), $M=32$, et $B=5$.

Lors de ce traitement, nous avons choisi la SSP à Q-constant, cet algorithme ayant montré les meilleurs résultats obtenus dans le chapitre précédent.

Le but de cette partie est d'évaluer statistiquement la robustesse de la SSP multi-étapes avec des caractéristiques spectrales des cibles connues a priori (c.-à-d., fréquence centrale et largeur de bande).

La figure (4.21) montre les résultats des différentes étapes de l'algorithme implémenté. L'étape 1 montre la détection de la cible #1 localisé entre 3 et 4 μsec , l'étape 2 montre aussi la cible #2 localisé entre 15 et 16 μsec et enfin l'étape 3 montre la cible #3 positionné à 11 μsec .

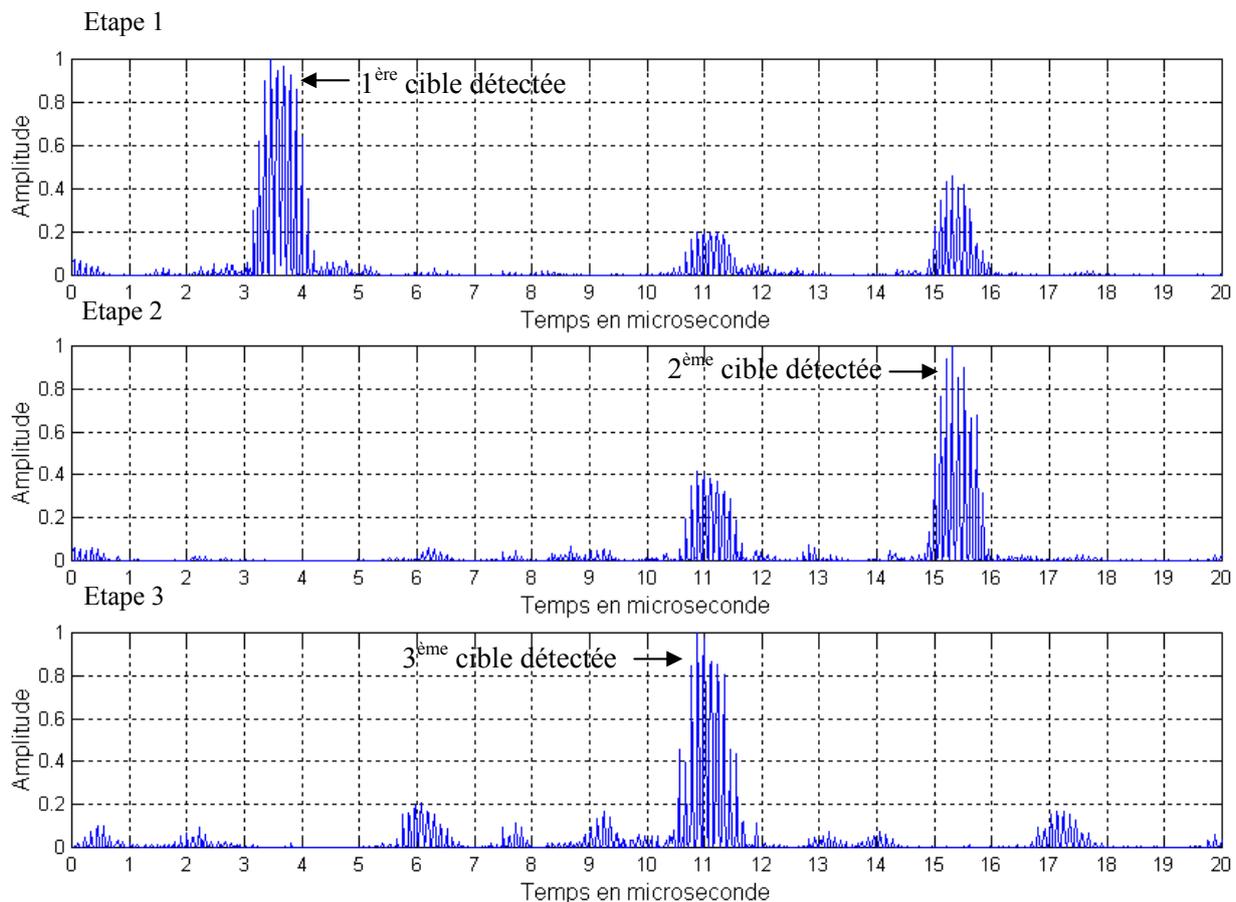


Figure 4.21 : Sorties de la technique SSP-TEFM dans chaque étape

Dans cette analyse statistique, nous avons utilisé les quatre techniques décrites ci-dessous :

1. Technique d'Entropie à Fenêtre Mobile pour la détection de la gamme spectrale de la SSP elle est abrégée par **SSP-TEFM** :

Nous travaillons avec SSP à Q-constant, le nombre de filtres utilisé est de 12 filtres.

2. SSP avec la connaissance à priori des spectres des cibles (c.-à-d., Gamme Spectrale Optimale pour le traitement) et est noté comme **SSP-GSO** :

Dans cette technique on applique la SSP sur la bande optimale du spectre de fréquence de la cible.

3. Filtres passe bande (FPB) employant les fréquences indiquées par la technique d'entropie mobile est marqué comme **FPB-TEFM** :

Dans cette technique nous appliquons le filtre passe bande donnée par la technique d'entropie avec fenêtre mobile.

4. Filtres passe bande optimale est abrégé par **FPB-GSO** :

Dans cette technique on applique le filtre passe bande sur la bande de fréquence optimale de la cible.

100 signaux du type A-scan contenant des cibles ayant des amplitudes et positions aléatoires sont utilisées pour l'analyse statistique. Les fréquences centrales des cibles sont aussi changées tandis que la largeur de bande a été fixée à 1,2 MHz.

La figure (4.22) montre la probabilité de la détection de chacune des trois cibles pour SSP-TEFM, SSP-GSO, FPB-TEFM, et FPB-GSO. La technique SSP avec l'information connue de cible donne une probabilité légèrement plus élevée que les résultats de détection par SSP-TEFM.

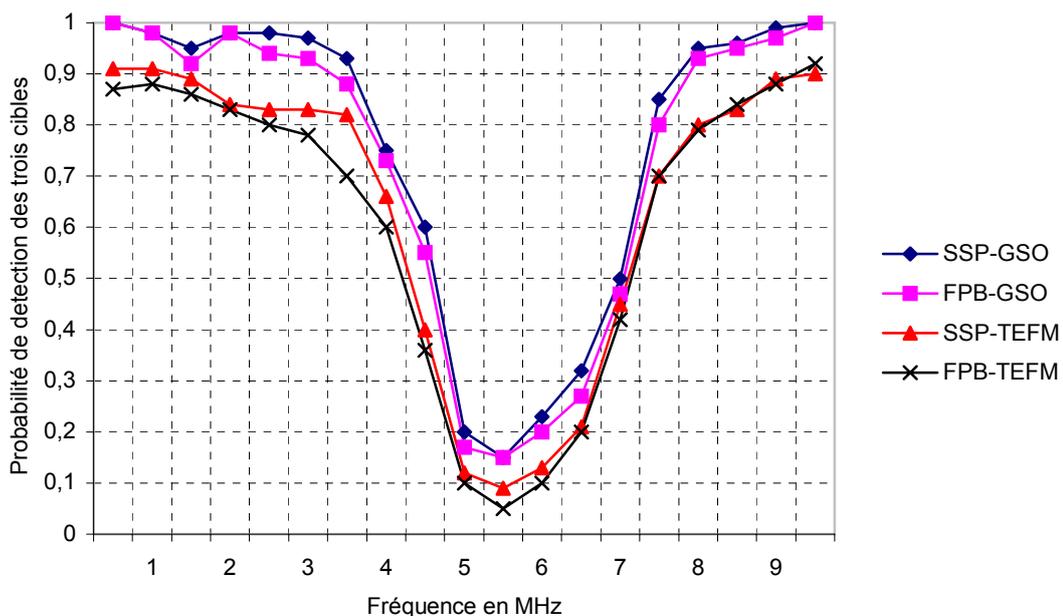


Figure 4.22: Probabilité de détection correcte des trois cibles

Bien que SSP-TEFM soit un processus adaptatif qui n'exige aucune information à priori de la cible, il réalise toujours la probabilité la plus élevée de la détection de chacune des trois cibles. La fréquence centrale de FPB-TEFM est la valeur de la fréquence correspondant à la valeur minimum de la technique d'entropie, et la largeur de bande de FPB-TEFM est choisie en se basant sur les fréquences qui font partie de 90% de la valeur minimum de TEFM.

La probabilité de détection pour FPB et SSP sont très semblables, mais avec un léger bord pour la SSP.

La probabilité de la détection correcte devient extrêmement basse pour tous les cas (en particulier entre 4 et 7 MHz).

Le SNR pour une cible simple $y(n)$ est calculé tel qu'il a été déjà défini:

$$SNR = \frac{\sum_{n=T-P/2}^{T+P/2} y^2(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} y^2(n)} \quad (4.22)$$

Où T est la position de la cible et P est la largeur d'impulsion de cible. Notons que c'est un SNR normalisé entre 0 et 1. Cette définition est maintenant prolongée pour le cas multi cibles. Le problème multi cibles est formulé comme:

$$s(t) = \sum_{i=1}^I A_i F(t-T_i) \quad (4.23)$$

Où I est le nombre de cibles et A_i et T_i sont respectivement l'amplitude et la position de l' i ème cible.

$$SNR_{pour\ cible\ j} = \frac{\text{énergie dans la gamme contenant la cible } j}{\text{Énergie totale de signal avec toutes les cibles supprimé sauf la cible } j} \quad (4.24)$$

$$SNR_j = \frac{\sum_{n=T_j-P/2}^{T_j+P/2} y^2(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} y^2(n) - \sum_{i=1}^I \sum_{\substack{n=T_i-P/2 \\ i \neq j}}^{T_i+P/2} y^2(n)} \quad (4.25)$$

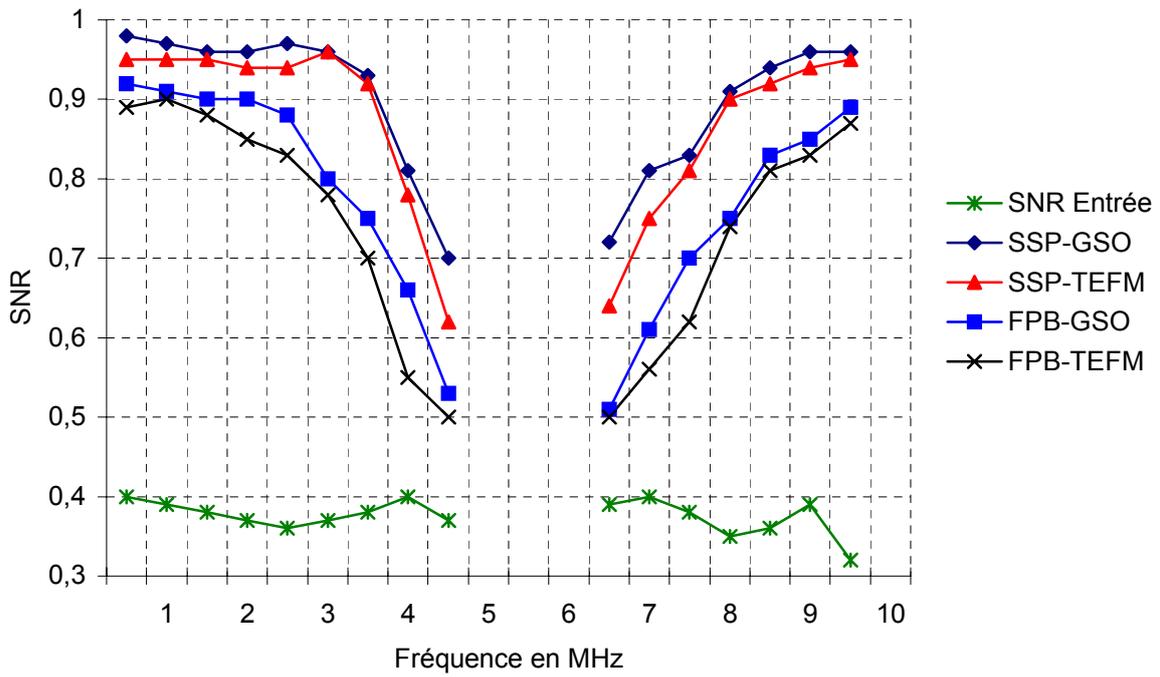


Figure 4.23 : SNR pour la cible # 1

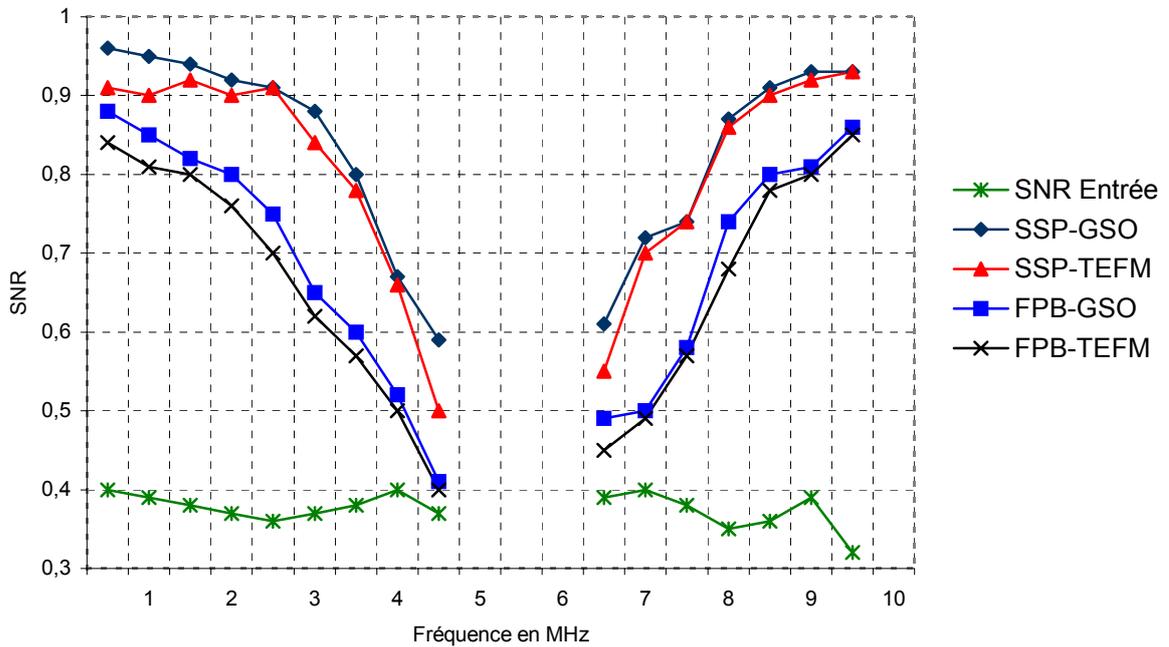


Figure 4.24 : SNR pour la cible # 2

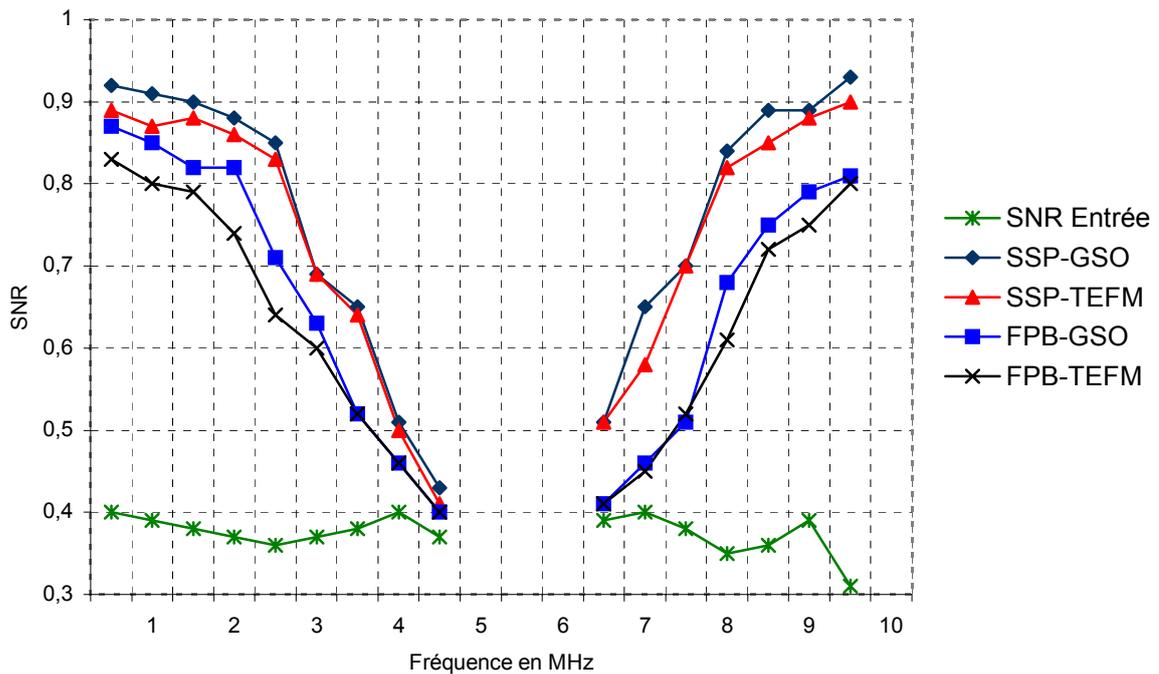


Figure 4.25 : SNR pour la cible # 3

Les figures (4.23), (4.23) et (4.25) présentent les valeurs du SNR en fonction de la fréquence, et ceci respectivement pour les 1^{ère}, 2^{ième} et 3^{ème} cible.

Dans ces graphiques, nous avons tracé comme référence, les valeurs de SNR des signaux d'entrée présentant les valeurs relativement faibles comprises entre 0,3 et 0,4.

Il est à constater que le SNR entre 4,5 MHz et 6,5 MHz n'a pu être calculé à cause de la faible probabilité de détection des 3 cibles. Ceci s'explique par le fait que les deux spectres des cibles et du bruit se recouvrent (fréquence centrale du bruit étant égale à 5,5 MHz). Par ailleurs, nous pouvons conclure que la SSP associée à l'estimation de la bande de fréquence optimale par la TEFM, présentent les meilleurs gains.

La figure (4.26) montre la probabilité de la détection de la cible #1 pour SSP-GSO, SSP-TEFM, FPB-GSO et FPB-TEFM. Une probabilité plus élevée des résultats de détection est réalisée par SSP et FPB avec l'information connue de la cible que SSP et FPB avec TEFM, en particulier dans la gamme de 4 à 7 MHz.

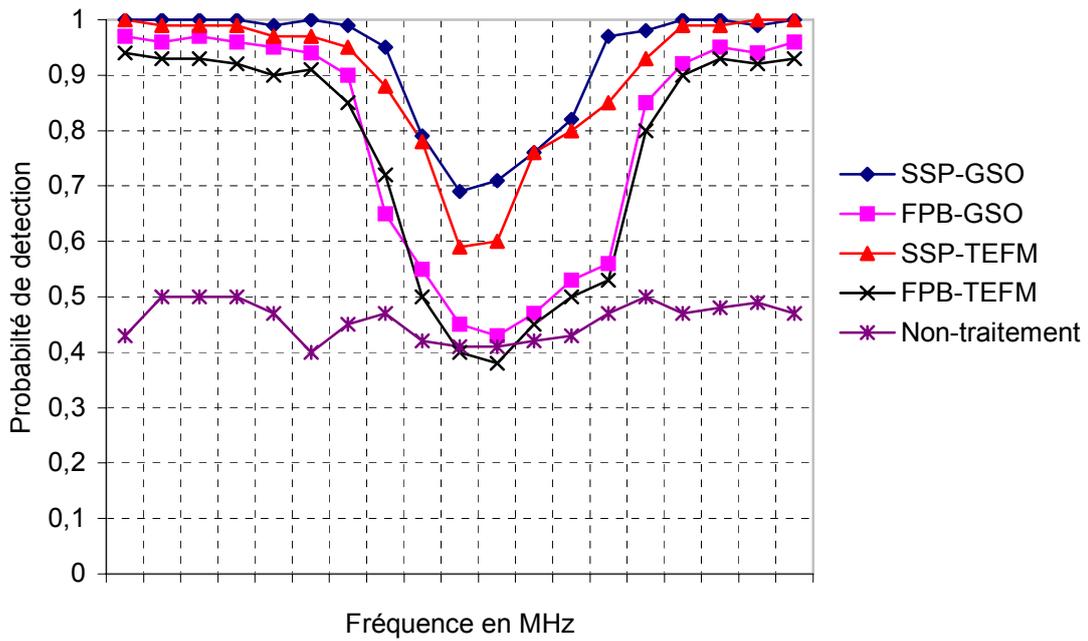


Figure 4.26 : Probabilité de détection pour la cible # 1

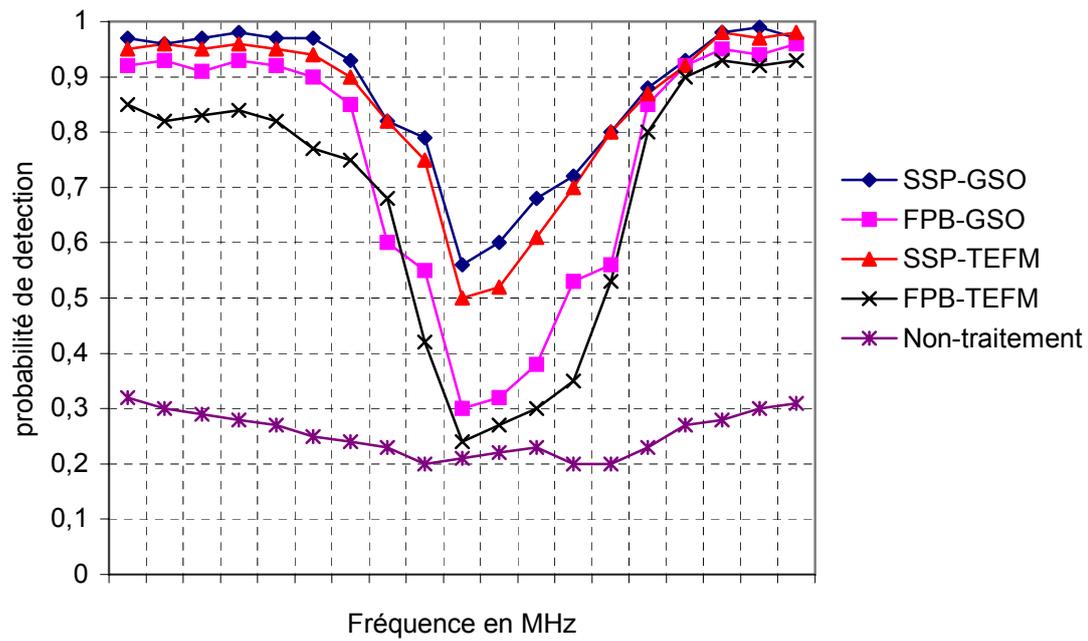


Figure 4.27 : Probabilité de détection pour la cible # 2

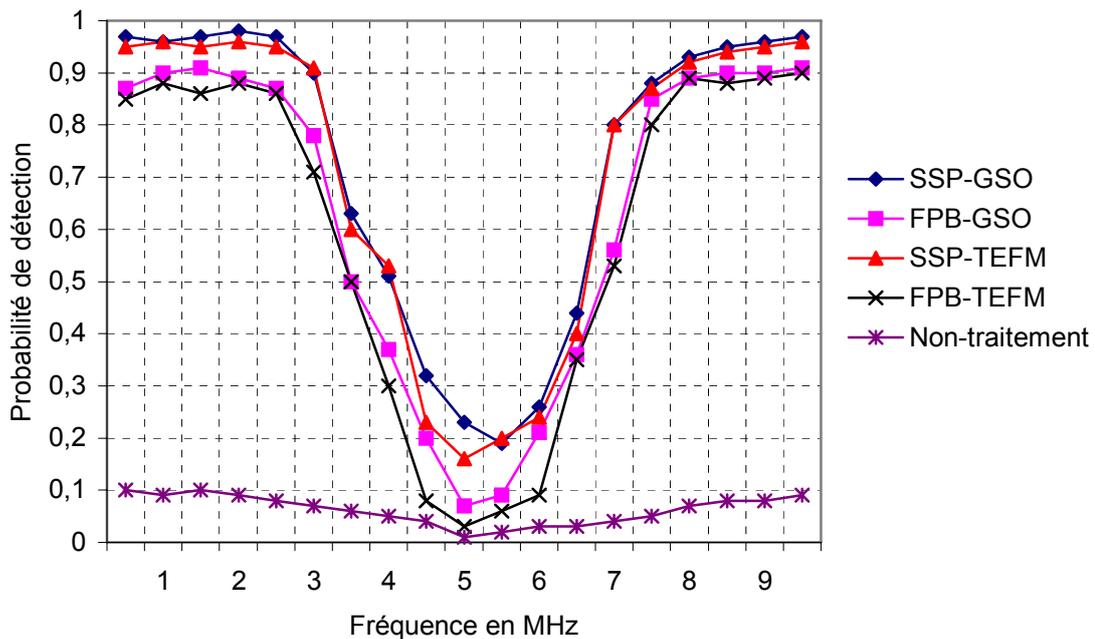


Figure 4.28 : Probabilité de détection pour la cible # 3

La technique SSP et FPB avec TEFM sont des processus adaptatifs qui n'exigent pas la connaissance a priori des spectres de cible, pourtant ils réalisent le perfectionnement significatif dans la probabilité de la détection. Le tracé "non-traitement" correspond à la probabilité de l'amplitude la plus élevée dans les résultats de données brutes des cibles.

Les figures (4.29) et (4.30) montrent l'entrée et le rendement des SNR pour les trois cibles en utilisant SSP-TEFM et SSP-GSO, respectivement. Il peut impliquer que, bien que les tracés de SNR se comportent pareillement, une entrée plus élevée SNR a généralement comme conséquence un rendement plus élevé SNR. Cependant, les exécutions de SNR de SSP-GSO et de SSP-TEFM semblent être très semblables. L'examen de l'exécution à SSP relatif de FPB prouve que la baisse de SNR avec la fréquence éteinte plus rapide pour FPB, indiquant l'exécution supérieure de SSP.

Cependant, la probabilité des exécutions de détection pour les deux cas est semblable. Par conséquent, ces résultats vérifient cela dans un sens statistique SSP réalise essentiellement plus de perfectionnement de SNR que seul le filtrage passe-bande, et SSP est robuste sur un plus grand choix de fréquence que le filtrage passe-bande et est, donc, plus fiable.

Dans des applications pratiques, les paramètres pour le filtre passe-bande et SSP doivent être déterminés sans informations à priori sur le signal ou le bruit. Ainsi La technique d'entropie mobile fournit un procédé fiable par lequel les paramètres optimaux peuvent être déterminés à partir du signal reçu lui-même, qui est l'avantage principal de cette technique.

Des résultats semblables sont obtenus en changeant la largeur de bande de la cible à -3dB de 1,2 en 1,36 MHz.

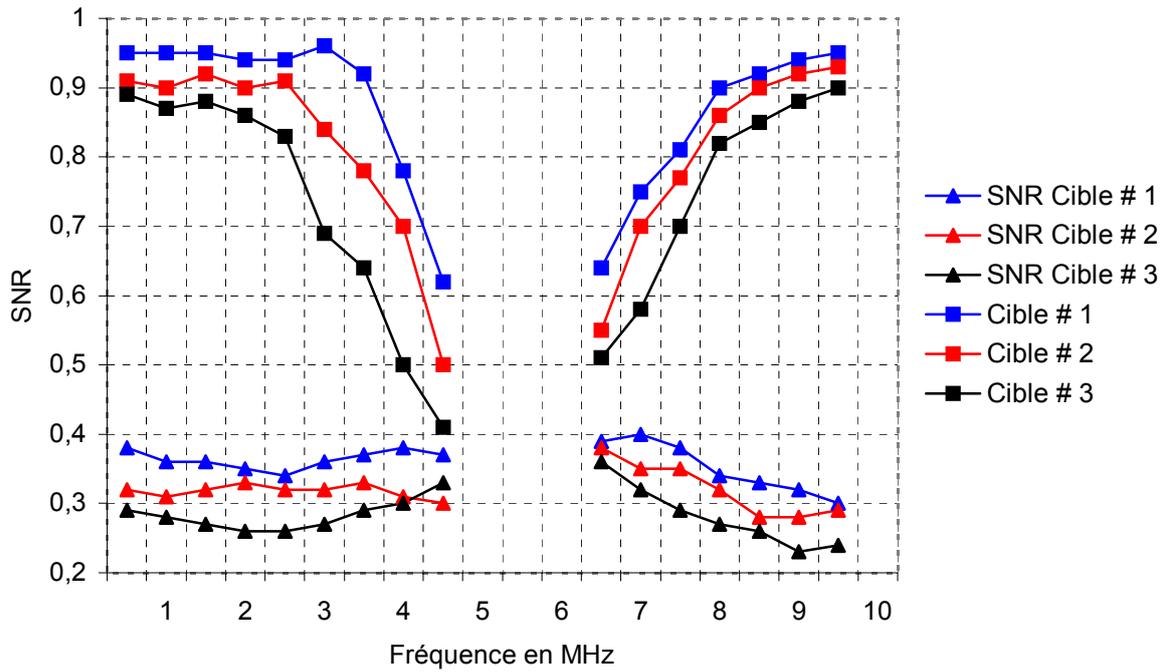


Figure 4.29 : SNRs de l'entrée et la sortie pour SSP-TEFM

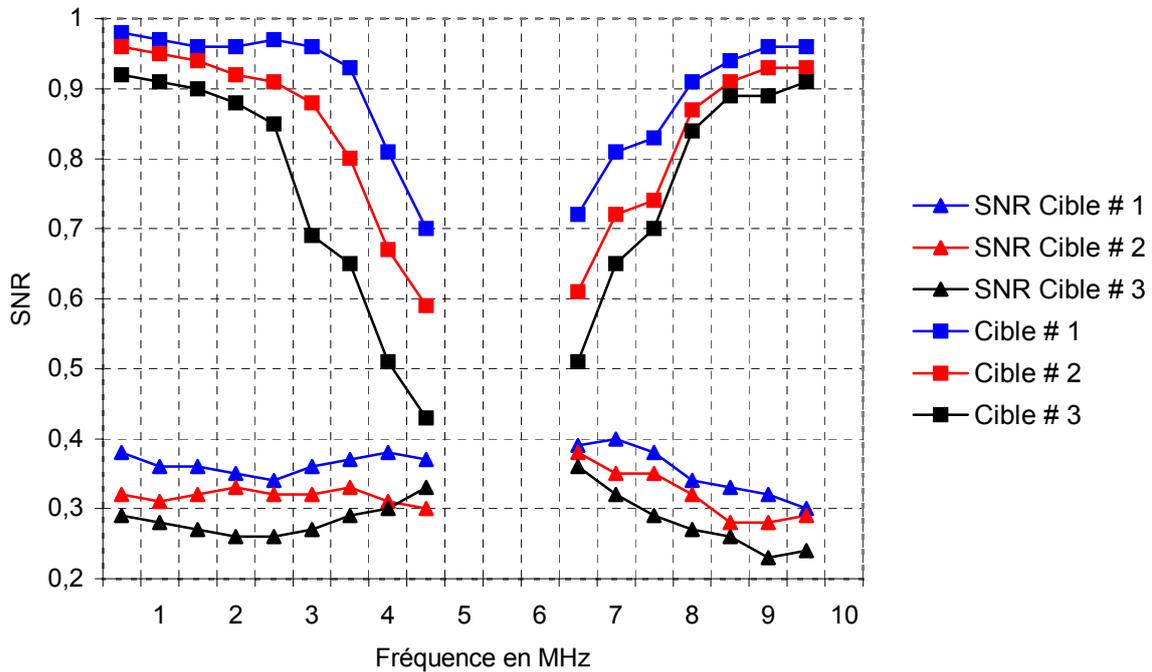


Figure 4.30: SNRs de l'entrée et la sortie pour SSP-GSO

4.6 Application des algorithmes sur des images ultrasonores

Nous avons appliqué la technique « split spectrum processing » sur des images ultrasonores, ces dernières sont des images ultrasonores de type B-scan.

L'origine temporelle des signaux n'étant pas toujours présente dans les plans B-Scan, celle-ci est déterminée à partir de la connaissance d'une référence temporelle. En pratique, il n'y a pas de référence temporelle stable pour l'ensemble des images B-Scan du jeu de test. L'écho de surface est en général stable, mais n'est pas toujours enregistré dans les données d'acquisition. L'écho de fond, un peu moins stable, il est présent dans la totalité des images B-Scan (figure 4.31).

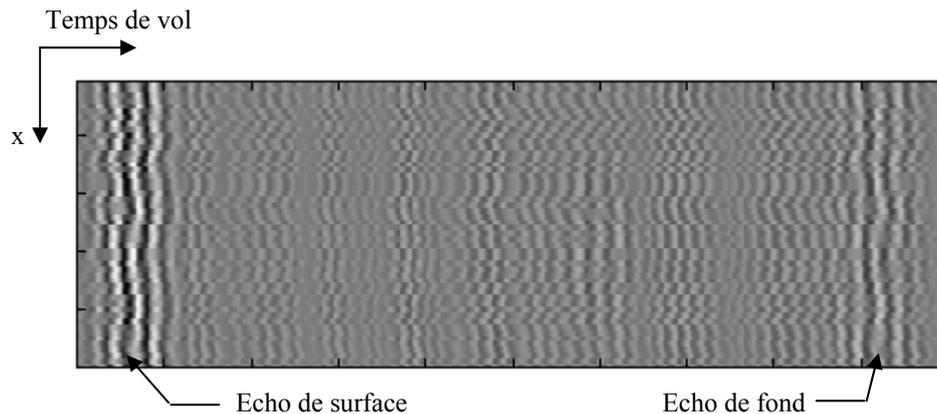


Figure 4.31 : Exemple d'écho de surface et d'écho de fond

Le choix du type d'écho de référence (et de sa localisation) est déterminé par l'opérateur lors de l'exploitation des données. Pour notre application nous travaillons sur la zone qui est entre les deux échos (l'écho de surface et l'écho de fond).

Les images montrées dans les exemples dans ce qui suit, sont des images ultrasonores simulées.

Le bruit utilisé est le bruit expérimental décrit dans le chapitre 2.

Paramètres utilisés :

Dans les exemples (01 jusqu'à 06), nous avons utilisé une longueur de signal de 512 points, ce qui est équivalent à 10 microsecondes pour une fréquence d'échantillonnage $f_s = 50\text{Mhz}$.

Pour les exemples (06 jusqu'à 09), nous avons utilisé une longueur de signal de 1024 points ce qui est équivalent à 20 microsecondes pour une fréquence d'échantillonnage $f_s = 50\text{Mhz}$.

La technique Split spectrum processing est appliquée avec la décomposition en Q-constant suivi à la sortie par les différents algorithmes non-linéaires.

Exemple 01

La figure (4.32) montre une image ultrasonore avec un défaut masqué complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = $60 * 512$.

Paramètres de l'écho de défaut :

- fréquence centrale de défaut $f_c = 4.5\text{MHz}$;
- largeur de bande à $-3\text{dB} = 1.2\text{MHz}$;
- amplitude maximale $A = 0.5$;
- position $T = 6\mu\text{s}$;

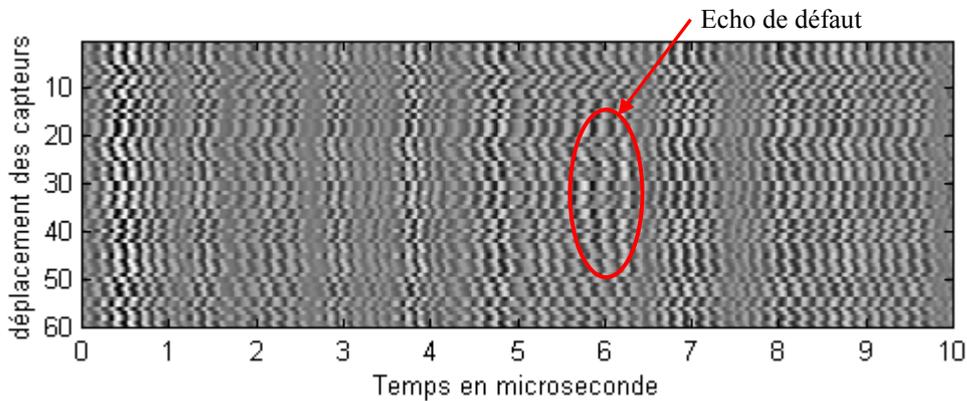


Figure 4.32 : Image ultrasonore avec un écho de défaut

La figure (4.33) illustre la sortie de la SSP associée à la moyenne arithmétique.

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, appliquée sur la gamme (3.9Mhz-5.1Mhz).

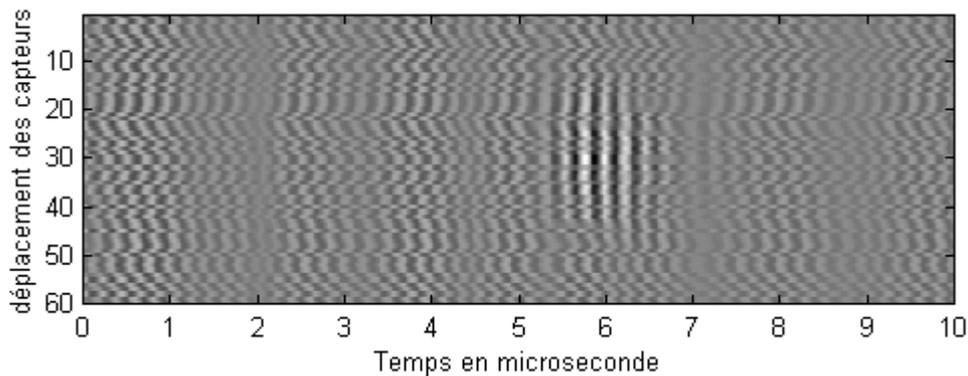


Figure 4.33 : Moyenne arithmétique

On remarque maintenant que l'écho de défaut est visible.

Exemple 02

La figure (4.34) illustre une image ultrasonore avec un défaut masqué complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = $100 * 512$.

Paramètres de l'écho de défaut :

- fréquence centrale de défaut $f_c = 4.8\text{MHz}$;
- largeur de bande à $-3\text{dB} = 1.2\text{MHz}$;
- amplitude maximale $A = 0.5$;
- position $T = 3.9\mu\text{s}$;

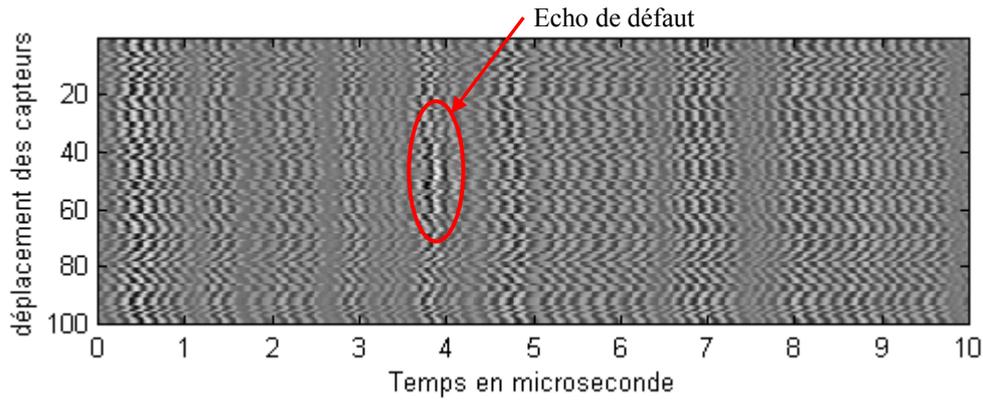


Figure 4.34 : Image ultrasonore avec un écho de défaut

La figure (4.35) illustre la sortie de la SSP associée, nous avons appliqué l'algorithme de la moyenne géométrique.

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, appliquée sur la gamme (4.2Mhz-5.8Mhz).

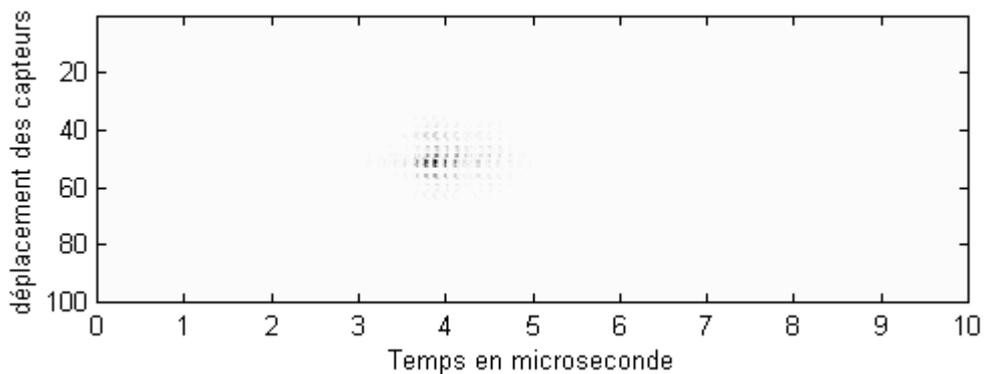


Figure 4.35 : Moyenne géométrique

Exemple 03

La figure (4.36) illustre une image ultrasonore avec deux défauts masqués complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = 150 * 512.

	Fréquence centrale f_c	Position	Amplitude maximale	Largeur de bande à -3dB
Défaut 1	4.5 Mhz	3.9 μ s	0.5	1.2 Mhz
Défaut 2	4.5 Mhz	7 μ s	0.5	1.2 Mhz

Tableau 4.3 : Paramètres des défauts

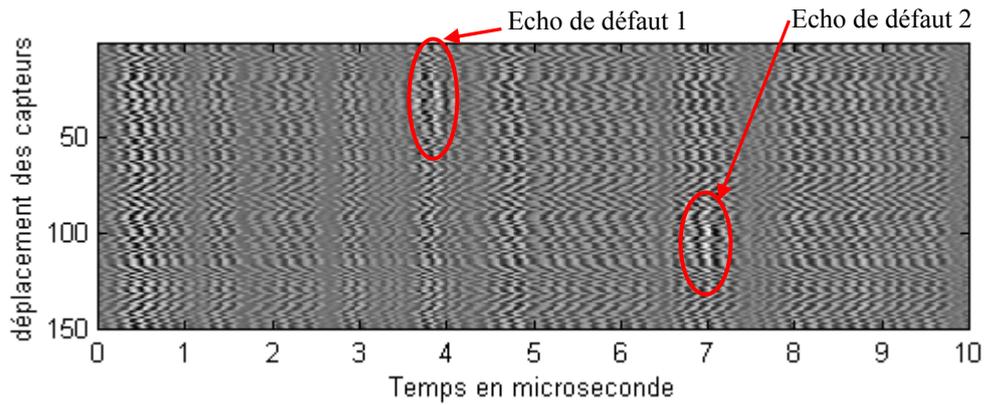


Figure 4.36: Image ultrasonore avec deux défauts

La figure (4.37) illustre la sortie de la SSP avec l'application de la moyenne arithmétique et la figure (4.38) montre l'algorithme de minimisation.

Les paramètres de la SSP sont :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, appliquée sur la gamme (3.8Mhz-5Mhz).

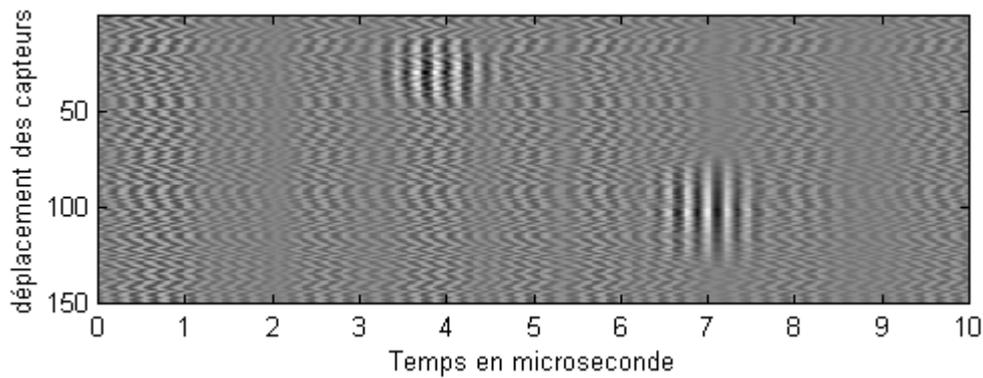


Figure 4.37 : Moyenne arithmétique

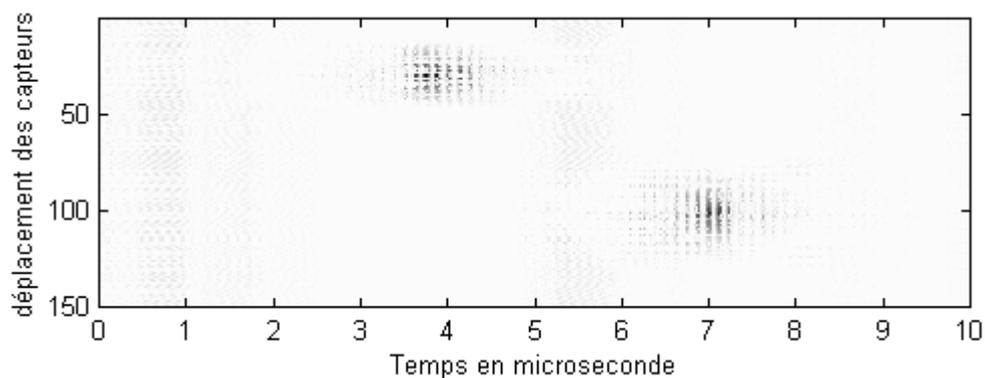


Figure 4.38 : Algorithme de la minimisation

Exemple 04

La figure (4.39) illustre une image ultrasonore avec quatre défauts masqués complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = 300 * 512.

	Fréquence centrale f_c	Position	Amplitude maximale	Largeur de bande à -3dB
Défaut 1	4.2 Mhz	8 μ s	0.4	1.2 Mhz
Défaut 2	4.5 Mhz	5.3 μ s	0.5	1.2 Mhz
Défaut 3	4.7 Mhz	3.8 μ s	0.5	1.2 Mhz
Défaut 4	4.9 Mhz	2.7 μ s	0.6	1.2 Mhz

Tableau 4.4 : Paramètres des défauts

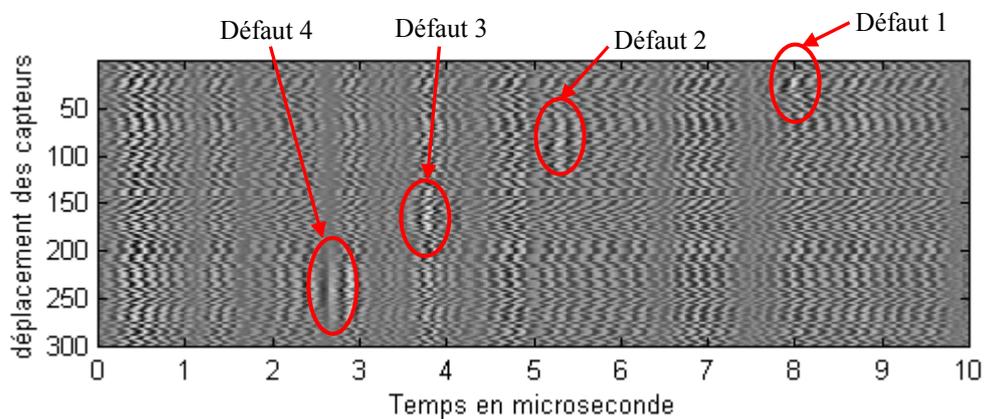


Figure 4.39 : Image ultrasonore avec quatre défauts

La figure (4.40) illustre la sortie de la SSP avec l'application de l'algorithme de "Polarity thresholding".

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, appliquée sur la gamme (3.9Mhz-5.1Mhz).

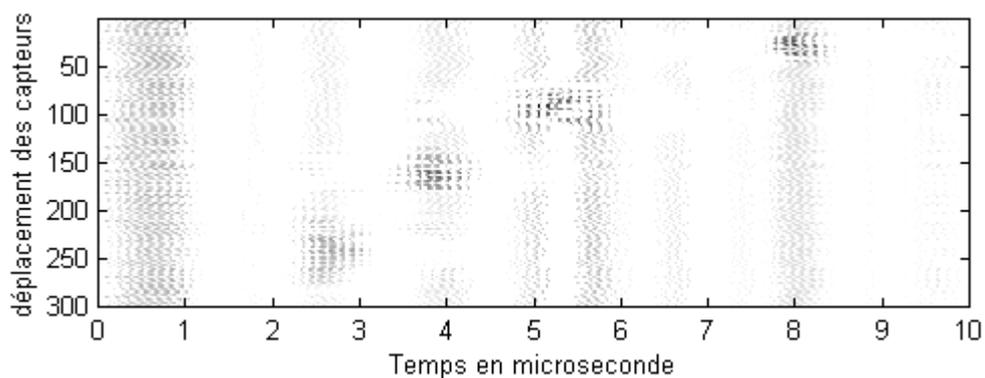


Figure 4.40 : Algorithme de "Polarity thresholding"

Exemple 05

La figure (4.41) illustre une image ultrasonore avec deux défauts masqués complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = 150 * 512.

	Fréquence centrale f_c	Position	Amplitude maximale	Largeur de bande à -3dB
Défaut 1	4.5 Mhz	7 μ s	0.5	1.2 Mhz
Défaut 2	4.8 Mhz	3.9 μ s	0.5	1.2 Mhz

Tableau 4.5 : Paramètres des défauts

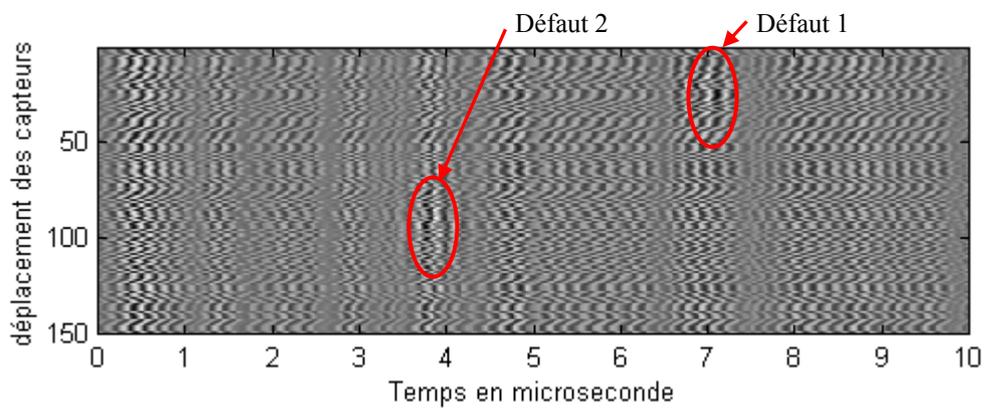


Figure 4.41 : Image ultrasonore avec deux défauts

La figure (4.42) illustre la sortie de la SSP avec l'application de la moyenne géométrique et la figure (4.43) l'application de l'algorithme de la minimisation.

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, appliquée sur la gamme (4Mhz-5.2Mhz).

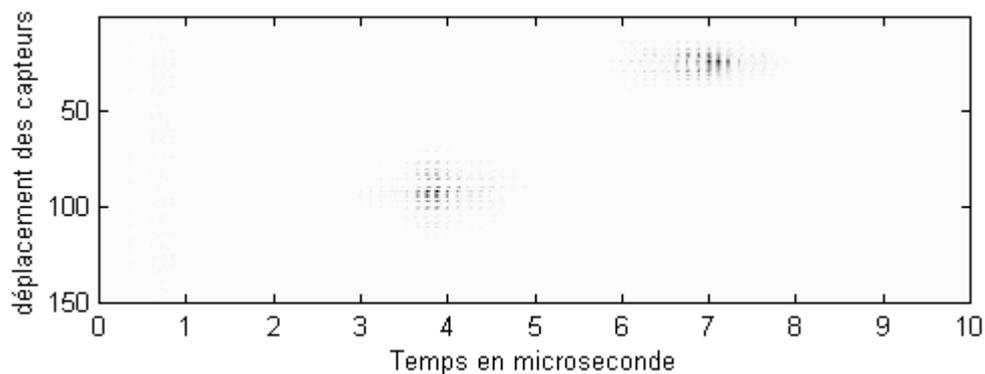


Figure 4.42 : Moyenne géométrique

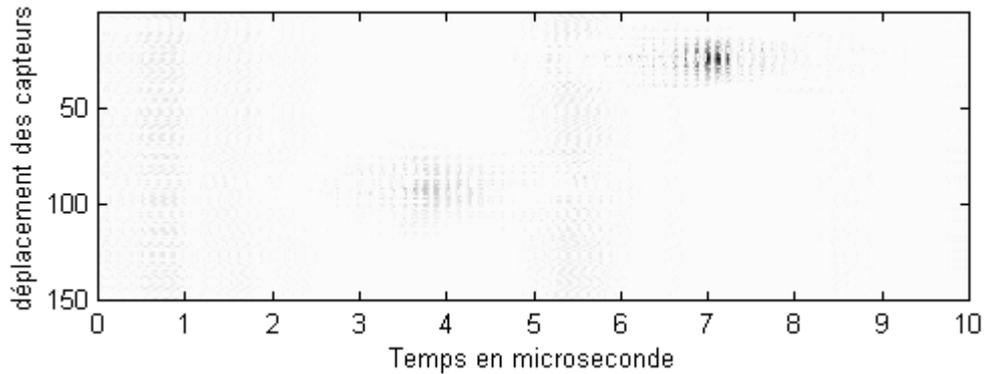


Figure 4.43 : Algorithme de minimisation

Exemple 06

La figure (4.44) illustre une image ultrasonore avec quatre défauts masqués complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = 250 * 512.

	Fréquence centrale f_c	Position	Amplitude maximale	Largeur de bande à -3dB
Défaut 1	4.5 Mhz	7 μs	0.5	1.2 Mhz
Défaut 2	4.5 Mhz	3.9 μs	0.5	1.2 Mhz
Défaut 3	4.5 Mhz	5 μs	0.5	1.2 Mhz
Défaut 4	4.5 Mhz	3 μs	0.5	1.2 Mhz

Tableau 4.6 : paramètres des défauts

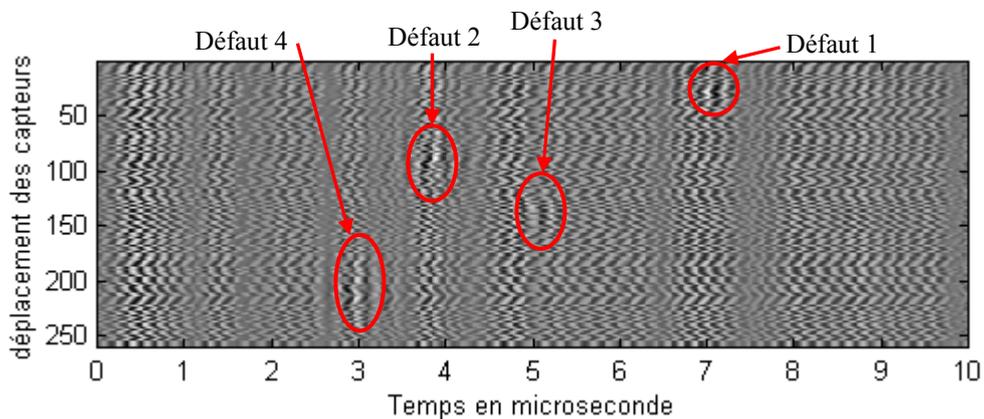


Figure 4.44 : Image ultrasonore avec quatre défauts

La figure (4.45) illustre la sortie de la SSP avec l'application de l'algorithme de "Polarity thresholding".

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, la ssp est appliquée sur la gamme (3.9Mhz-5.1Mhz).

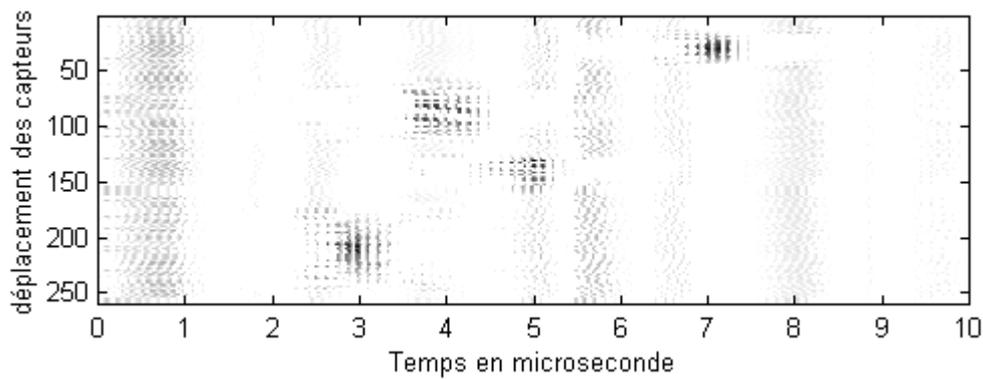


Figure 4.45 : Algorithme de "Polarity thresholding"

Exemple 07

La figure (4.46) illustre une image ultrasonore avec un défaut masqué complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = 80 * 1024.

Paramètres de l'écho de défaut :

- fréquence centrale de défaut $f_c = 4.8\text{MHz}$;
- largeur de bande à $-3\text{dB} = 1.2\text{MHz}$;
- amplitude maximale $A = 0.5$;
- position $T = 5.5\mu\text{s}$;

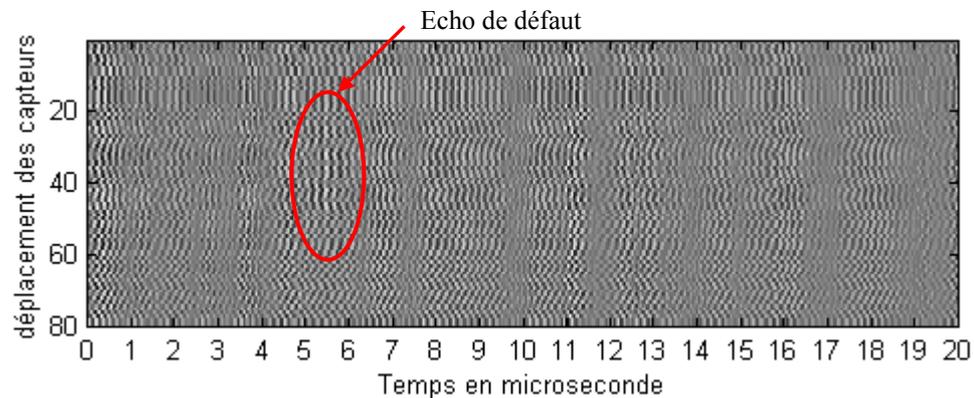


Figure 4.46 : Image ultrasonore avec un défaut

La figure (4.47) illustre la sortie de la SSP avec l'application de la moyenne arithmétique et la figure (4.48) l'application de l'algorithme de la minimisation.

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, la ssp est appliquée sur la gamme (4Mhz-5Mhz).

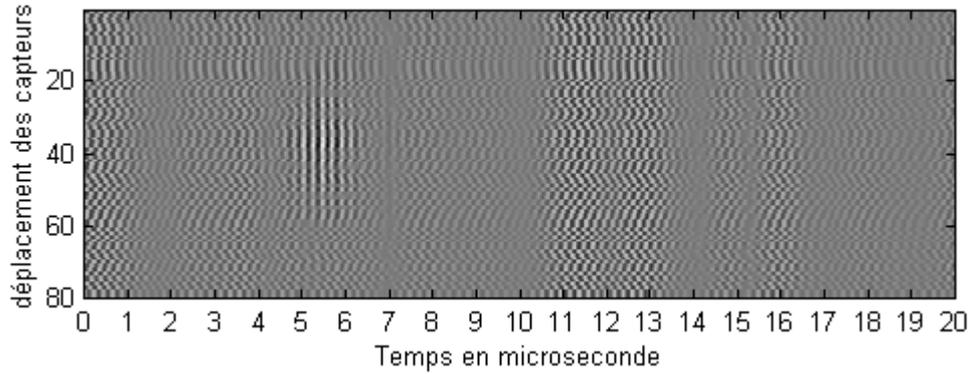


Figure 4.47 : Moyenne arithmétique

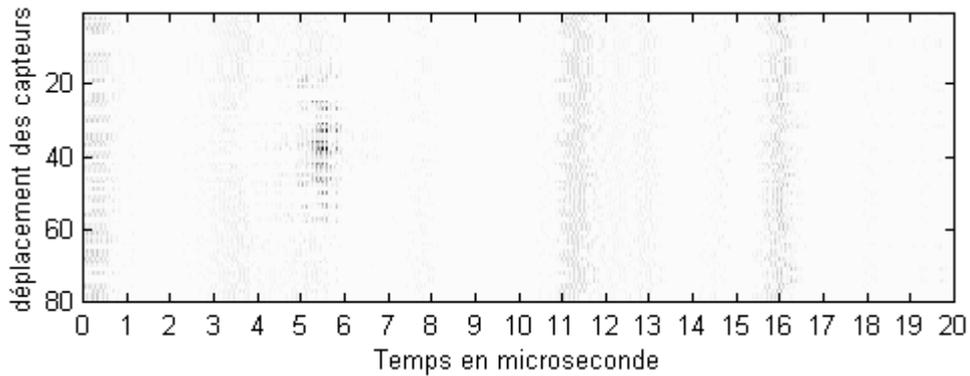


Figure 4.48 : Algorithme de la minimisation

Exemple 08

La figure (4.49) illustre une image ultrasonore avec quatre défauts masqués complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = 150 * 1024.

	Fréquence centrale f_c	Position	Amplitude maximale	Largeur de bande à -3dB
Défaut 1	4.5 Mhz	5.5 μ s	0.5	1.2 Mhz
Défaut 2	4.8 Mhz	11.3 μ s	0.5	1.2 Mhz

Tableau 4.7 : paramètres des défauts

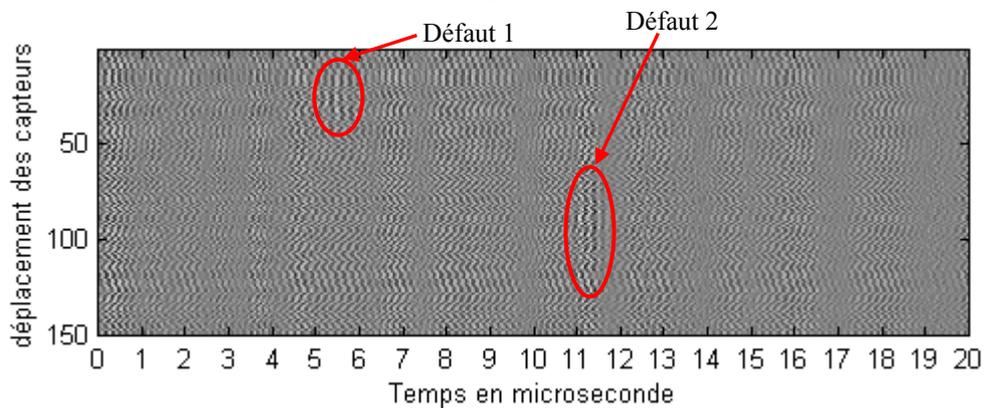


Figure 4.49 : Image ultrasonore contient deux défauts

La figure (4.50) illustre la sortie de la SSP avec l'application de l'algorithme de la minimisation.

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, la ssp est appliquée sur la gamme (4Mhz-5Mhz).

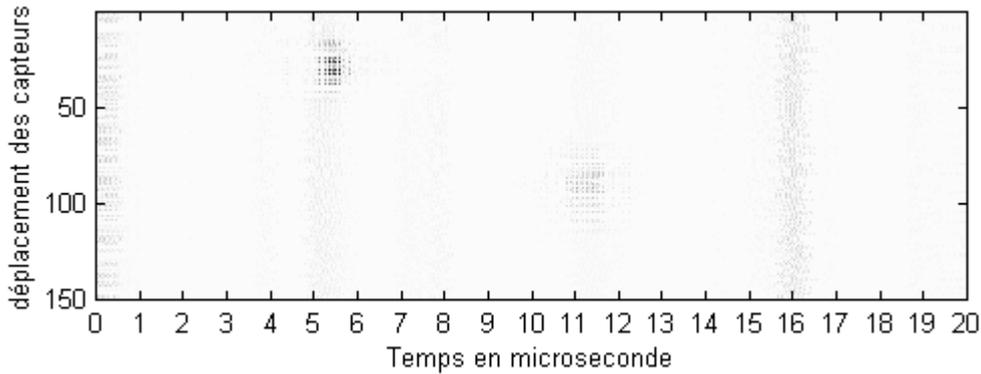


Figure 4.50 : Algorithme de la minimisation

Exemple 09

La figure (4.51) illustre une image ultrasonore qui contient quatre défauts masqués complètement par le bruit de structure.

Taille de l'image = 300 * 1024.

	Fréquence centrale f_c	Position	Amplitude maximale	Largeur de bande à -3dB	Taille de défaut dans l'axe de déplacement des capteurs L
Défaut 1	4.2 Mhz	7.5 μs	0.5	1.2 Mhz	≈ 15 points
Défaut 2	4.5 Mhz	12.3 μs	0.5	1.2 Mhz	≈ 25 points
Défaut 3	4.6 Mhz	15.4 μs	0.5	1.2 Mhz	≈ 25 points
Défaut 4	4.8 Mhz	3.8 μs	0.6	1.2 Mhz	≈ 35 points

Tableau 4.8 : paramètres des défauts

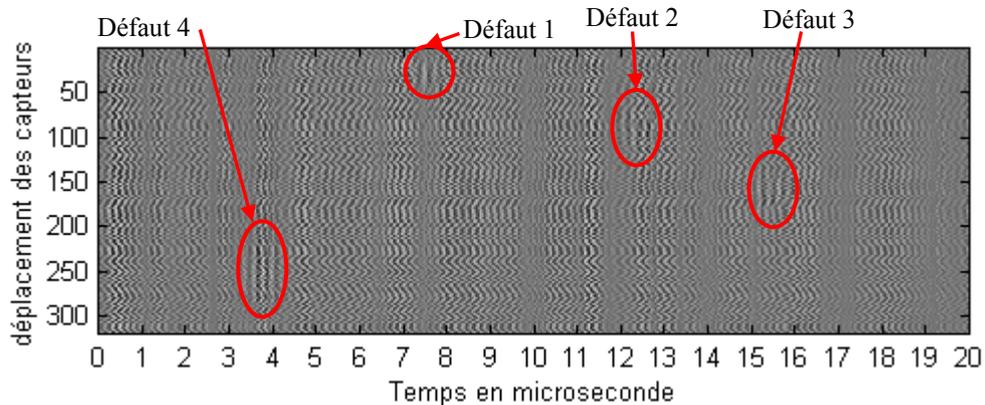


Figure 4.51 : Image ultrasonore contenant quatre défauts

La figure (4.52) illustre la sortie de la SSP avec l'application de l'algorithme de la minimisation et la figure (4.53) illustre l'algorithme de "Polarity thresholding".

Les paramètres de la SSP :

SSP à Q constant, nombre de filtres = 9, la ssp est appliquée sur la gamme (4Mhz-5Mhz).

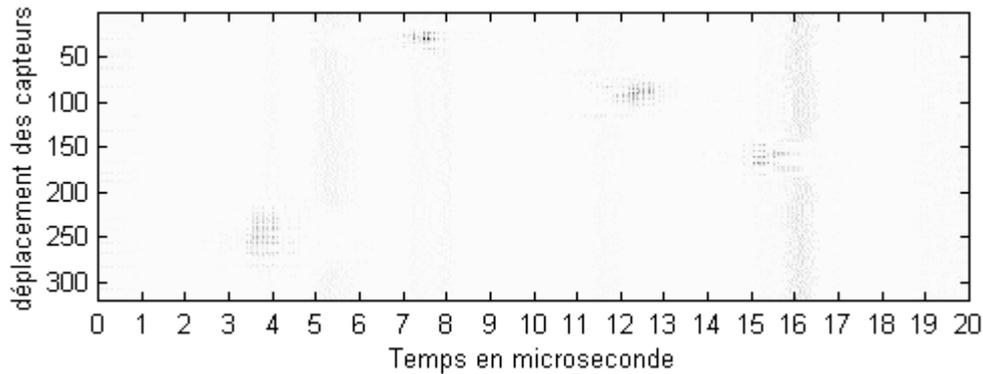


Figure 4.52 : Algorithme de la minimisation

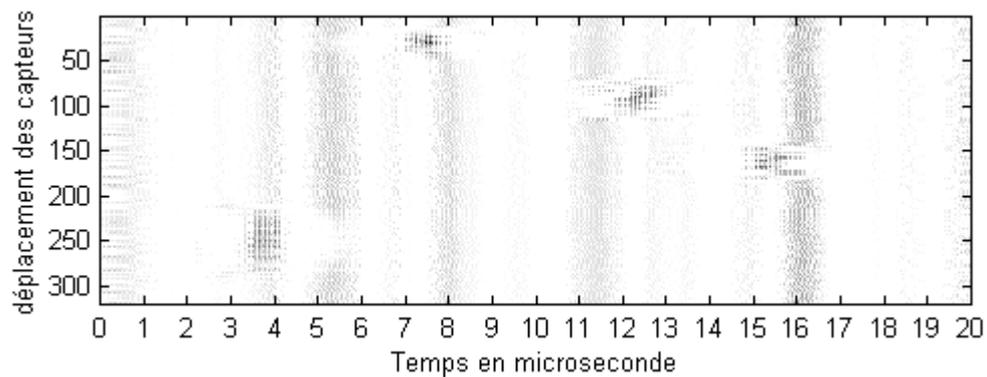


Figure 4.53 : Algorithme de "Polarity thresholding".

A travers les images obtenues, nous estimons que les algorithmes développés et implémentés contribuent beaucoup dans l'amélioration de la détection des défauts présents dans un matériau à gros grains présentant une très forte diffusion.

Les résultats obtenus encourageant des études sur le signal avant de représenter l'image ultrasonore pour la traiter par la suite.

4.7 Conclusion

La technique proposée dans la première partie du chapitre combine la technique d'entropie, identifiant la région optimale de la fréquence pour l'application de la technique multi étape du "Split spectrum processing". Les résultats présentés ici montrent l'efficacité de la technique proposée pour détecter les cibles multiples dans des milieux à forte diffusion.

L'analyse statistique a été réalisée dans ce chapitre. Les résultats confirment que la technique d'entropie est capable de déterminer les régions spectrales optimales pour la détection des échos de défauts noyés dans le bruit de structure.

L'exécution des diverses méthodes est mesurée en termes de SNR normalisé et probabilité de détection. La SSP avec l'information connue de cible, rapporte une probabilité légèrement plus élevée de détection comparée avec la SSP en utilisant La technique d'entropie, alors que les deux cas réalisent le perfectionnement comparable de SNR.

Les résultats ont été comparés aux sorties des filtres passe-bande correspondantes qui démontrent les possibilités supérieures de suppression du bruit de grain.

Les résultats obtenus par l'application des algorithmes utilisés à la sortie de la SSP sur des images ultrasonores sont satisfaisant pour la détection des cibles. La représentation B-scan obtenue permet une meilleure visibilité des défauts et par conséquent, elle permet une meilleure évaluation des défauts détectés.

Conclusion générale

Le souci de tout chef d'entreprise est de pouvoir contrôler en temps réel son installation industrielle en service, et d'éviter tout risque d'accident économiquement ruinant. Dans cet objectif, la détection, le dimensionnement et l'identification d'un défaut parmi les plus nocifs tel que la fissure, sont très importants.

L'atteinte de ce but qui est le souci actuel des plus importants laboratoires de recherche et de développement en matière de CND, présente différentes difficultés dont les plus essentielles sont la résolution, la sensibilité et l'identification. La combinaison des solutions trouvées pour ces trois paramètres permet de se doter d'un moyen robuste et efficace dans l'interprétation d'un signal ultrasonore dans le contrôle non destructif d'un matériau. Ce travail traite certains problèmes de sensibilité.

Pour répondre à cet objectif, nous avons développé des algorithmes basés sur la méthode SPLIT SPECTRUM PROCESSING et d'autres méthodes itératives permettant de détecter et de localiser plusieurs imperfections représentées par des échos multiples noyés dans le bruit de structure du matériau.

Dans un premier temps, nous avons présenté un bref exposé sur le contrôle non destructif et ses différentes techniques, en mettant plus l'accent sur la technique ultrasonore.

Puis, nous avons appliqué un modèle pour simuler le bruit de structure des matériaux. Nous avons aussi élaboré un algorithme de lissage permettant de comparer le spectre du bruit simulé avec le bruit de structure réel d'un matériau à gros grains du type fonte. Le résultat obtenu par simulation est satisfaisant pour faire générer des bruits de certains matériaux.

La détection a été faite dans un premier temps par le filtre de Wiener et son estimation par les deux techniques, à savoir la technique de l'autocorrélation avec fenêtre mobile et la technique de l'écart type avec fenêtre mobile. Ces dernières donnent des résultats moyens. Par la suite, nous avons appliqué la technique SPLIT SPECTRUM PROCESSING avec les deux types de décomposition (B-constant et Q-constant). Nous avons aussi appliqué les différents algorithmes non-linéaires à la sortie de la SSP avec une analyse statistique de ces derniers pour connaître la robustesse de chaque algorithme. Les résultats obtenus sont satisfaisants pour la détection d'une seule cible.

Enfin, pour le problème de détection des cibles multiples, nous avons implémenté la technique multi étapes qui combine la technique d'entropie avec fenêtre mobile et les techniques de SSP pour l'amélioration de la détection des cibles multiples. Nous avons appliqué sur un signal qui contient quatre cibles possédant des caractéristiques fréquentielles différentes. Nous avons aussi mené une analyse statistique pour étudier l'efficacité et la robustesse de l'algorithme par la mesure de la probabilité de détection avec l'évaluation du SNR.

Et enfin, nous avons montré l'application de ces outils sur des images ultrasonores simulées. Cette étape n'étant pas l'objectif de notre travail, nous avons montré aux utilisateurs de ces images qu'on pouvait analyser les différents signaux constituant cette image avant de la construire. Les résultats obtenus sur des images ultrasonores du type B-scan sont satisfaisants.

Il est à noter que ce travail a fait l'objet de trois communications internationales acceptées dans des conférences mondiales [DRA03a], [DRA03b] et [DRA04].

Les perspectives ouvertes par ce mémoire laissent présager un champ énorme de développement de nouveaux outils de détection, même si les problèmes abordés dans cette thèse ont concerné exclusivement la détection multi cibles possédant des caractéristiques fréquentielles différentes.

Bibliographie

- [ABB97] **A. ABBATE, J. KOAY, J. FRANKEL, S. C. SCROEDER, & P. DAS.** « *Signal detection and noise suppression using a wavelet transform signal processor : application to ultrasonic flaw detection* », IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol 44, Jan 1997.
- [AUG99] **FRANÇOIS AUGER.** « *Introduction à la théorie du signal et de l'information* », Editions Technip, Paris, 1999.
- [BAD00] **K. BADIDI BOUDA, R. ALEM, A. MATOUG, & A. BENCHALA.** « *Ultrasonic chain influence on the materials non destructive testing* », 15th WCNDT, Rome 2000.
- [BIL89] **N. M. BILGUTAY, U. BENCHARIT, & J. SANIE.** « *Enhanced Ultrasonic Imaging with Split-Spectrum Processing and Polarity Thresholding* », IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol 37, Oct 1989.
- [BIL90] **N. M. BILGUTAY, K. D. DONOHUE, & X. LI.** « *Nonparametric flaw detection in large grained materials* », Ultrasonics Symposium (pp1137-1141), 1990.
- [BIL99] **N. M. BILGUTAY & R. MURTHY.** « *Application of split spectrum processing to medical imaging* », Electrical & Computer Engineering Dept, Drexel University, Philadelphia. 1999.
- [BOL99] **P. BOLLAND.** « *Traitement d'images ultrasonores : étude et application de la transformation de hough aux echos de diffraction.* », Thèse de Doctorat, UNIVERSITE DE BOURGOGNE, 17 décembre 1999.
- [CHA00] **B. CHASSIGNOLE.** « *Influence de la structure métallurgique des soudures en acier inoxydable austénitique sur le contrôle non destructif par ultrasons* », Thèse de Doctorat, Institut national des sciences Appliquées de LYON, 2000.
- [CND97] « *Le contrôle non destructif généralités* ». CETIM, 3^{ème} édition Paris 1997.
- [DRA00] **R. DRAI, M. KHELIL, & A. BENCHALA.** « *Flaw Detection in Ultrasonics Using Wavelets Transform and Split Spectrum Processing* », 15th WCNDT, Roma 2000.
- [DRA00] **R. DRAI, M. KHELIL, & A. BENCHALA,** « *Elaboration of some signal processing algorithms in ultrasonic techniques : Application to materials NDT* », Ultrasonics, Vol.38, (pp.503-507) - Ed. Elsevier, 2000.
- [DRA03a] **R. DRAI, A. BENAMMAR, & A. BENCHALA.** « *Signal processing in the detection of multiple imperfection echoes drowned in the structure noise. Application to ultrasonics NDE of materials* », Ultrasonics international conference. Granada 29 juin- 03 juillet 2003.
- [DRA03b] **R. DRAI, A. BENAMMAR, & A. BENCHALA.** « *Robustness study of detection algorithms of multiple imperfections in coarse grained materials.* », World conference of ultrasonics WCU Paris, september 2003.

-
- [DRA04] **R. DRAI, A. BENAMMAR, M. KHELIL & A. BENCHALA.** «*Defect Detection by Split Spectrum Processing and Discrete Wavelet Transform in Coarse Grains Materials*», CFADAGA2004/252. 24 mars 2004. Strasbourg. France.
- [ERI98a] **L. ERICSSON, M. G. GUSTAFSSON.** «*Perception and Entropy Inspired Ultrasonic Grain Noise Suppression using Non coherent Detector Statistics* », 7th European Conference on Non-destructive Testing (7th ECNDT), Copenhagen, Denmark, 26-29 May, 1998.
- [ERI98b] **L. ERICSSON, T. STEPINSKI, & M. G. GUSTAFSSON.** «*Suppressing Ultrasonic Grain Noise Using Noncoherent Detection* », First Int. Conf. on NDE in Relation to Structural Integrity for Nuclear and Pressurised Components, Amsterdam, The Netherlands, Oct. 20-22 1998.
- [ERI98c] **L. ERICSSON, T. STEPINSKI, & M. G. GUSTAFSSON.** «*Speckle Suppression In Ultrasonic Imaging*», Proc. of the Fifth International Symposium on Methods and Models in Automation and Robotics, Miedzyzdroje, Poland, Aug 1998.
- [FLA98] **P. FLANDRIN.** «*Temps – fréquence* », 2^{ème} Edition Hermès, Paris 1998.
- [GEV] **M. GEVERS & L. VANDENDORPE.** «*Processus stochastiques, estimation et prédiction* », Université catholique de Louvain Faculté des Sciences Appliquées.
- [GIR87] **P.GIRON & P.PICHARD,** «*Les ultrasons* », SGS QUALITEST, juin 1987.
- [GOO92] **J-E. GOODMAN.** «*Ultrason de haute intensité* », Edition Dunod 1992.
- [GUS93] **M. G. GUSTAFSSON, T. STEPINSKI.** «*Split spectrum algorithms rely on instantaments phase Information - a geometrical approach* », IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol 44, Jan 1993.
- [GUS96a] **M. G. GUSTAFSSON.** «*Nonlinear Clutter Suppression Using Split Spectrum Processing And Optimal Detection* », IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol 44, Jan 1996.
- [GUS96b] **M. G. GUSTAFSSON, T. STEPINSKI.** «*Studies of split spectrum processing, optimal detection, and maximum likelihood amplitude estimation using a simple clutter model* », Elsevier, Ultrasonics, May 1996.
- [KAB99] **Y.KABIR,** «*Segmentation d'image de film radiographie dédiée au contrôle non destructif (CND)* », Thèse de Magister en électronique, université de BLIDA, 1999.
- [KAR88] **P. KARPUR, P.M. SHANKAR, J.L. ROSE & V.L. NEWHOUSE** «*Split Spectrum Processing: Determination of the Available Bandwidth for Spectral Splitting* », Ultrasonics, Vol 26, july 1988.
- [KHE01] **M. KHELIL.** «*Analyse tridimensionnelle des signaux ultrasonores. application au contrôle non destructif des matériaux* », Thèse de Magister en Electronique, Université de BabEzzouar, 2001.
- [LI88] **X. LI, N. M. BILGUTAY, R. MURTHY & J. SANIIE.** «*Spectral histogram and its application to flaw detection* », Ultrasonics Symposium, 1988.

-
- [LI89a] X. LI, R. MURTHY, K. DONOHUE & N. M. BILGUTAY. « *Adaptive and robust filtering techniques for ultrasonic flaw detection* », Ultrasonics Symposium, 1989.
- [LI89b] X. LI, N. M. BILGUTAY, & J. SANIE. « *Frequency diverse statistical filtering for clutter suppression* », in Proc. IEEE 1989 Int. Conf: ACOUSL Speech, Signal Processing, Glasgow, U.K., vol. 2 (D10.9), pp.1349-1352, May 1989.
- [LI90] X. LI & N. M. BILGUTAY. « *Adaptive frequency divers filtering techniques for ultrasonic analysis* », Intelligent Control, 1990. Proceedings.
- [LI92] X. LI, N. M. BILGUTAY & R. MURTHY. « *Spectral histogram using the minimization algorithm Theory and applications to flaw detection* », IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, vol 39, pp.279-284, Mar 1992.
- [LI93] X. LI & N. M. BILGUTAY. « *Wiener filter realization for target detection using group delay statistics* », IEEE Transactions. Signal Processing, vol. 41, pp. 2067-2074, June 1993.
- [MOK97] M. MOKHTARI & A. MESBAH. « *Apprendre et maîtriser MATLAB* », Edition Springer-Verlin Heidelberg, Allemange 1997.
- [MUR97] R. MURTHY, N. M. BILGUTAY, & K. KAYA. « *Detection of Ultrasonic Anomaly Signals Using Wavelet Decomposition* », Materials Evaluation, Nov. 1997
- [NEW82] V.L. NEWHOUSE, N. M. BILGUTAY, J. SANIE, & E.S. FURGASON. « *Flaw-to-grain echo enhancement by split-spectrum processing* », Ultrason., vol.20, no. 2, pp. 59-68, Mar. 1982.
- [RAS97] M. RASHMI, N. M. BILGUTAY, & K. KAYA. « *Detection of ultrasonic anomaly signals using wavelet decomposition* », Materials evaluation, (pp.1274-1279), Nov 1997.
- [SAN88] J. SANIE, K. D. DONOHUE & N. M. BILGUTAY. « *Frequency diversity ultrasonic flaw detection using order statistic filters* », IEEE, Ultrasonics (pp. 879-884),1988.
- [SAN89] J. SANIE, T. WANG & N. M. BILGUTAY. « *Analysis Of Homomorphic Processing For Ultrasonic Gain Signal Characterization* », IEEE Transactions. on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, Vol 36, May 1989.
- [SHK89] P. M. SHANKAR, P. KARPUR, V. L. NEWHOUSE, J. L. ROSE. « *Split spectrum processing: Analyse of polarity thresholding algorithm for improvement of signal to noise ratio and detectability in ultrasonic signals* », IEEE, 1989.
- [SUR99] Y. SURREL. « *Signal et bruit* »,CNAM – Instrumentation, Octobre 1999.
- [STE98] T. STEPINSKI & B. VAGNHAMMAR. « *Automatic detecting disbonds in layered structures using ultrasonic pulse-echo inspection* », 7th European Conference on Non-destructive Testing (7th ECNDT), Copenhagen, Denmark, 26-29 May, 1998.
-

-
- [STE00] **T. STEPINSKI & L. ERICSSON.** « *Signal Processing for Ultrasonic Testing of Material with Coarse Structure* », Uppsala University, Signals and Systems, Uppsala, Sweden. 15th WCNDT, Roma2000.
- [TAF02] **F. TAFININE.** « *Caractérisation de matériaux par analyse des signaux ultrasonores* », Thèse de Magister en Electronique, univ de Bab Ezzouar, 2002.
- [TIA95a] **Q. TIAN, X. LI, & N. M. BILGUTAY.** « *Multiple target detection using split spectrum processing and group delay moving entropy* », IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, vol. 42, pp. 1075-1086 Nov. 1995.
- [TIA95b] **Q. TIAN, N. M. BLIGUTAY, & X. LI.** « *An iterative spectral method for multiple target detection* », Electrical & Computer Engineering Dept, Drexel University, Philadelphia.1995.
- [TIA96] **Q. TIAN & N. M. BLIGUTAY.** « *Statistical analysis of split spectrum processing* », ECE Department, Drexel University, Philadelphia, 1996.
- [TIA98] **Q. TIAN & N. M. BILGUTAY.** « *Statistical analysis of split spectrum processing for multiple target detection* », IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, vol 45, Jan 1998.
- [VAN92] **A.W.M. VAN DEN ENDEN, N.A.M. VERHOECKY.** « *Traitement numérique du signal* », Ed MASSON, Paris 1992.
- [XIN92] **J. XIN, R. MURTHY, X. LI & N.M. BILGUTAY.** « *Detection of ultrasonic flaw signals using wavelet transform techniques* », Ultrasonics Symposium, 1992. Proceedings.
- [XIN93] **J. XIN & N. M. BILGUTAY.** « *Ultrasonic range resolution enhancement using L1 norm deconvolution* », Ultrasonics Symposium, 1993. Proceedings.
- [XIN94] **J. XIN & N.M. BILGUTAY.** « *Detection and resolution of multiple targets using time-frequency techniques* », Proc. IEEE Ultrason. Symp., 1995, pp. 1133 1137, Nov. 1-4, 1994, Cannes, France.
- [YUK00] **JINGRONG ZHAO YUKUAN MA & H. GAO.** « *Denoising Method of AE Signal by Using Wavelet Transform* », 15th WCNDT, Roma.2000.
- [ZHE00] **L. ZHENQING, T. DEAN, & L. XIAO.** « *A phase deviation based split spectrum processing algorithm for ultrasonic testing in coarse grained materials* », 15th WCNDT, Roma 2000.