

UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA



Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Electronique

MEMOIRE DE MAGISTER



Spécialité : Signaux et Systèmes

ETUDE COMPARATIVE DES OUTILS DE TRAITEMENT DE SIGNAUX
ULTRASONORES DANS LA DETECTION DES ECHOS DE DEFAUTS

Par

Mohammed Mustapha REHI

Devant le jury composé de

N.BENBLIDIA	Maître de conférences A, U.de Blida	Présidente
M.ZERGOUG	Maître de recherche, C.S.C Alger	Examineur
R.DRAI	Maître de recherche, C.S.C Alger	Rapporteur
A.GUESSOUM	Professeur, U. de Blida	Co-Rapporteur
F.YKHLEF	Maître de conférences B, U.de Blida	Invité

Blida, Mai 2010

Résumé

La problématique actuelle du Contrôle Non Destructif par ultrasons, est le contrôle de certains matériaux posant des difficultés de diagnostics pour les experts contrôleurs. Deux cas sont étudiés dans ce mémoire :

1. Dans la détection de défaut par ultrasons, il est souvent difficile de distinguer entre le signal du défaut et le bruit provenant des grains du matériau à contrôler. Ce bruit masque souvent le signal du défaut et crée une gêne dans sa détection. Il faut donc rehausser la visibilité du défaut par des techniques basées sur l'analyse du spectre de l'écho du défaut. Dans ce but, nous étudions des méthodes de traitement du signal afin de les appliquer à l'extraction d'échos de défauts noyés dans le bruit de structure.

2. La mesure de fines épaisseurs et la détection de défauts très rapprochés par des techniques classiques posent énormément de problèmes dans la détection d'échos superposés dans le temps. Dans ce but, des algorithmes sont étudiés et sont appliqués pour la mesure de telles épaisseurs des matériaux métalliques et la détection des défauts.

Une étude de simulation est réalisée sur le contrôle de certains matériaux contenant des défauts en utilisant la méthode ultrasonore en associant des techniques de traitement du signal. D'abord, les représentations temps-fréquence basées sur les algorithmes de Gabor, Wigner-Ville, Choi-Williams, Margenau-Hill, et Atlas-Marks, sont étudiées et implémentées. Un autre algorithme basé sur les fonctions d'intercorrélation nommé CLEAN, est étudié et implémenté dans le but de l'appliquer aux problèmes posés par les spécialistes du CND et voir la robustesse de ces algorithmes vis-à-vis un bruit blanc et du bruit de structure des matériaux.

Enfin, une étude comparative est réalisée validée par l'application des algorithmes à des signaux expérimentaux.

Mots clés : Temps-fréquence, CLEAN, Bruit de Structure, Défauts, Matériaux Métalliques.

ملخص

الإشكالية المطروحة في ميدان المراقبة الغير المتلفة عبر الموجات الفوق الصوتية، هي مراقبة بعض المواد التي تطرح صعوبات للخبراء المراقبين في إجراء التحاليل. تطرقنا في هذه المذكرة إلى دراسة حالتين:

1- عند محاولة اكتشاف العيوب عبر الموجات الفوق الصوتية، نجد في غالب الأحيان صعوبة للتمييز ما بين إشارة العيوب و الضوضاء الناتجة عن حبات هذه المواد الخاضعة للمراقبة، وهذه الضوضاء تخفي في غالب الأحيان إشارة العيوب و تخلق عجز في تحديدها. و لهذا الغرض يجب رفع شفافية هذه العيوب بواسطة طرق تعتمد على التحليل الطيفي لصدى هذا العيب. لهذا الغرض، قمنا بدراسة مناهج معالجة الإشارة لغاية تطبيقها في تحديد صدى هذه العيوب المغمورة في الضوضاء البنيوية.

2- عند إجراء قياسات الغلاظ الدقيقة، و تحديد العيوب المتراسة بالمنهجيات الكلاسيكية، تعرضنا الى مشاكل عديدة في تحديد هذه العيوب فلهذا الغرض قمنا بدراسة و تطبيق خوارزميات لهذا النوع من الغلاظ.

قمنا بدراسة تمثيلية لمراقبة بعض المواد التي تحتوي على العيوب، باستعمال الموجات الفوق الصوتية و تقنيات معالجة الإشارة، في البداية قمنا بدراسة و برمجة التمثيلات الزمنية التواترية التي تعتمد على خوارزميات قابور، فيقنرفيل، شواويليامس، مارجينوهيل، و أطلس ماركس، و هناك خوارزمية أخرى التي قمنا بدراستها و برمجتها وهي تعتمد على دوال "انتاركوريلاسيون" تدعى كلين، و لاحظنا كيف تتأقلم كل هذه الخوارزميات مع الضوضاء البيضاء و البنيوية لهذه المواد.

في الأخير أنجزنا دراسة على أساس المقارنة ما بين كل هذه الخوارزميات و تطبيقها على الإشارات التجريبية.

مفتاح: الزمنية التواترية، كلين، الضوضاء البنيوية، العيوب، المواد المعدنية.

Abstract

The topical problematic of Non Destructive Testing by ultrasound, is the control of some materials making difficulties to the experts controllers. In this report we have studied two cases:

1-In the detection of flaw by ultrasound, it's often difficult to distinguish between flaw signal and the noise coming by grains of materials to control, this noise often hide the flaw signal and create a difficulty in its detection. It then must raise the visibility of flaw by techniques based of the spectral analyse of flaw echo. In this goal, we study method of signal processing in order to apply in the extraction of flaw echo walnuts in the structure noise.

2-The measure of thin thickness and the detection of very closer flaws by classical techniques lays a lot of problems in the detection of superposed echoes in the time. In this goal, algorithms are studied and are applied for the measure of such thickness of metallic materials and the detection of flaws.

A simulated study is realised on the control of same techniques of signal processing. Primary, the time frequency description based on the algorithms of Gabor, Wigner-Ville, Choi-Williams, Margenau- Hill and Atlas-Marks, are studied and implemented. Another algorithm based on the intercorrelation function named CLEAN, is studies and implemented in order to apply to problems laid by the specialist of NDT and to see the robustness of this algorithms towards a white noise and the structure noise of materials.

Finally, a comparative study is realised by the application of algorithms in the experimental signals.

Key words: Time-frequency, CLEAN, Structure Noise, Flaws, Metallic Materials.

Remerciements

Toute ma gratitude, grâce et remerciement au bon dieu qui m'a donné la force, le courage et la volonté d'élaborer ce travail.

J'exprime toute ma profonde reconnaissance et remerciement à Mr R.Draï, qui a dirigé mon travail de thèse et qui m'a témoigné de sa confiance et de son aide scientifique. Sans lui, la thèse n'aurait jamais vu le jour.

J'adresse mes plus vifs remerciements à mon Co-promoteur Mr A.Guessoum pour m'avoir encadré, aidé et encouragé pour bien mener ce travail.

Je remercie également les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font de juger mon travail.

Je remercie l'ensemble des enseignants de l'université de Blida ainsi que les chercheurs du CSC qui m'ont apporté aide et assistance.

Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

- *A mes très chers parents qui m'ont tant donné et tant sacrifié, que dieu les protèges.*
- *A mes deux chères sœurs.*
- *A toute ma famille: grands parents, oncles et tantes,*
- *A mes cousin et cousines, sans exception*
- *A tout mes amis.*
- *A toutes les personnes qui ont toujours été présents pour me donner courage et volonté.*

Mustapha R.

TABLE DES MATIERES

RESUME.....	1
REMERCIEMENTS.....	4
TABLE DES MATIERES.....	6
LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX.....	9
INTRODUCTION.....	15
CHAPITRE 1 CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR ULTRASON ET TRAVAUX REALISE AU CSC	
1.1 Introduction.....	17
1.2 L'ultrason.....	18
1.3 Généralités sur les ultrasons.....	18
1.3.1 Propagation des ondes ultrasonores.....	18
1.3.2 Atténuation des ondes ultrasonores.....	19
1.3.3 Génération des ultrasons.....	20
1.3.4 Facteur de qualité « Q ».....	21
1.4 Contrôle Non Destructif par ultrasons.....	22
1.4.1 Principe de la méthode.....	22
1.4.2 Méthodes de contrôle	22
1.4.2.1 Méthode par transmission	23
1.4.2.2 Méthode par écho	23
1.4.3 Techniques mises en œuvre	24
1.4.3.1 Contrôle par contact	25
1.4.3.2 Contrôle par immersion	25
1.5 Chaîne ultrasonore	25
1.5.1 Acquisition des signaux	26
1.5.2 Commande de la cuve	26
1.5.3 Fonctionnement de la Chaîne d'acquisition	27
1.5.4 Modes de représentation	27
1.6 Modélisation des signaux.....	28
1.7....Bruit.....	29
1.7.1 Modélisation du bruit de structure.....	30
1.7.2 Réponse fréquentielle des points diffuseurs.....	30
1.7.3 Génération du bruit de structure.....	31
1.7.4 Résumé de l'algorithme.....	32
1.8 Calcul du Rapport Signal sur Bruit (S.N.R.).....	32
1.9 Travaux réalisé au CSC.....	33

CHAPITRE 2 OUTILS DU TRAITEMENT DE SIGNAL

2.1 Introduction.....	35
2.2 Clean Algorithm	35
2.2.1. Définition de l'inter-corrélation	35
2.2.2. Principe et historique du Clean Algorithm.....	35
2.3 Représentation temps-fréquence	36
2.3.1 Les représentations Linéaires	36
2.3.1.1 La transformée de Fourier à court terme.....	36
2.3.1.2 La représentation de Gabor	37
2.3.2 Les représentations d'énergie	37
2.3.2.1 Classe de Cohen	38
2.3.2.2 Distribution de Wigner –Ville	38
2.3.2.3 Interférences	39
2.3.2.4 Lissage	39
2.3.3 La représentation de Choi- Williams.....	40
2.3.4 La pseudo Margenau- Hill Lissée	41
2.3.5 Méthode de Zhao-Atlas-Marks.....	42
2.4 Music Algorithm.....	43
2.5 Conclusion.....	45

CHAPITRE 3 DETECTION DE DEFAUTS NOYES DANS LE BRUIT

3.1 Introduction.....	46
3.2 Application du Clean Algorithm en présence du bruit aléatoire.....	46
3.3 Application du Clean Algorithm en présence du bruit de structure.....	52
3.4 Robustesse vis-à-vis de la position	59
3.5 Influence de la fréquence sur le Clean Algorithm.....	68
3.6 Détection par les représentations temps-fréquence.....	74
3.6.1 Détection par la représentation de Gabor.....	74
3.6.2 Détection par la représentation de Wigner ville.....	76
3.6.3 Détection par la représentation de Choi- Williams.....	78
3.6.4 Détection par la représentation de Pseudo Margeneau-Hill.....	80
3.6.5 Détection par la représentation de Zao-Atlas-Marks.....	82
3.7 Détection par Music Algorithm.....	84
3.8 Étude comparative	86
3.9 Conclusion	86

CHAPITRE 4 APPLICATION AUX DEFAUTS RAPPROCHES

4.1 Introduction	87
4.2 Application du Clean Algorithm	87
4.3 Application des représentations temps-fréquence	99
4.3.1 Application de la représentation de Gabor	99
4.3.2 Application de la représentation de Wigner ville	102
4.3.3 Application de la représentation de Choi-Williams.....	105
4.3.4 Application de la représentation de Pseudo Margeneau-Hill.....	108
4.3.5 Application de la représentation de Zao-Atlas-Marks.....	110
4.4 Application de Music Algorithm	112
Comparaison	117
4.5 Application des algorithmes aux signaux réels.....	118
4.5.1 Application de la représentation de Gabor aux signaux réels	118
4.5.2 Application de la représentation de Wigner ville aux signaux réels	125
4.5.3 Application de Music Algorithm aux signaux réels.....	132
4.5.3 Application de la représentation de Choi-Williams aux signaux réels.....	139
4.5.4 Application de la représentation de Pseudo Margeneau-Hill aux signaux réels...	146
4.5.5 Application de la représentation de Zhao-Atlas-Marks aux signaux réels.	153
4.6 Conclusion	160
CONCLUSION	161
REFERENCES.....	163

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Fig.1.1. Variation de la pression en fonction de la distance.....	20
Fig.1.2. Bandes passantes des transducteurs ultrasonores.....	21
Fig.1.3 : Principe du CND par ultrasons.....	22
Fig.1.4 : Contrôle par transmission.....	23
Fig.1.5 : Contrôle par échographie.....	24
Fig.1.6 : La chaîne d'acquisition ultrasonore.....	26
Fig.1.7 : Exemple de signal A-Scan.....	28
Fig.1.8 : (a) La géométrie des grains, (b) signal des grains rétrodiffusé.....	30
Fig2.1 Schéma synoptique du principe de Clean Algorithm.....	36
Fig.3.1 Signal original normalisé simulé avec deux échos séparés de 1 μ s.....	47
Fig.3.2 Signal bruité avec SNRin=5.51dB.....	47
Fig.3.3 Signal débruité avec Clean Algorithm. SNRout-SNRin=6.77dB.....	48
Fig.3.4 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=5MHz.....	49
Fig.3.5 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=10MHz.....	49
Fig.3.6 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=15MHz.....	50
Fig.3.7 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=20MHz.....	50
Fig.3.8 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=25MHz.....	51
Fig.3.9 Signal bruité avec SNRin=8.74dB.....	52
Fig.3.10 Signal débruité avec Clean Algorithm. SNRout-SNRin=2.93dB.....	52
Fig.3.11 Signal bruité avec SNRin=6.52 dB.....	53
Fig.3.12 Signal débruité avec Clean Algorithm. SNRout-SNRin=4.98 dB.....	53
Fig.3.13 Signal bruité avec SNRin=5.60 dB.....	54
Fig.3.14 Signal débruité avec Clean Algorithm. SNRout-SNRin=5.68 dB.....	54
Fig.3.15 Signal bruité avec SNRin=5.29 dB.....	55
Fig.3.16 Signal débruité avec Clean Algorithm. SNRout-SNRin=5.64 dB.....	55
Fig.3.17 Signal bruité avec SNRin=5.13 dB.....	56
Fig.3.18 Signal débruité avec Clean Algorithm. SNRout-SNRin=5.07 dB.....	56
Fig.3.19 Signal bruité avec SNRin=5.11 dB.....	57
Fig.3.20 Signal débruité avec Clean Algorithm. SNRout-SNRin=4.46 dB.....	57
Fig.3.21 Signal bruité avec une cible à 1 μ s.....	59
Fig.3.22 Cible localisée avec Clean Algorithm à 1 μ s.....	59
Fig.3.23 Signal bruité avec une cible à 2 μ s.....	60
Fig.3.24 Cible localisée avec Clean Algorithm à 2 μ s.....	60
Fig.3.25 Signal bruité avec une cible à 3 μ s.....	61
Fig.3.26 Cible localisée avec Clean Algorithm à 3 μ s.....	61
Fig.3.27 Signal bruité avec une cible à 4 μ s.....	62
Fig.3.28 Cible localisée avec Clean Algorithm à 4 μ s.....	62
Fig.3.29 Signal bruité avec une cible à 5 μ s.....	63
Fig.3.30 Cible localisée avec Clean Algorithm à 5 μ s.....	63
Fig.3.31 Signal bruité avec une cible à 6 μ s.....	64
Fig.3.32 Cible localisée avec Clean Algorithm à 6 μ s.....	64
Fig.3.33 Signal bruité avec une cible à 7 μ s.....	65
Fig.3.34 Cible localisée avec Clean Algorithm à 7 μ s.....	65
Fig.3.35 Signal bruité avec une cible à 8 μ s.....	66
Fig.3.36 Cible localisée avec Clean Algorithm à 8 μ s.....	66
Fig.3.37 Signal bruité avec une cible à 9 μ s.....	67
Fig.3.38 Cible localisée avec Clean Algorithm à 9 μ s.....	67
Fig.3.39 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=4.5MHz.....	69
Fig.3.40 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=5MHz.....	70
Fig.3.41 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=5.5 MHz.....	71
Fig.3.42 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=6MHz.....	72
Fig.3.43 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour f=6.5 MHz.....	73
Fig.3.44 Signal à 5MHz bruité à 20%.....	74
Fig.3.45 Représentation de Gabor pour f=5MHz et R=20%.....	74

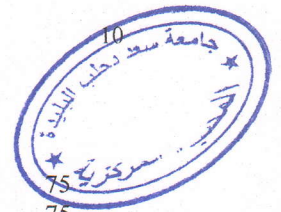


Fig.3.46 Signal à 5MHz bruité à 80%.....	75
Fig.3.47 Représentation de Gabor pour f=5MHz et R=80%.....	75
Fig.3.48 Signal à 5MHz bruité à 20%	76
Fig.3.49 Représentation de Wigner ville pour f=5MHz et R=20%.....	76
Fig.3.50 Signal à 5MHz bruité à 80%.....	77
Fig.3.51 Représentation de Wigner ville pour f=5MHz et R=80%.....	77
Fig.3.52 Signal à 5MHz bruité à 20%	78
Fig.3.53 Représentation de Chois-Williams pour f=5MHz et R=80%.....	78
Fig.3.54 Signal à 5MHz bruité à 80%.....	79
Fig.3.55 Représentation de Chois-Williams pour f=5MHz et R=80%.....	79
Fig.3.56 Signal à 5MHz bruité à 20%	80
Fig.3.57 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour f=5MHz et R=80%.....	80
Fig.3.58 Signal à 5MHz bruité à 80%.....	81
Fig.3.59 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour f=5MHz et R=80%.....	81
Fig.3.60 Signal à 5MHz bruité à 20%	82
Fig.3.61 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour f=5MHz et R=20%.....	82
Fig.3.62 Signal à 5MHz bruité à 80%.....	83
Fig.3.63 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour f=5MHz et R=80%.....	83
Fig.3.64 Signal à 5MHz bruité à 20%.....	84
Fig.3.65 Music algorithm pour f=5MHz et R=20%.....	84
Fig.3.66 Signal à 5MHz bruité à 80%.....	85
Fig.3.67 Music algorithm pour f=5MHz et R=80%.....	85
Fig.4.1 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	88
Fig.4.2 Signal débruité avec $\Delta t=1\mu s$	88
Fig.4.3 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	89
Fig.4.4 Signal débruité avec $\Delta t=0.5\mu s$	90
Fig.4.5 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	90
Fig.4.6 Signal débruité avec $\Delta t=0.1\mu s$	91
Fig.4.7 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	91
Fig.4.8 Signal débruité avec $\Delta t=1\mu s$	91
Fig.4.9 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	92
Fig.4.10 Signal débruité avec $\Delta t=0.5\mu s$	92
Fig.4.11 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	93
Fig.4.12 Signal débruité avec $\Delta t=0.1\mu s$	93
Fig.4.13 Signal bruité avec $\Delta t=0.05\mu s$ et $Q=0.82$	94
Fig.4.14 Signal débruité avec $\Delta t=0.05\mu s$	94
Fig.4.15 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	95
Fig.4.16 Signal débruité avec $\Delta t=1\mu s$	95
Fig.4.17 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	96
Fig.4.18 Signal débruité avec $\Delta t=0.5\mu s$	96
Fig.4.19 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	97
Fig.4.20 Signal débruité avec $\Delta t=0.1\mu s$	97
Fig.4.21 Signal bruité avec $\Delta t=0.05\mu s$ et $Q=0.82$	98
Fig.4.22 Signal débruité avec $\Delta t=0.05\mu s$	98
Fig.4.23 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	99
Fig.4.24 Représentation de Gabor pour f=20MHz et $\Delta t=1\mu s$	99
Fig.4.25 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	100
Fig.4.26 Représentation de Gabor pour f=20MHz et $\Delta t=0.5\mu s$	100
Fig.4.27 Signal bruité avec $\Delta t=0.2\mu s$ et $Q=0.85$	101
Fig.4.28 Représentation de Gabor pour f=20MHz et $\Delta t=0.2\mu s$	101
Fig.4.29 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	102
Fig.4.30 Représentation de Gabor pour f=20MHz et $\Delta t=0.1\mu s$	102
Fig.4.31 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	103
Fig.4.32 Représentation de Wigner ville pour f=20MHz et $\Delta t=1\mu s$	103
Fig.4.33 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	103
Fig.4.34 Représentation de Wigner ville pour f=20MHz et $\Delta t=0.5\mu s$	104
Fig.4.35 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	104
Fig.4.36 Représentation de Wigner ville pour f=20MHz et $\Delta t=0.1\mu s$	104

Fig.4.37 Signal bruité avec $\Delta t=0.05\mu s$ et $Q=0.85$	105
Fig.4.38 Représentation de Wigner ville pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.05\mu s$	105
Fig.4.39 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	105
Fig.4.40 Représentation de Choi-Williams pour $f=20MHz$ et $\Delta t=1\mu s$	106
Fig.4.41 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	106
Fig.4.42 Représentation de Choi-Williams pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.5\mu s$	107
Fig.4.43 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	107
Fig.4.44 Représentation de Choi-Williams pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.1\mu s$	107
Fig.4.45 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	108
Fig.4.46 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=20MHz$ et $\Delta t=1\mu s$	108
Fig.4.47 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	109
Fig.4.48 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.5\mu s$	109
Fig.4.49 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	109
Fig.4.50 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.1\mu s$	110
Fig.4.51 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	110
Fig.4.52 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=20MHz$ et $\Delta t=1\mu s$	111
Fig.4.53 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	111
Fig.4.54 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.5\mu s$	111
Fig.4.55 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	112
Fig.4.56 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.1\mu s$	112
Fig.4.57 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$	113
Fig.4.58 Application de Music Algorithm pour $f=20MHz$ et $\Delta t=1\mu s$	113
Fig.4.59 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$	113
Fig.4.60 Application de Music Algorithm pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.5\mu s$	114
Fig.4.61 Signal bruité avec $\Delta t=0.2\mu s$ et $Q=0.85$	114
Fig.4.62 Application de Music Algorithm pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.2\mu s$	114
Fig.4.63 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$	115
Fig.4.64 Application de Music Algorithm pour $f=20MHz$ et $\Delta t=0.1\mu s$	115
Fig.4.65 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu »	117
Fig.4.66 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu »	117
Fig.4.67 Représentation de Gabor pour « signal-10MHz-1mm-Alu »	118
Fig.4.68 Signal original « tek00 »	118
Fig.4.69 Signal d'entrée pour « tek00 ».....	118
Fig.4.70 Représentation de Gabor pour « tek00 ».....	119
Fig.4.71 Signal original « tek01 »	119
Fig.4.72 Signal d'entrée pour « tek01 ».....	119
Fig.4.73 Représentation de Gabor pour « tek01 ».....	120
Fig.4.74 Signal original « tek02 »	120
Fig.4.75 Signal d'entrée pour « tek02 ».....	120
Fig.4.76 Représentation de Gabor pour « tek02 ».....	121
Fig.4.77 Signal original « tek03 »	121
Fig.4.78 Signal d'entrée pour « tek03 ».....	121
Fig.4.79 Représentation de Gabor pour « tek03 ».....	122
Fig.4.80 Signal original « comp01 »	122
Fig.4.81 Représentation de Gabor pour « comp01 ».....	122
Fig.4.82 Signal original « comp02 »	123
Fig.4.83 Représentation de Gabor pour « comp02 ».....	123
Fig.4.84 Signal original « comp03 »	124
Fig.4.85 Représentation de Gabor pour « comp03 ».....	124
Fig.4.86 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	124
Fig.4.87 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	125
Fig.4.88 Représentation de Wigner ville pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	125
Fig.4.89 Signal original « tek00 »	125
Fig.4.90 Signal d'entrée pour « tek00 ».....	126
Fig.4.91 Représentation de Wigner viller pour « tek00 ».....	126
Fig.4.92 Signal original « tek01 »	126
Fig.4.93 Signal d'entrée pour « tek01 ».....	127
Fig.4.94 Représentation de Wigner ville pour « tek01 ».....	127

Fig.4.95 Signal original « tek02 »	127
Fig.4.96 Signal d'entrée pour « tek02 ».....	128
Fig.4.97 Représentation de Wigner ville pour « tek02 ».....	128
Fig.4.98 Signal original « tek03 »	128
Fig.4.99 Signal d'entrée pour « tek03 ».....	129
Fig.4.100 Représentation de Wigner ville pour « tek03 ».....	129
Fig.4.101 Signal original « comp01 »	129
Fig.4.102 Représentation de Wigner-ville pour « comp01 ».....	130
Fig.4.103 Signal original « comp02 »	130
Fig.4.104 Représentation de Wigner ville pour « comp02 ».....	130
Fig.4.105 Signal original « comp03 »	131
Fig.4.106 Représentation de Wigner ville pour « comp03 ».....	131
Fig.4.107 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	132
Fig.4.108 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	132
Fig.4.109 Représentation de Choi-Williams pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	132
Fig.4.110 Signal original « tek00 »	133
Fig.4.111 Signal d'entrée pour « tek00 ».....	133
Fig.4.112 Représentation de Choi-Williams pour « tek00 ».....	133
Fig.4.113 Signal original « tek01 »	134
Fig.4.114 Signal d'entrée pour « tek01 ».....	134
Fig.4.115 Représentation de Choi-Williams pour « tek01 ».....	134
Fig.4.116 Signal original « tek02 »	135
Fig.4.117 Signal d'entrée pour « tek02 ».....	135
Fig.4.118 Représentation de Choi-Williams pour « tek02 ».....	135
Fig.4.119 Signal original « tek03 »	136
Fig.4.120 Signal d'entrée pour « tek03 ».....	136
Fig.4.121 Représentation de Choi-Williams pour « tek03 ».....	136
Fig.4.122 Signal original « comp01 »	137
Fig.4.123 Représentation de Choi-Williams pour « comp01 ».....	137
Fig.4.124 Signal original « comp02 »	137
Fig.4.125 Représentation de Choi-Williams pour « comp02 ».....	138
Fig.4.126 Signal original « comp03 »	138
Fig.4.127 Représentation de Choi-Williams pour « comp03 ».....	138
Fig.4.128 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	139
Fig.4.129 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	139
Fig.4.130 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	139
Fig.4.131 Signal original « tek00 »	140
Fig.4.132 Signal d'entrée pour « tek00 ».....	140
Fig.4.133 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek00 ».....	140
Fig.4.134 Signal original « tek01 »	141
Fig.4.135 Signal d'entrée pour « tek01 ».....	141
Fig.4.136 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek01 ».....	141
Fig.4.137 Signal original « tek02 »	142
Fig.4.138 Signal d'entrée pour « tek02 ».....	142
Fig.4.139 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek02 ».....	142
Fig.4.140 Signal original « tek03 »	143
Fig.4.141 Signal d'entrée pour « tek03 ».....	143
Fig.4.142 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek03 ».....	143
Fig.4.143 Signal original « comp01 »	144
Fig.4.144 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « comp01 ».....	144
Fig.4.145 Signal original « comp02 »	144
Fig.4.146 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « comp02 ».....	145
Fig.4.147 Signal original « comp03 »	145
Fig.4.148 Représentation de Pseud Margeneux Hill pour « comp03 ».....	145
Fig.4.149 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	146
Fig.4.150 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	146
Fig.4.151 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	146
Fig.4.152 Signal original « tek00 »	147

Fig.4.153 Signal d'entrée pour « tek00 ».....	147
Fig.4.154 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek00 ».....	147
Fig.4.155 Signal original « tek01 »	148
Fig.4.156 Signal d'entrée pour « tek01 ».....	148
Fig.4.157 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek01 ».....	148
Fig.4.158 Signal original « tek02 »	149
Fig.4.159 Signal d'entrée pour « tek02 ».....	149
Fig.4.160 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek02 ».....	149
Fig.4.161 Signal original « tek03 »	150
Fig.4.162 Signal d'entrée pour « tek03 ».....	150
Fig.4.163 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek03 ».....	150
Fig.4.164 Signal original « comp01 »	151
Fig.4.165 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « comp01 ».....	151
Fig.4.166 Signal original « comp02 »	151
Fig.4.167 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « comp02 ».....	152
Fig.4.168 Signal original « comp03 »	152
Fig.4.169 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « comp03 ».....	152
Fig.4.170 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	153
Fig.4.171 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	153
Fig.4.172 Music Algorithm pour « signal-10MHz-1mm-Alu ».....	153
Fig.4.173 Signal original « tek00 »	154
Fig.4.174 Signal d'entrée pour « tek00 ».....	154
Fig.4.175 Music Algorithm pour « tek00 ».....	154
Fig.4.176 Signal original « tek01 »	155
Fig.4.177 Signal d'entrée pour « tek01 ».....	155
Fig.4.178 Music Algorithm pour « tek01 ».....	155
Fig.4.179 Signal original « tek02 »	156
Fig.4.180 Signal d'entrée pour « tek02 ».....	156
Fig.4.181 Music Algorithm pour « tek02 ».....	156
Fig.4.182 Signal original « tek03 »	157
Fig.4.183 Signal d'entrée pour « tek03 ».....	157
Fig.4.184 Music Algorithm pour « tek03 ».....	157
Fig.4.185 Signal original « comp01 ».....	158
Fig.4.186 Music Algorithm pour « comp01 ».....	158
Fig.4.187 Signal original « comp02 ».....	158
Fig.4.188 Music Algorithm pour « comp02 ».....	158
Fig.4.189 Signal original « comp03 ».....	158
Fig.4.190 Music Algorithm pour « comp03 ».....	158
Tableau 3.1 : comparaison des algorithmes en fonction du Rapport de bruit R.....	86
Tableau 4.1 : représentant les résultats trouvés dans l'application des algorithmes aux défauts rapprochés dans le temps.....	116

Introduction

INTRODUCTION

Comme l'ensemble des êtres humains au fil du temps, ont besoin d'un contrôle de leur état de santé, et pour mieux cerner leur problème, les médecins optent pour une solution qui ne nuise pas à leur organisme par une radiographie, la même chose en industrie, les chefs d'entreprises ont besoin d'un contrôle périodique de leurs installations industrielles afin d'éviter tout risque d'accident nuisant à leur capital économique ou humain.

C'est dans de ce contexte que le contrôle non destructif (CND) intervient, et joue un grand rôle dans différents domaines, et 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 nucléaires, l'automobile, le chemin de fer, l'aéronautique, l'aérospatial, ...

C'est pour cela que le traitement des données issues du contrôle non destructif est aujourd'hui de plus en plus étudié. Il permet d'exploiter de nombreuses informations contenues dans ces acquisitions. L'exploitation des ces informations augmente la robustesse des outils du contrôle et évite des inspections multiples pour détecter la présence d'un défaut.

La problématique actuelle du CND par ultrasons, est le contrôle de certains matériaux posant des difficultés de diagnostics pour les experts contrôleurs. Deux cas sont étudiés dans ce mémoire :

1. Dans la détection de défaut par ultrasons, il est souvent difficile de distinguer entre le signal du défaut et le bruit provenant des grains du matériau à contrôler. Ce bruit masque souvent le signal du défaut et crée une gêne dans sa détection. Il faut donc rehausser la visibilité du défaut par des techniques basées sur l'analyse du spectre de l'écho du défaut. Dans ce but, nous étudions des méthodes de traitement du signal afin de les appliquer à l'extraction d'échos de défauts noyés dans le bruit de structure.

2. La mesure de fines épaisseurs et la détection de défauts très rapprochés par des techniques classiques posent énormément de problèmes dans la détection d'échos superposés dans le temps. Dans ce but, des algorithmes sont étudiés et sont appliquées pour la mesure de telles épaisseurs des matériaux métalliques et la détection des défauts.

Dans ce cadre, un projet de recherche a été réalisé à la Division de traitement du signal et d'imagerie du Centre de recherche scientifique et technique en soudage et contrôle (CSC) de Chéraga. Ce projet a pour objectif de développer et d'appliquer des algorithmes de traitement du signal au contrôle des matériaux métalliques et composites.

Dans ce mémoire, nous nous proposons de passer en revue les principaux algorithmes étudiés au sein de cette division de recherche et d'étudier leur robustesse vis-à-vis du bruit de

structure des matériaux qui est due à la nature du matériau. D'abord, nous avons mené une étude comparative des représentations temps-fréquence telles que les algorithmes de Gabor et Wigner-Ville d'une part, et les algorithmes de Choi-Williams, Margenau-Hill, Atlas-Marks, d'autre part. Nous étudions leur robustesse vis-à-vis de la détection des défauts noyés dans un bruit blanc et le bruit de structure issu des matériaux. En effet, les deux algorithmes (Gabor et Wigner Ville) ayant donné des résultats très satisfaisants en absence d'un bruit pour des signaux simulés [9], il est impératif de réaliser une étude statistique de tous ces algorithmes dans le but d'estimer leur efficacité dans le cas des signaux simulés et des signaux réels (matériaux métalliques et composites).

Par ailleurs, nous avons étudié et implémenté un algorithme basé sur les fonctions d'intercorrélation nommé CLEAN [7]. Cet algorithme simple dans son implémentation, a montré dans son application, une grande efficacité dans le domaine ultrasonore.

Aussi, tous les algorithmes implémentés sont appliqués à des signaux contenant des défauts rapprochés dans la pièce donnant des échos rapprochés dans le temps. Ainsi, une étude sera réalisée en fonction de la fréquence du traducteur ultrasonore.

Enfin, une étude comparative de tous ces algorithmes est réalisée afin de proposer le ou les algorithmes qui s'adaptent le mieux aux problèmes posés par les experts contrôleurs.

Ce travail vise donc à étudier ces algorithmes sur des signaux simulés et de les appliquer sur des signaux contenant des défauts réels. Après la comparaison des résultats obtenus par ces algorithmes, nous constituons une interface graphique permettant aux utilisateurs au niveau du CSC de mieux détecter et localiser des défauts (ex. fissures) présents dans un matériau métallique.

Ce présent mémoire est composé de quatre chapitres :

Chapitre 1 : ce chapitre est consacré au contrôle non destructif par ultrason, et la présentation de ces différentes techniques de mise en œuvre.

Chapitre 2 : nous présentons dans ce chapitre les outils du traitement de signal que nous avons utilisés dans cette étude.

Chapitre 3 : on utilise dans ce chapitre les outils du traitement de signal que nous avons vu au chapitre précédent dans la détection des défauts en présence de bruit.

Chapitre 4 : ce chapitre présente l'application des outils de traitement de signal aux défauts rapprochés dans le temps et des signaux provenant des pièces présentant des défauts réels noyés dans un bruit de structure.

Enfin nous allons finaliser notre travail par une conclusion où nous dressons un récapitulatif des travaux réalisés, ainsi que la robustesse des différents algorithmes proposés dans notre étude.

Chapitre 1 Contrôle Non Destructif par Ultrason

CHAPITRE 1

CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR ULTRASON ET TRAVAUX REALISE AU CSC

1.1 Introduction

Le Contrôle Non Destructif (C.N.D.) ou en Anglais N.D.T. (Non-Destructive Testing) est un ensemble de méthodes qui permet de caractériser l'état d'intégrité de structures industrielles, sans les dégrader, soit au cours de la production (les pièces qui sortent des fonderies ne sont jamais exemptes de défaut), soit en cours d'utilisation (apparition de défaut).

Il faut donc déterminer quelle taille de défaut est acceptable et ensuite pouvoir le détecter, sans casser la pièce, et la remplacer si besoin est. On parle aussi d'Essais Non Destructifs ou d'Examen Non Destructifs (E.N.D.).

Il est donc de très grande importance et ceci dans plusieurs domaines : l'industrie automobile (contrôle des blocs moteurs), l'industrie pétrolière (pipelines, tubes, barres, soudures, réservoirs), l'industrie navale (contrôle des coques), l'aéronautique (poutres, ailes d'avion, nombreuses pièces moteurs, trains d'atterrissage, etc.), l'aérospatiale et l'armée (dont la totalité des programmes sont confidentiels ou secret défense), l'industrie de l'énergie (réacteurs, chaudières, tuyauterie, turbines, etc.), le ferroviaire en fabrication et en maintenance notamment pour les organes de sécurité (essieux, roues, bogies...etc.),

Bien que les méthodes du CND sont très variées et de nombreux procédés physiques d'analyse sont utilisés, les principales méthodes appliquées sont [1]:

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

L'inspection aux ultrasons est une méthode fréquemment utilisée en CND, Elle fournit une haute sensibilité, une grande précision et donne des résultats instantanés sur les défauts

rencontrés. L'appareillage est facilement portable sur les chantiers. Les opérations manuelles nécessitent une attention méticuleuse de la part d'opérateurs hautement qualifiés qui maîtrisent parfaitement les procédures d'inspections.

1.2 L'ultrason

Est une onde mécanique, diffusée par les gaz (ex : air) ou liquides (eau) ou solides (matériaux métalliques), dont la fréquence est supérieure à 20 kHz.

Le nom vient du fait que leur fréquence est trop élevée pour être audible pour l'oreille humaine (le son est trop aigu), de la même façon que les infrasons désignent les sons dont la fréquence est trop faible pour être perceptible par l'oreille humaine.

1.3 Généralités sur les ultrasons

Le contrôle par ultrasons, semblable aux techniques de radar et au sonar, consiste à envoyer une impulsion ultrasonore et à observer les échos éventuels réfléchis par les discontinuités rencontrées.

Cette 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).

Son inconvénient est que parfois, elle apporte trop d'informations et qu'il y a souvent une notion de bruit à prendre en compte.

1.3.1 Propagation des ondes ultrasonores

Le point essentiel de la propagation ultrasonore est l'existence de deux modes de vibrations qui se propagent à des vitesses différentes : vibration longitudinale et vibration transversale.

Dans le mode longitudinal, la direction de vibration des particules du milieu de propagation est parallèle à la direction de propagation de l'onde ultrasonore incidente, alors que dans le mode transversal, la vibration des particules est perpendiculaire à la direction de propagation de l'onde.

Compte tenu des fréquences élevées utilisées dans le CND (1 à 20MHz), les ondes longitudinales ne se propagent que dans les solides et les liquides, alors que les ondes transversales ne se propagent que dans les solides.

La vitesse de propagation des ondes ultrasonores dépend du mode de vibration des particules du milieu ainsi que de sa nature (constante d'élasticité). Elle est donc différente d'un milieu à l'autre, ce qui implique une conséquence très importante : lorsqu'un faisceau ultrasonore frappe obliquement une surface de séparation entre deux milieux différents, quatre faisceaux sont créés, deux réfractés et deux réfléchis, pour chacun d'eux, longitudinal et transversal [2].

1.3.2 Atténuation des ondes ultrasonores

Dans un matériau idéal sans atténuation, une onde ultrasonore n'est atténuée que du fait de sa divergence. Dans le cas d'une onde plane, la pression acoustique décroît de façon exponentielle en fonction du trajet parcouru par l'onde (Fig. 1.1).

$$P = P_0 e^{-\alpha x} \quad (1.1)$$

Avec: P_0 : pression initiale, P : pression après un parcours x
et α : coefficient d'atténuation.

D'où:

$$\alpha = \ln (P_0 / P) / x \quad (\text{mm}^{-1}) \quad (1.2)$$

Généralement, α est donné par :

$$\alpha_{\text{dB}} = 20 \log (P_0 / P) / x \quad (\text{dB} / \text{mm}) \quad (1.3)$$

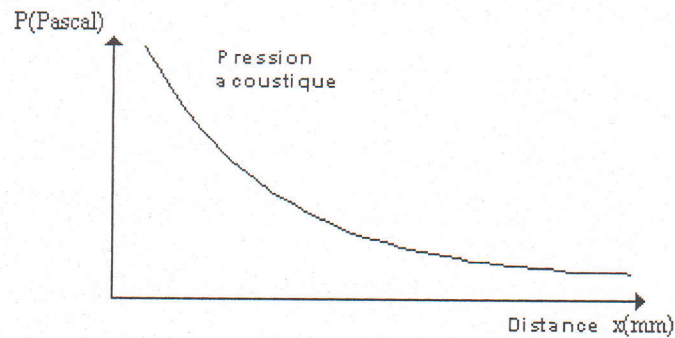


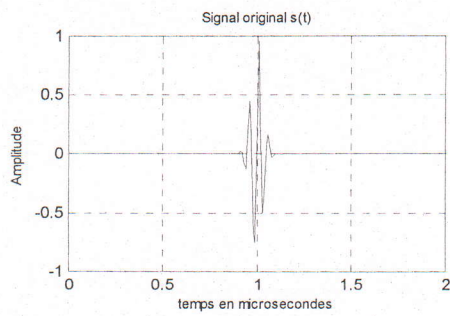
Fig.1.1. Variation de la pression en fonction de la distance

1.3.3 Génération des ultrasons

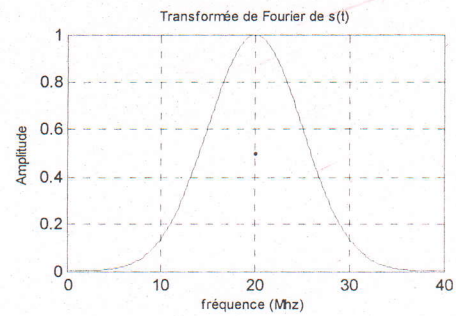
On ne peut parler d'ultrasons et de leur propagation sans évoquer les dispositifs leur donnant naissance : « les transducteurs » ou « les palpeurs ». Ces derniers sont constitués d'éléments (transducteur) pouvant convertir l'énergie électrique, qu'on lui envoie, en énergie acoustique et inversement,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

On peut citer plusieurs types de transducteurs, 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.

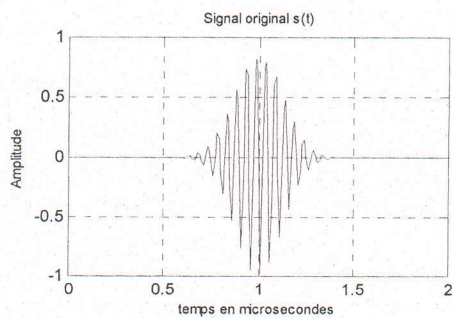
Le transducteur ultrasonore est caractérisé par sa fréquence nominale et sa bande passante. Pour certaines applications, le signal généré par le transducteur doit être très bref ; cette condition est nécessaire en particulier si l'on cherche une bonne résolution de manière à séparer des échos rapprochés. Pour cela, comme le montre la figure (1.2a), la bande passante de celui-ci doit être aussi large que possible (figure 1.2.b). Dans d'autres cas où l'on cherche une bonne sensibilité de détection, notamment dans les matériaux très absorbant, le signal doit être de forte amplitude. Pour cela, la bande passante doit être étroite et le signal contient plusieurs oscillations (figure 1.2c). [3]



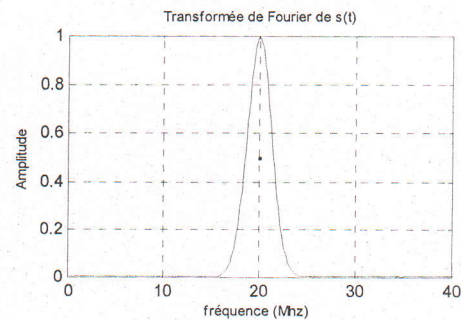
(a)



(b)



(c)



(d)

Fig.1.2 Bandes passantes des traducteurs ultrasonores

1.3.4 Facteur de qualité « Q »

Le facteur de qualité (ou facteur Q) d'un système est une mesure du taux d'amortissement d'un oscillateur. Q peut être défini comme le rapport de la fréquence centrale f_0 à la largeur Δf de la bande passante de la résonance du système à -3dB :

$$Q = \frac{f_0}{\Delta f} \quad (1.4)$$

Pour notre étude, le signal est acceptable si son facteur de qualité Q est proche de 1 ;

1.4 Contrôle Non Destructif par ultrasons

1.4.1 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 1.3). 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 [3].

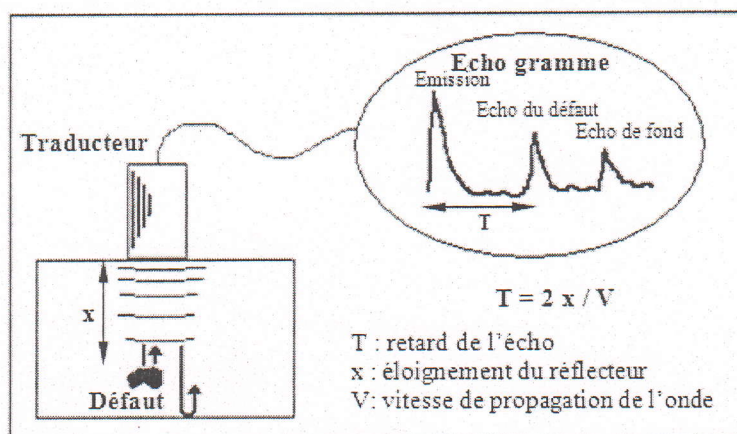


Fig.1.3 : Principe du CND par ultrasons

Les vitesses de propagation des ondes étant grandes (5850 m/s en onde longitudinale et 3250 m/s en onde transversale pour l'acier) et les distances à contrôler faibles (de quelques dixièmes à quelques centaines de millimètres), les échos de défaut ou de fond sont donc très proches de l'écho d'émission (quelques microsecondes).

1.4.2 Méthodes 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 est généralement retenue pour les avantages qu'elle présente tels que :

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

1.4.2.1 Méthode par transmission

Cette méthode consiste à placer deux transducteurs de part et d'autre de la pièce à étudier. Le transducteur 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 transducteur en regard de l'émetteur sur l'autre face de la pièce, et qui sert uniquement de récepteur, on recueillera une énergie plus faible en présence de défaut.

Cette perte d'énergie est d'autant plus importante que la dimension de l'hétérogénéité est 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.

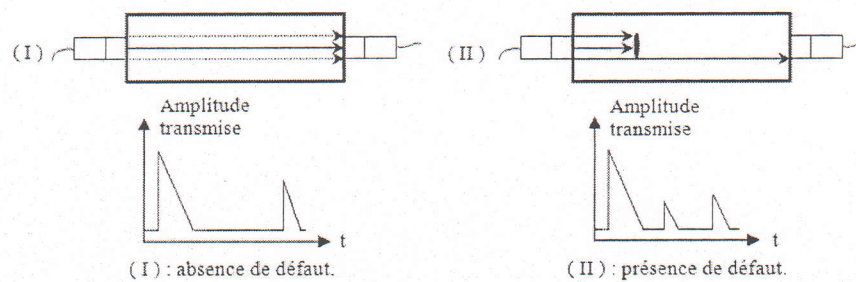


Fig.1.4 : Contrôle par transmission

1.4.2.2 Méthode par écho

Cette méthode est la plus employée et la plus utilisée dans le contrôle ultrasonore, elle est appelée : l'échographie ; elle consiste en un seul transducteur 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 (1.5). On excite le palpeur au moyen d'une brève impulsion électrique, à laquelle correspond un premier écho appelé écho d'émission ; le 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, est réfléchi une partie, et pendant que le train d'ondes principal

poursuit sa propagation vers le fond, l'onde réfléchi sur le défaut revient vers le palpeur où elle génère un écho de défaut.

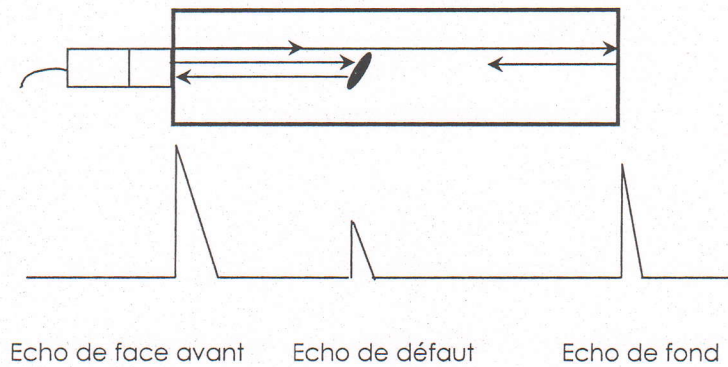


Fig.1.5 : Contrôle par échographie

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 réfléchi et on utilise généralement une émission pulsée. Toute variation de cette énergie correspond à la présence d'un défaut [4].

1.4.3 Techniques mises en œuvre

Les ultrasons aux fréquences utilisées (1 à 20 MHz), ne se propagent pas dans l'air, il y a une très mauvaise transmission des ondes en présence d'une interface air/solide, et les ultrasons sont très fortement atténués. 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 traducteur se déplace. Deux techniques existent pour assurer ce couplage : le contrôle par contact et le contrôle en immersion.

1.4.3.1 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.

1.4.3.2 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.

1.5 Chaîne ultrasonore

Dans le laboratoire de traitement du signal du Centre de recherche scientifique et technique en Soudage et Contrôle (C.S.C.), l'acquisition et la numérisation des signaux ultrasonores sont réalisées grâce à la chaîne ultrasonore automatique constituée (figure 1.6) :

- 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'ultrason relié à un traducteur ultrasonore.

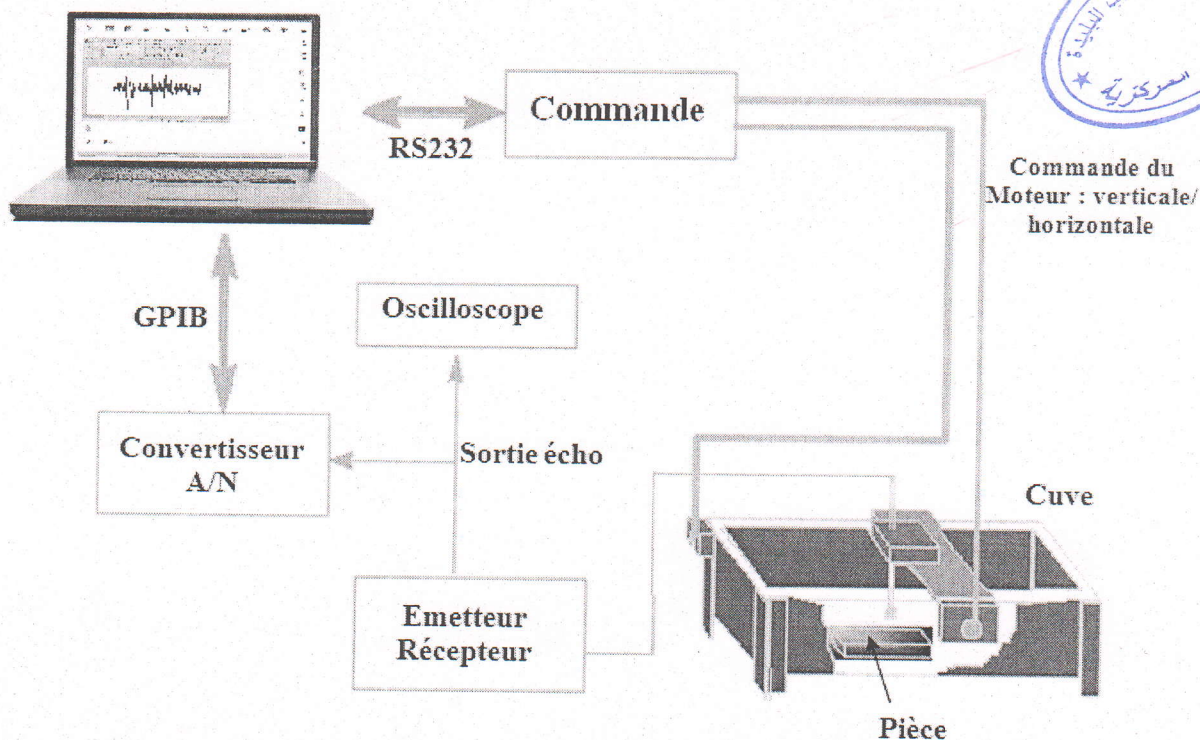


Fig.1.6 : La chaîne d'acquisition ultrasonore

1.5.1 Acquisition des signaux

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.

1.5.2 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 avec la plus haute précision (1/100 mm de résolution).

1.5.3 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 des impulsions d'amplitude élevée (quelques dizaines de volts). En réception, il se compose d'un amplificateur large bande de gain réglable.

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.

1.5.4 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 [3].

Nous citons les représentations courantes de données ultrasonores: la représentation monodimensionnelle **A-Scan** et les représentations bidimensionnelles B-Scan, C-Scan et D-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 monodimensionnel obtenu lorsqu'un tir ultrasonore est réalisé pour une position donnée (x, y) du couple émetteur/récepteur.

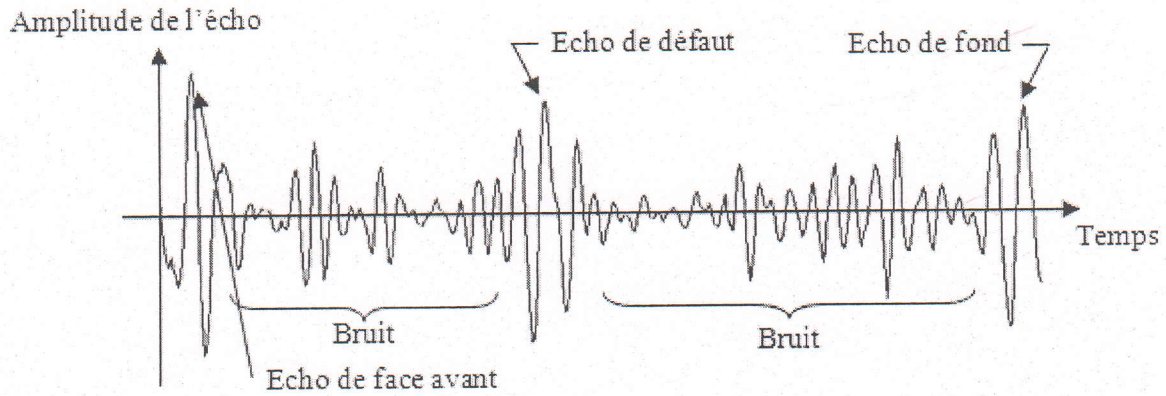


Fig.1.7 : Exemple de signal A-Scan

Le mode de représentation A-Scan (figure 1.7) 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 en 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.

1.6 Modélisation des signaux

Les signaux que nous allons utiliser, seront tout d'abord des signaux simulés. On prendra en effet pour motif une sinusoïde modulée en amplitude par une gaussienne pour simuler la forme des échos de réflexion obtenus en fonction du temps t , de la fréquence centrale f_0 et le décalage t_1 :

$$s(t) = s_m \cdot \sin(2\pi \cdot f_0 \cdot t) \cdot \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(t - t_1)^2\right) \quad (1.5)$$

σ^2 : définissant l'amortissement du transducteur ultrasonore.

f_0 : définissant la fréquence de résonance du transducteur ultrasonore.

S_m : Amplitude désirée.

t_1 : temps de décalage.

On prend deux signaux décalés dans le temps, ceci permet de simuler différentes épaisseurs. La distance entre les deux signaux est déduite de la formule $x = \frac{1}{2} v \cdot t$, avec v la vitesse de propagation de l'onde ultrasonore dans le matériau et t le temps écoulé entre les deux signaux.

Par exemple pour l'aluminium, la vitesse de propagation de l'onde est de 6320 m/s donc pour une durée de 0.2 microsecondes, nous avons l'équivalent en épaisseur égal à 0.632 mm.

On effectue un échantillonnage du signal ultrasonore avec T_e étant la période d'échantillonnage.

$$S(n \cdot T_e) = [S(0), S(T_e), \dots, S((N-1) T_e)] \quad (1.6)$$

Le signal qu'on utilise le plus souvent est :

$$S(n) = [S(0) S(1) \dots S(N-1)] \quad (1.7)$$

1.7 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.

1.7.1 Modélisation du bruit de structure

Le bruit de structure ou « herbe » est la partie de l'énergie ultrasonore diffusée par la structure du matériau revenant au transducteur lors d'un contrôle. Il est toutefois reconnu que le bruit de structure est très important dans le cas d'hétérogénéités grandes devant la longueur d'onde.

Dans cette partie, nous développons un modèle proposé par [5], permettant la simulation du signal (signal temporel et son spectre de fréquence) engendré par ce bruit. Comme hypothèse, nous considérons uniquement l'onde longitudinale se propageant dans un matériau de diamètre moyen des grains vérifiant le domaine de Rayleigh.

1.7.2 Réponse fréquentielle des points diffuseurs

Dans le modèle de [5], le bruit de structure des matériaux est décrit dans le domaine temporel comme une superposition de signaux retro diffusés de réflecteurs idéaux (figure 1.8).

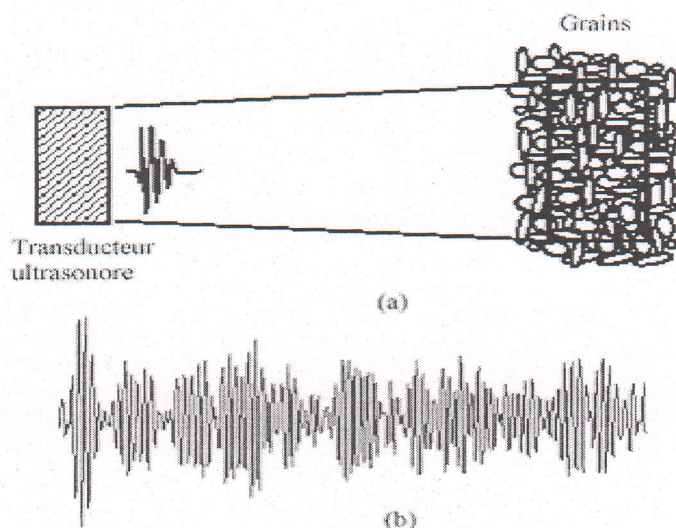


Fig.1.8 : (a) La géométrie des grains, (b) signal des grains rétrodiffusé.

Le bruit reçu est :

$$b_r(t) = \sum_{k=1}^k \sigma_k \exp(-\alpha\tau_k) s(t - \tau_k) \quad (1.8)$$

Ou

$s(t)$: 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 ;

1.7.3 Génération du bruit de structure

A présent, nous appliquons le modèle développé pour générer le bruit de structure engendré par la propagation d'une onde ultrasonore dans un matériau. Si le transducteur ultrasonore a comme réponse fréquentielle $H_t(\omega)$, la réponse fréquentielle du système global (transducteur et matériau) peut être exprimée comme:

$$B_r(\omega) = H_t(\omega)H_t(\omega) \sum_{k=1}^{k_{\text{tot}}} \beta_k \frac{\omega^2}{x_k} \exp(-C_r^l 2x_k \omega^4) \exp(-j\omega 2x_k / V_1) \quad (1.9)$$

($H_t(\omega)$) intervient deux fois dans l'expression (1.9), ceci est dû à l'utilisation du transducteur ultrasonore en émission puis en réception. Le volume illuminé est délimité par un cône sphérique de dimension (longueur) d_{min} , $d_{\text{min}} + 0.5V_1N/f_s$.

N : nombre de points ;

f_s : fréquence d'échantillonnage.

$0.5V_1N/f_s$: étant la demi-distance recouverte par la durée d'échantillonnage N/f_s .

Le volume étant défini, K_{tot} le nombre de grains peut être spécifié et la distance entre le transducteur et les centres des grains du matériau est estimée à $[d_{\text{min}}, d_{\text{min}} + 0.5V_1N/f_s]$.

Connaissant le matériau, la vitesse des ultrasons V_1 , le coefficient de diffusion α sont définis, par ailleurs, 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 $n=0, 1, \dots, N/2$.

Une fois le bruit créé, on ajoute le signal $s(n)$, $n=0, \dots, N-1$ correspondant au signal causé par un réflecteur idéal à une profondeur $2 d_{\text{défaut}}$.

1.7.4 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 de diffusion α_s , la vitesse des ultrasons V_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 $[d_{\text{min}}, d_{\text{min}}+0.5V_1N/fs]$

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:

$$B_r(\omega) = H_t(\omega)H_t(\omega) \sum_{k=1}^{k_{\text{tot}}} \beta_k \frac{\omega^2}{x_k} \exp(-C^2_1 2x_k \omega^4) \exp(-j\omega 2x_k / V_1) \quad (1.10)$$

- 5- Appliquer la FFT inverse

- 6- Calculer le signal du défaut $S(n)$.

- 7- Normaliser les signaux.

- 8- Additionner les deux signaux.

1.8 Calcul du Rapport Signal sur Bruit (S.N.R.)

Nous utilisons dans cette étude le rapport signal sur bruit (SNR) défini dans [6] par :

$$SNR \text{ (dB)} = 10 \log\left(\frac{\sum_{i=1}^{N_s} (s_i^2 / N_s)}{\sum_{i=1}^{N_y} (y_i^2 / N_y)} \right) \quad (1.11)$$

Avec :

s_i : Le signal écho.

N_s : la largeur du signal écho.

y_i : Le signal total.

N_y : la largeur du signal total.

Par ailleurs on définit R comme étant le rapport entre l'amplitude maximale de l'écho de défaut par l'amplitude maximale du bruit.

1.9 Travaux réalisés au CSC

Nous consacrons ce paragraphe à la présentation de certains travaux réalisés au sein de la division de traitement du signal et d'imagerie. Cette présentation décrit le contexte dans lequel ce travail a été proposé.

Au niveau de ce laboratoire, plusieurs travaux ont été effectués dans le but de répondre aux problèmes essentiels du Contrôle Non Destructif par ultrasons des matériaux à savoir la résolution : pouvoir de détecter deux défauts très proches et la sensibilité de détection : pouvoir de détecter un défaut en présence d'un bruit important.

1- Problème de résolution :

La mesure de fines épaisseurs par des techniques classiques posent énormément de problèmes dans la détection d'échos superposés dans le temps. Dans ce but les représentations temps-fréquence ont été développées et appliquées pour la mesure de telles épaisseurs. Ces représentations temps-fréquence sont la STFT, l'algorithme de Wigner-Ville et la transformée de Gabor. Il faut rappeler que ce travail a fait l'objet d'un mémoire de magister [khelil ...]. Dans ce travail, ces trois algorithmes ont été appliqués à des signaux simulés avec un faible bruit aléatoire. Il a été démontré l'efficacité de ces trois algorithmes sans étudier leur robustesse vis-à-vis du bruit. Par ailleurs, leur application à des signaux réels n'a pas pu être réalisée.

2- Problème de sensibilité :

Dans la détection de défaut par ultrasons, il est souvent difficile de distinguer entre le signal du défaut et le bruit provenant des grains du matériau à contrôler. Ce bruit masque souvent le signal du défaut et crée une gêne dans sa détection. Il faut donc rehausser la visibilité du défaut par des techniques basées sur l'analyse du spectre de l'écho du défaut. Dans ce but, nous développons des méthodes de traitement du signal afin de les appliquer à l'extraction d'échos de défauts noyés dans le bruit de structure.

Dans ce contexte, plusieurs algorithmes ont été étudiés, nous citons les représentations temps-échelle par la transformée en ondelettes, la SSP et d'autres algorithmes.

Dans ce travail, nous étudions ces deux problématiques en implémentant l'algorithme clean, les représentations temps-fréquence (.....) que nous comparons avec l'algorithme Music.

Chapitre 2 Outils du Traitement de Signal



CHAPITRE 2 OUTILS DU TRAITEMENT DE SIGNAL

2.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons voir les différentes méthodes que nous avons pu étudier dans ce travail. En première partie, nous étudions le Clean Algorithm, en deuxième partie les représentations temps-fréquence, et en fin en troisième partie Music algorithm.

2.2 Clean Algorithm

2.2.1. Définition de l'inter-corrélation

La fonction d'inter-corrélation exprimée par R_{xy} entre deux signaux déterministes $x(t)$ et $y(t)$ réels et à énergie finie, est donnée par [7]:

$$R_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(t + \tau)x(t) dt \quad (2.1.a)$$

Dans le cas discret cette définition devient :

$$R_{xy}[k] = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} y(l + k)x(l) \quad (2.1.b)$$

où k est le décalage entre les deux signaux.

Rappelons qu'un signal est dit à énergie finie ($x \in L_2$) si $\int (x(t))^2 dt < \infty$.

2.2.2. Principe et historique du Clean Algorithm

Clean Algorithm est méthode qu'a pour objectif de faire une identification des défauts en présence de bruit, son principe est très simple, car il est défini comme étant **la différence entre** l'inter-corrélation du signal transmis avec le signal reçu lorsqu'il ya des défauts **et** l'inter-corrélation du signal transmis avec le signal reçu lorsqu'il n' ya pas de défaut [7] (Fig2.1). Cet algorithme a été développé et implémenté par B.G Clark en 1980, a été appliqué dans le domaine de l'astrophysique. En 1999 S.Baisch et G.H.R Bokelmann ont utilisé cet algorithme dans la localisation du foyer d'un séisme en sismologie, à partir de l'année 2000, M.Khan Mohammad, R.Ohba ont appliqué pour la première fois cet algorithme dans la détection et localisation des cibles en utilisant les ondes ultrasonores.

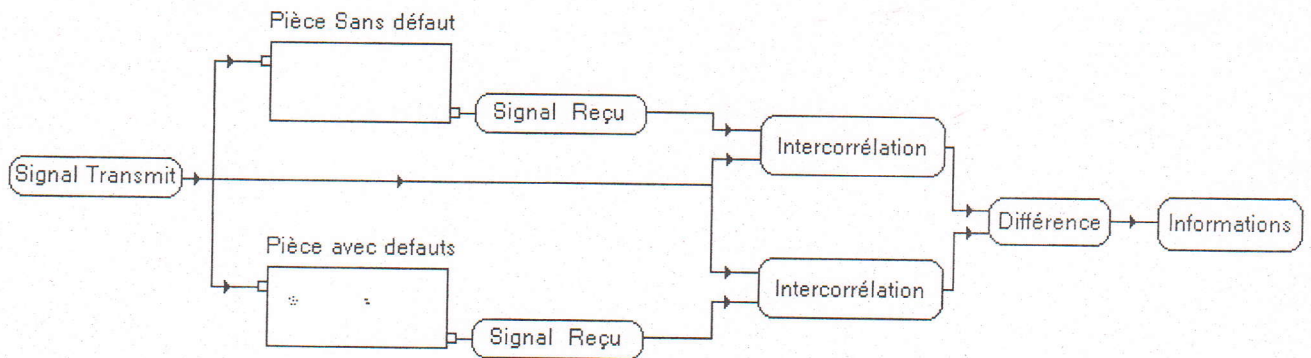


Fig2.1 Schéma synoptique du principe de Clean Algorithm

Théoriquement, le signal ultrasonore reçu d'une pièce sans défaut est un signal nul ($s(t)=0, \forall t$). Evidemment, les échos de la face avant et arrière de la pièce ne sont pas considérés dans ce signal. Cependant, en pratique le signal reçu contient un bruit qui est dû à la structure du matériau.

2.3 Représentation temps-fréquence

2.3.1 Les représentations Linéaires

2.3.1.1 La transformée de Fourier à court terme

Définition : Afin de permettre de pallier à une dépendance temporelle dans la transformée de Fourier, on remplace l'analyse spectrale globale par une succession d'analyses locales du signal observé au travers une fenêtre glissante $h(t)$. Cette représentation, usuellement appelée transformée de Fourier à court terme, est définie ainsi :

$$F_x(t, \nu; h) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(s) h^*(s-t) e^{-j2\pi\nu s} ds \quad (2.2)$$

En général, la fenêtre $h(t)$ choisie est réelle, à support fini et centré sur 0.

Quelques propriétés : Parmi les propriétés vérifiées par la transformée de Fourier à Court terme, on peut mentionner que :

-La transformée de Fourier à court terme est covariante par translations en temps (à une modulation de phase près) et en fréquence(ν) :

$$y(t)=x(t-t_0)e^{-j2\pi\nu_0 t} \Rightarrow F_y(t, \nu; h) = F_x(t-t_0, \nu-\nu_0; h) e^{-j2\pi\nu_0 t} \quad (2.3)$$

-Le signal $x(t)$ peut être reconstruit à l'aide d'une fenêtre de synthèse $g(t)$ différente de la fenêtre d'analyse $h(t)$ grâce à la relation :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} F_x(s, \nu; h) g(t-s) e^{j2\pi\nu t} ds d\nu \quad (2.4)$$

à condition que g et h vérifient :

$$\int g(t) h^*(t) dt = 1 \quad (2.5)$$

2.3.1.2 La représentation de Gabor

Dans le cas Discret la relation (2.4) de synthèse de la transformée de Fourier à Court terme permet de définir la représentation de Gabor [8] :

$$x(t) = \sum_n \sum_m F_x[nt_0, m\nu_0; h] g_{n,m}(t) \quad (2.6)$$

avec $g_{n,m}(t) = g(t - nt_0) e^{j2\pi\nu_0 t}$, où $g(t)$ est généralement une fonction gaussienne.

Ainsi, les coefficients $F_x[nt_0, m\nu_0; h]$, appelés coefficients de Gabor, sont porteurs d'une information relative au contenu temps – fréquence du signal x au voisinage du point $(nt_0, m\nu_0)$.

Les atomes $g_{n,m}(t)$, appelés *logons* de Gabor, sont associés dans le plan temps – fréquence à une maille rectangulaire d'aire unité centré sur $(nt_0, m\nu_0)$.

2.3.2 Les représentations d'énergie

Par rapport aux représentations linéaires qui offrent une décomposition des signaux analysés sur un ensemble de fonctions élémentaires, l'objectif des représentations quadratiques est de distribuer leur énergie conjointement dans les domaines temporel et fréquentiel.

2.3.2.1 Classe de Cohen

Les distributions de la classe de Cohen peuvent s'exprimer ainsi [9]:

$$C_x(t, \nu; \Phi) = \iint \Phi_{TR}(s-t, \tau) x(s + \frac{\tau}{2}) x^*(s - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\nu\tau} ds d\tau \quad (2.7)$$

Φ_{TR} désigne la fonction de paramétrisation, ou encore le noyau de la représentation, exprimée dans le domaine temps – retard (TR). Cette formulation n'est pas unique, la classe de Cohen peut s'écrire comme la transformée de Fourier bidimensionnelle de la fonction d'ambiguïté à bande étroite A_x , pondérée par la fonction de paramétrisation exprimée dans le domaine Doppler-retard (DR).

$$C_x(t, \nu; \Phi) = \iint \Phi_{DR}(\xi, \tau) A_x(\xi, \tau) e^{-j2\pi(\xi t + \nu\tau)} d\xi d\tau \quad (2.8)$$

On rappelle que la fonction d'ambiguïté A_x à bande étroite est définie par :

$$A_x(\xi, \tau) = \int x(s + \frac{\tau}{2}) x^*(s - \frac{\tau}{2}) e^{j2\pi\xi s} ds \quad (2.9)$$

En appliquant la transformée de Fourier à chaque terme de la définition (2.7), on obtient :

$$C_x(t, \nu; \Phi) \equiv \Phi_{TF}(t, \nu) * W_x(t, \nu) = \iint \Phi_{TF}(s-t, \xi - \nu) W_x(s, \xi) ds d\xi \quad (2.10)$$

Où Φ_{TF} est la fonction de paramétrisation exprimée dans domaine temps – fréquence (TF), W_x désigne la distribution de Wigner – Ville.

2.3.2.2 Distribution de Wigner – Ville

La distribution de Wigner – Ville peut être définie à partir de la représentation temporelle du signal [10]:

$$W_x(t, \nu) = \int x(t + \frac{\tau}{2}) x^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\nu\tau} d\tau \quad (2.11)$$

Ou de manière duale, à partir de sa transformée de Fourier :

$$W_x(t, \nu) = \int x\left(\nu + \frac{\xi}{2}\right) x^*\left(\nu - \frac{\xi}{2}\right) e^{-j2\pi\nu\xi} d\xi \quad (2.12)$$

Cette distribution correspond à l'élément de la classe de Cohen pour lequel $\Phi_{DR}(\xi, \tau) = 1$.

2.3.2.3 Interférences

L'une des conséquences directes du caractère quadratique des distributions de la classe de Cohen est la présence de composantes interférentielles sur les représentations temps – fréquence, en des lieux où la puissance instantanée et la densité spectrale d'énergie du signal analysé peuvent être nulles. Ceci résulte du principe de superposition quadratique, qui implique que la représentation du signal constitué d'une somme de composantes élémentaires n'est pas la somme des représentations de chacune de ses composantes [11] :

$$x(t) = \sum_{n=1}^N x_n(t), \quad \text{alors} \quad C_x(t, \nu, \Phi) = \sum_{n=1}^N C_{x_n}(t, \nu, \Phi) + 2\text{Re} \left\{ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N C_{x_n, x_m}(t, \nu, \Phi) \right\} \quad (2.13)$$

2.3.2.4 Lissage

La lisibilité des représentations temps – fréquence étant un facteur essentiel pour l'analyse des signaux non – stationnaires, il peut être souhaitable de diminuer le nombre et l'amplitude des interférences.

Une première étape consiste à ne représenter que les signaux analytiques afin d'éliminer les termes interférentiels provenant des interactions entre les composantes portées par les fréquences positives et celles portées par les fréquences négatives. On rappelle à cet effet qu'à tout signal réel, est associé un signal analytique $z_x(t)$ en utilisant la transformation (2.14).

A tout signal réel $x(t)$, on peut associer le signal complexe $z_x(t)$ suivant :

$$Z_x(t) = x(t) + j H \{ x(t) \}, \quad (2.14)$$

Où $H\{x\}$ désigne la transformée de Hilbert de x . Le signal z_x est appelé signal analytique associé à x .

Une seconde étape consiste alors à exploiter la structure oscillante des interférences ce qui suggère d'introduire une opération de lissage dans le plan temps – fréquence. Appliqué à la représentation de Wigner – Ville, ce filtrage conduit à l'évolution de l'expression suivante [12]:

$$\Phi_{TF}(t, \nu) * W_x(t, \nu),$$

La solution la plus naturelle consiste à utiliser un filtre passe bas bidimensionnel indépendant du signal analysé. On citera l'exemple typique que constitue la distribution Pseudo Wigner – Ville Lissée (PWVL) [13]:

$$PWVL_x(t, \nu) = \iint h(t-\tau) G(\nu-\xi) W_x(\tau, \xi) d\tau d\xi \quad (2.15)$$

Dans ce cas la séparabilité du filtre bi-dimensionnel utilisé permet de contrôler le lissage indépendamment en temps et en fréquence, et par conséquent la résolution de la représentation selon chacun de ces axes.

2.3.3 La représentation de Choi- Williams

L'idée générale de la représentation de Choi- Williams (CW) est la réduction des termes d'interférences de la distribution de Wigner- Ville en effectuant un lissage dans le plan temps-fréquence.

Le principe de la méthode consiste à utiliser une fonction de pondération (dans la classe de Cohen), un choix effectif est une gaussienne paramétrée par son « écart-type » σ [14] :

- **En temps continu**

$$CW_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{4\pi\tau^2/\sigma}} e^{-\frac{(u-t)^2}{4\tau^2/\sigma}} x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) d\tau e^{-j2\pi ft} \quad (2.16)$$

- **En temps discret**

$$CW_x(n, f) = 2|h(0)|^2 |x(n)|^2 + 2 \sum_{k=N+1, k \neq 0}^{k=N-1} |h(k)|^2 K(n, k) e^{-j4\pi fk} \quad (2.17)$$

Avec :

$$K(n, k) = \sum_{m=-M+1}^{m=M-1} g(m) \frac{e^{-\frac{m^2}{16k^2/\sigma}}}{\sqrt{16\pi k^2/\sigma}} x(n+m+k) x^*(n+m-k)$$

h : fenêtre d'observation à court terme de $2N-1$ points ;

g : fenêtre de lissage temporel de $2M-1$ points.

Il est nécessaire de trouver la valeur de σ qui réalise un compromis acceptable entre la réduction de l'amplitude et la concentration de la localisation des termes d'interférence, mais aussi, certains termes propres, ainsi que leurs recouvrements mutuels. Pour un bon résultat, on choisira : $1 < \sigma < 80$.

2.3.4 La pseudo Margenau- Hill Lissée

La pseudo Margenau- Hill Lissée (PMHL) est, comme la PWVL, obtenue en effectuant un lissage spectral et temporel de la représentation de Margenau- Hill (MH). Cette dernière ayant un noyau de type produit, est caractérisée par la conservation des valeurs nulles, c'est-à-dire qu'elle est nulle aux instants où le signal s'annule.

Malgré cet avantage, la lisibilité de cette représentation est diminuée par le fait que toutes les fréquences du signal sont présentes à chaque instant, ce qui a conduit à effectuer un lissage spectral sur la représentation de MH, appelée Pseudo Margenau- Hill (PMH).

En suite, dans le but de réaliser une famille de représentation temps- fréquence vérifiant la propriété de conservation des valeurs nulles, ils ont modifié la représentation de MH en effectuant un lissage temporel, cette nouvelle représentation est appelée Margenau- Hill Lissée (MHL).

Naturellement, comme pour la PWVL, dont le but est de réduire les amplitudes des termes d'interférences, ils se sont orientés vers une nouvelle version de la représentation de MH doublement lissée (en temps et en fréquence), appelée Pseudo Margenau- HILL Lissée (PMHL) et a pour expression [15]:

- **En temps continu**

$$PMHL_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{h(\tau)}{2} \left\{ \int_{-\infty}^{+\infty} g(t-u) [x(u)x^*(u-\tau) + x(u+\tau)x^*(u)] du \right\} e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.18)$$

- **En temps discret**

$$PMHL_x(n, f) = \sum_{k=N+1}^{N-1} \frac{h(k)}{2} \left\{ \sum_{m=M+1}^{M-1} g(m) [x(n+m)x^*(n+m-k) + x(n+m+k)x^*(n+m)] \right\} e^{-j4\pi fk} \quad (2.19)$$

h : fenêtre de lissage fréquentiel ;

g : fenêtre de lissage temporel.

2.3.5 Méthode de Zhao-Atlas-Marks

Le principal objectif de cette méthode est de réduire les termes d'interférences de la méthode de Wigner-Ville de façon plus précise. Le respect de la condition de conservation du support du signal conduit les auteurs à proposer une famille de représentation temps-fréquence, paramétrée par une fonction h [16].

On effectue un lissage dans le plan fréquentiel par une fonction de pondération h qui soit nulle en dehors d'un cône.

- **En temps continu**

$$ZAM(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left| h\left(\frac{\tau}{2}\right) \right|^2 \left[\int_{t-|\tau|/2}^{t+|\tau|/2} x\left(u + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(u - \frac{\tau}{2}\right) du \right] e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.20)$$

- **En temps discret**

$$ZAM(n, f) = 2 \sum_{k=-N+1}^{k=N-1} |h(k)|^2 \left[\sum_{m=-|k|}^{m=|k|} x(n+m+k) x^*(n+m-k) e^{-j4\pi fk} \right] \quad (2.21)$$

h : est la fenêtre de pondération fréquentielle (Hamming, Hanning, Bartlett...).

Pour un cout en calcul moindre que celui nécessaire à la Choi-Williams, la transformée de Zhao-Atlas-Marks offre un bon compromis entre souplesse d'utilisation et efficacité de lissage.

Propriétés de la méthode Zhao-Atlas-Marks

La représentation de Zhao-Atlas-Marks vérifie beaucoup de propriétés d'une représentation temps-fréquence telles que :

- La compatibilité avec les translations temporelles et fréquentielle ;
- La compatibilité avec l'inversion temporelle ;
- Le caractère réel de cette représentation ;

La conservation du support du signal.

2.4 Music Algorithm

L'idée principale de cette méthode, est la décomposition de l'espace d'observation en deux sous espaces : le sous-espace signal et le sous-espace bruit.

Dans le cas où le nombre d'échos est égal à p , les valeurs propres de la fonction d'autocorrélation R_{xx} nous donnent P valeurs propres correspondant au signal et $K-P$ valeurs propres minimales correspondant à la puissance du bruit [17]. Pour que le problème puisse être résolu il faut que $K > P$.

La méthode Music s'applique pour la détermination des fréquences des signaux complexes noyés dans du bruit. Dans notre cas, à savoir la localisation de défauts par ultrasons, on a affaire à deux (ou plusieurs) signaux de même fréquence mais décalée l'une par rapport à l'autre. Il s'agit donc de modifier l'algorithme Music de façon à déterminer les retards des différents échos. Pour cela, sachant qu'un retard $\delta(t-t_0)$ a pour transformée de Fourier $\exp(-j2\pi ft_0)$, on constate qu'il suffit de **traiter non pas le signal mais sa transformée de Fourier**. Ainsi, la méthode Music pourra s'appliquer, mais les résultats trouvés ne concerneront pas des fréquences mais des retards [18].

Si F_e est la fréquence d'échantillonnage, la transformée de Fourier du signal ultrasonore nous donne pour N échantillons, N fréquences multiples de $\Delta f = F_e / N$.

$$X = [X(0) \ X(\Delta f) \ \dots \ X((N-1)\Delta f)]^T \quad (2.22)$$

Considérons un vecteur de longueur K extrait de X est défini par :

$$\underline{X}_{i,K} = [X(i\Delta f) \ \dots \ X((i+K-1)\Delta f)]^T \quad (2.23)$$

Soient $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k$: les valeurs propres et $\mu = [\mu_1 \ \mu_2 \ \dots \ \mu_k]$ les vecteurs propres de R_{xx} c'est à dire [19] :

$$R_{xx} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X_{i,k}(f) X_{i,k}^H(f) = \mu A \mu^H \quad (2.24)$$

$$\text{où } A = \text{diag}(\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_K) \quad (2.25)$$

Le symbole $\text{diag}(\cdot)$ désignant la matrice diagonale. Le sous-espace bruit est déterminé par les vecteurs propres :

$$\mu_n = [\mu_{p+1}, \mu_{p+2}, \dots, \mu_k] \quad (2.26)$$

Dans cette étude nous avons considéré le signal des échos de défauts est composé de plusieurs sinusoïde amortie et décalé dans le temps (2.26 a).

$$x(t) = m(t) * [\delta(t) + \delta(t-t_1) + \dots + \delta(t-t_{k-1})]^T \quad (2.26a)$$

avec $m(t)$ est une sinusoïde amortie et k est le nombre de défauts.

Le principe de l'algorithme de MUSIC est de construire un vecteur modèle $d(\tau)$ associé au modèle de signal de l'équation (2.26 a), où τ est le paramètre de position de l'écho. Le vecteur modèle qui est fonction du paramètre de position τ peut s'écrire sous la forme :

$$d(\tau) = [1 \quad \exp(-j2\pi\tau\Delta f) \quad \dots \quad \exp(-j2\pi\tau\Delta f(K-1))]^T \quad (2.26 b)$$

La localisation d'un écho est obtenue pour les valeurs de τ qui vérifient l'orthogonalité entre $d(\tau)$ et les vecteurs propres du sous espace associé aux valeurs propres minimales de la matrice d'autocorrelation. Soit μ_i le vecteur propre associé à l'ième valeur propre, l'algorithme de MUSIC consiste à rechercher le maximum de la quantité :

$$\psi(\tau) = \frac{1}{F(\tau)} = \frac{1}{\sum_{p=1}^K \|\mu_p^H d(\tau)\|^2} \quad (2.27)$$

D'où l'algorithme est le suivant pour un signal ultrasonore [18] :

- On calcule la transformée de Fourier du signal ultrasonore.
- On effectue un échantillonnage de la transformée de Fourier du signal ultrasonore avec F_e étant la fréquence d'échantillonnage.
- La transformé de Fourier du signal ultrasonore nous donne pour N échantillons à des fréquences multiples de $\Delta f = F_e/N$:

$$\underline{S} = [S(0), S(\Delta f), \dots, S((N-1)\Delta f)]^T \quad (2.28)$$

- on considère un vecteur de longueur K extrait de S défini comme suit :

$$\underline{S}_{i,k} = [S(i\Delta f) \dots S((i+k-1)\Delta f)]^T \quad (2.29)$$

- La matrice d'intercorrélation du vecteur $\underline{S}_{i,k}$ sera comme suit:

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-K} \underline{S}_{i,k}(f) \cdot \underline{S}_{i,k}^*(f) \quad (2.30)$$

- Si P est le nombre d'échos alors la matrice R aura K valeurs propres dont P valeurs propres correspondant au signal et (K-P) valeurs propres minimales correspondant à la puissance du bruit. D'où K doit être supérieur à P.
- Construire $\underline{d}(\tau)$ un vecteur modèle associé au signal de l'équation (2.26.b) avec τ étant le paramètre de position de l'écho.

$$\underline{d}(\tau) = [1, e^{j2\pi\Delta f\tau}, \dots, e^{j2\pi\Delta f(K-1)\tau}]^T \quad (2.31)$$

- Calculer les vecteurs propres associés aux valeurs propres minimales \underline{v}_i
- Former un sous espace
- Calculer les valeurs de τ qui vérifient l'orthogonalité entre $\underline{d}(\tau)$ et le sous espace (\underline{v}_i)

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié quelques algorithmes de traitement de signal en vue de les appliquer au contrôle des matériaux. Ces algorithmes seront implémentés et adaptés au contrôle des matériaux très absorbants et à la détection des défauts rapprochés dans le temps.

Chapitre 3 Détection de défauts noyés dans le bruit

CHAPITRE 3 DETECTION DE DEFAUTS NOYES DANS LE BRUIT

3.1 Introduction

Le but principal du contrôle non destructif par ultrason dans les différents matériaux métalliques est la détection des échos de défauts en présence du bruit.

Dans ce chapitre, nous appliquons deux types de bruit :

Le premier type est un bruit blanc généré par la fonction RAND de Matlab. Ce bruit simule les matériaux qui ne sont pas très absorbants tels que l'acier ordinaire et l'aluminium.

Le deuxième type de bruit appliqué est le bruit de structure décrit au chapitre 1, ce bruit concerne les matériaux très absorbants tels que les matériaux à gros grains (fonte, aciers austénitiques...).

Dans ce chapitre, nous allons appliquer la détection de défauts dans les signaux bruités par les différentes méthodes que nous avons étudiées au chapitre précédent.

Ce chapitre est divisé en plusieurs parties, dans une première partie, nous montrons l'application du Clean algorithm à un bruit aléatoire et voir comment répond-il à ce genre de bruit, en deuxième partie nous étudions sa robustesse vis-à-vis d'un bruit de structure, en troisième partie nous allons distinguer l'influence de la fréquence et de la position sur cet algorithme, en quatrième partie nous appliquons les représentations temps-fréquence, et en dernière partie Music algorithm.

3.2 Application du Clean Algorithm en présence du bruit aléatoire

Dans cette partie, nous appliquons le clean algorithm à des signaux simulés en ajoutant un bruit aléatoire. Dans le but de ne pas encombrer ce chapitre par des résultats semblables et répétitifs, nous avons choisi de montrer les résultats de simulation sous forme de tableaux.

Comme exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 15MHz, un taux de bruit aléatoire de 80%, et $SNR_{in}=5.51dB$.

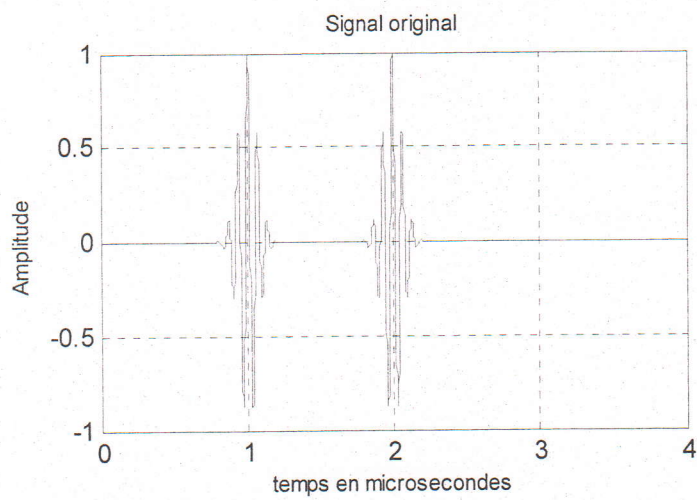


Fig.3.1 Signal original normalisé simulé avec deux échos séparés de 1 μ s.

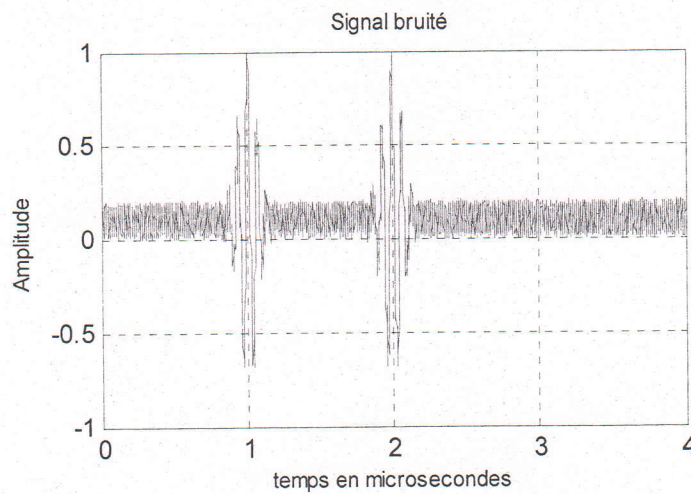


Fig.3.2 Signal bruité avec $SNR_{in}=5.51dB$

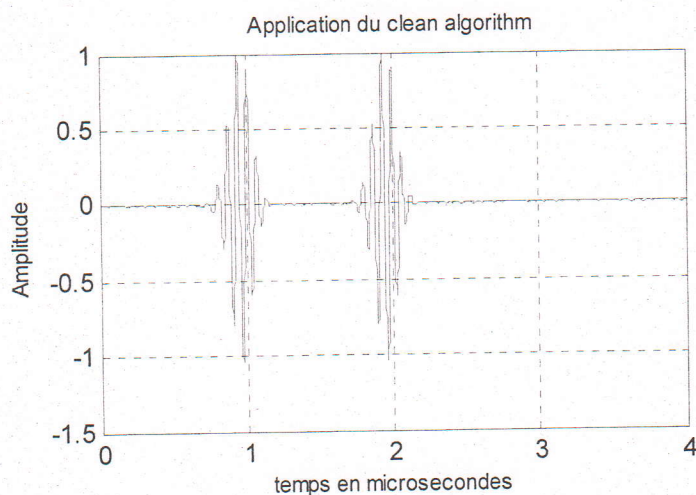


Fig.3.3 Signal débruité avec Clean Algorithm. $SNR_{out}-SNR_{in}=6.77dB$

Afin d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisi cent bruits aléatoires différents, et pour chaque cas, nous avons fait la moyenne des résultats suivants : SNR_{in} , SNR_{out} et SNR en fonction du rapport signal sur bruit R.

Les figures : 3.4, 3.5, 3.6, 3.7, et 3.8 montrent les résultats obtenus des simulations réalisées respectivement avec les fréquences centrales des transducteurs ultrasonores : 5MHz, 10 MHz, 15MHz, 20 MHz et 25 MHz.

Fréquence 5MHz

R(%)	$SNR_{in}(dB)$	$SNR_{out}(dB)$	$SNR=SNR_{out}-SNR_{in}(dB)$
50	6.8301	8.5828	1.7527
80	5.4084	8.5680	3.1596
100	4.6407	8.3574	3.7167
120	4.0235	7.8935	3.8700
150	3.3893	7.3123	3.9231
170	3.0389	6.5799	3.5410

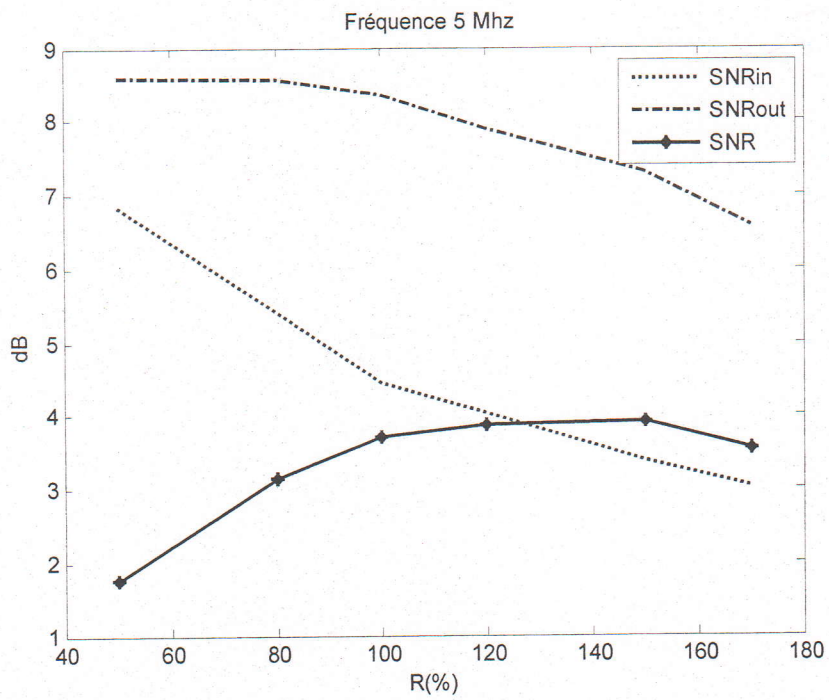


Fig.3.4 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=5\text{MHz}$

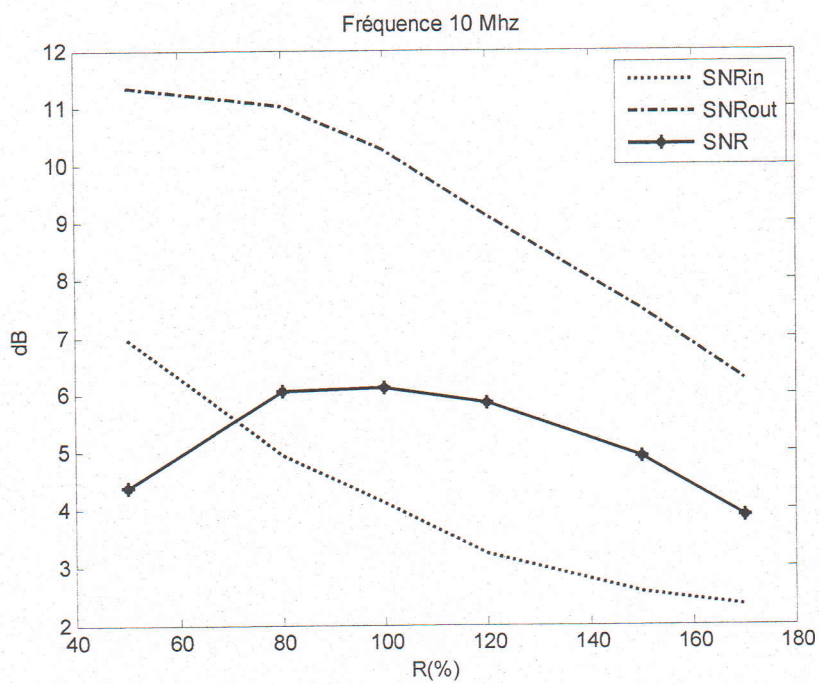


Fig.3.5 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=10\text{MHz}$

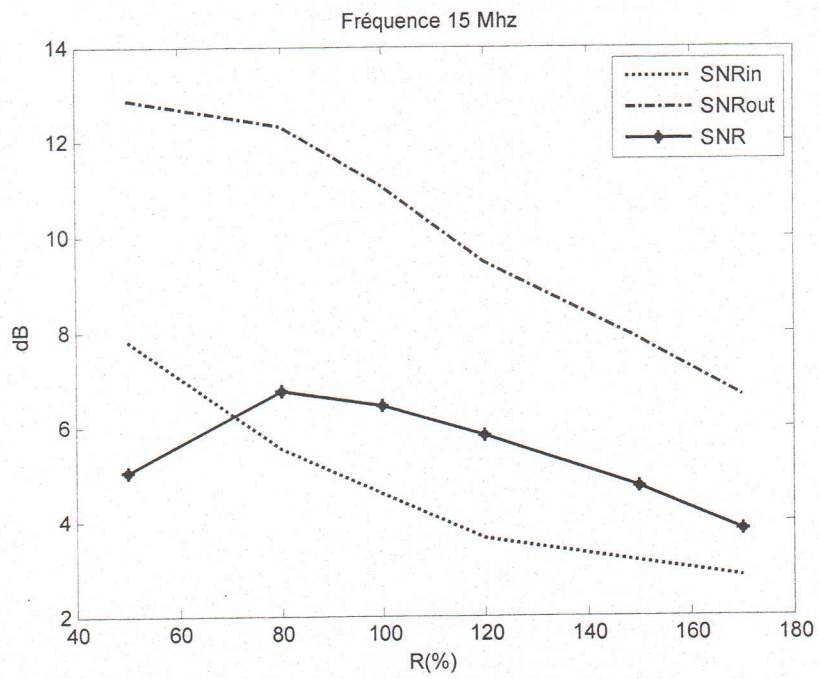


Fig.3.6 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=15\text{MHz}$

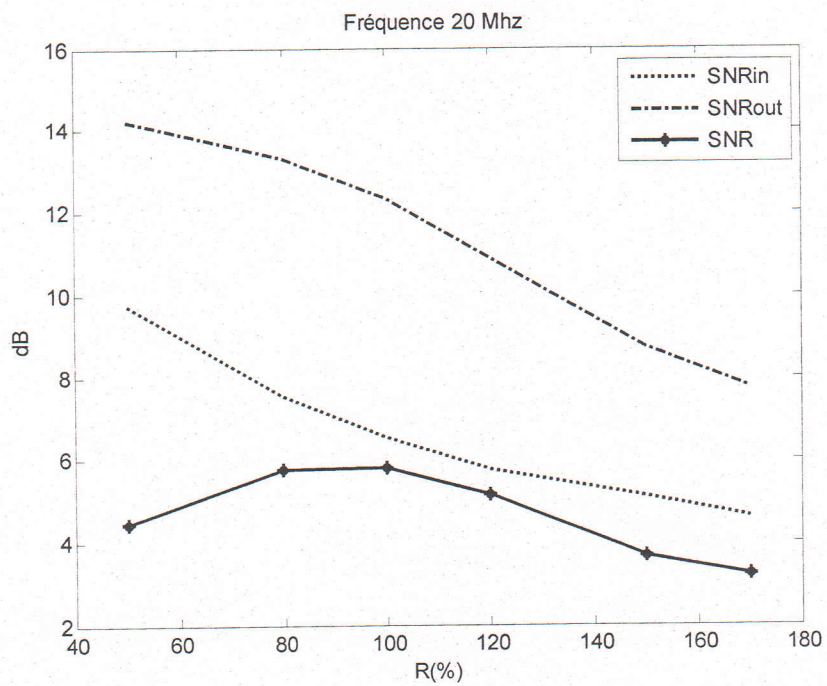


Fig.3.7 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=20\text{MHz}$

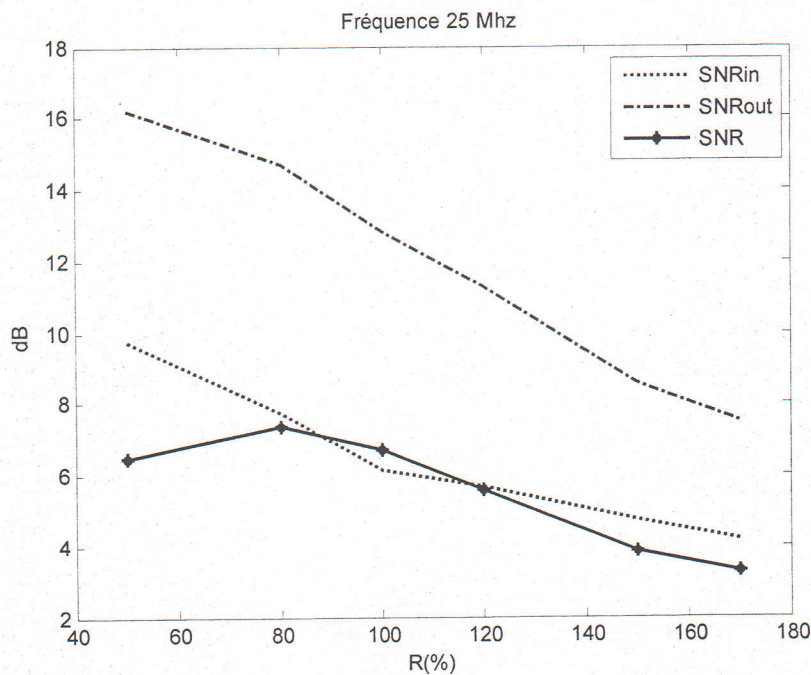


Fig.3.8 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=25\text{MHz}$

Interprétations :

On remarque que la valeur du gain SNR n'est pas très importante dans le cas où le rapport signal sur bruit "R" est inférieure à 80%, ensuite dès que "R" est à 80% le gain atteint sa valeur maximale, et dès que "R" dépasse 120% le gain ne devient plus important, et ceci est valable pour toutes les fréquences que nous avons vu, ce qu'est tout à fait normal, car lorsque R est inférieur à 80%, le signal n'est pas trop bruité et c'est pour cela que le gain n'est pas trop important, mais à "R" égale 80%, on voit clairement la robustesse de l'algorithme.

Enfin, dès que "R" dépasse 120% le gain diminue mais reste positif. Au-delà des valeurs de R dépassant 170%, l'algorithme perd de son efficacité.

En conclusion, nous estimons que l'application de cet algorithme est très simple dans sa mise en œuvre mais il est très efficace dans la détection des défauts présents dans les matériaux pas très absorbants.

3.3 Application du Clean Algorithm en présence du bruit de structure

Dans cette partie, nous allons appliquer le clean algorithm à des signaux simulés en ajoutant un bruit de structure. (décrit au chapitre 1).

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 50%, et $SNR_{in}=8.74dB$.

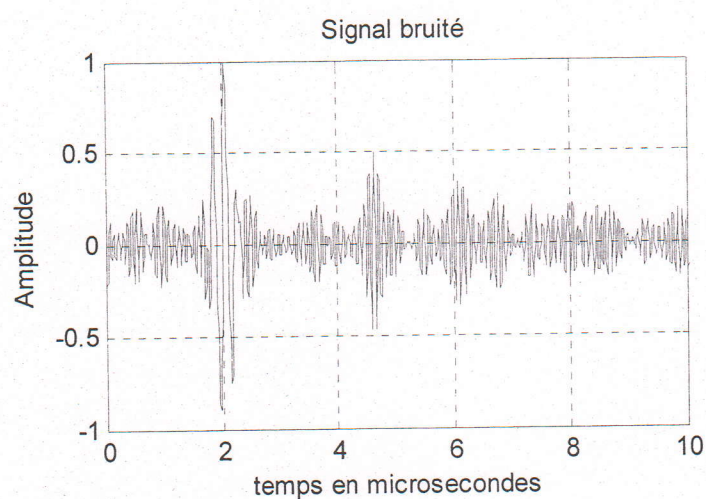


Fig.3.9 Signal bruité avec $SNR_{in}=8.74dB$

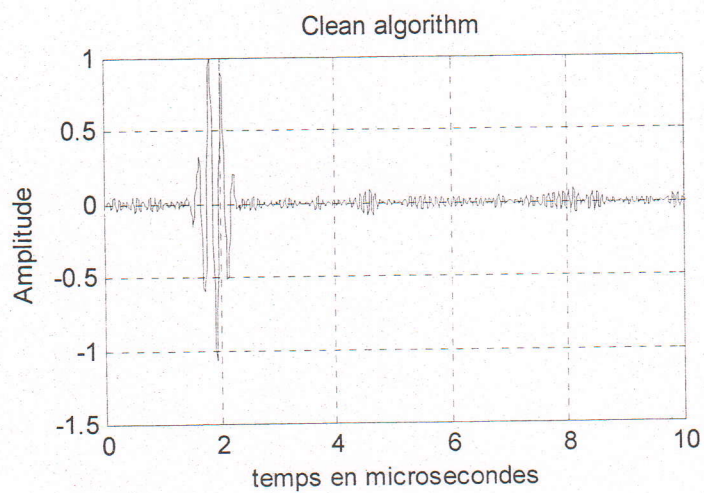


Fig.3.10 Signal débruité avec Clean Algorithm. $SNR_{out}-SNR_{in}=2.93dB$

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 80%, et $SNR_{in}=6.52$ dB.

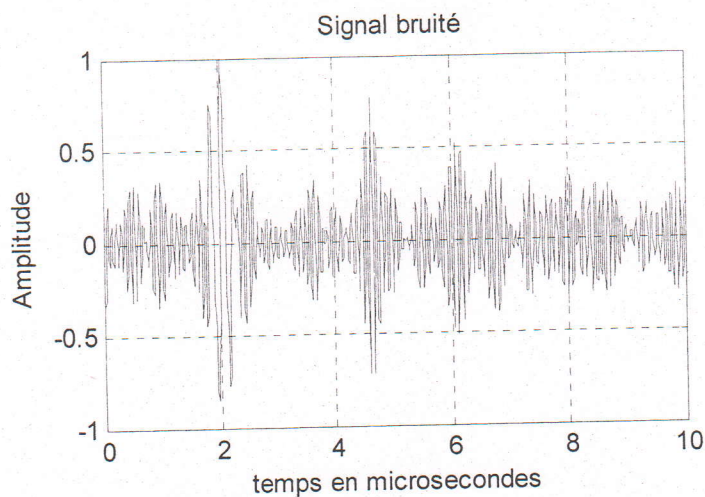


Fig.3.11 Signal bruité avec $SNR_{in}=6.52$ dB

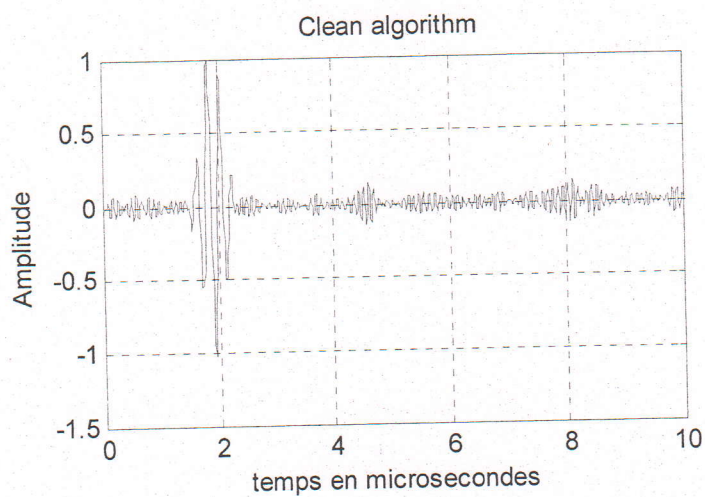


Fig.3.12 Signal débruité avec Clean Algorithm. $SNR_{out}-SNR_{in}=4.98$ dB

Pour le troisième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et $SNR_{in}=5.60$ dB.

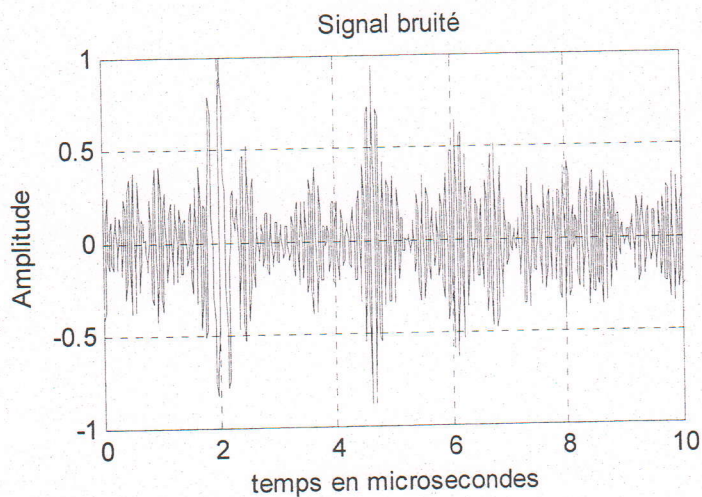


Fig.3.13 Signal bruité avec $SNR_{in}=5.60$ dB

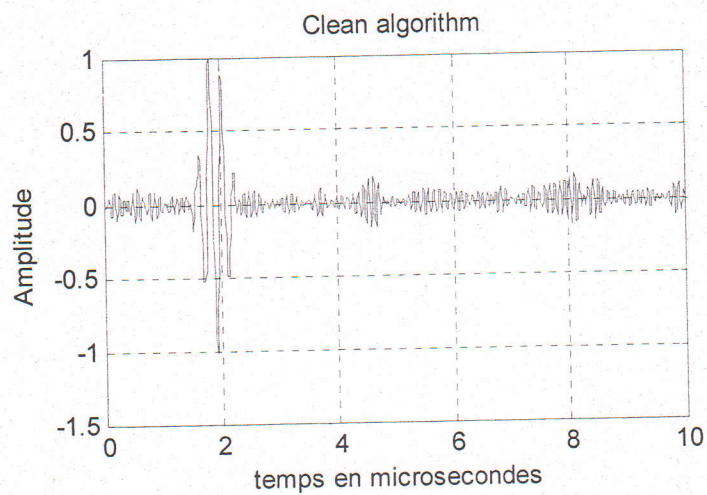


Fig.3.14 Signal débruité avec Clean Algorithm. $SNR_{out}-SNR_{in}=5.68$ dB

Pour le quatrième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 120%, et $SNR_{in}=5.29$ dB.

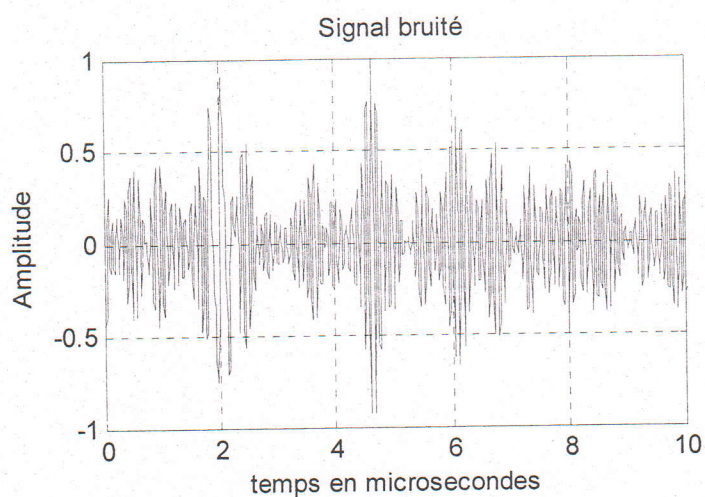


Fig.3.15 Signal bruité avec $SNR_{in}=5.29$ dB

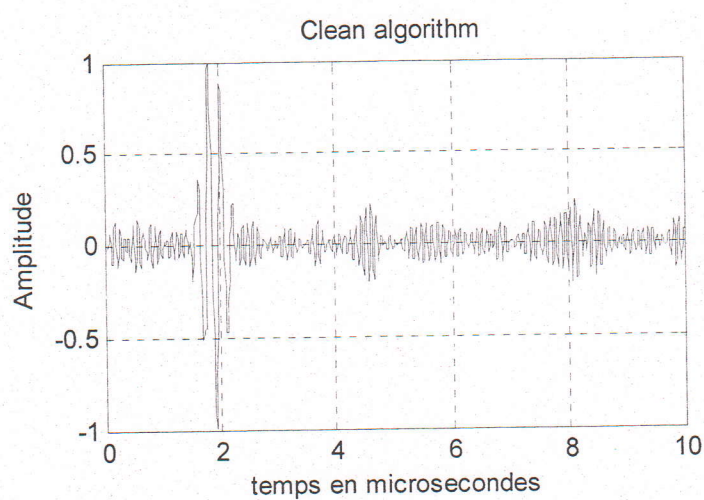


Fig.3.16 Signal débruité avec Clean Algorithm. $SNR_{out}-SNR_{in}=5.64$ dB

Pour le cinquième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 150%, et $SNR_{in}=5.13$ dB.

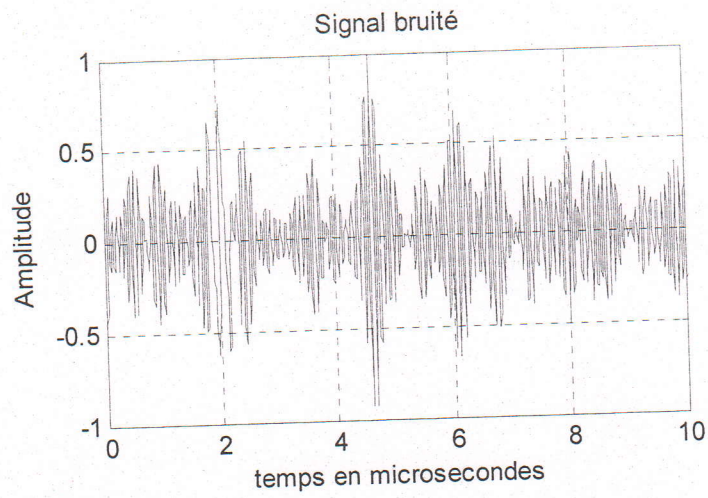


Fig.3.17 Signal bruité avec $SNR_{in}=5.13$ dB

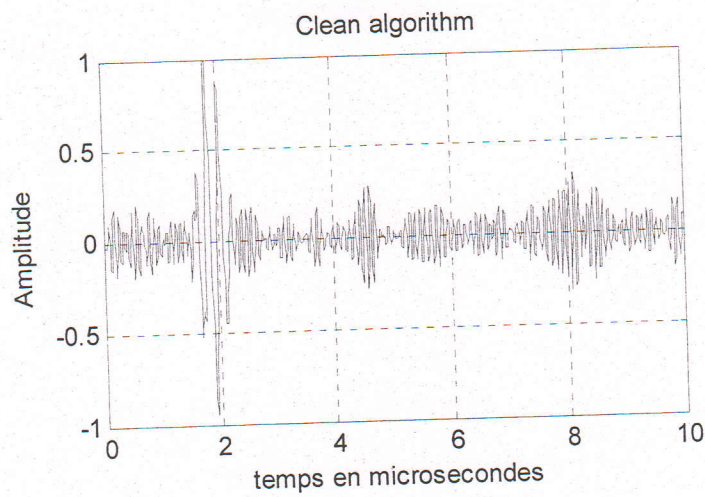


Fig.3.18 Signal débruité avec Clean Algorithm. $SNR_{out}-SNR_{in}=5.07$ dB

Pour le sixième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 170%, et $SNR_{in}=5.11\text{dB}$.

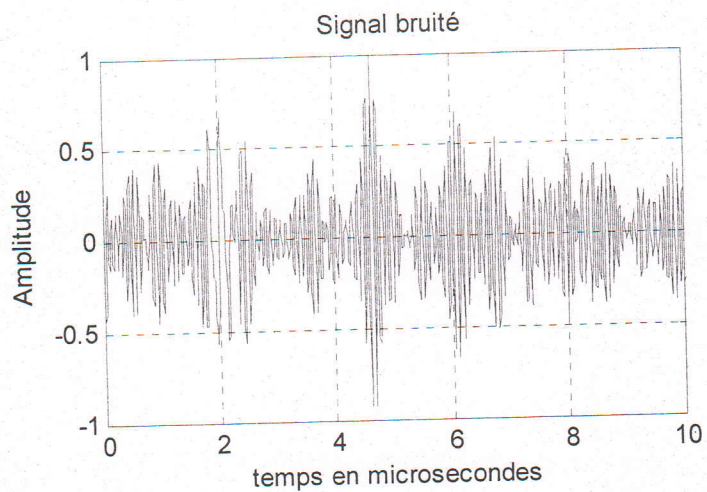


Fig.3.19 Signal bruité avec $SNR_{in}=5.11\text{dB}$

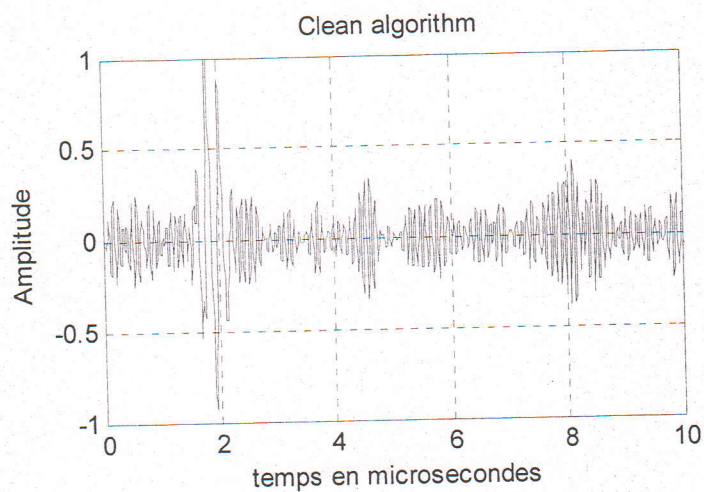


Fig.3.20 Signal débruité avec Clean Algorithm. $SNR_{out}-SNR_{in}=4.46\text{ dB}$

Remarque :

Dans cette partie nous constatons que le Clean Algorithm possède une grande efficacité dans la détection des échos dans les signaux bruités, même si le bruit de structure est plus difficile que le bruit aléatoire.

Au vu des résultats obtenus (fig.3.10,.....fig.3.20), et qui sont estimés très satisfaisantes, nous avons décidé de mener des investigations concernant la robustesse de cet algorithme vis-à-vis du changement de la fréquence de la cible et de sa position temporelle.

3.4 Robustesse vis-à-vis de la position

Dans cette partie, nous allons appliquer le clean algorithm à des signaux simulés en ajoutant un bruit de structure, mais la cible est à chaque fois à une position temporelle différente.

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 1 microseconde.

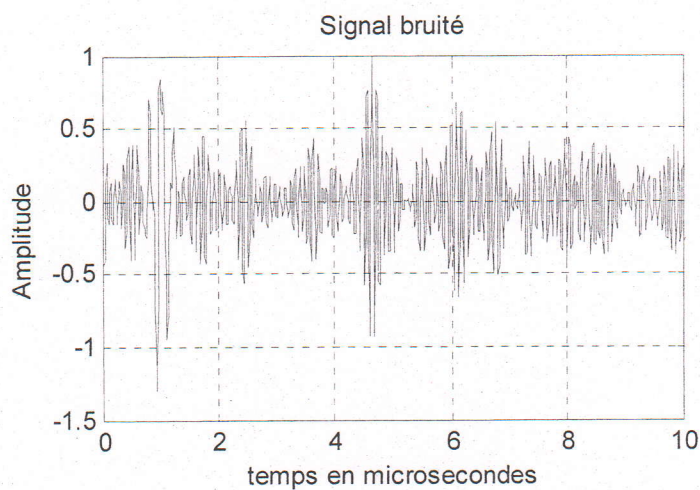


Fig.3.21 Signal bruité avec une cible à 1 μ s

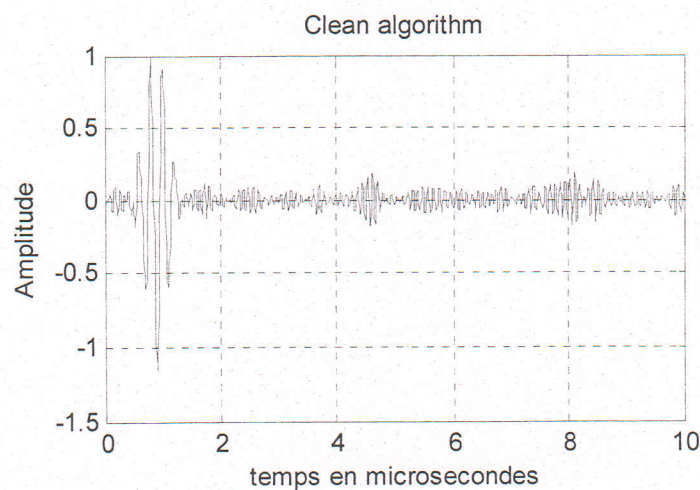


Fig.3.22 Cible localisée avec Clean Algorithm à 1 μ s

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 2 microseconde.

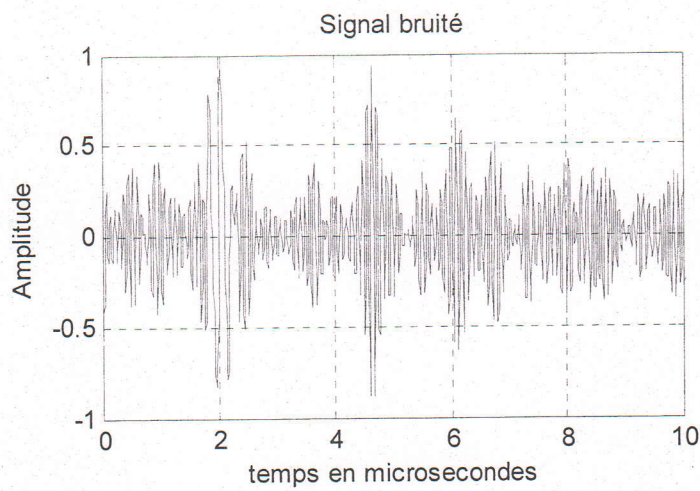


Fig.3.23 Signal bruité avec une cible à $2\mu s$

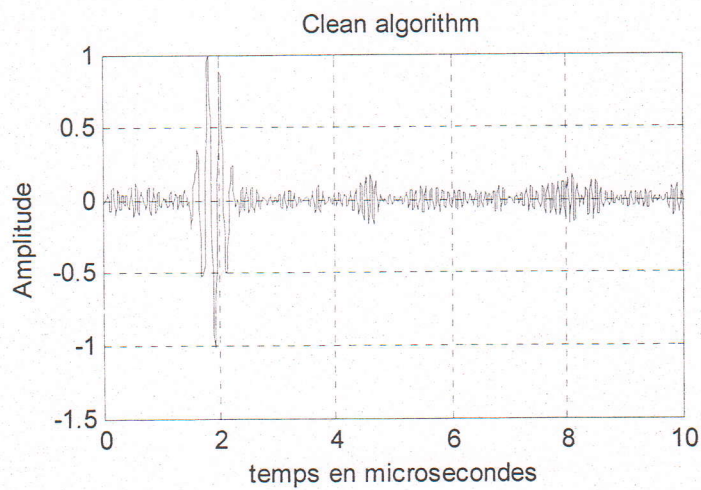


Fig.3.24 Cible localisée avec Clean Algorithm à $2\mu s$

Pour le troisième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 3 microseconde.

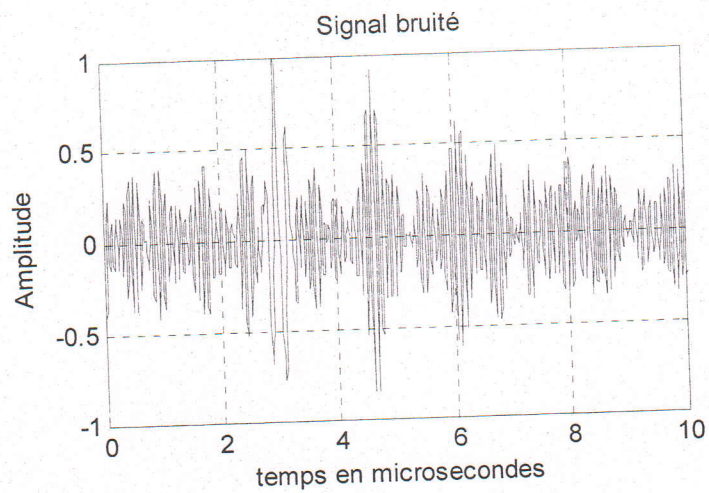


Fig.3.25 Signal bruité avec une cible à $3\mu s$

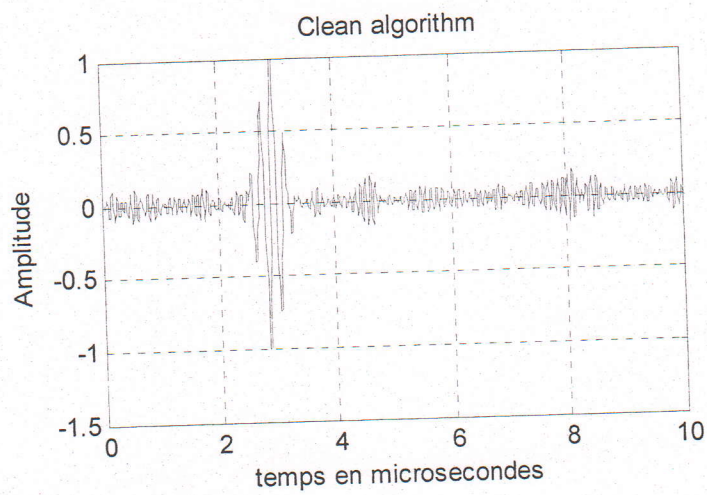


Fig.3.26 Cible localisée avec Clean Algorithm à $3\mu s$

Pour le quatrième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 4 microseconde.

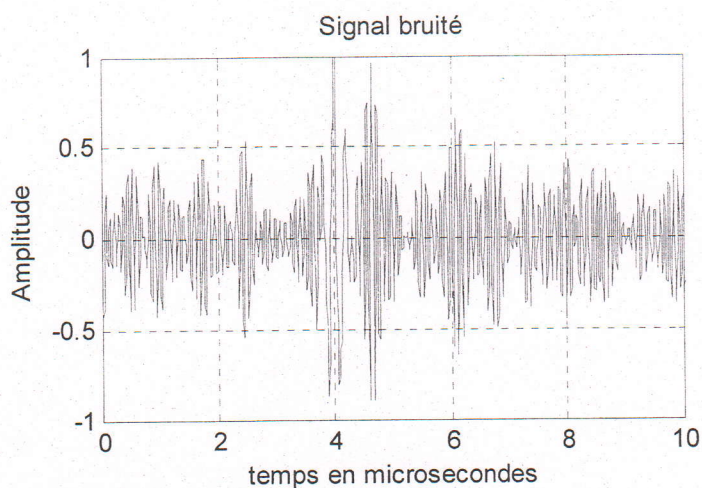


Fig.3.27 Signal bruité avec une cible à $4\mu s$

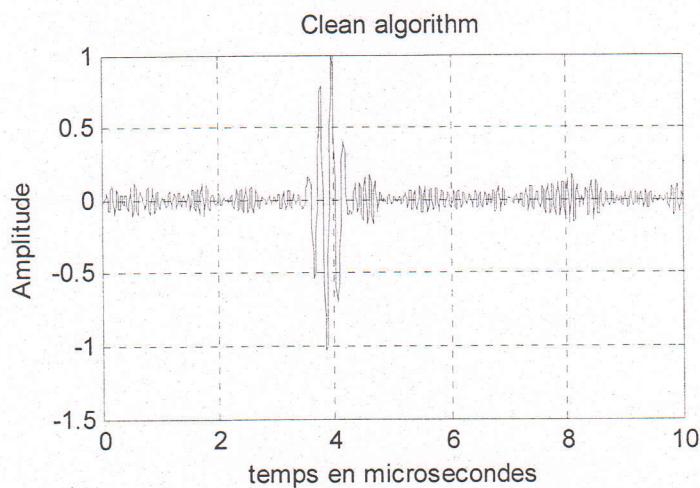


Fig.3.28 Cible localisée avec Clean Algorithm à $3\mu s$

Pour le cinquième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 5 microseconde.

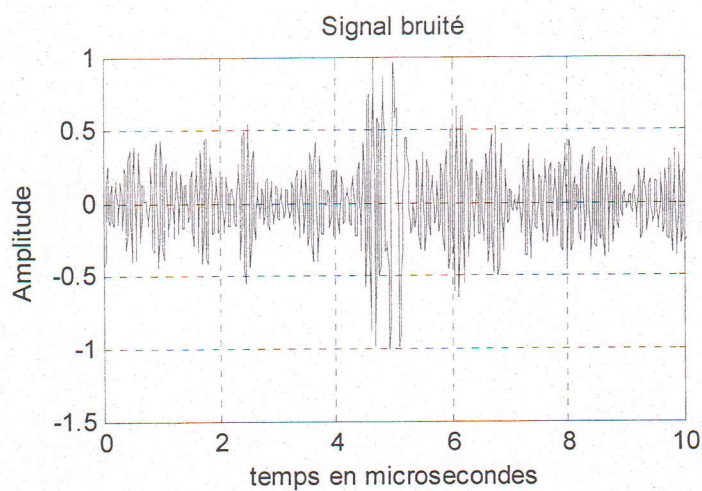


Fig.3.29 Signal bruité avec une cible à $5\mu s$

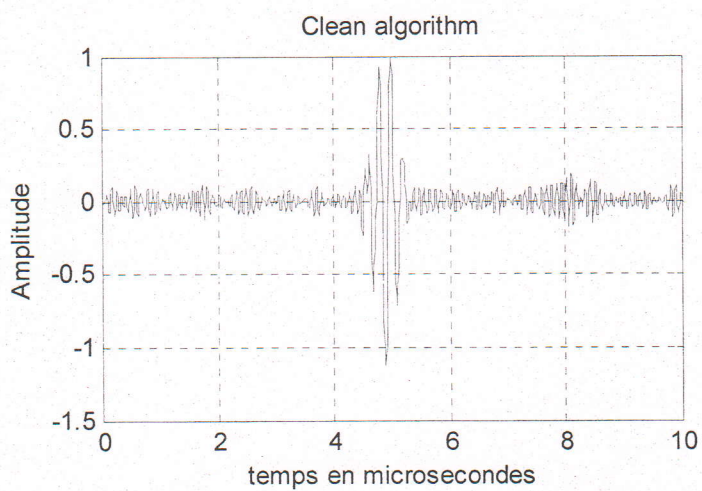


Fig.3.30 Cible localisée avec Clean Algorithm à $5\mu s$

Pour le sixième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 6 microseconde.

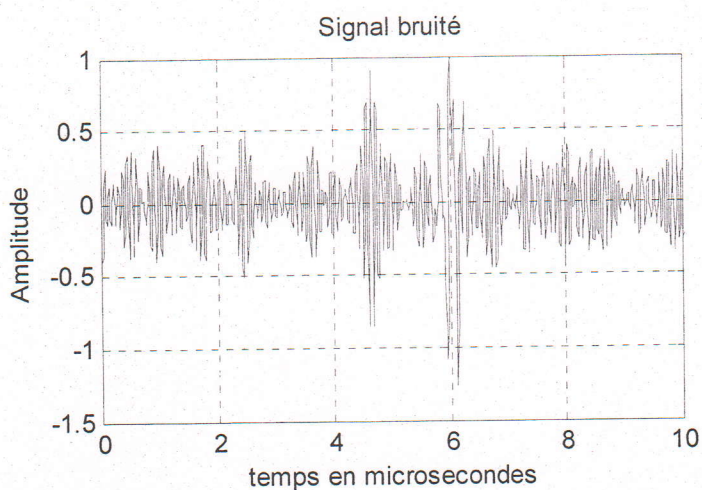


Fig.3.31 Signal bruité avec une cible à 6 μ s

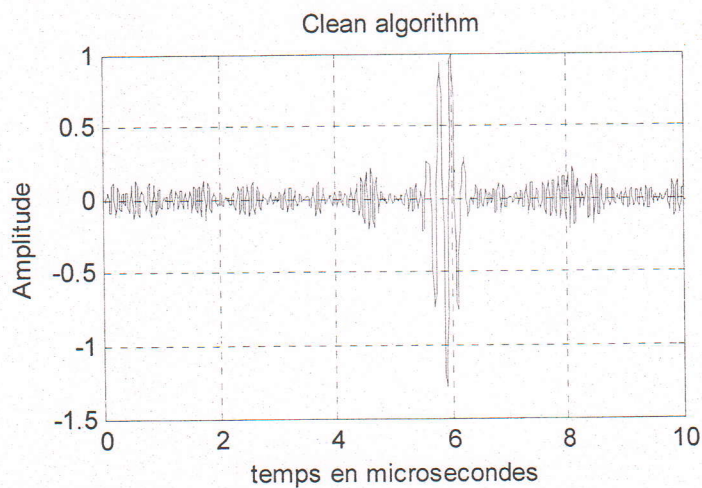


Fig.3.32 Cible localisée avec Clean Algorithm à 6 μ s

Pour le septième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 7 microseconde.

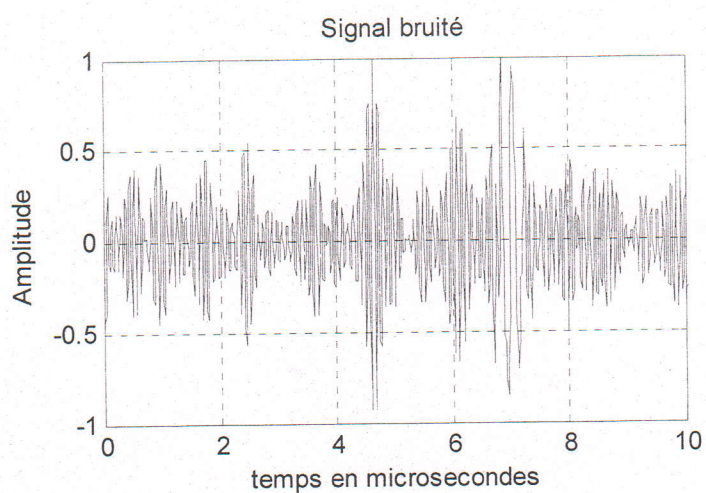


Fig.3.33 Signal bruité avec une cible à 7μ s

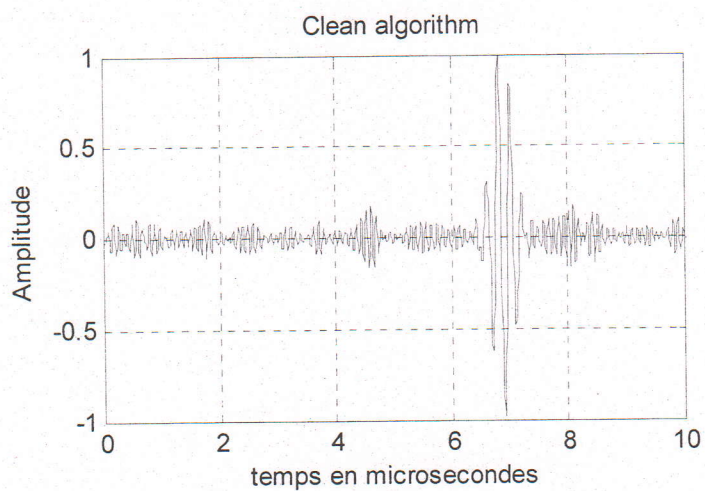


Fig.3.34 Cible localisée avec Clean Algorithm à 7μ s

Pour le huitième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 8 microseconde.

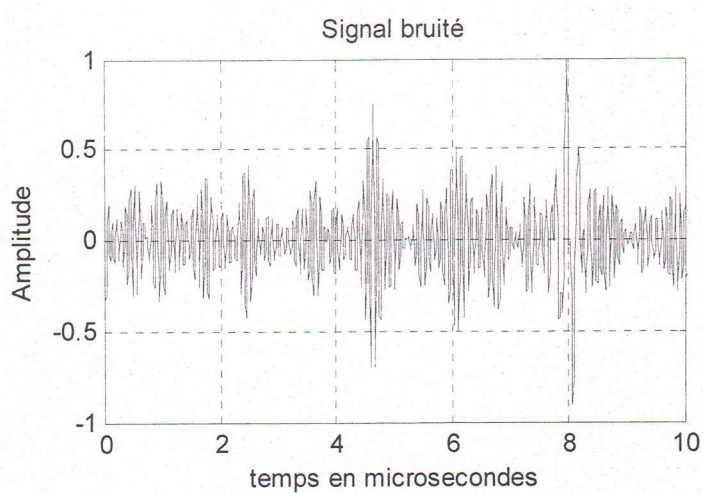


Fig.3.35 Signal bruité avec une cible à $8\mu\text{s}$

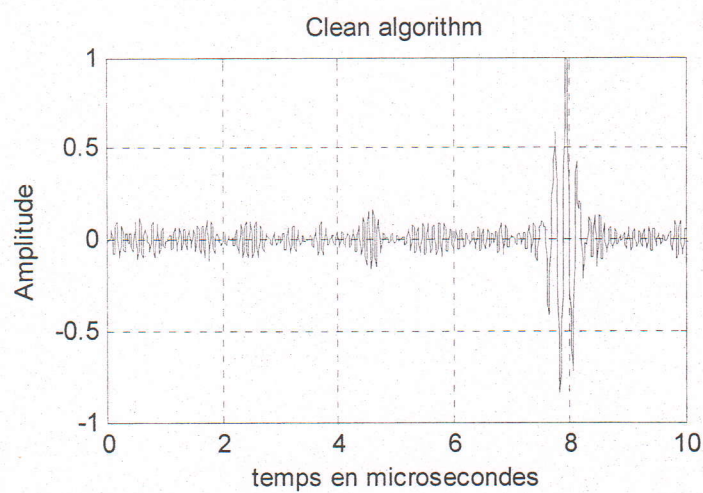


Fig.3.36 Cible localisée avec Clean Algorithm à $8\mu\text{s}$

Pour le neuvième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz, un taux de bruit aléatoire de 100%, et la cible est localisée à la position 9 microseconde.

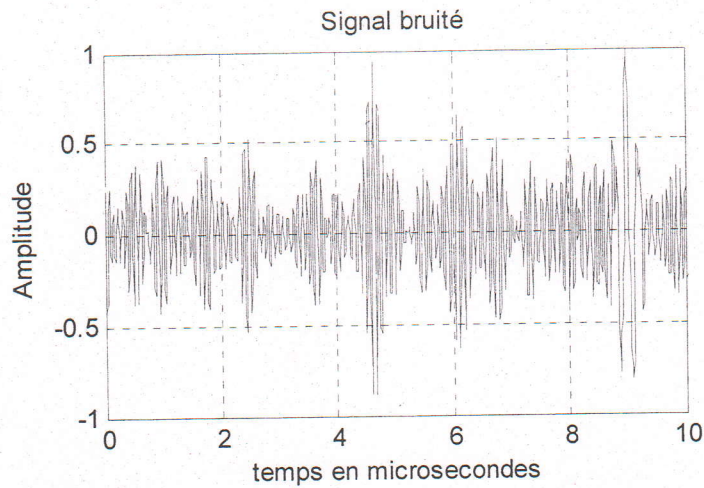


Fig.3.37 Signal bruité avec une cible à $9\mu s$

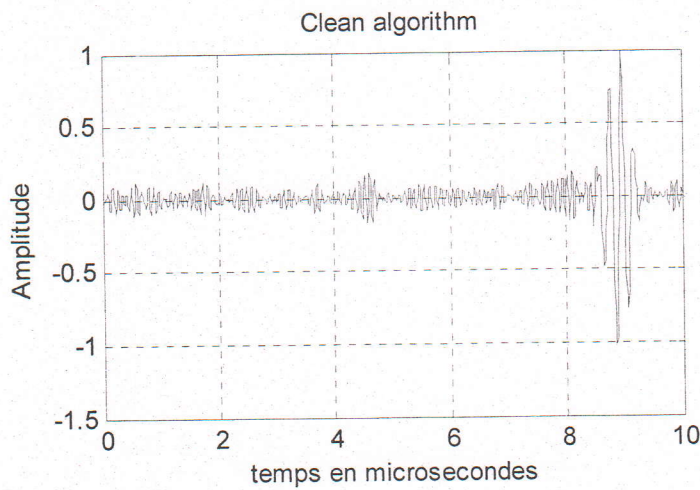


Fig.3.38 Cible localisée avec Clean Algorithm à $9\mu s$

Remarque :

Dans cette partie nous constatons que la position de la cible n'a pas une grande influence sur la détection de défauts par Clean Algorithm. Ceci confirme la robustesse de l'algorithme puisque le comportement aléatoire du bruit peut influencer beaucoup sur la valeur de l'amplitude de l'écho de défaut.

3.5 Influence de la fréquence sur le Clean Algorithm

Dans cette partie, nous allons appliquer le clean algorithm à des signaux simulés en ajoutant un bruit de structure, mais la cible est à chaque fois à une fréquence différente.

Les fréquences utilisées sont les suivantes : [4.5 – 5 – 5.5 – 6 – 6.5 MHz].

Ce choix est motivé par le fait que le bruit de structure utilisé dans ce travail, possède une fréquence centrale autour de [5 – 6 MHz].

Afin d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis six bruits de structure différents, et pour chaque cas, nous avons fait la moyenne des résultats suivants : SNR_{in}, SNR_{out} et SNR en fonction du rapport signal sur bruit R.

Dans le but de ne pas encombrer cette partie par des résultats semblables et répétitifs, nous avons choisi de montrer les résultats de simulation sous forme de tableaux.

Fréquence 4.5 MHz

R(%)	SNRin(dB)	SNRout(dB)	SNR=SNRout-SNRin(dB)
50	8.9379	11.5960	2.6581
80	6.8243	11.1836	4.3593
100	5.7781	10.7727	4.9946
120	5.4165	10.2186	4.8020
150	5.2477	09.1007	3.8530
170	5.2046	08.2437	3.0391

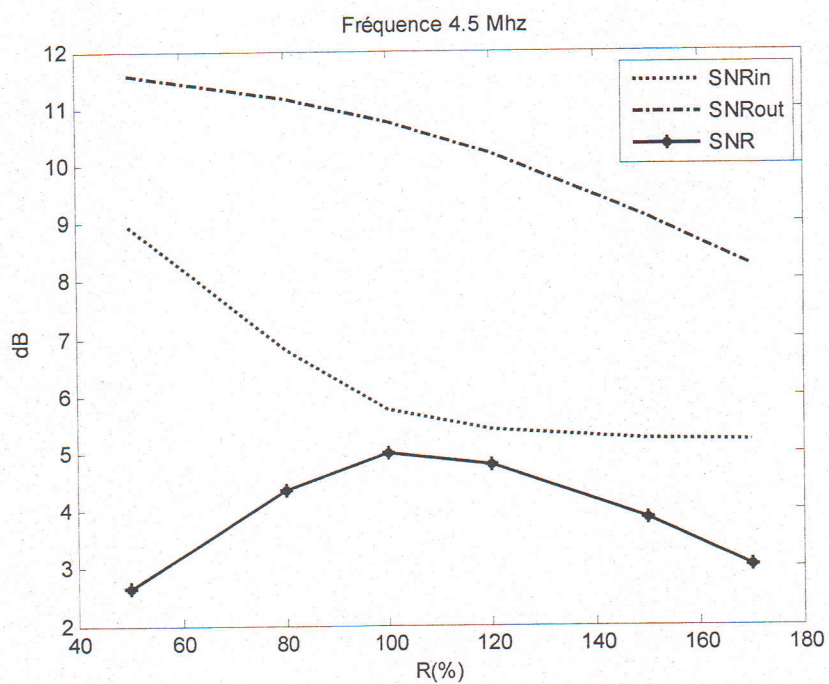


Fig.3.39 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=4.5\text{MHz}$

Fréquence 5MHz

R(%)	SNRin (dB)	SNRout (dB)	SNR=SNRout-SNRin(dB)
50	8.7430	11.6825	2.9395
80	6.5216	11.5070	4.9854
100	5.6088	11.2892	5.6805
120	5.2990	10.9483	5.6493
150	5.1386	10.2148	5.0762
170	5.1109	09.5715	4.4606

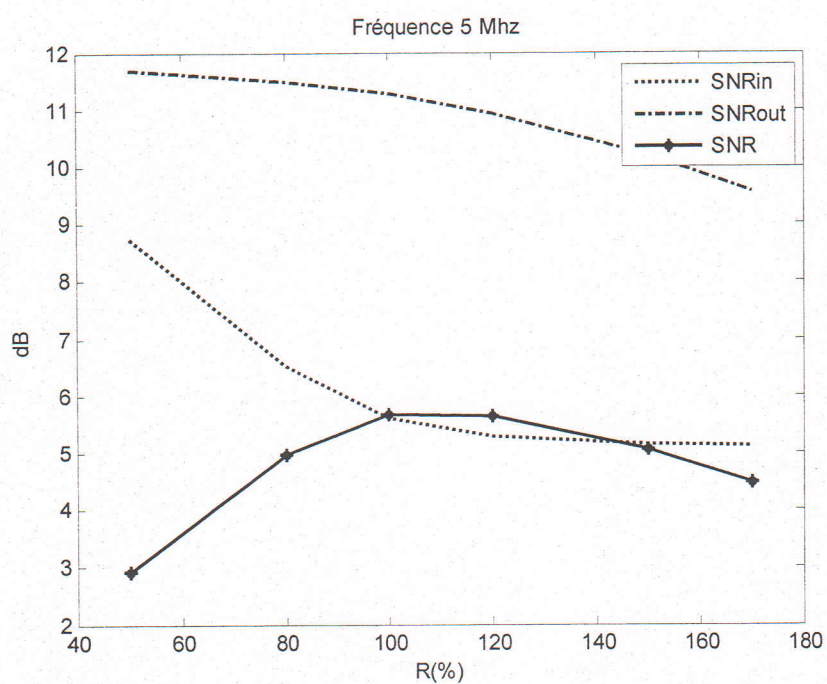


Fig.3.40 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=5\text{MHz}$

Fréquence 5.5 MHz

R(%)	SNRin (dB)	SNRout(dB)	SNR=SNRout-SNRin(dB)
50	8.4432	11.5123	3.0692
80	6.4246	11.2595	4.8348
100	5.4836	10.9972	5.5136
120	5.2182	10.6142	5.3961
150	5.0155	09.9073	4.8918
170	4.9419	09.3837	4.4418

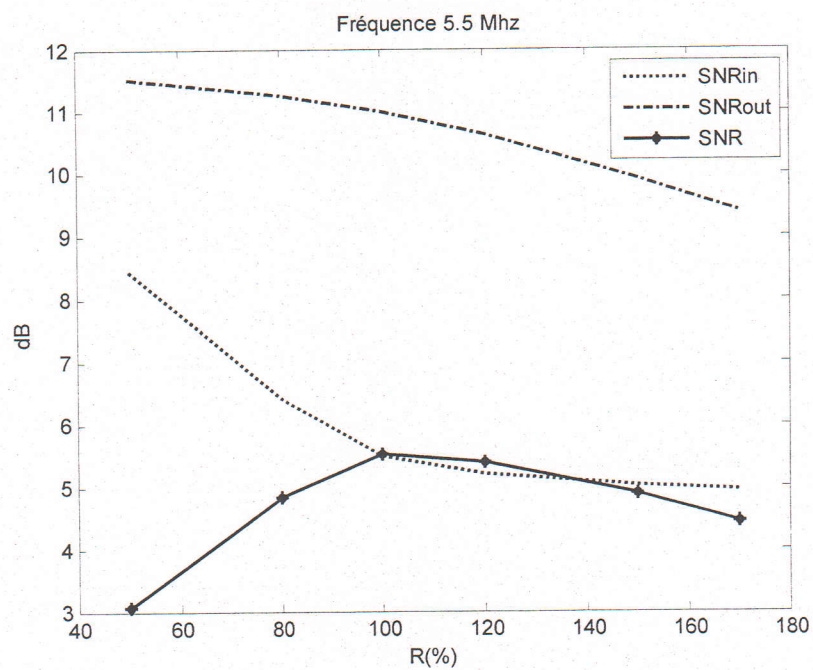


Fig.3.41 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=5.5$ MHz

Fréquence 6 MHz

R(%)	SNRin(dB)	SNRout(dB)	SNR=SNRout-SNRin(dB)
50	7.7039	11.1697	3.4658
80	5.7325	10.3788	4.6463
100	4.7702	09.6555	4.8853
120	4.5383	08.6747	4.1364
150	4.3514	07.2799	2.9285
170	4.2925	06.4218	2.1293

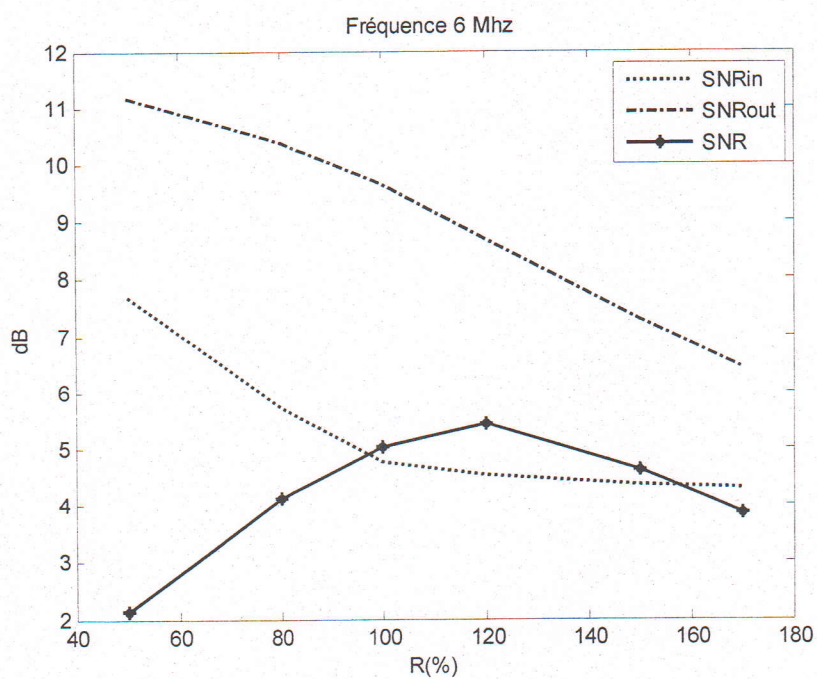


Fig.3.42 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=6\text{MHz}$

Fréquence 6.5 MHz

R(%)	SNRin(dB)	SNRout(dB)	SNR=SNRout-SNRin(dB)
50	7.5681	10.9289	3.3608
80	5.4269	09.9119	4.4849
100	4.6565	08.9980	4.3415
120	4.4372	07.9708	3.5336
150	4.1837	06.4996	2.3159
170	4.1005	05.6193	1.5187

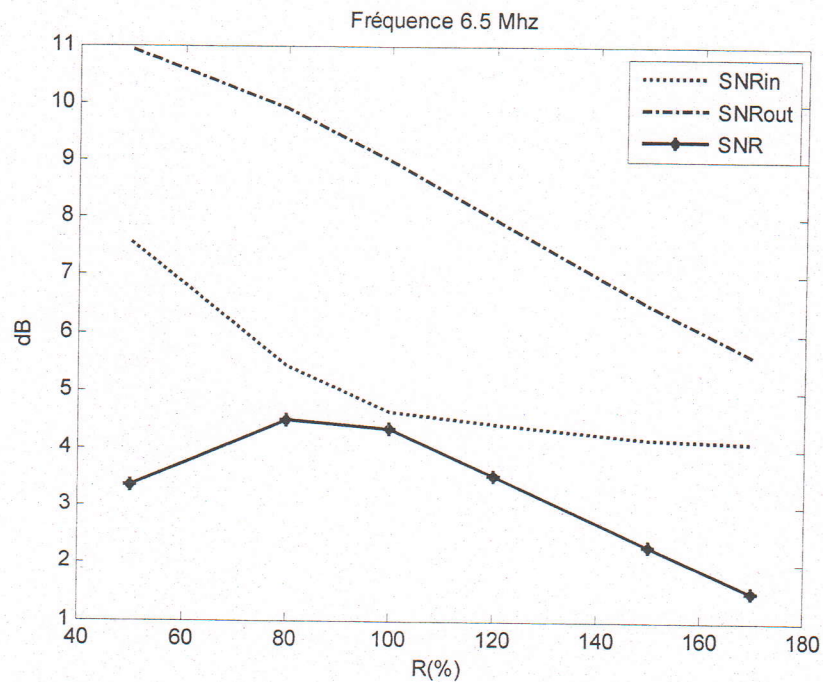


Fig 3.43 variation de SNR, SNRin et SNRout en fonction de R pour $f=6.5$ MHz

Remarque : Les résultats obtenus sont illustrés par les figures 3.40, 3.41, 3.42 et 3.43. Ces résultats sont qualifiés comme très encourageants puisque nous enregistrons un gain (SNR) compris entre 4dB et 1.5 dB pour $R=170\%$. Le gain le plus faible (SNR=1.5dB) est obtenu quand la fréquence de la cible égale à 6.5 MHz, se rapproche de la fréquence centrale de bruit de structure.

3.6 Détection par les représentations temps-fréquence

Beaucoup de travaux ont été entrepris dans but de résoudre certains problèmes de résolution. Nous nous sommes intéressés aux travaux de C.H. Chen et Guey. [20] qui adoptent une approche basée sur les représentations temps-fréquence notamment l'algorithme de Wigner Ville dans la simulation de la mesure de fines épaisseurs. Ensuite, dans [21] et [22], les auteurs complètent leur étude par l'application de la STFT et de la transformée de Gabor. Nous nous intéressons dans cette partie du travail, à l'influence du bruit présent dans les signaux ultrasonores, aux algorithmes temps-fréquences.

Ainsi, nous étudions la détection des échos de défauts dans les signaux bruités en utilisant les représentations temps-fréquences telles que les représentations de Gabor, de Wigner ville, de Choi- Williams, de Pseudo Margeneau-Hill et de Zao-Atlas-Marks. Le bruit utilisé est un bruit blanc.

3.6.1 Détection par la représentation de Gabor

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 20%.

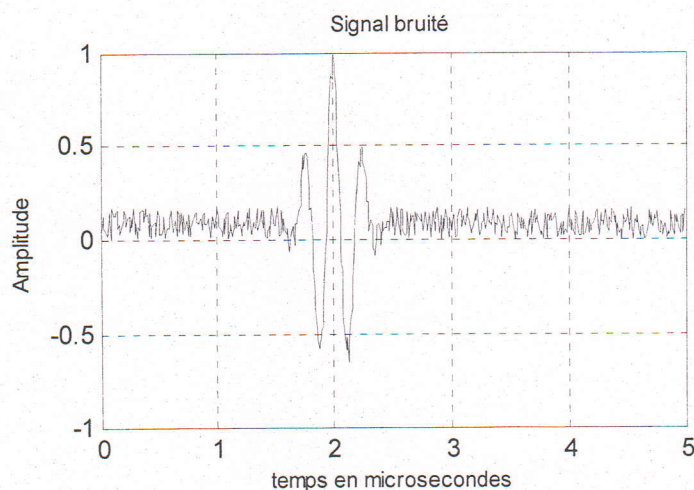


Fig.3.44 Signal à 5MHz bruité à 20%

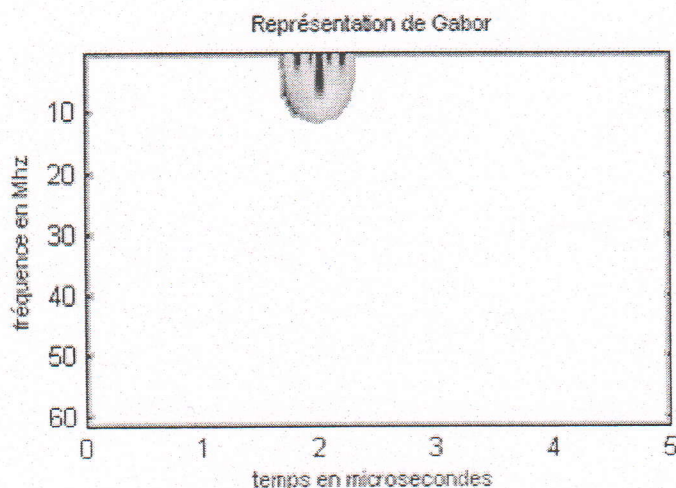


Fig.3.45 Représentation de Gabor pour $f=5\text{MHz}$ et $R=20\%$

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 80%.

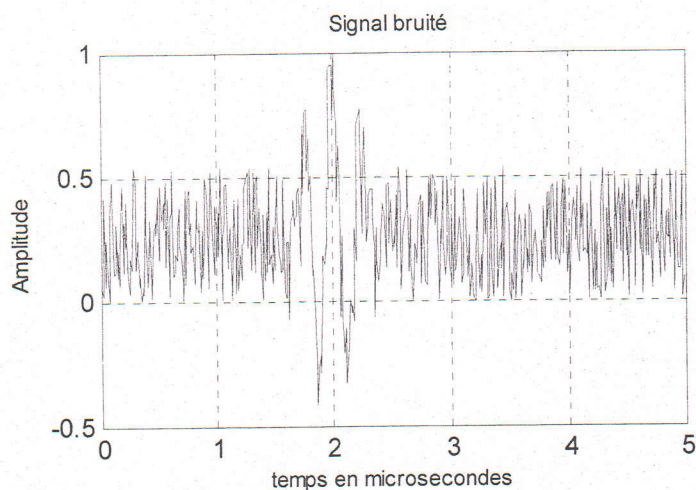


Fig.3.46 Signal à 5MHz bruité à 80%

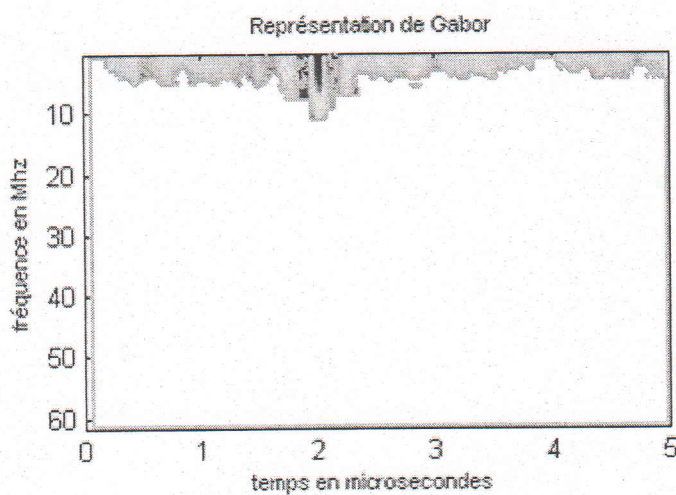


Fig.3.47 Représentation de Gabor pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Remarque :

On remarque que pour la représentation de Gabor pour les signaux dont le rapport signal sur bruit "R" dépasse les 80% on ne peut pas tirer l'information avec précision. Ceci démontre l'inefficacité de cet algorithme dans la détection.

3.6.2 Détection par la représentation de Wigner ville

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 20%.

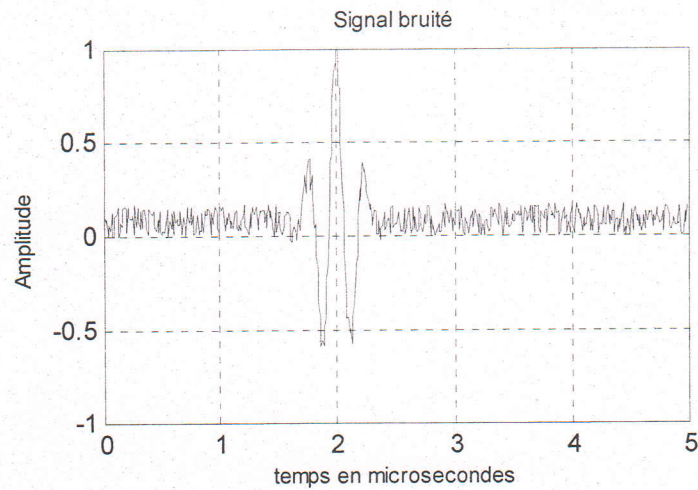


Fig.3.48 Signal à 5MHz bruité à 20%

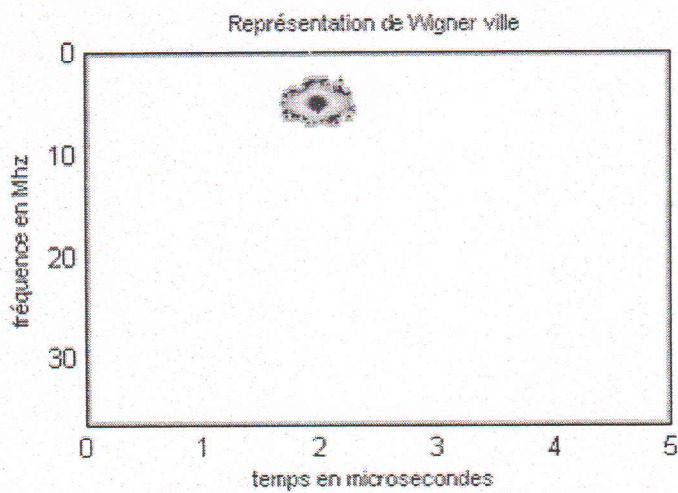


Fig.3.49 Représentation de Wigner ville pour $f=5\text{MHz}$ et $R=20\%$

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 80%.

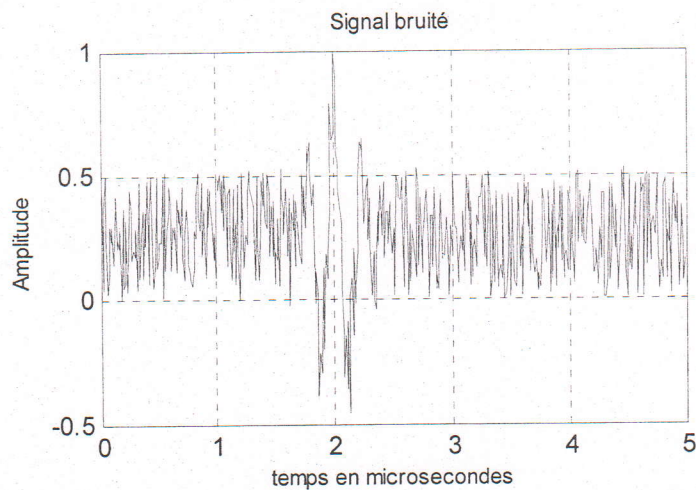


Fig.3.50 Signal à 5MHz bruité à 80%

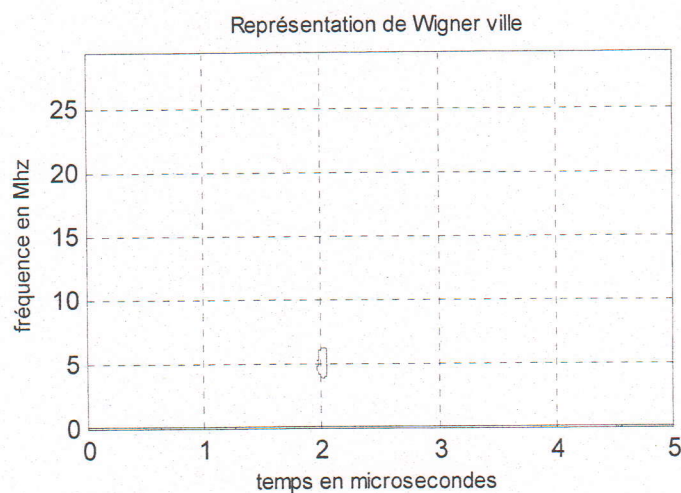


Fig.3.51 Représentation de Wigner ville pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Remarque :

On remarque que pour la représentation de Wigner ville pour les signaux dont le rapport signal sur bruit "R" dépasse les 80% on ne peut pas tirer l'information. Ceci démontre l'inefficacité de cet algorithme dans la détection.

3.6.3 Détection par la représentation de Choi- Williams

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 20%.

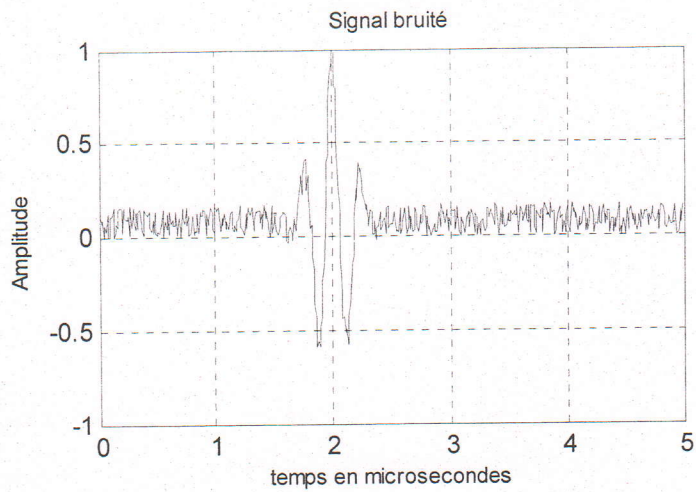


Fig.3.52 Signal à 5MHz bruité à 20%

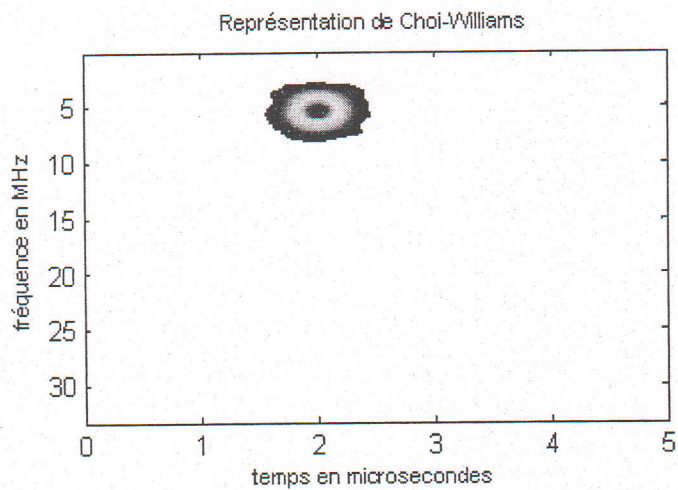


Fig.3.53 Représentation de Choïs-Williams pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 80%.

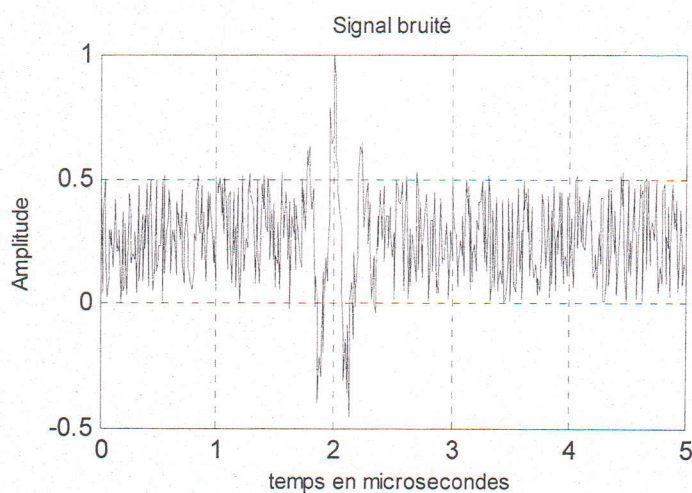


Fig.3.54 Signal à 5MHz bruité à 80%

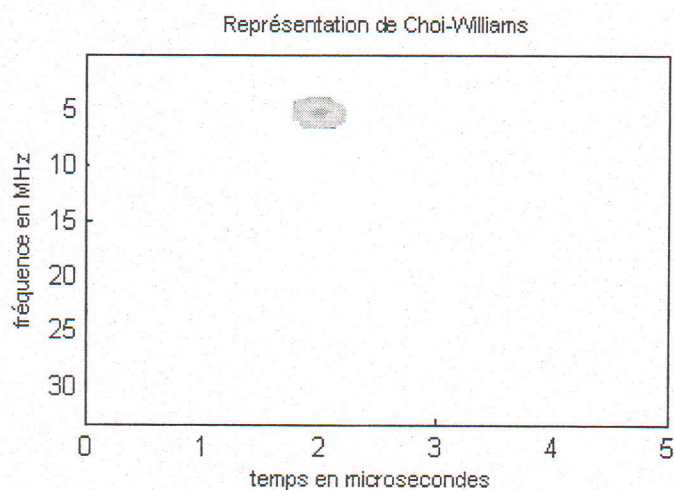


Fig.3.55 Représentation de Chois-Williams pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Remarque :

On remarque que pour la représentation de Chois-Williams pour les signaux dont le rapport signal sur bruit "R" dépasse les 80% on ne peut pas tirer l'information. Ceci démontre l'inefficacité de cet algorithme dans la détection.

3.6.4 Détection par la représentation de Pseudo Margeneau-Hill

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 20%.

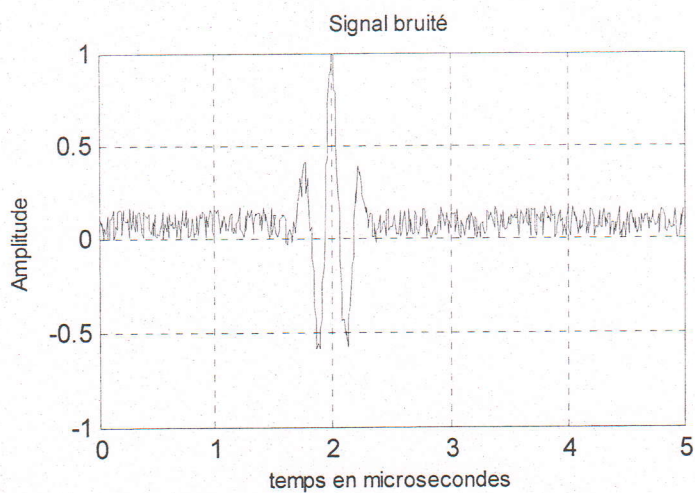


Fig.3.56 Signal à 5MHz bruité à 20%

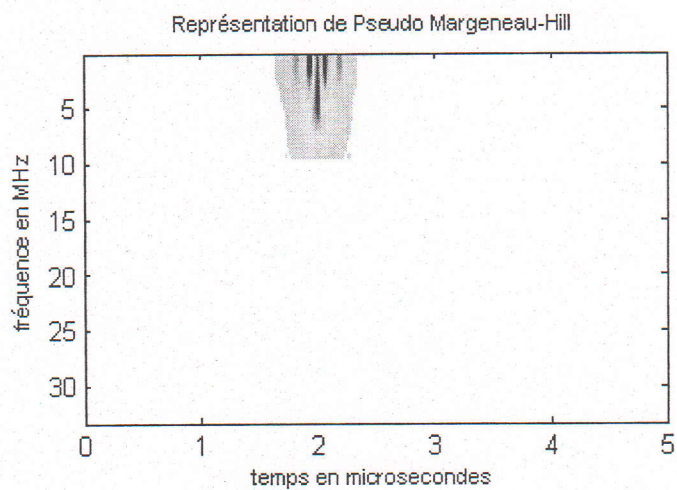


Fig.3.57 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 80%.

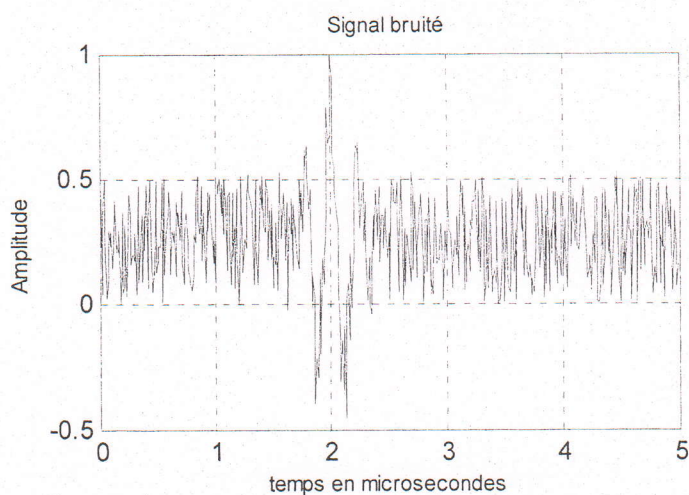


Fig.3.58 Signal à 5MHz bruité à 80%

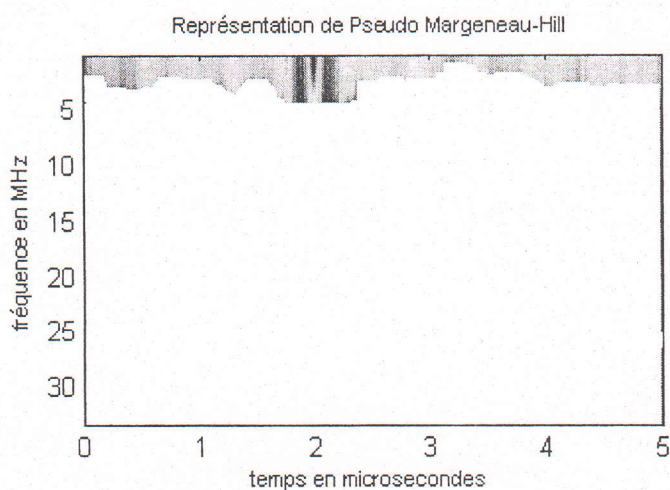


Fig.3.59 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Remarque :

On remarque que pour la représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour les signaux dont le rapport signal sur bruit "R" dépasse les 80% on a pu tirer l'information. Ceci démontre l'efficacité de cet algorithme dans la détection.

3.6.5 Détection par la représentation de Zao-Atlas-Marks

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 20%.

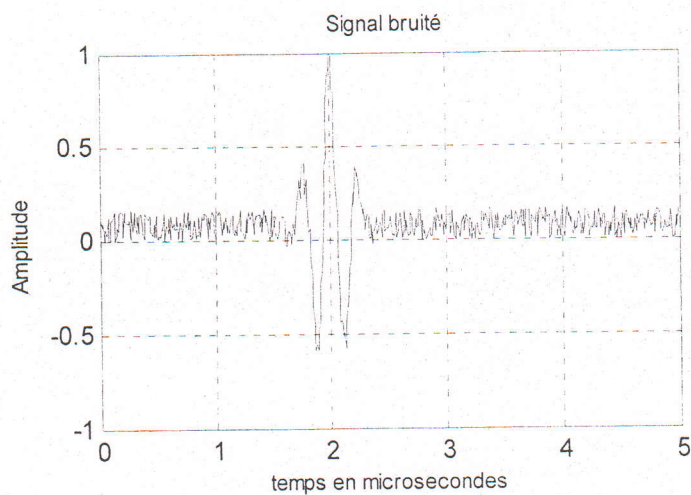


Fig.3.60 Signal à 5MHz bruité à 20%

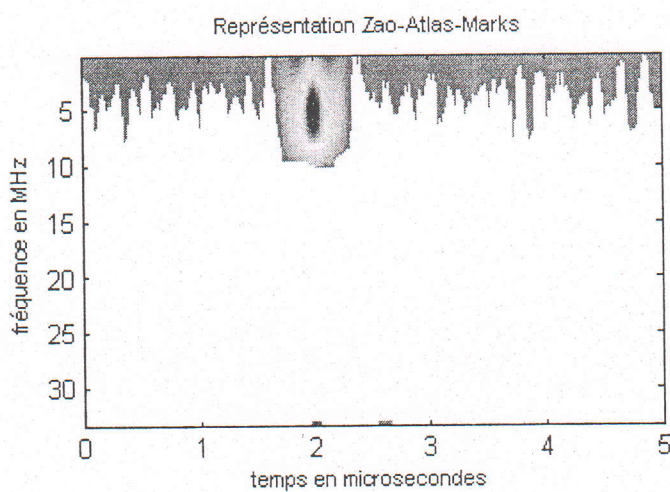


Fig.3.61 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=5\text{MHz}$ et $R=20\%$

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit aléatoire de 80%.

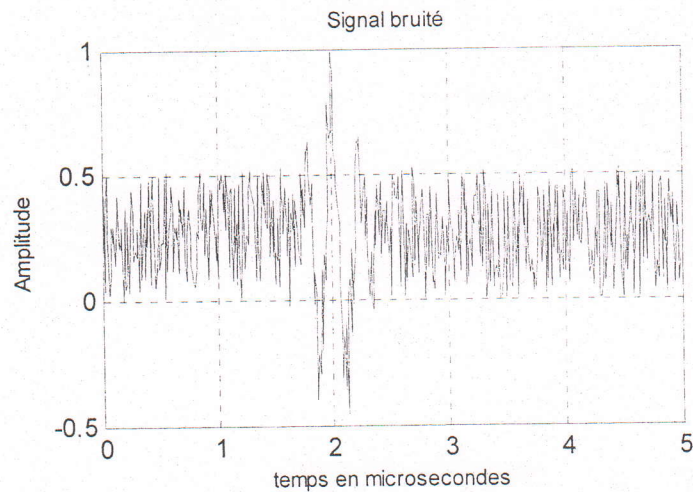


Fig.3.62 Signal à 5MHz bruité à 80%

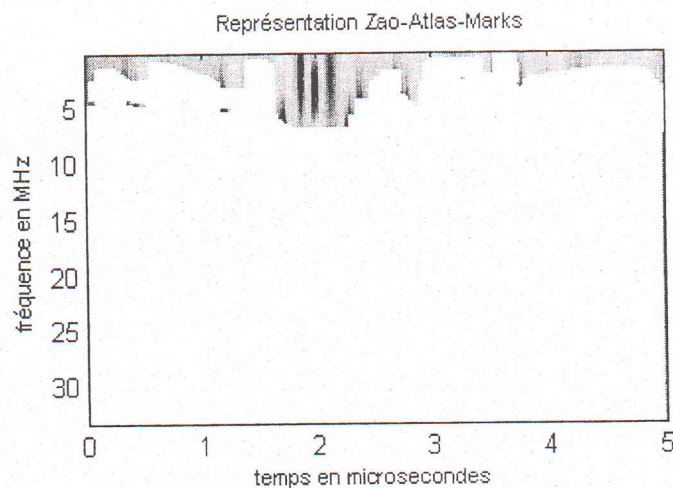


Fig.3.63 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Remarque :

On remarque que pour la représentation de Zao-Atlas-Marks pour les signaux dont le rapport signal sur bruit "R" dépasse les 80% on ne peut pas tirer l'information. Ceci démontre l'inefficacité de cet algorithme dans la détection.

3.7 Détection par Music Algorithm

Dans cette partie, nous allons voir la Détection des signaux en utilisant Music Algorithm.

Comme un premier exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit de structure de 20%.

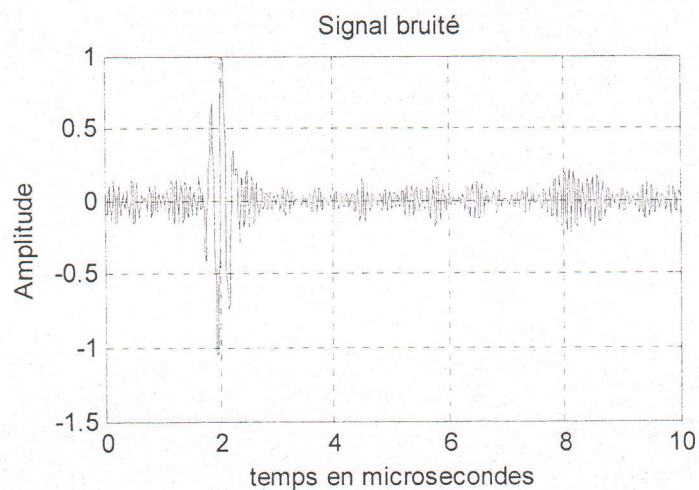


Fig.3.64 Signal à 5MHz bruité à 20%

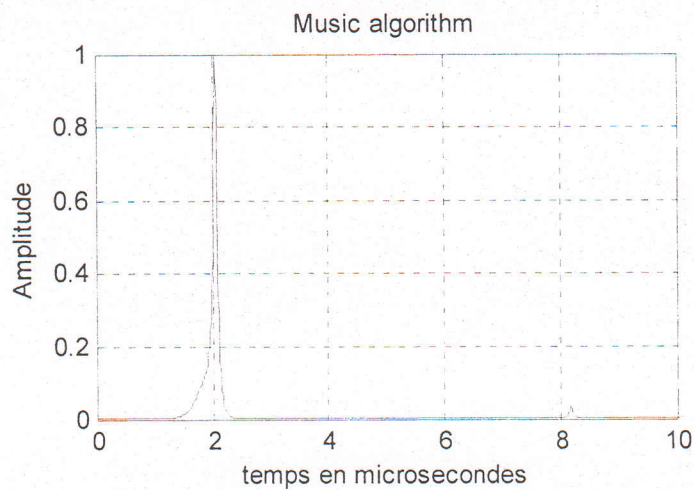


Fig.3.65 Music algorithm pour $f=5\text{MHz}$ et $R=20\%$

Pour le deuxième exemple, nous avons choisi de montrer le résultat de l'application pour une fréquence de 5MHz et un taux de bruit de structure de 80%.

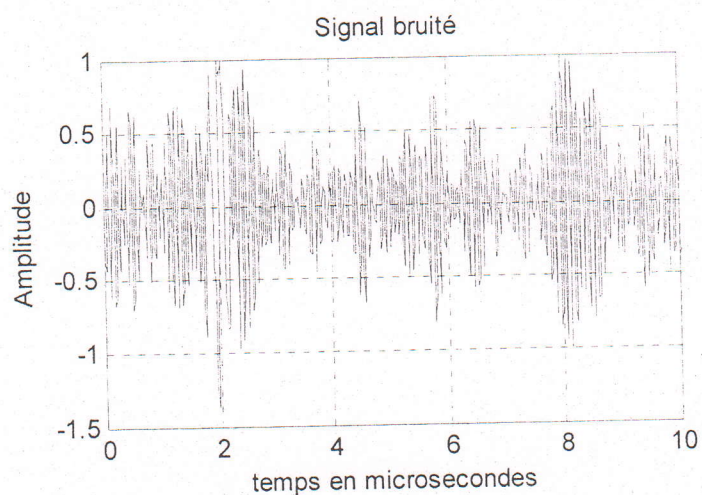


Fig.3.66 Signal à 5MHz bruité à 80%

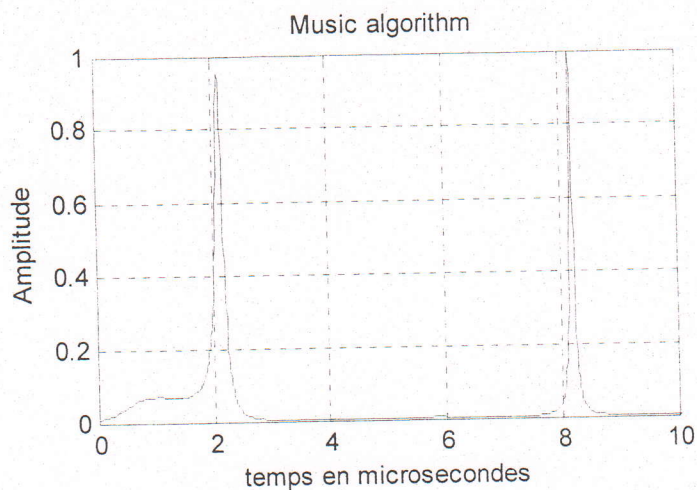


Fig.3.67 Music algorithm pour $f=5\text{MHz}$ et $R=80\%$

Remarque :

On remarque que le Music Algorithm n'a pas pu détecter les cibles qu'il faut avec précision, car on constate l'apparition d'une deuxième cible (à $t=8\mu\text{s}$) qui n'existe pas vraiment dans le signal d'entrée.

3.8 Étude comparative

Dans cette partie, nous récapitulons les résultats obtenus précédemment dans un tableau afin de faire une comparaison entre ces algorithmes.

Algorithme \ R(%)	20	80	120
Clean	SNR(gain)=4.45dB Bonne détection	SNR(gain)=5.74 dB Très Bonne détection	SNR(gain)=5.15dB Bonne détection
Music	SNR(gain)=4.35dB Bonne détection	SNR(gain) =1.75dB Mauvaise détection	SNR(gain) = 0.1 dB Mauvaise détection
Gabor	Bonne détection	Mauvaise détection	Très Mauvaise détection
Wigner ville	Bonne détection	Mauvaise détection	Très Mauvaise détection
Choi-Williams	Bonne détection	Mauvaise détection	Mauvaise détection
Pseudo Margeneau-Hill	Bonne détection	Mauvaise détection	Très Mauvaise détection
Zao-Atlas-Marks	Bonne détection	Bonne détection	Mauvaise détection

Tableau 3.1 : comparaison des algorithmes en fonction du Rapport de bruit R

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié le problème de Détection des signaux ultrasonores à travers l'application de sept algorithmes (Clean, Music, Gabor, Wigner-ville, Choi-Williams, Pseudo Margeneau-Hill, Zao-Atlas-Marks).

Deux types de bruits ont été considérés à savoir un bruit blanc aléatoire et un bruit de structure (aléatoire) issus des matériaux métalliques à gros grains.

A la lumière des résultats obtenus est plus précisément le tableau 3.1, nous estimons que l'algorithme Clean donne entière satisfaction et a montré une bonne robustesse vis-à-vis du bruit. Par ailleurs, nous constatons que les représentations temps-fréquence sont très vulnérables quant à la présence du bruit de structure des matériaux. Ces dernières sont plus indiquées à la détection des défauts rapprochés avec un faible bruit, ceci fait l'objet du prochain chapitre.

Chapitre 4 Application aux défauts rapprochés

CHAPITRE 4 APPLICATION AUX DEFAUTS RAPPROCHES

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous appliquons les différentes méthodes que nous avons étudiées dans les chapitres précédents à la détection des défauts rapprochés.

Dans une première partie nous appliquons le Clean Algorithm et voir comment répond-t-il à ce genre de défauts, puis en deuxième partie les représentations temps-fréquence, en troisième partie Music Algorithm, et quatrième partie nous dressons un tableau comparatif des résultats, enfin nous terminons notre étude par l'application de tous les algorithmes implémentés aux signaux réels.

4.2 Application du Clean Algorithm

Dans cette partie, nous allons appliquer le Clean Algorithm dans le cas où les échos de défauts sont très rapprochés dans le temps.

L'expérience que nous avons simulée, décrit la mesure de la variation du temps Δt entre deux échos détectant deux fissures qui se superposent dans le temps et présentant une ambiguïté dans la mesure. A travers ces différents tests, nous montrons la fiabilité de cet algorithme développé.

Le 1^{er} test concerne deux échos ultrasonores de fréquence 10 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

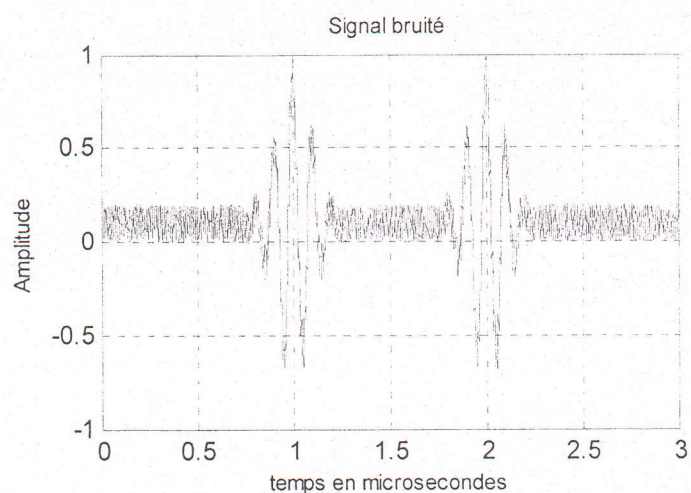


Fig.4.1 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$

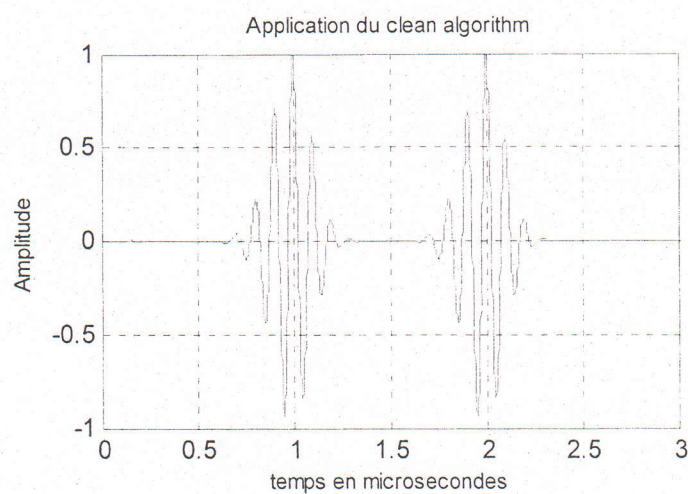


Fig.4.2 Signal débruité avec $\Delta t = 1\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents, les résultats que nous avons trouvés sont illustrés dans les tableaux qui suivent :

Bruit	br1	br2	br3	br4	br5	br6	br7	br8	br9	br10	br11	br12	br13
$\Delta t(\mu s)$	1.001	1.001	1.001	0.999	1.000	1.002	1.001	1.002	1.001	1	0.999	1	0.999
Erreur(%)	0.1	0.1	0.1	0.1	0	0.2	0.1	0.2	0.1	0	0.1	0	0.1

br14	br15	br16	br17	br18	br19	br20	br21	br22	br23	br24	br25	br26	br27
1	1.001	1	1.001	1.001	1	0.999	1.002	1.001	1.001	1.002	0.999	1.001	1.001
0	0.1	0	0.1	0.1	0	0.1	0.2	0.1	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1

br28	br29	br30	br31	br32	br33	br34	br35	br36	br37	br38	br39	br40	br41
1.001	1	1.001	1	1.001	0.999	1	0.999	0.998	1	1.001	1.002	1.001	0.999
0.1	0	0.1	0	0.1	0.1	0	0.1	0.2	0	0.1	0.2	0.1	0.1

br42	br43	br44	br45	br46	br47	br48	br49	br50
0.999	0.999	1	1.001	1.001	1.001	1.001	0.999	1
0.1	0.1	0	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne, on trouve qu'elle est égale à 0.086%, ce qui veut dire que l'algorithme est robuste.

Le 2^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 10 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

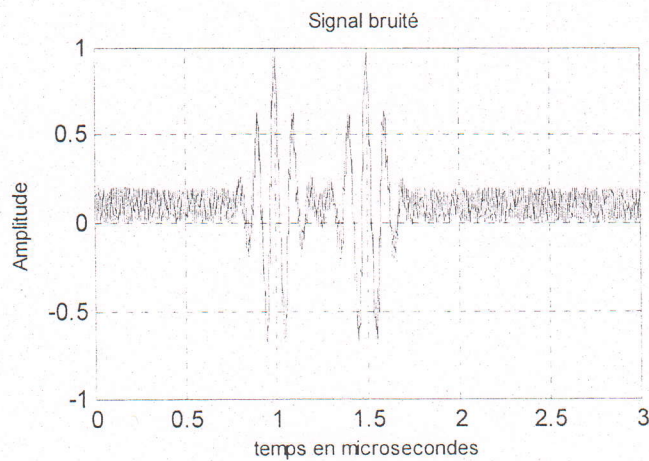


Fig.4.3 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$

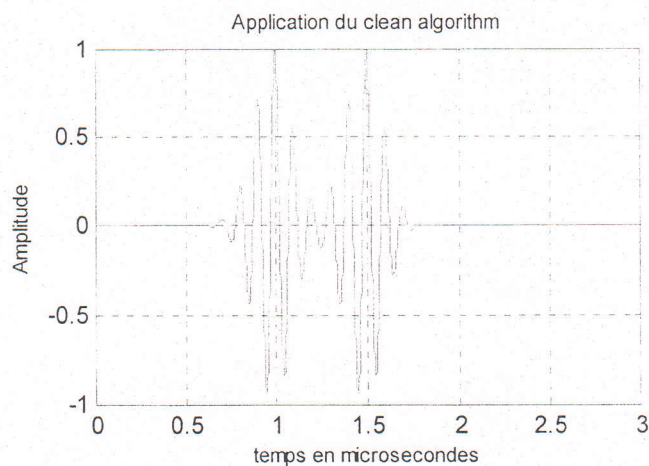


Fig.4.4 Signal débruité avec $\Delta t=0.5\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 0.252%, ce qui veut dire que l'algorithme est toujours robuste.

Le 3^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 10 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

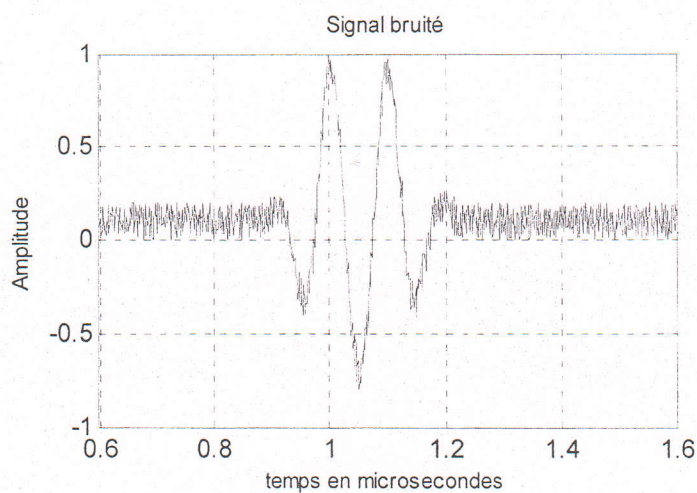


Fig.4.5 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$

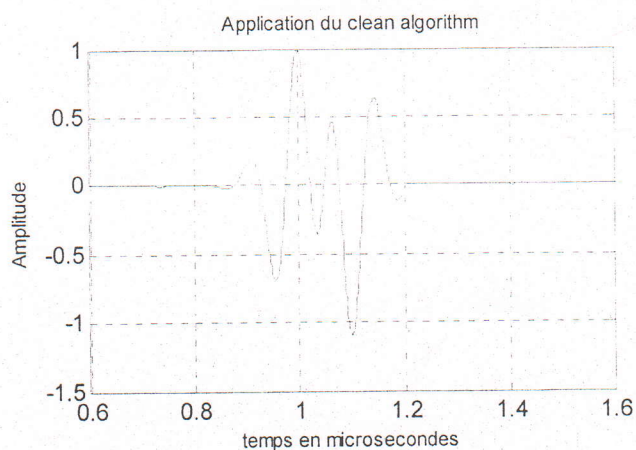


Fig.4.6 Signal débruité avec $\Delta t=0.1\mu s$

Remarque : Pour un signal de 10 MHz et un décalage de $0.1\mu s$, on ne peut pas détecter les deux échos avec précision.

Le 4^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 15 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

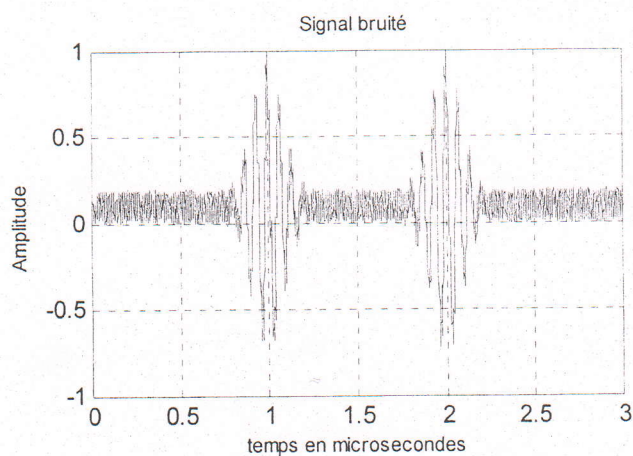


Fig.4.7 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$

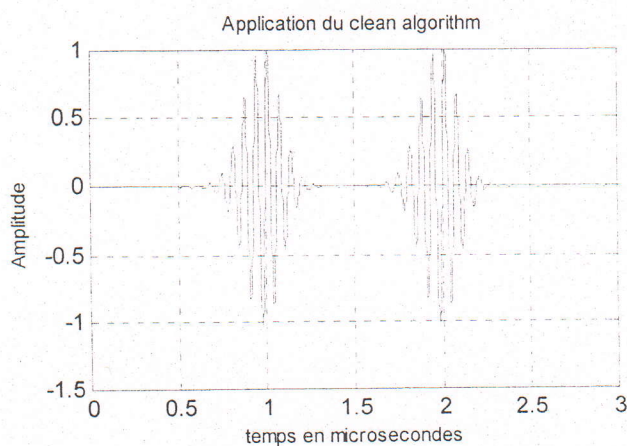


Fig.4.8 Signal débruité avec $\Delta t=1\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 0.088%, ce qui veut dire que l'algorithme est robuste.

Le 5^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 15 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

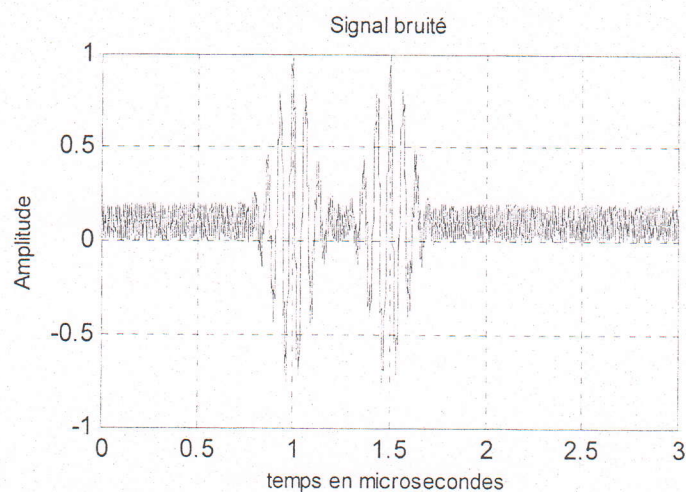


Fig.4.9 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$

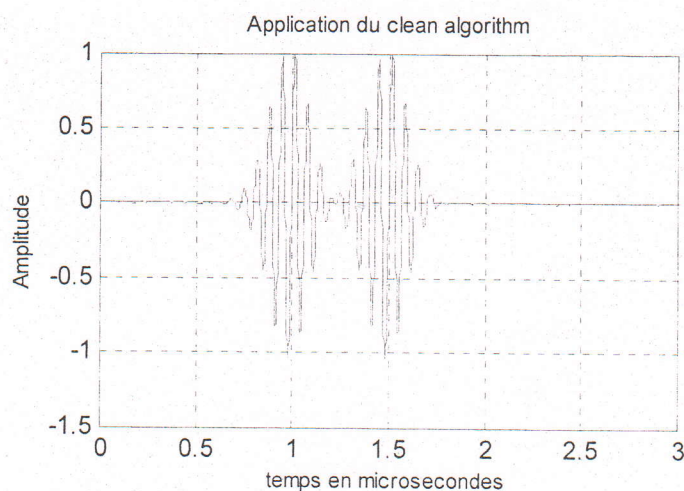


Fig.4.10 Signal débruité avec $\Delta t=0.5\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 0.232%, ce qui veut dire que l'algorithme est toujours robuste.

Le 6^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 15 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

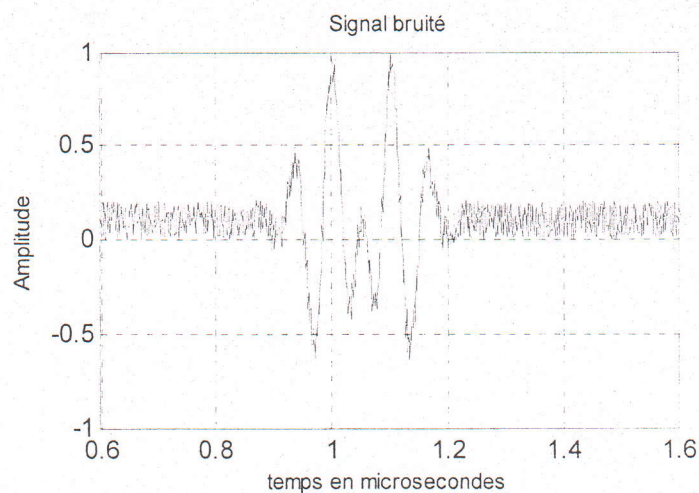


Fig.4.11 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$

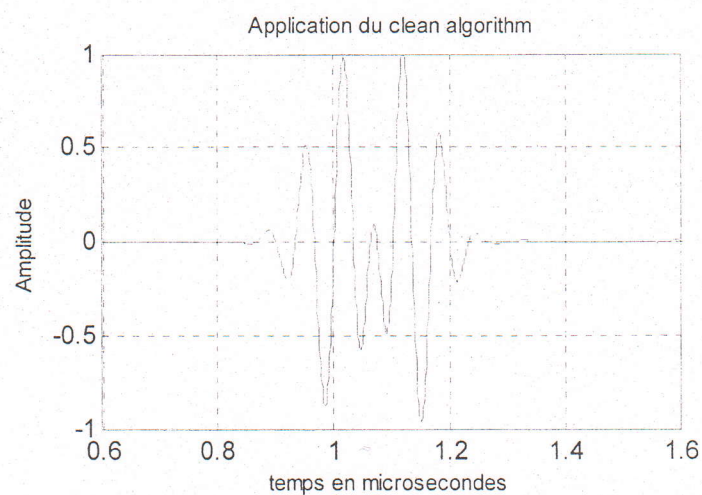


Fig.4.12 Signal débruité avec $\Delta t=0.1\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 1.08%, ce qui veut dire que l'algorithme est toujours robuste.

Le 7^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 15 MHz décalés de 0.05 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

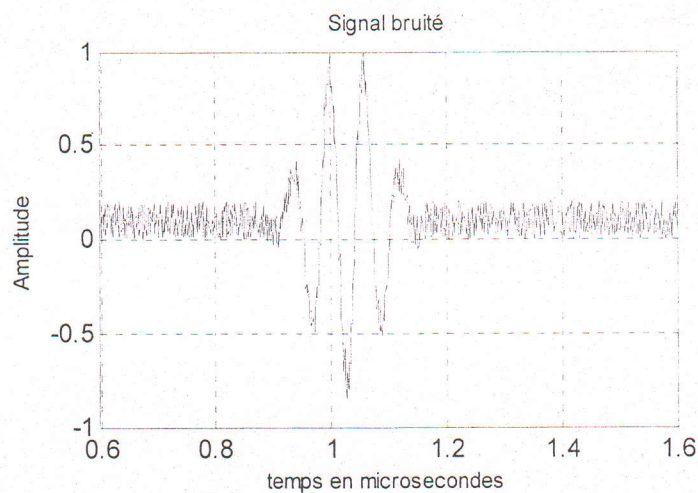


Fig.4.13 Signal bruité avec $\Delta t=0.05\mu s$ et $Q=0.82$

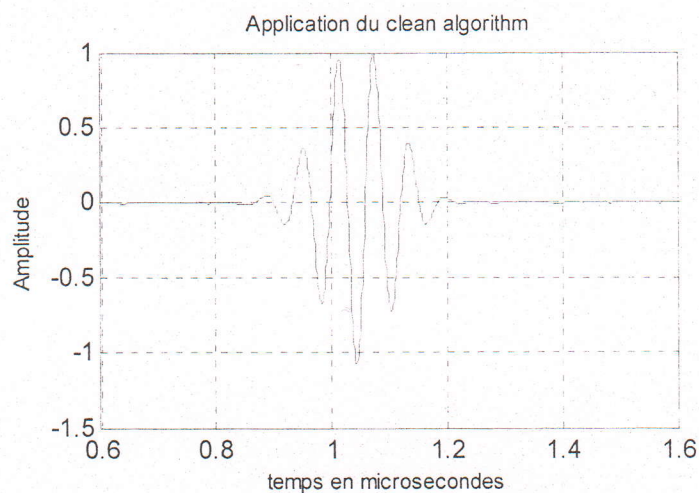


Fig.4.14 Signal débruité avec $\Delta t=0.05\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque: Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 1.72%, ce qui veut dire que l'algorithme est toujours robuste.

Le 8^{ème} test concerne deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

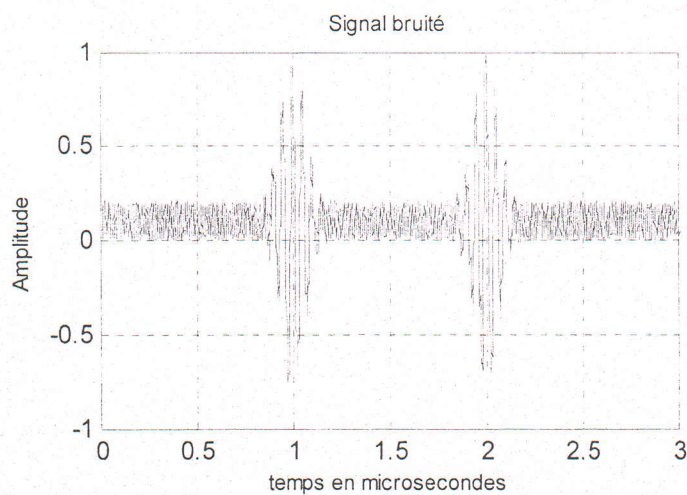


Fig.4.15 Signal bruité avec $\Delta t = 1 \mu s$ et $Q = 1.5$

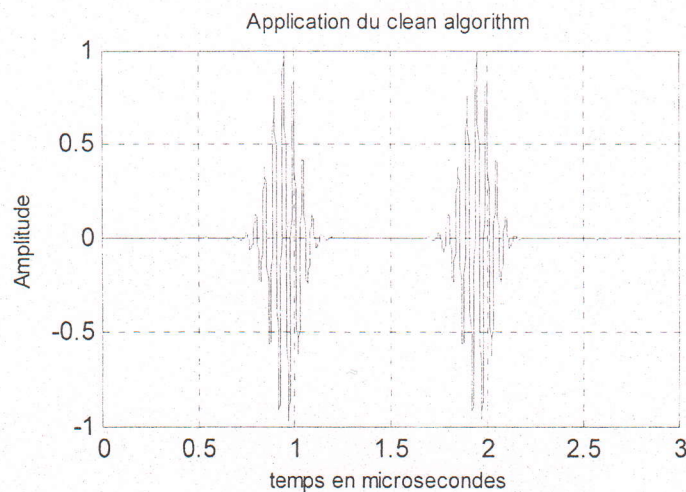


Fig.4.16 Signal débruité avec $\Delta t = 1 \mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 0.06%, ce qui veut dire que l'algorithme est robuste.

Le 9^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

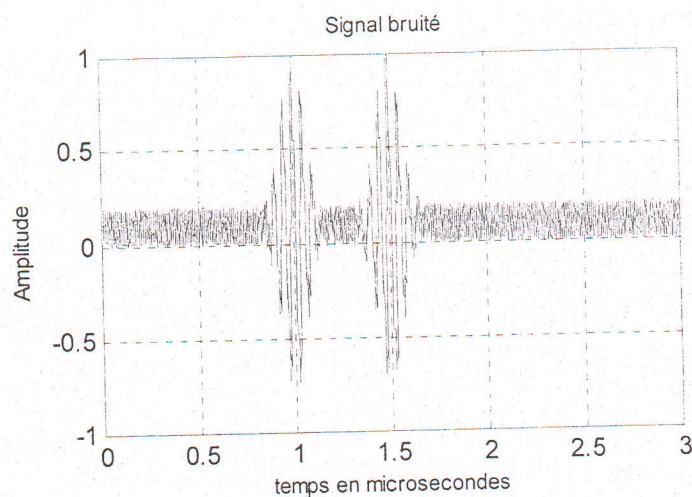


Fig.4.17 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$

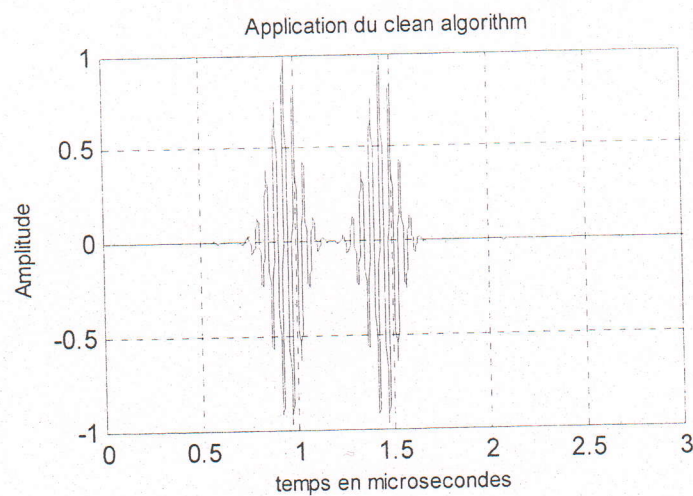


Fig.4.18 Signal débruité avec $\Delta t=0.5\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 0.156%, ce qui veut dire que l'algorithme est toujours robuste.

Le 10^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

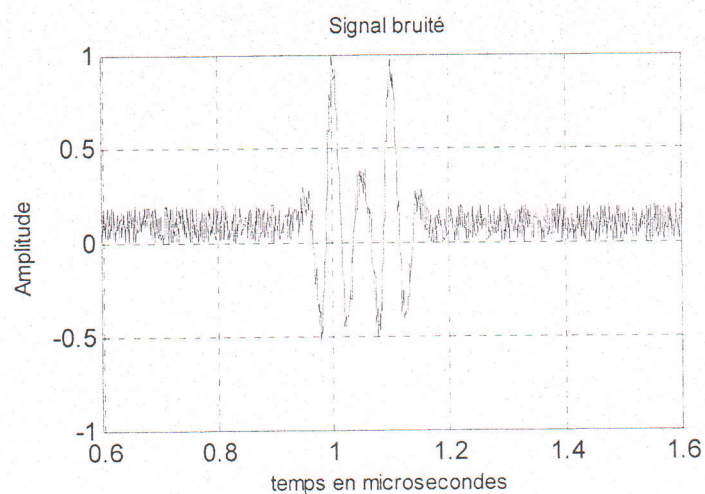


Fig.4.19 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$

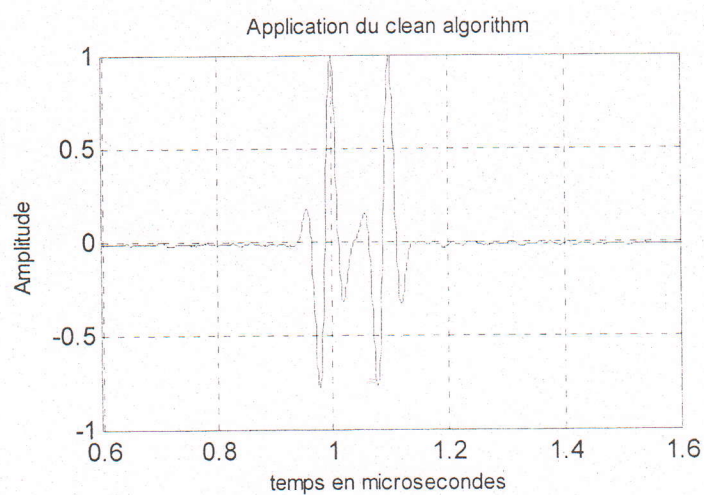


Fig.4.20 Signal débruité avec $\Delta t=0.1\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque : Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 0.44%, ce qui veut dire que l'algorithme est toujours robuste.

Le 11^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.05 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

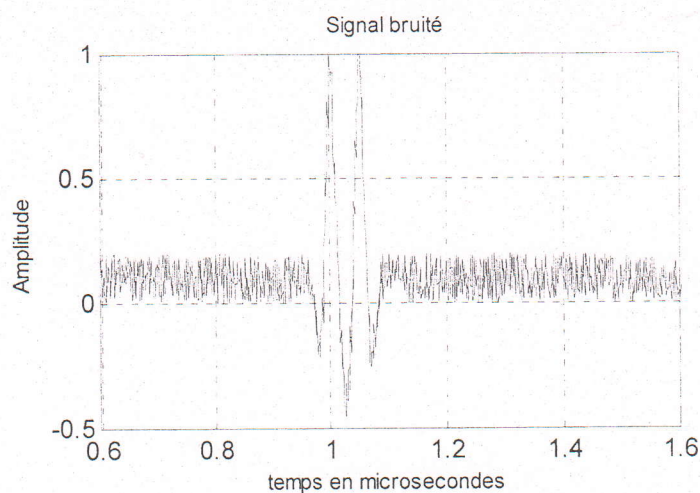


Fig.4.21 Signal bruité avec $\Delta t=0.05\mu s$ et $Q=0.82$

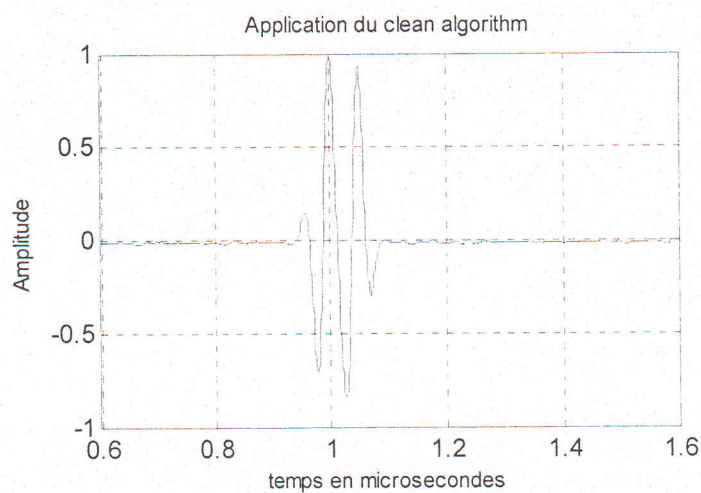


Fig.4.22 Signal débruité avec $\Delta t=0.05\mu s$

Dans le but d'étudier la robustesse de cet algorithme, nous avons choisis 50 bruits aléatoires différents.

Remarque: Si on calcule l'erreur moyenne on trouve qu'elle est égale à 0.8%, ce qui veut dire que l'algorithme est toujours robuste.

On remarque que l'erreur devient importante quand la variation du temps Δt diminue et on a plus de précision lorsque la fréquence augmente.

4.3 Application des représentations temps fréquence

4.3.1 Application de la représentation de Gabor

Dans cette partie, nous allons appliquer la représentation de Gabor dans le cas où les échos de défauts sont très rapprochés dans le temps.

Le 1^{er} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

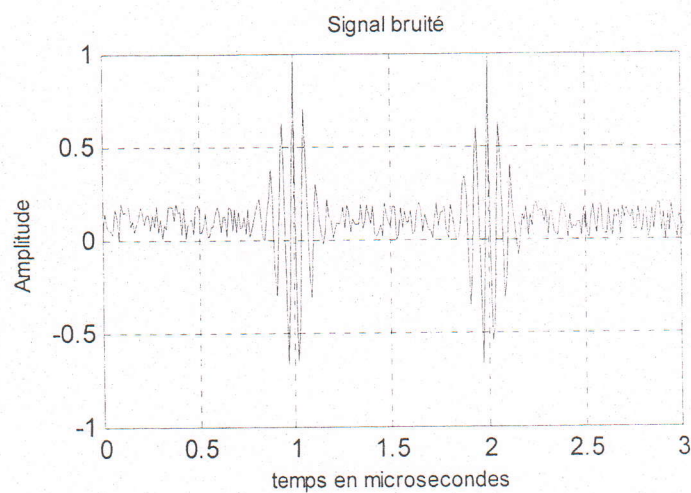


Fig.4.23 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$

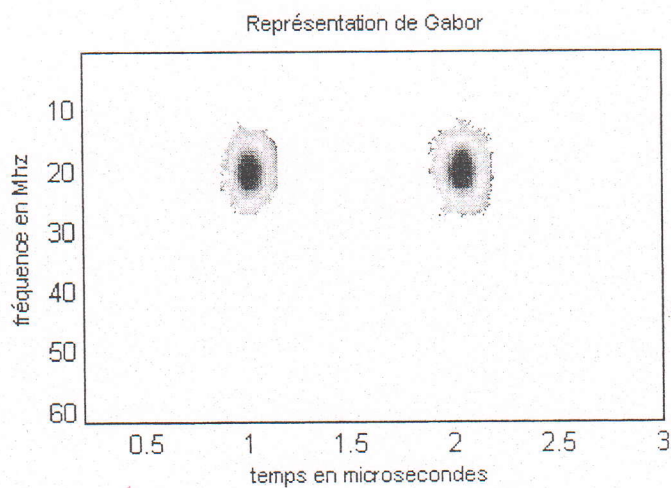


Fig.4.24 Représentation de Gabor pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=1\mu s$

Le 2^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

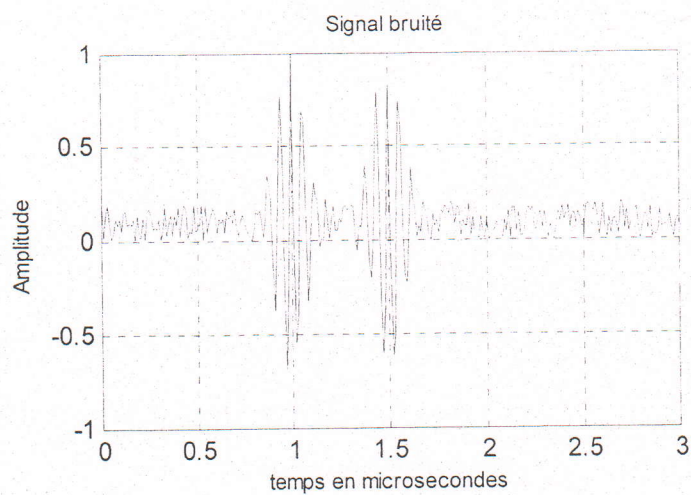


Fig.4.25 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$

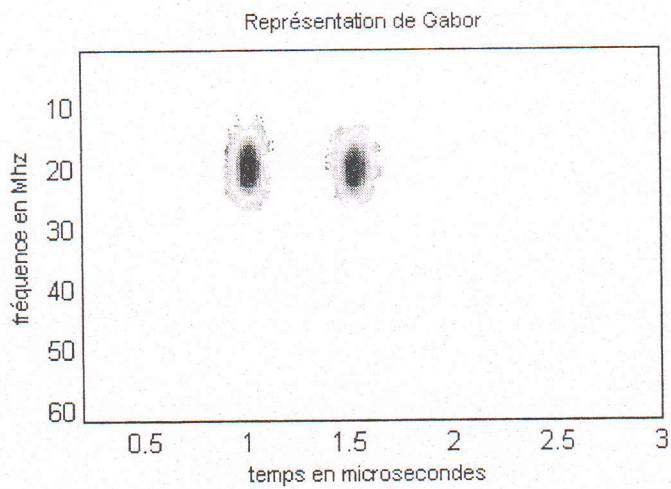


Fig.4.26 Représentation de Gabor pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.5\mu s$

Le 3^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.2 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

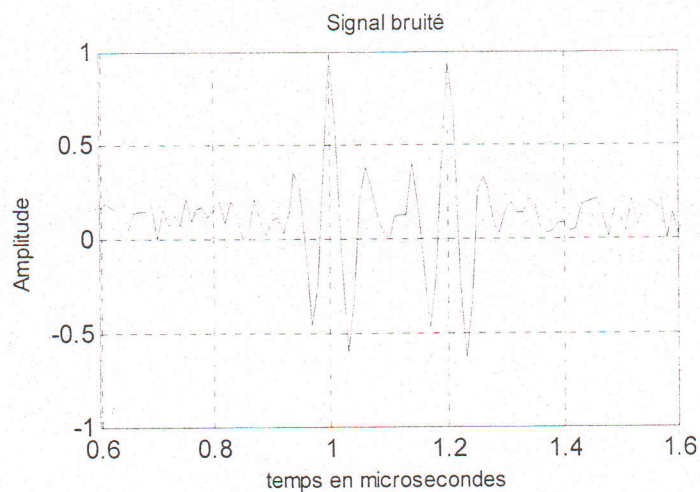


Fig.4.27 Signal bruité avec $\Delta t=0.2\mu s$ et $Q=0.85$

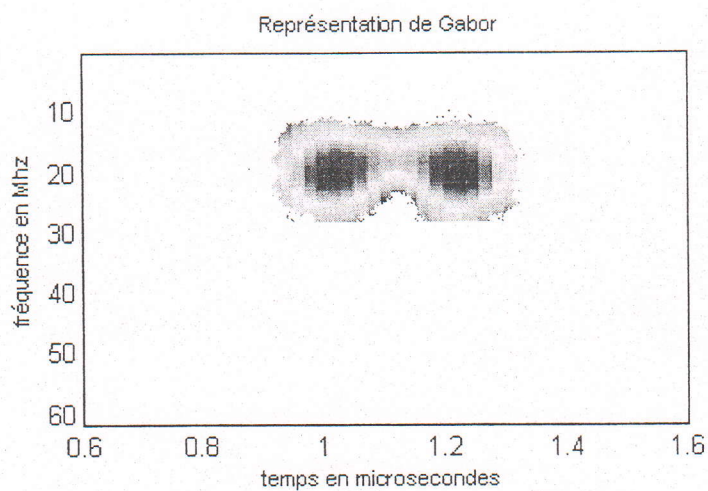


Fig.4.28 Représentation de Gabor pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.2\mu s$

Le 4^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

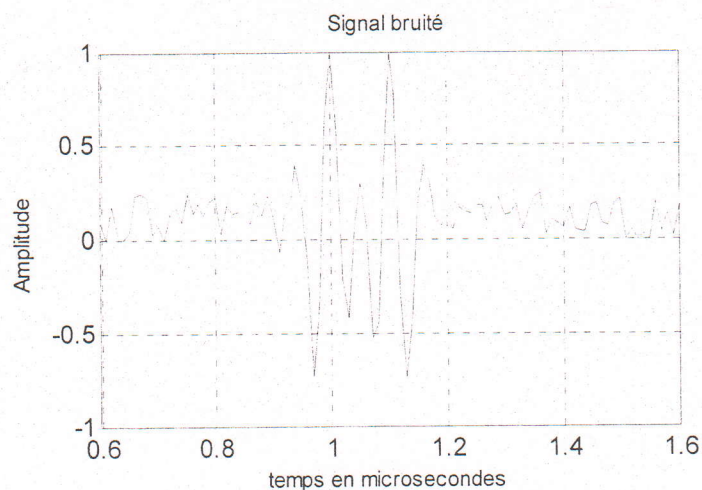


Fig.4.29 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$

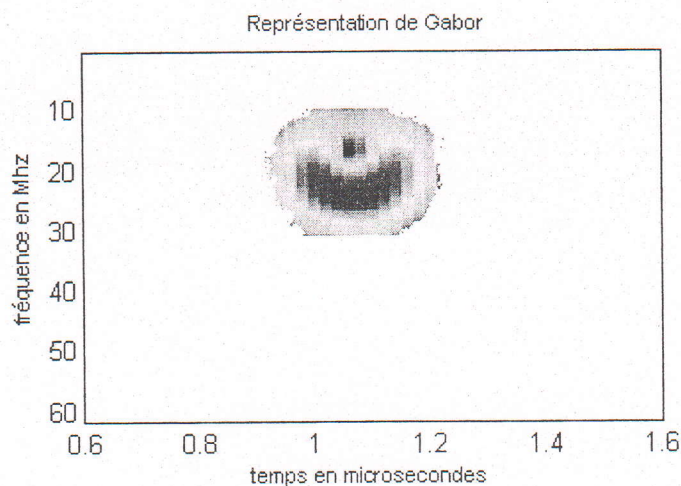


Fig.4.30 Représentation de Gabor pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.1\mu s$

Remarque : Pour la représentation de Gabor, dès qu'on dépasse les 0.2 microsecondes, on ne peut plus voir la différence entre les deux échos avec précision.

4.3.2 Application de la représentation de Wigner ville

Dans cette partie, nous allons appliquer la représentation de Wigner ville dans le cas où les échos de défauts sont très rapprochés dans le temps.

Le 1^{er} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

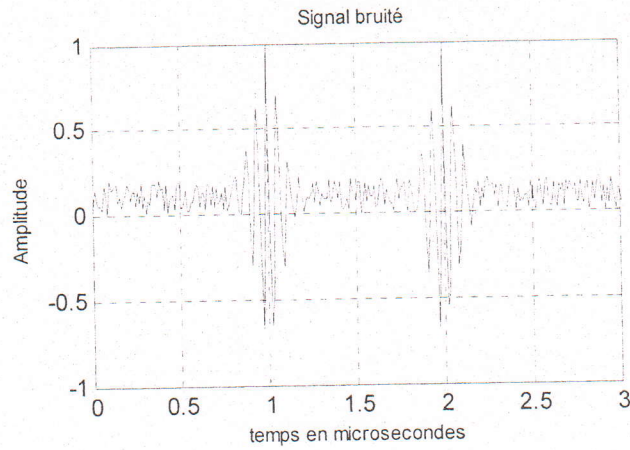


Fig.4.31 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$

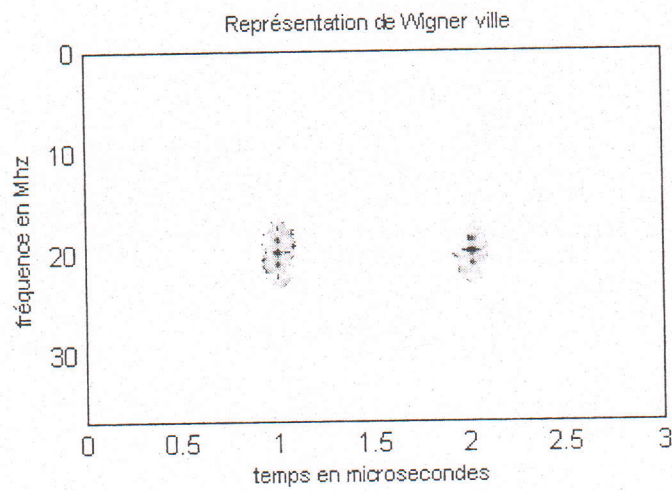


Fig.4.32 Représentation de Wigner ville pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=1\mu s$

Le 2^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

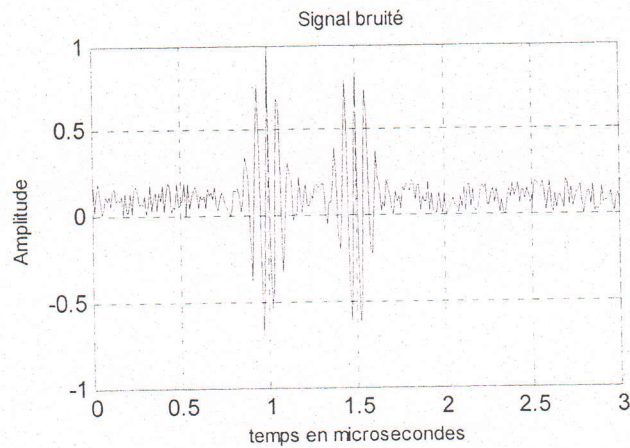


Fig.4.33 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$

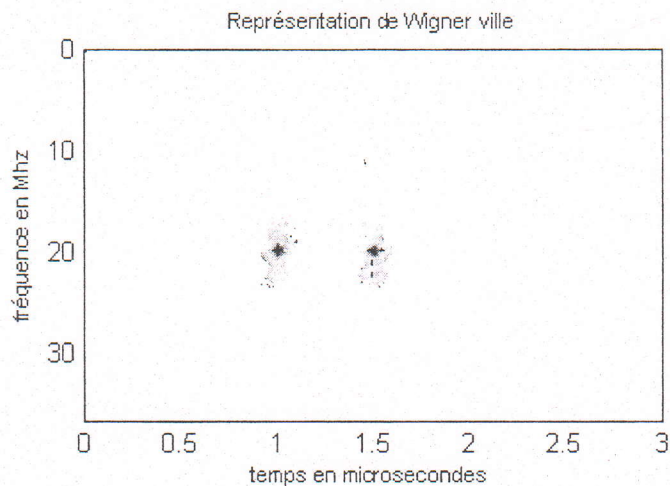


Fig.4.34 Représentation de Wigner ville pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.5\mu\text{s}$

Le 3^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

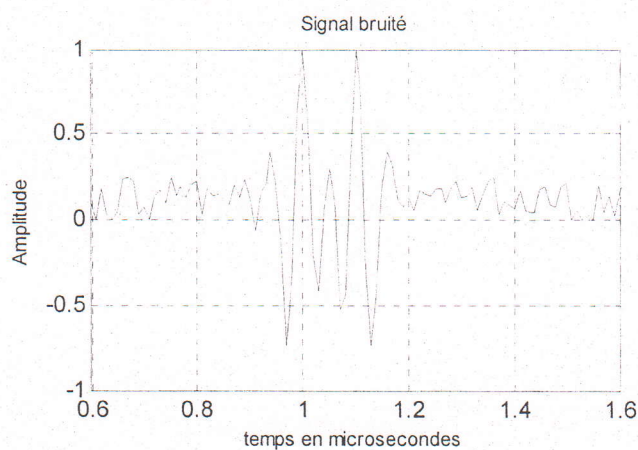


Fig.4.35 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu\text{s}$ et $Q=0.85$

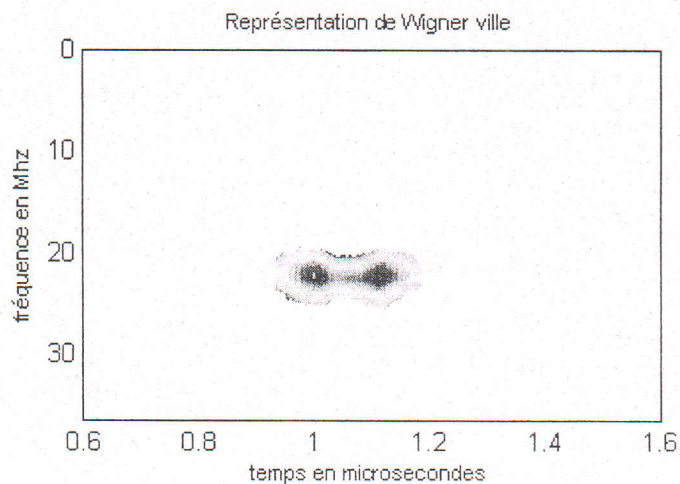


Fig.4.36 Représentation de Wigner ville pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.1\mu\text{s}$

Le 4^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.05 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

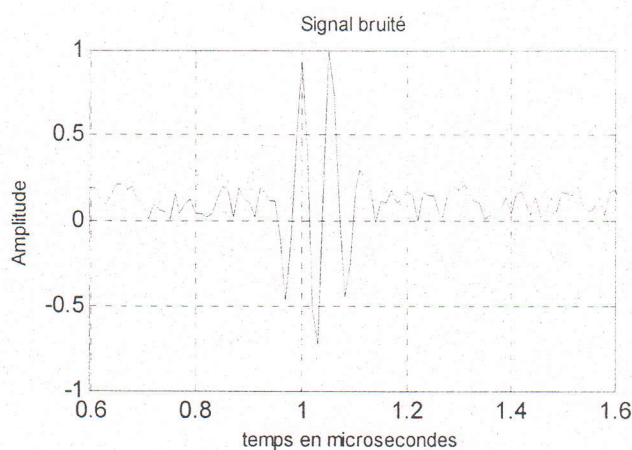


Fig.4.37 Signal bruité avec $\Delta t=0.05\mu s$ et $Q=0.85$

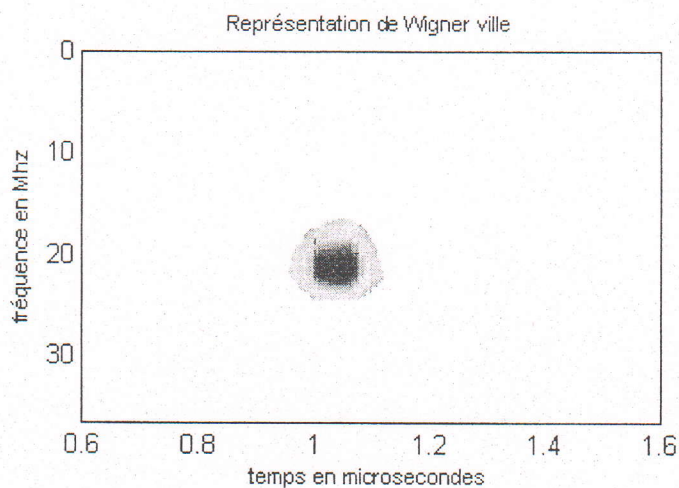


Fig.4.38 Représentation de Wigner ville pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.05\mu s$

Remarque :

Pour la représentation de Wigner ville, dès qu'on dépasse les 0.1 microsecondes, on ne peut plus voir la différence entre les deux échos avec précision.

4.3.3 Application de la représentation de Choi-Williams

Dans cette partie, nous allons appliquer la représentation de Choi-Williams dans le cas où les échos de défauts sont très rapprochés dans le temps.

Le 1^{er} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

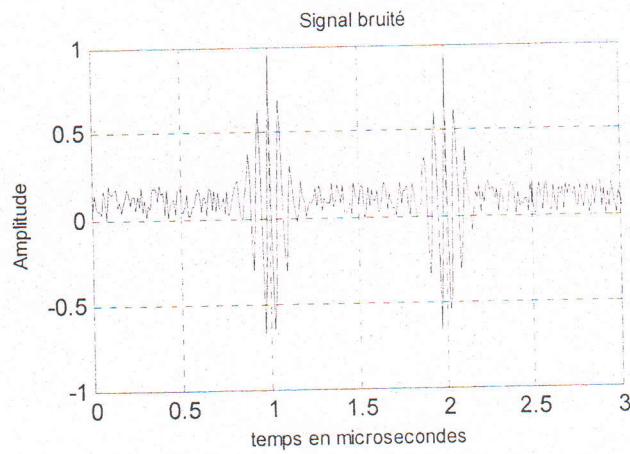


Fig.4.39 Signal bruité avec $\Delta t=1 \mu s$ et $Q=1.5$

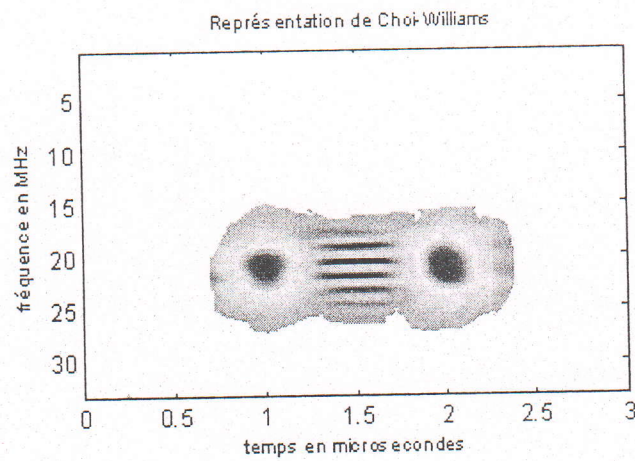


Fig.4.40 Représentation de Choi-Williams pour $f=20 \text{ MHz}$ et $\Delta t=1 \mu s$

Le 2^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

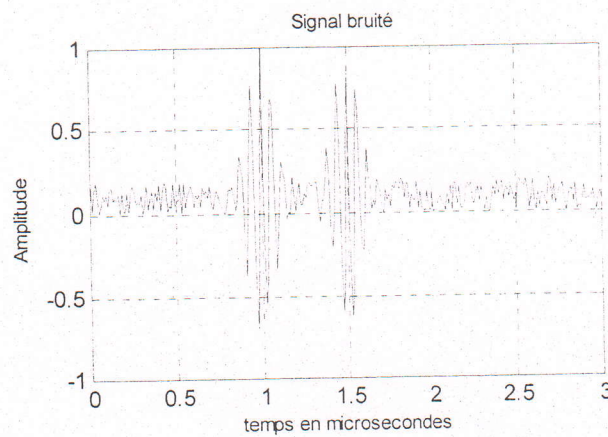


Fig.4.41 Signal bruité avec $\Delta t=0.5 \mu s$ et $Q=1.5$

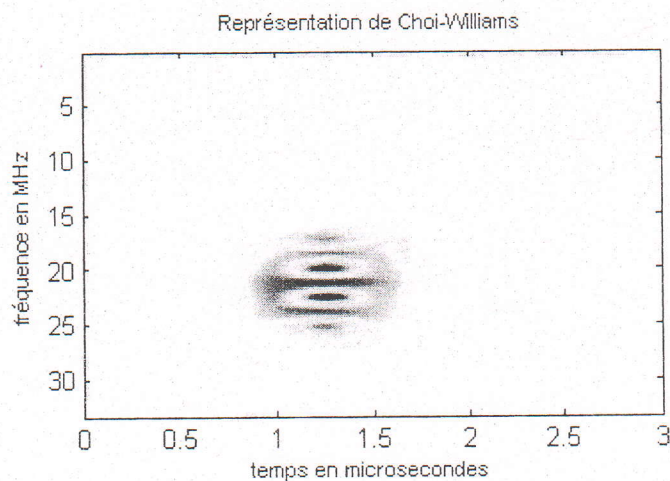


Fig.4.42 Représentation de Choi-Williams pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.5\mu\text{s}$

Le 3^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

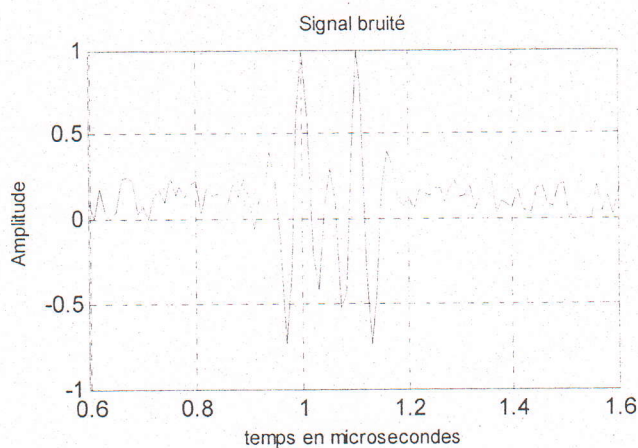


Fig.4.43 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu\text{s}$ et $Q=0.85$

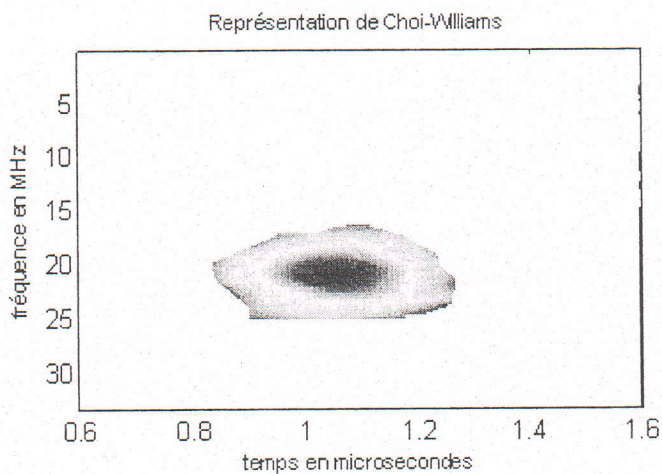


Fig.4.44 Représentation de Choi-Williams pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.1\mu\text{s}$

Remarque :

Pour la représentation de Choi-Williams dès qu'on dépasse les 0.5 microsecondes, on ne peut plus voir la différence entre les deux échos avec précision.

4.3.4 Application de la représentation de Pseudo Margeneau-Hill

Dans cette partie, nous allons appliquer la représentation de Pseudo Margeneau-Hill dans le cas où les échos de défauts sont très rapprochés dans le temps.

Le 1^{er} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

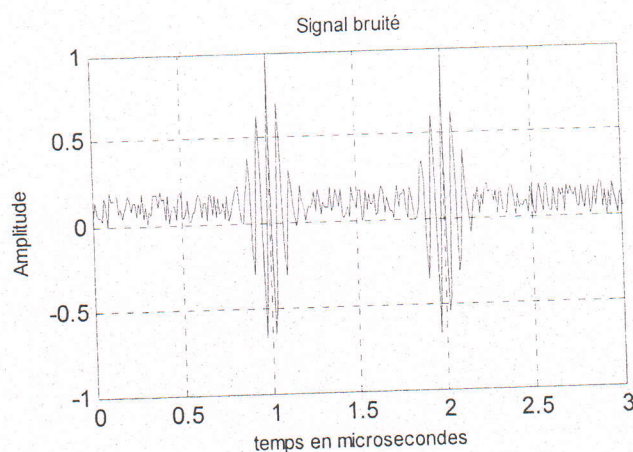


Fig.4.45 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$

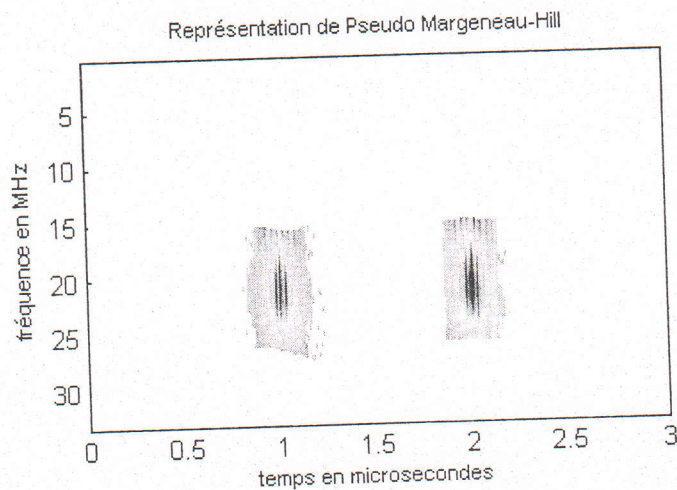


Fig.4.46 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=1\mu s$

Le 2^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

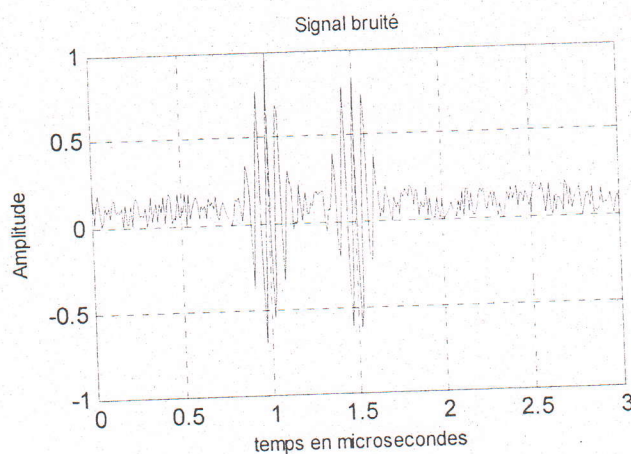


Fig.4.47 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$

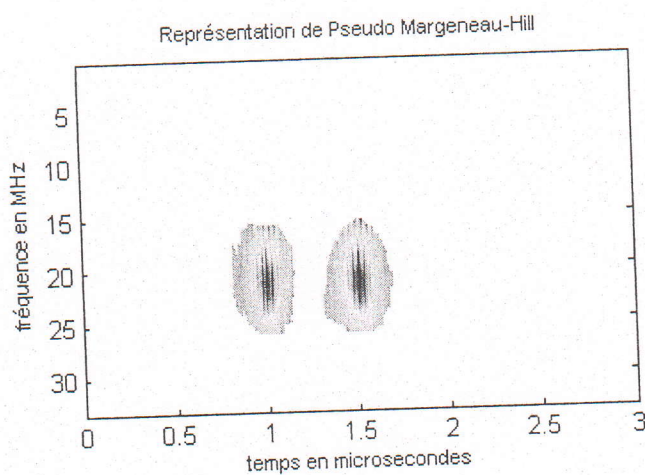


Fig.4.48 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.5\mu s$

Le 3^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

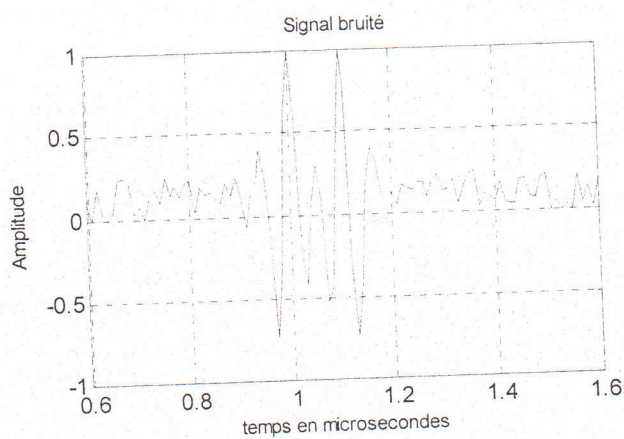


Fig.4.49 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$

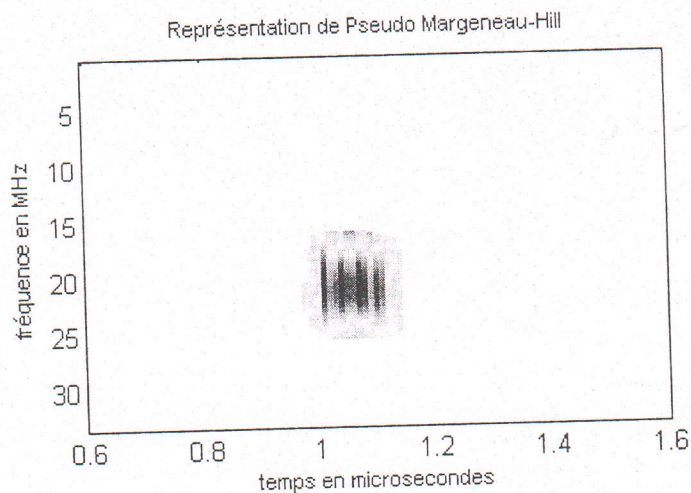


Fig.4.50 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.1\mu\text{s}$

Remarque :

Pour la représentation de Pseudo Margeneau-Hill dès qu'on attend les 0.1 microsecondes, on ne peut plus voir la différence entre les deux échos avec précision.

4.3.5 Application de la représentation de Zao-Atlas-Marks

Dans cette partie, nous allons appliquer la représentation de Zao-Atlas-Marks dans le cas où les échos de défauts sont très rapprochés dans le temps.

Le 1^{er} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

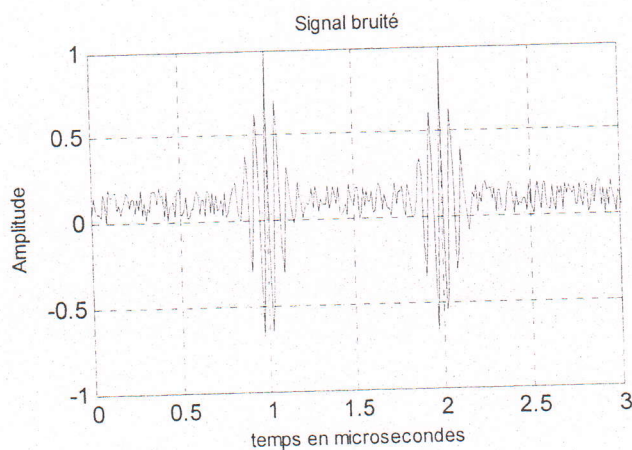


Fig.4.51 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu\text{s}$ et $Q=1.5$

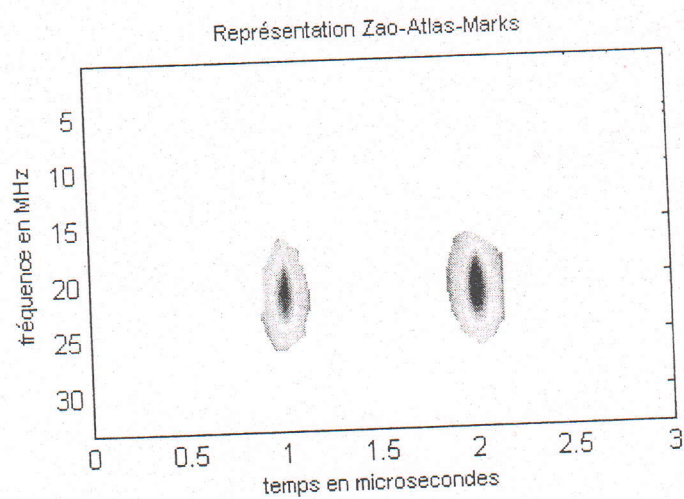


Fig.4.52 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=1\mu\text{s}$

Le 2^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

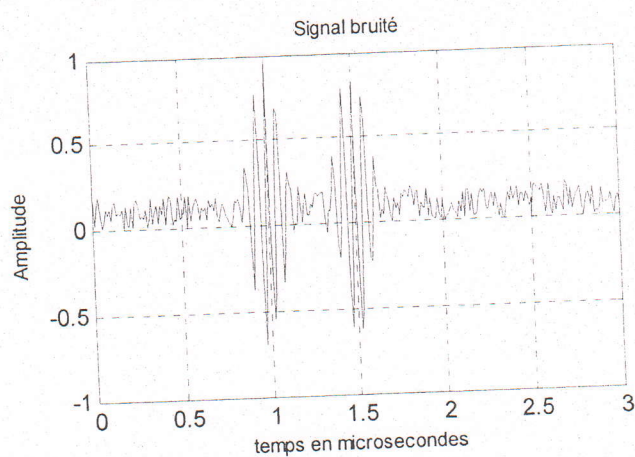


Fig.4.53 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu\text{s}$ et $Q=1.5$

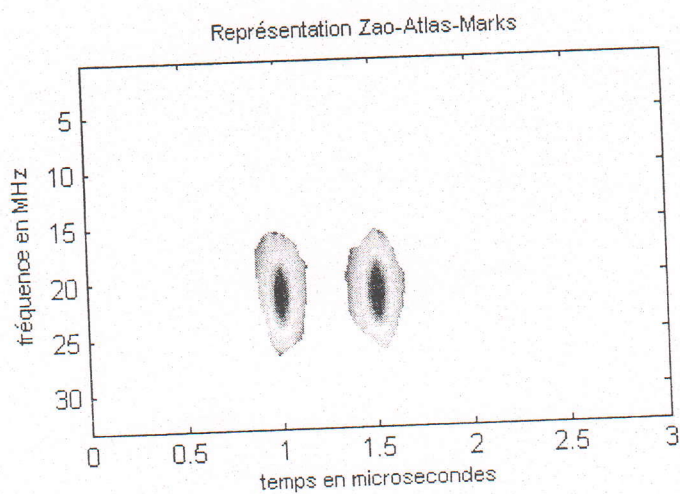


Fig.4.54 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.5\mu\text{s}$

Le 3^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

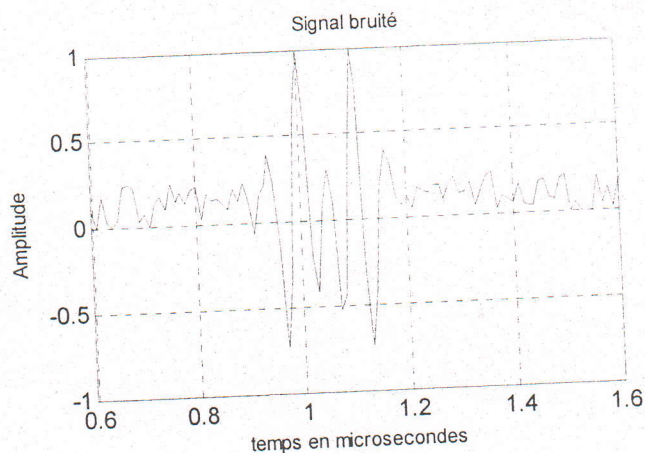


Fig.4.55 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$

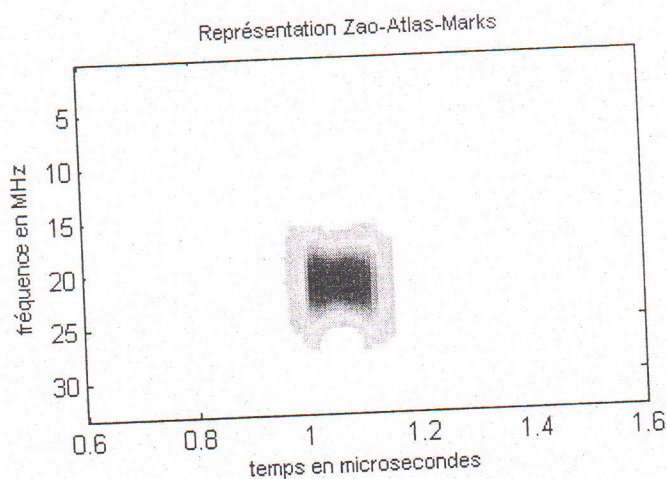


Fig.4.56 Représentation de Zao-Atlas-Marks pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.1\mu s$

Remarque :

Pour la représentation de Zao-Atlas-Marks dès qu'on dépasse les 0.1 microsecondes, on ne peut plus voir la différence entre les deux échos avec précision.

4.4 Application de Music Algorithm

Dans cette partie, nous allons appliquer le Music Algorithm dans le cas où les échos de défauts sont très rapprochés dans le temps.

Le 1^{er} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

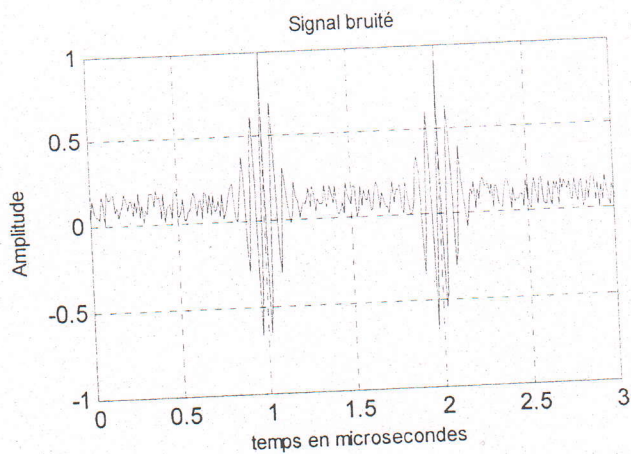


Fig.4.57 Signal bruité avec $\Delta t=1\mu s$ et $Q=1.5$

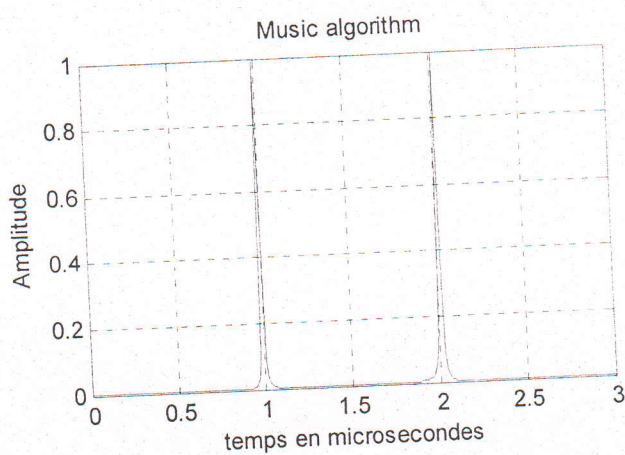


Fig.4.58 Application de Music Algorithm pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=1\mu s$

Le 2^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.5 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 3 microsecondes.

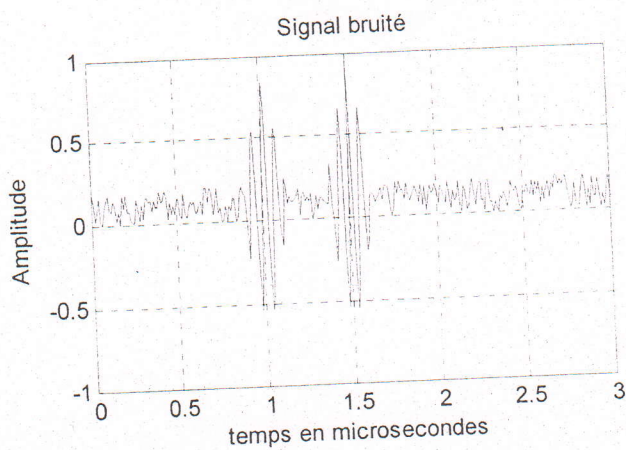


Fig.4.59 Signal bruité avec $\Delta t=0.5\mu s$ et $Q=1.5$

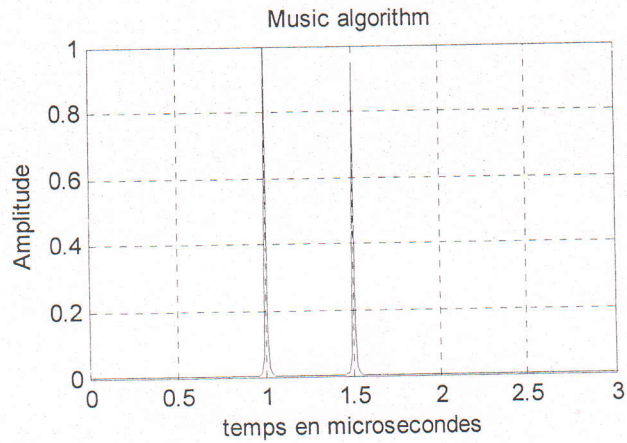


Fig.4.60 Application de Music Algorithm pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.5\mu\text{s}$

Le 3^{em}e test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.2 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

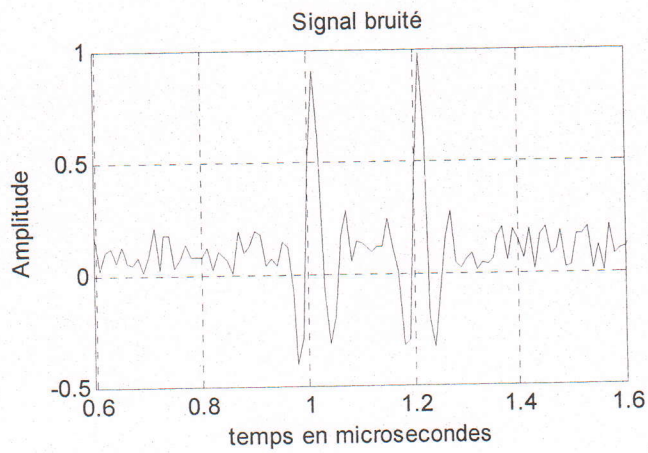


Fig.4.61 Signal bruité avec $\Delta t=0.2\mu\text{s}$ et $Q=0.85$

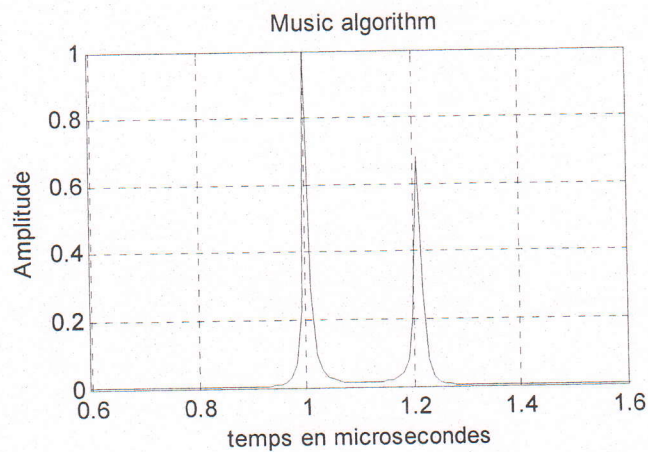


Fig.4.62 Application de Music Algorithm pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.2\mu\text{s}$

Le 4^{ème} test concerne un signal contenant deux échos ultrasonores de fréquence 20 MHz décalés de 0.1 microseconde et bruité à 25%, sur une fenêtre de 1 microseconde.

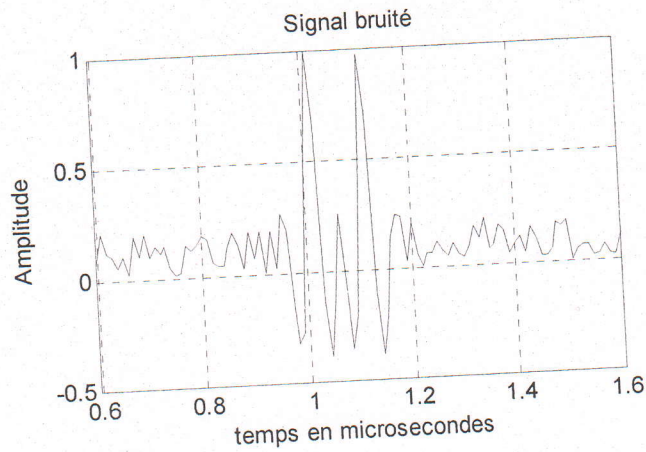
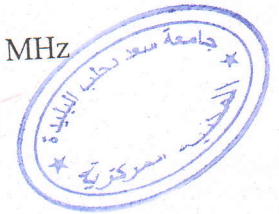


Fig.4.63 Signal bruité avec $\Delta t=0.1\mu s$ et $Q=0.85$

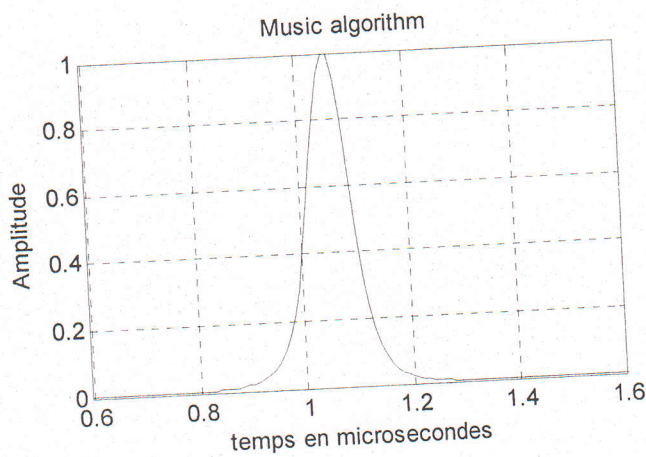


Fig.4.64 Application de Music Algorithm pour $f=20\text{MHz}$ et $\Delta t=0.1\mu s$

Remarque :

Pour l'application de Music Algorithm, dès qu'on dépasse les 0.2 microsecondes, on ne peut plus voir la différence entre les deux échos avec précision.

Fréquence	Algo ΔT	1 μ s	0.5 μ s	0.2 μ s	0.1 μ s	0.05 μ s
10 MHz	<i>Clean</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Gabor</i>	1	0.5	/	/	/
	<i>Wig-ville</i>	1	0.5	/	/	/
	<i>Choi-williams</i>	1	0.5	/	/	/
	<i>Pseu-Marg-Hill</i>	1	0.5	/	/	/
	<i>Zao-Atlas-Marks</i>	1	0.5	/	/	/
	<i>Music</i>	1	0.5	/	/	/
15 MHz	<i>Clean</i>	1	0.5	0.2	0.1	/
	<i>Gabor</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Wig-ville</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Choi-williams</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Pseu-Marg-Hill</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Zao-Atlas-Marks</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Music</i>	1	0.5	0.2	/	/
20 MHz	<i>Clean</i>	1	0.5	0.2	0.1	0.05
	<i>Gabor</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Wig-ville</i>	1	0.5	0.2	0.1	/
	<i>Choi-williams</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Pseu-Marg-Hill</i>	1	0.5	0.2	/	/
	<i>Zao-Atlas-Marks</i>	1	0.5	0.2	0.1	/
	<i>Music</i>	1	0.5	0.2	/	/

Tableau 4.1 : représentant les résultats trouvés dans l'application des algorithmes aux défauts rapprochés dans le temps.

Comparaison :

Dans cette partie du travail, on remarque d'après le tableau 4.1, qu'en appliquant les sept méthodes, seule la première méthode (Clean Algorithm) qui nous a permis de détecter deux échos superposés jusqu'à 0.05 microsecondes avec précision.

4.5 Application des algorithmes aux signaux réels

Dans cette partie, nous appliquons les algorithmes développés à des signaux réels disponibles au niveau du laboratoire. Nous avons en effet utilisé huit signaux réels différents dans notre travail, dénommé : signal-10MHz-1mm-Alu, tek00, tek01, tek02, tek03, comp01, comp02, comp03. Tous ces signaux ont été prélevés sur des matériaux différents. Le 1^{er} signal « 10MHz-1mm-Alu » est un signal représentant la mesure d'une épaisseur de 1 mm d'un matériau en aluminium. Le deuxième groupe de signaux (tek00, tek01, tek02, tek03) est le résultat de contrôle de 4 pièces en acier contenant chacune deux défauts très proche (distance entre les 2 défauts comprise entre 1mm et 2mm). Enfin les signaux « comp01, comp02, comp03 » sont le résultat de contrôle de pièce en composite.

4.5.1 Application de la représentation de Gabor aux signaux réels

Pour le premier test nous avons utilisé le premier signal « signal-10MHz-1mm-Alu ».

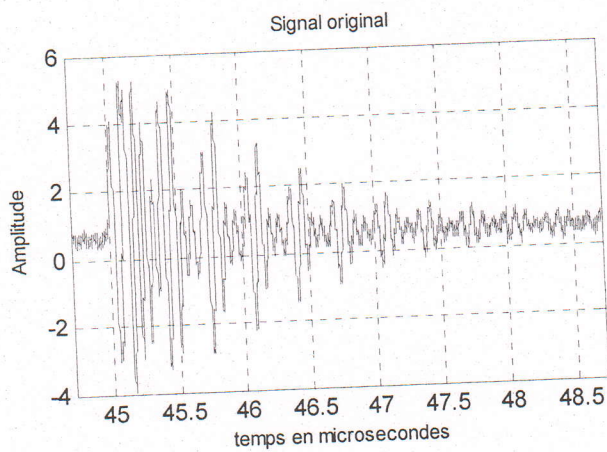


Fig.4.65 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu »

La figure 4.47 représente un signal ultrasonore de fréquence centrale de 10MHz prélevé sur un échantillon en Aluminium de 1mm d'épaisseur. Ce signal est composé de plusieurs échos « face arrière » successifs.

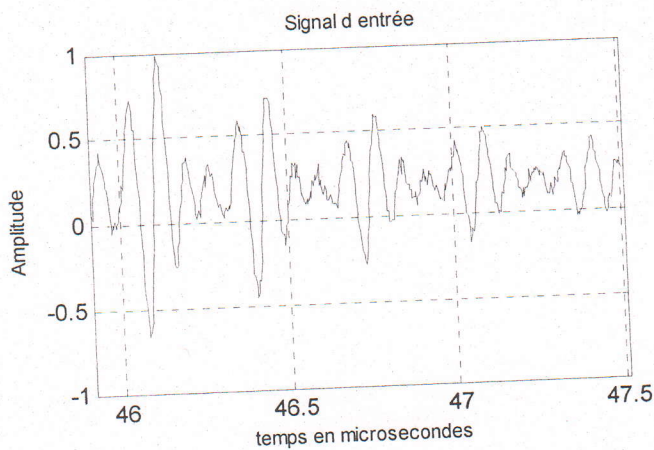


Fig.4.66 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

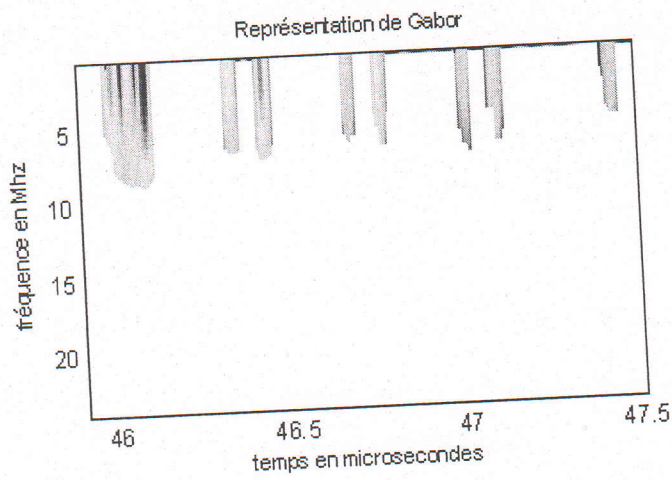


Fig.4.67 Représentation de Gabor pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

La 2^{ème} série des signaux « tec00, tec01, tev02, tec03 » représente la détection de 2 défauts très rapprochés dans le temps.

Pour le deuxième test nous avons utilisé le deuxième signal « tek00 ».

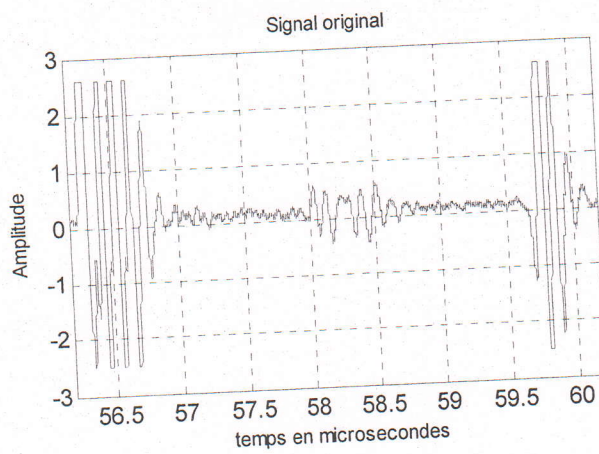


Fig.4.68 Signal original « tek00 »

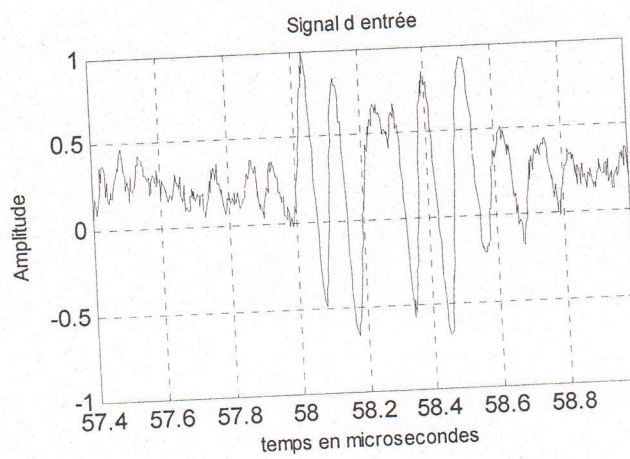


Fig.4.69 Signal d'entrée pour « tek00 »

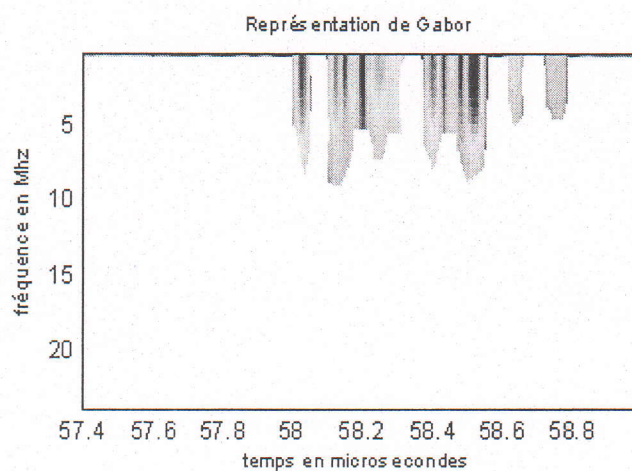


Fig.4.70 Représentation de Gabor pour « tek00 »

Pour le troisième test nous avons utilisé le troisième signal « tek01 ».

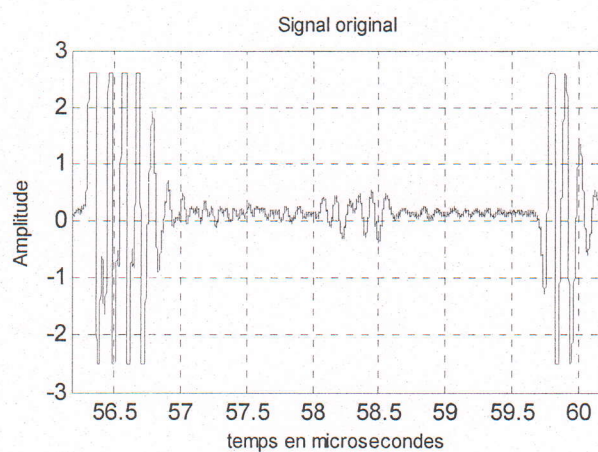


Fig.4.71 Signal original « tek01 »

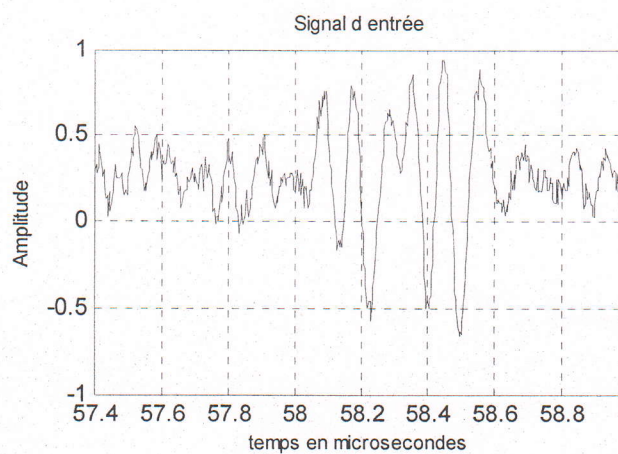


Fig.4.72 Signal d'entrée pour « tek01 »

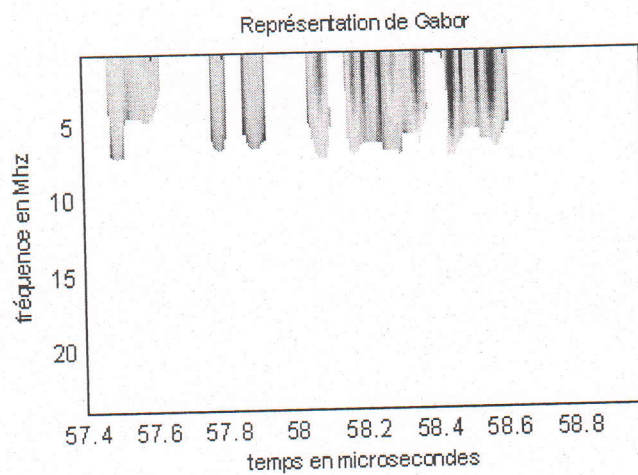


Fig.4.73 Représentation de Gabor pour « tek01 »

Pour le quatrième test nous avons utilisé le quatrième signal « tek02 ».

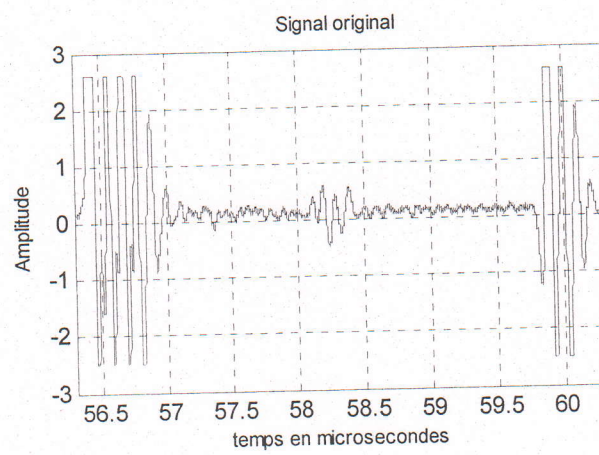


Fig.4.74 Signal original « tek02 »

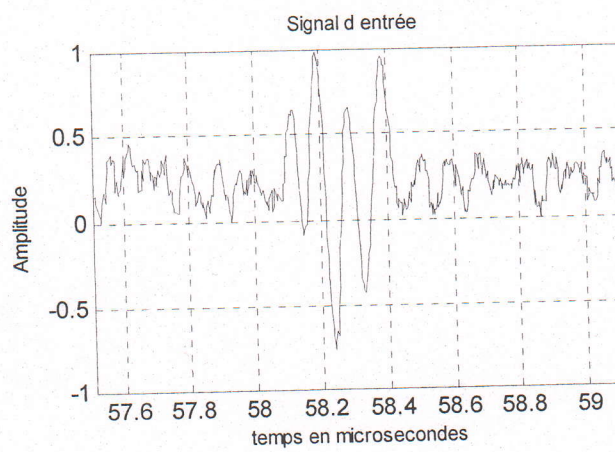


Fig.4.75 Signal d'entrée pour « tek02 »

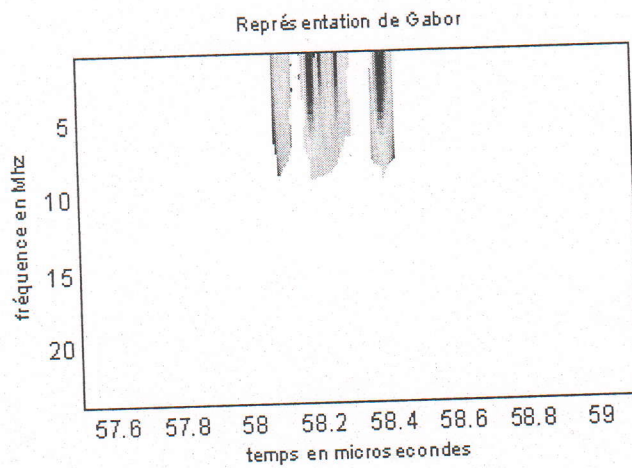


Fig.4.76 Représentation de Gabor pour « tek02 »

Pour le cinquième test nous avons utilisé le cinquième signal « tek03 ».

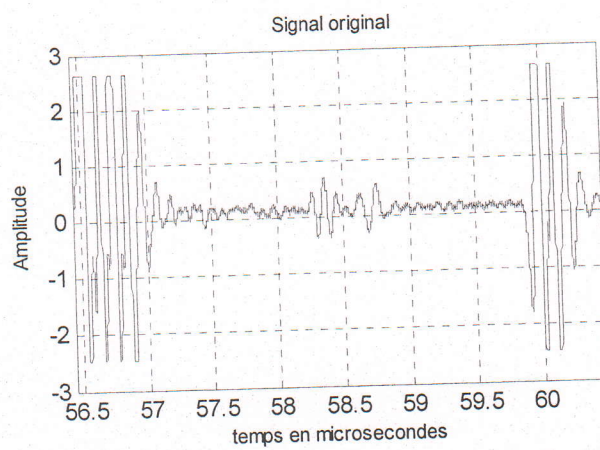


Fig.4.77 Signal original « tek03 »

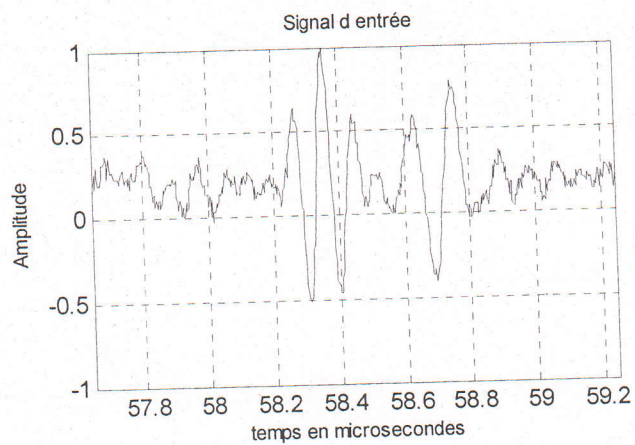


Fig.4.78 Signal d'entrée pour « tek03 »

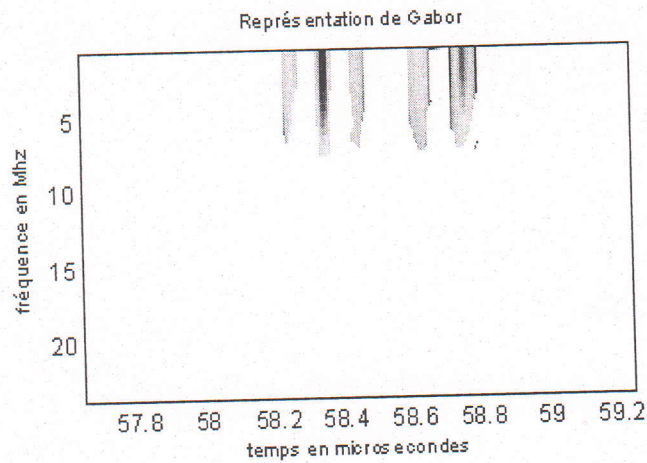


Fig.4.79 Représentation de Gabor pour « tek03 »

La 3^{ème} série des signaux « comp01, comp02, comp03 » représente la détection de 2 défauts très rapprochés dans le temps dans les matériaux composites.

Pour le sixième test nous avons utilisé le sixième signal « comp01 ».

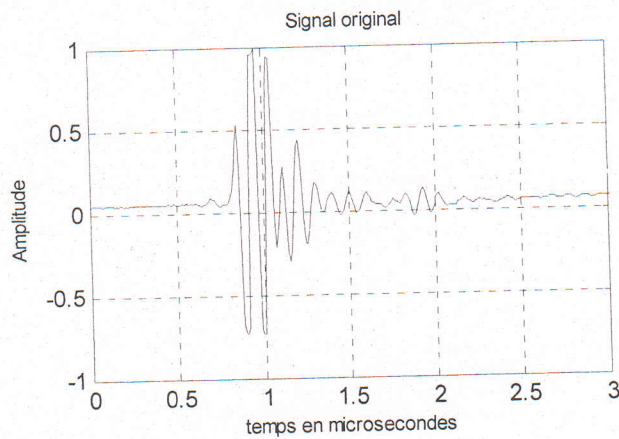


Fig.4.80 Signal original « comp01 »

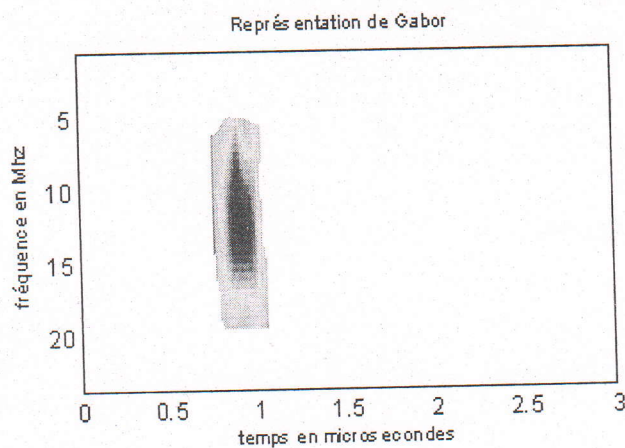


Fig.4.81 Représentation de Gabor pour « comp01 »

Pour le septième test nous avons utilisé le septième signal « comp02 ».

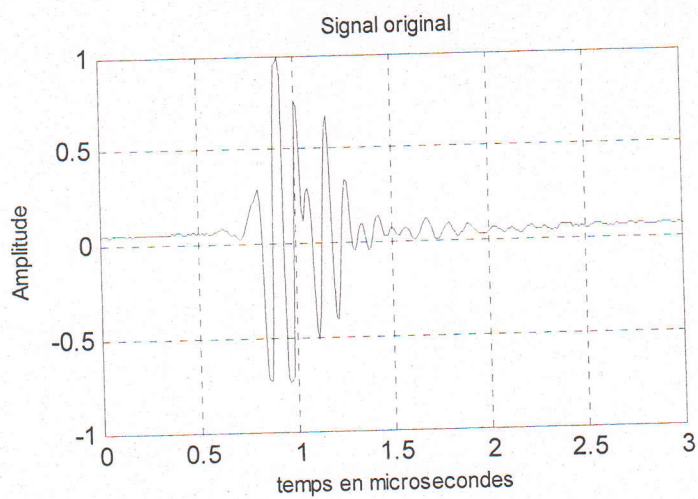


Fig.4.82 Signal original « comp02 »

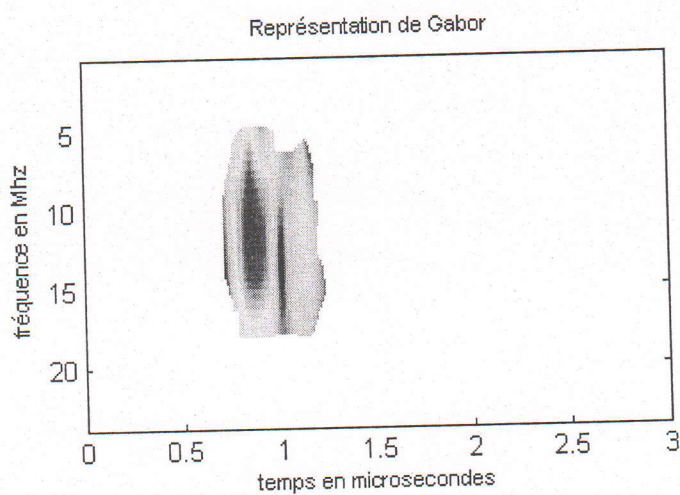


Fig.4.83 Représentation de Gabor pour « comp02 »

Pour le huitième test nous avons utilisé le huitième signal « comp03 ».

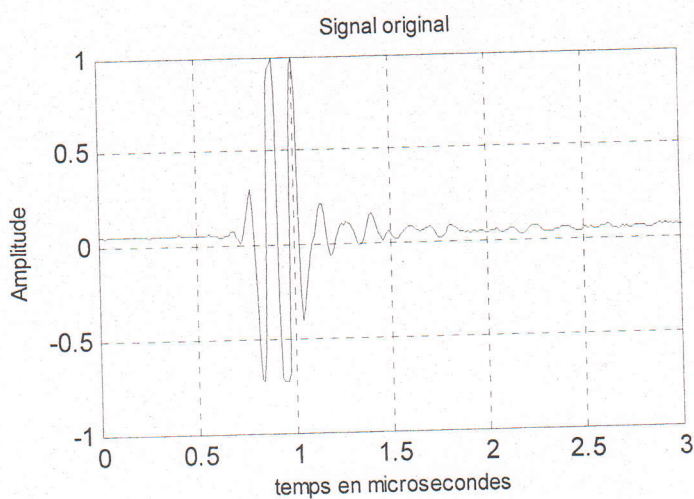


Fig.4.84 Signal original « comp03 »

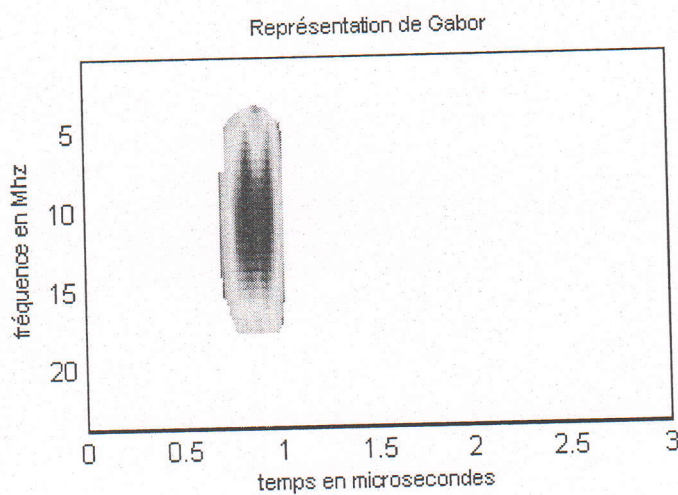


Fig.4.85 Représentation de Gabor pour « comp03 »

4.5.2 Application de la représentation de Wigner ville aux signaux réels

Pour le premier test nous avons utilisé le premier signal « signal-10MHz-1mm-Alu ».

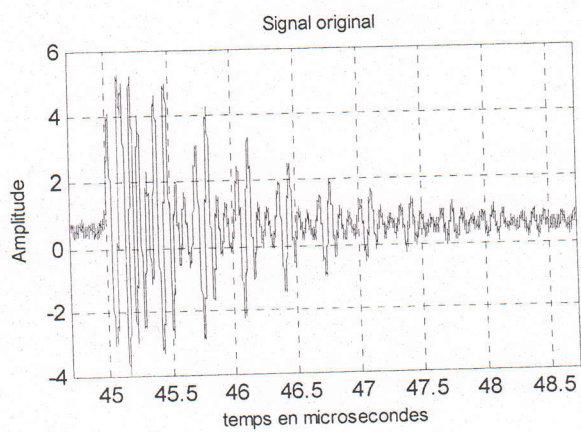


Fig.4.86 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu »

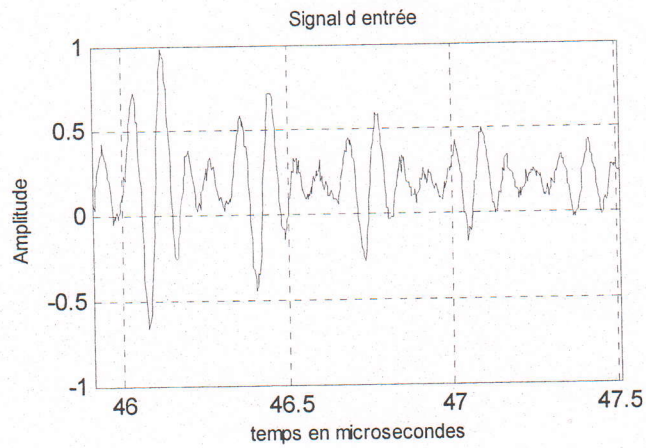


Fig.4.87 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

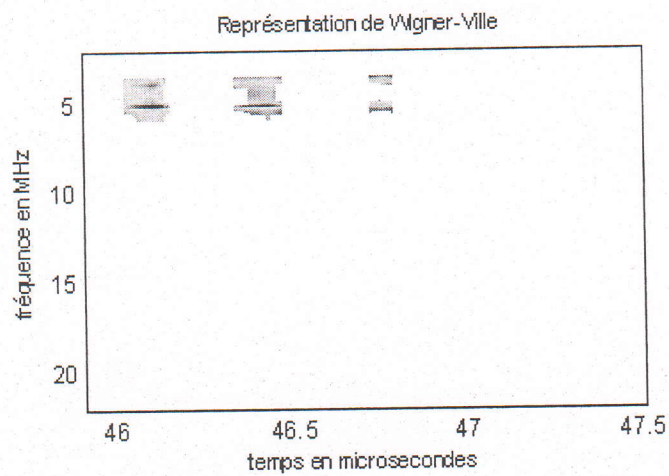


Fig.4.88 Représentation de Wigner ville pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

Pour le deuxième test nous avons utilisé le deuxième signal « tek00 ».

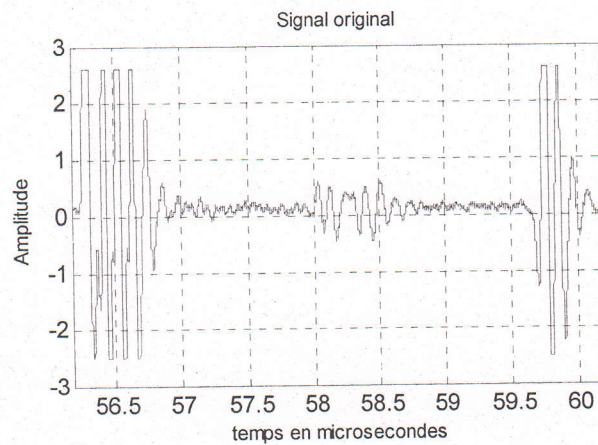


Fig.4.89 Signal original « tek00 »

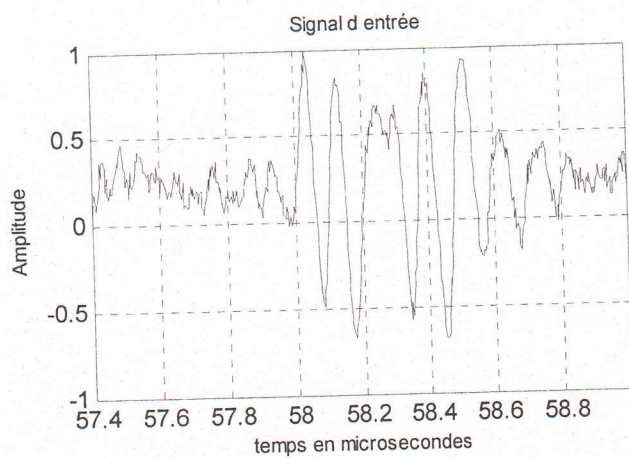


Fig.4.90 Signal d'entrée pour « tek00 »

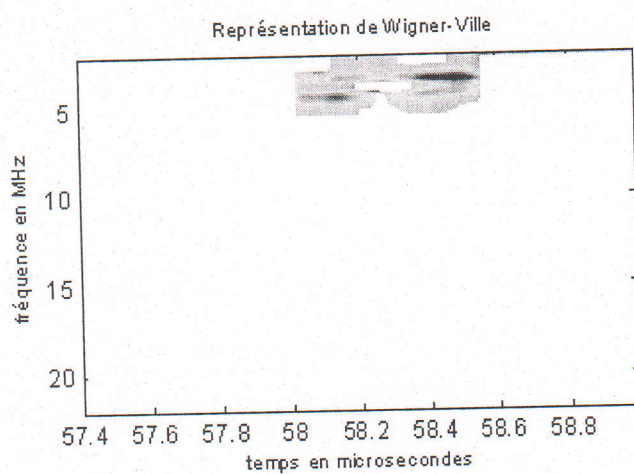


Fig.4.91 Représentation deWigner viller pour « tek00 »

Pour le troisième test nous avons utilisé le troisième signal « tek01 ».

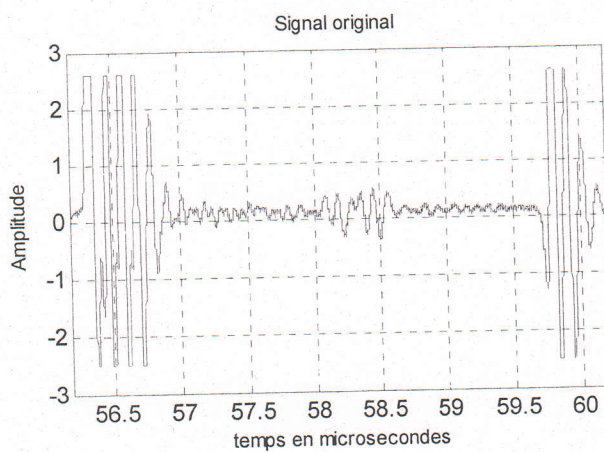


Fig.4.92 Signal original « tek01 »

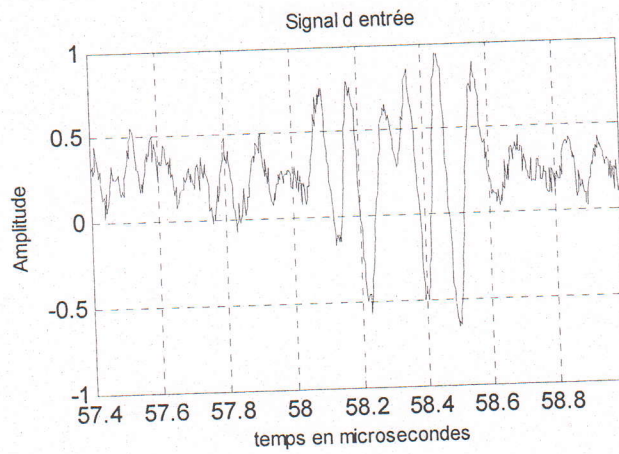


Fig.4.93 Signal d'entrée pour « tek01 »

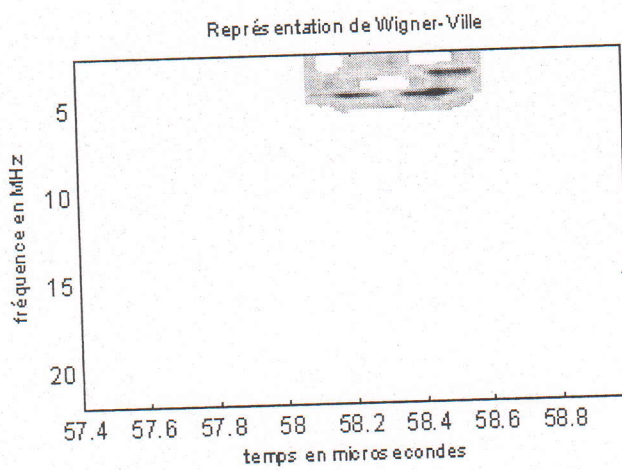


Fig.4.94 Représentation de Wigner ville pour « tek01 »

Pour le quatrième test nous avons utilisé le quatrième signal « tek02 ».

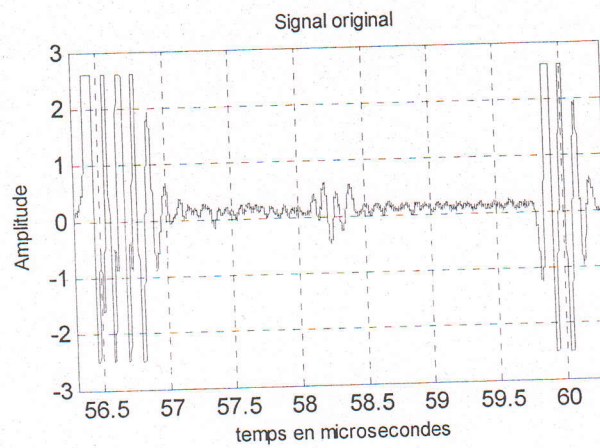


Fig.4.95 Signal original « tek02 »

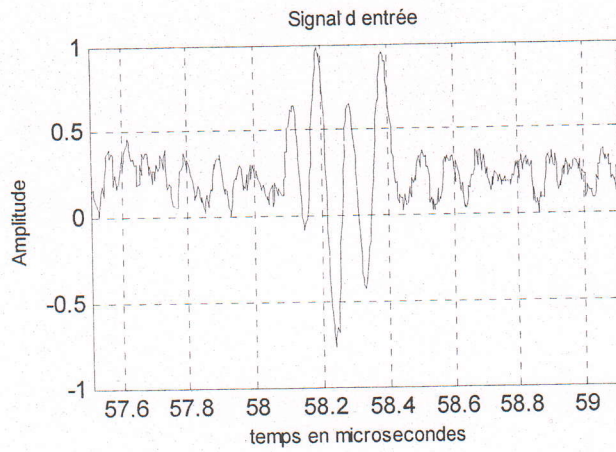


Fig.4.96 Signal d'entrée pour « tek02 »

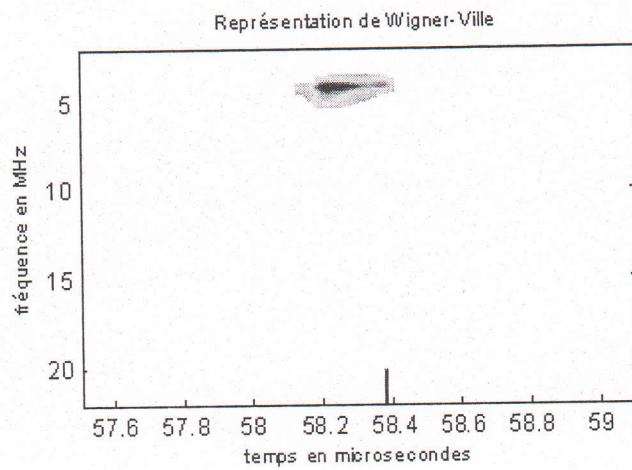


Fig.4.97 Représentation de Wigner ville pour « tek02 »

Pour le cinquième test nous avons utilisé le cinquième signal « tek03 ».

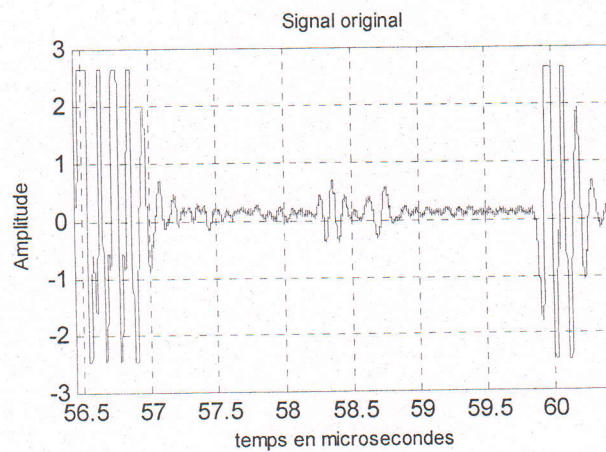


Fig.4.98 Signal original « tek03 »

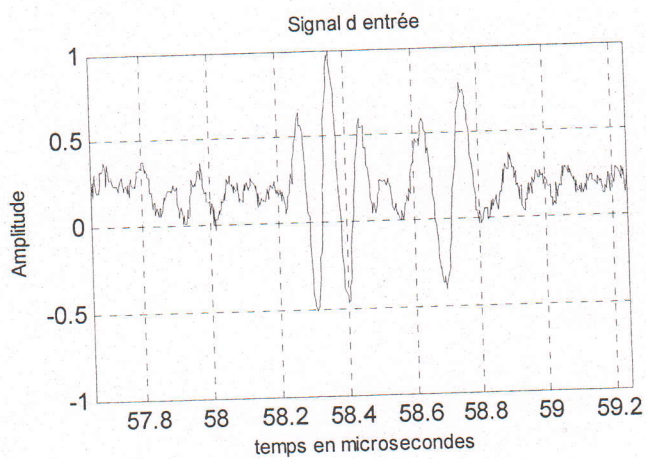


Fig.4.99 Signal d'entrée pour « tek03 »

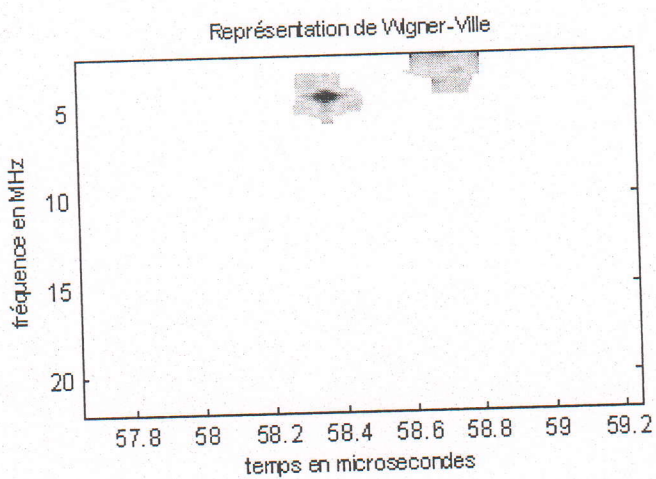


Fig.4.100 Représentation de Wigner ville pour « tek03 »

Pour le sixième test nous avons utilisé le sixième signal « comp01 ».

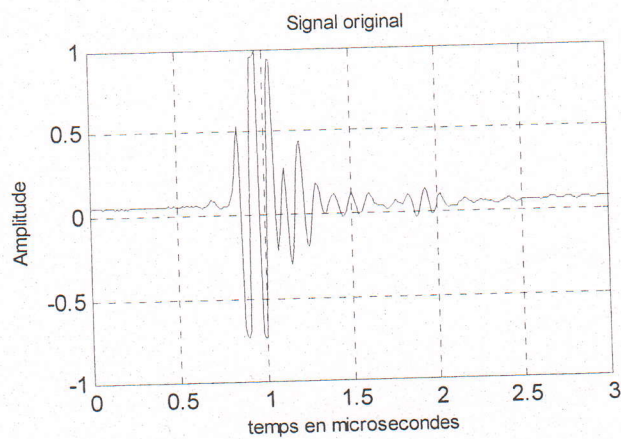


Fig.4.101 Signal original « comp01 »

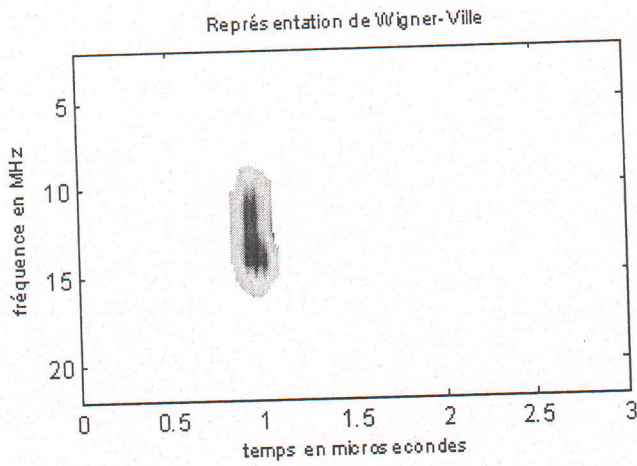


Fig.4.102 Représentation de Wigner-ville pour « comp01 »

Pour le septième test nous avons utilisé le septième signal « comp02 ».

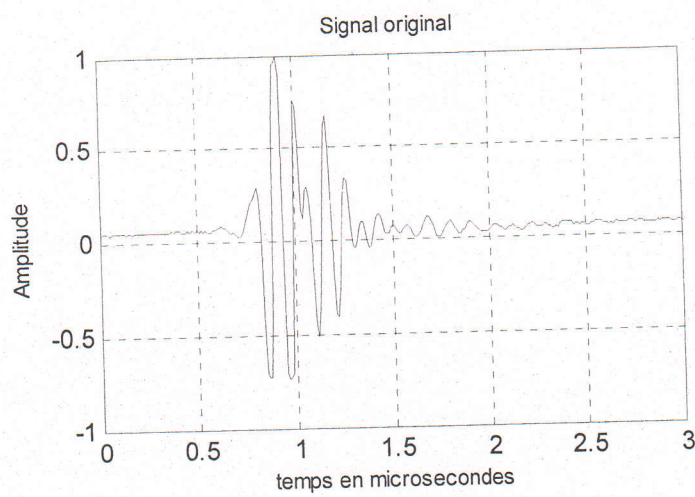


Fig.4.103 Signal original « comp02 »

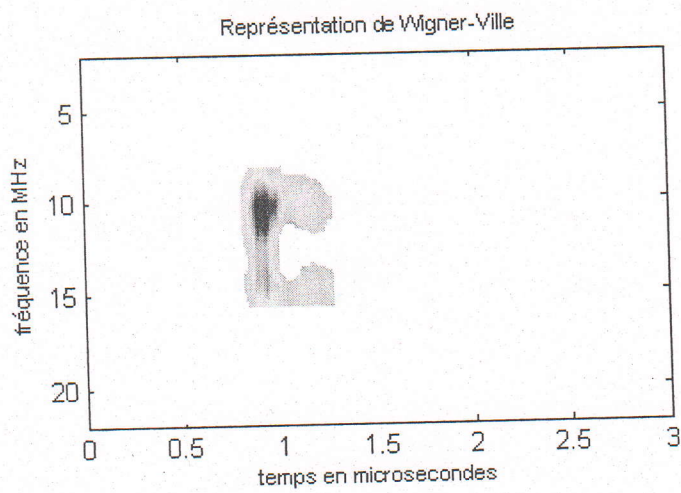


Fig.4.104 Représentation de Wigner ville pour « comp02 »

Pour le huitième test nous avons utilisé le huitième signal « comp03 ».

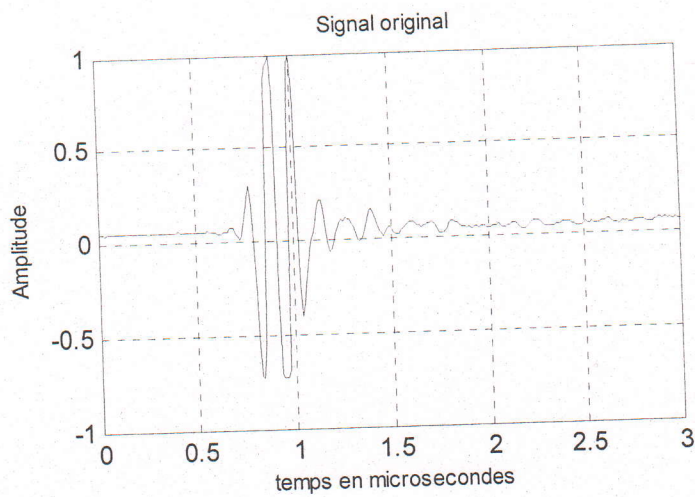


Fig.4.105 Signal original « comp03 »

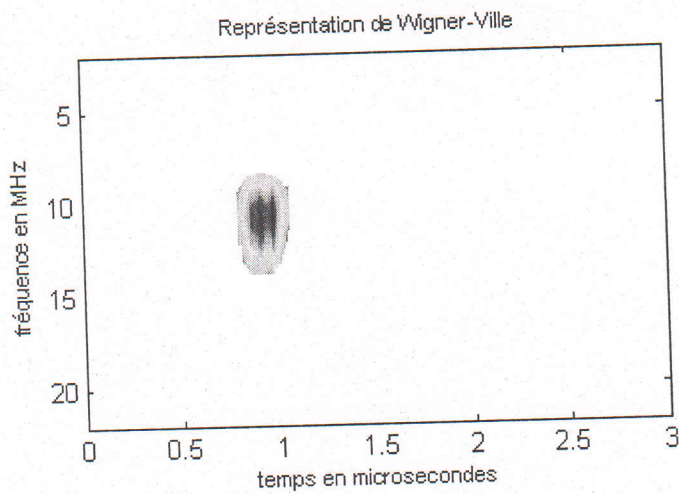


Fig.4.106 Représentation de Wigner ville pour « comp03 »

4.5.3 Application de la représentation de Choi-Williams aux signaux réels

Pour le premier test nous avons utilisé le premier signal « signal-10MHz-1mm-Alu ».

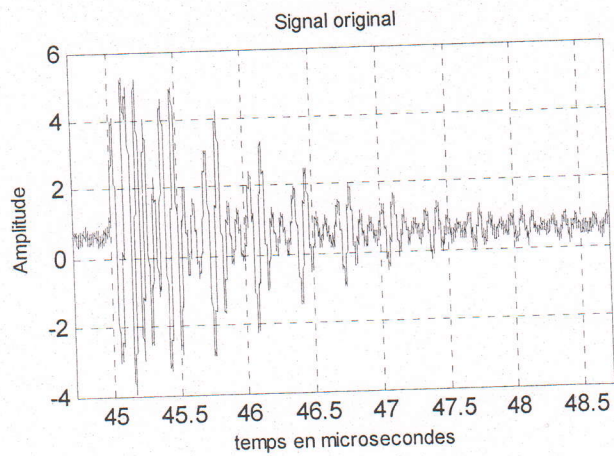
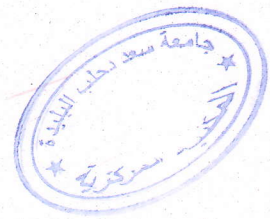


Fig.4.107 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu »

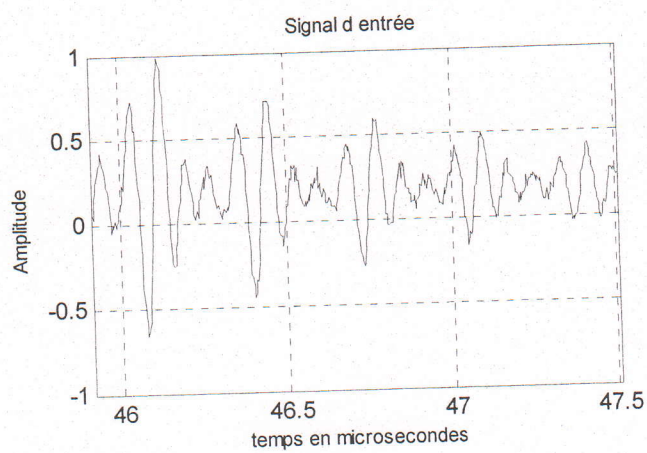


Fig.4.108 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

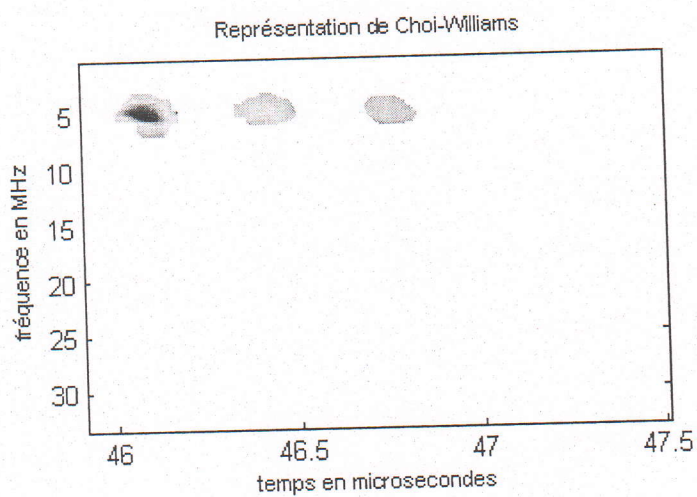


Fig.4.109 Représentation de Choi-Williams pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

Pour le deuxième test nous avons utilisé le deuxième signal « tek00 ».

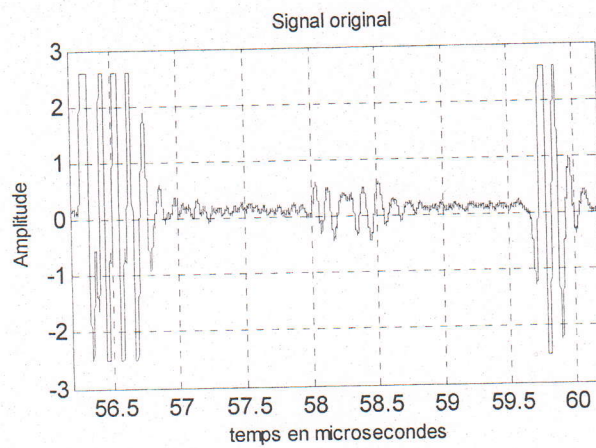


Fig.4.110 Signal original « tek00 »

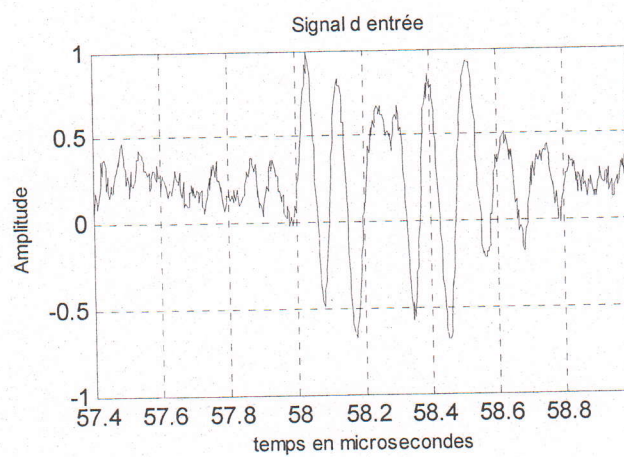


Fig.4.111 Signal d'entrée pour « tek00 »

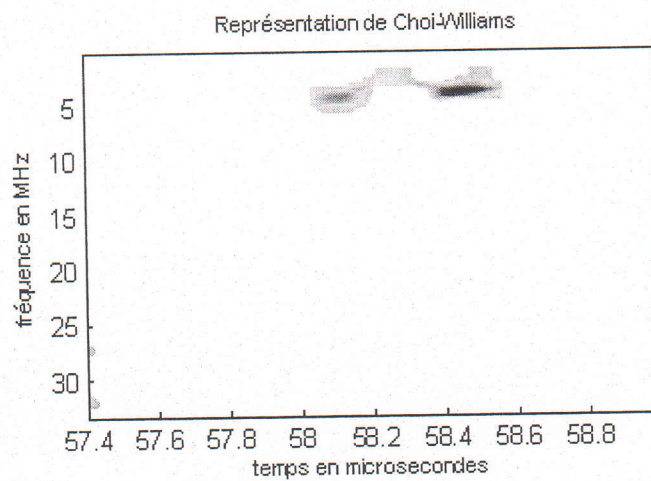


Fig.4.112 Représentation de Choi-Williams pour « tek00 »

Pour le troisième test nous avons utilisé le troisième signal « tek01 ».

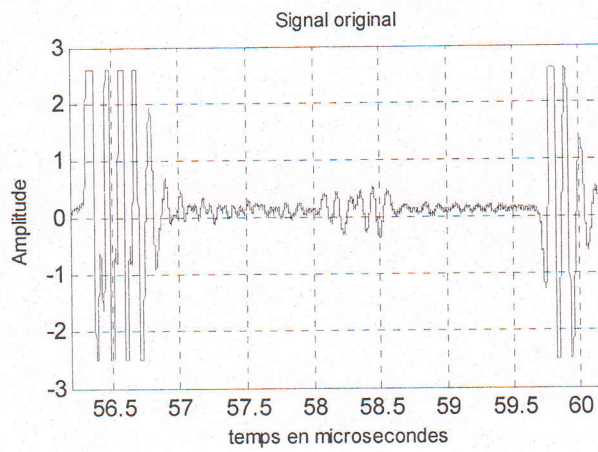


Fig.4.113 Signal original « tek01 »

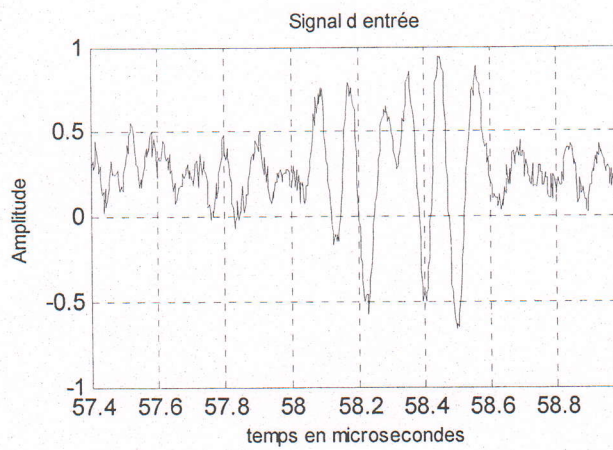


Fig.4.114 Signal d'entrée pour « tek01 »

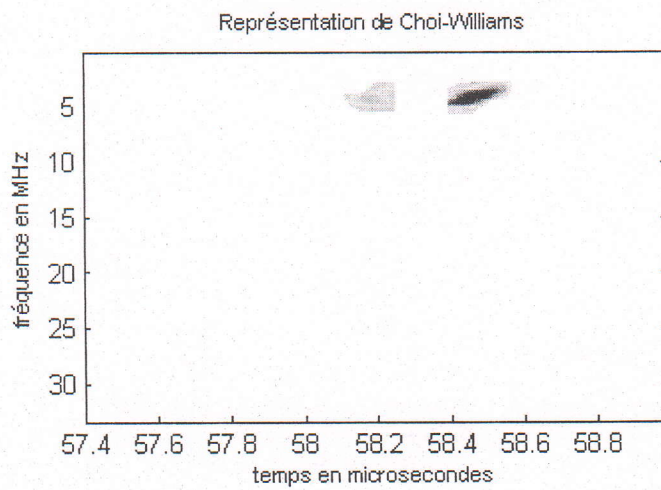


Fig.4.115 Représentation de Choi-Williams pour « tek01 »

Pour le quatrième test nous avons utilisé le quatrième signal « tek02 ».

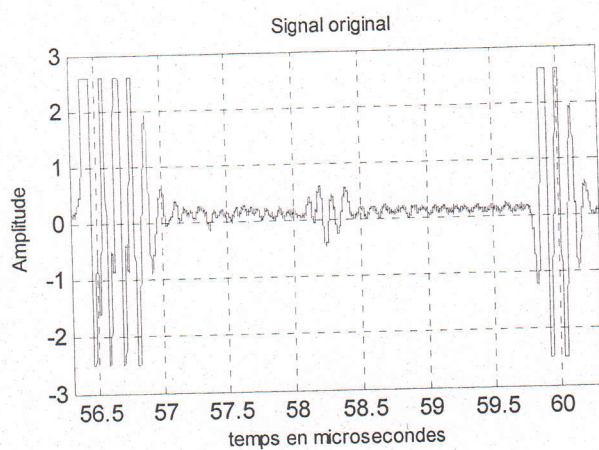


Fig.4.116 Signal original « tek02 »

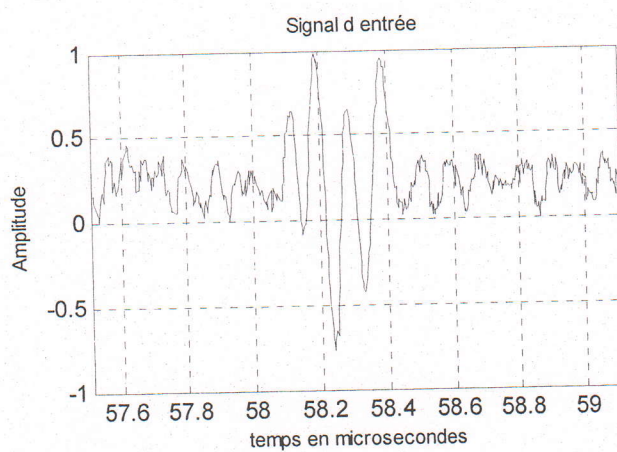


Fig.4.117 Signal d'entrée pour « tek02 »

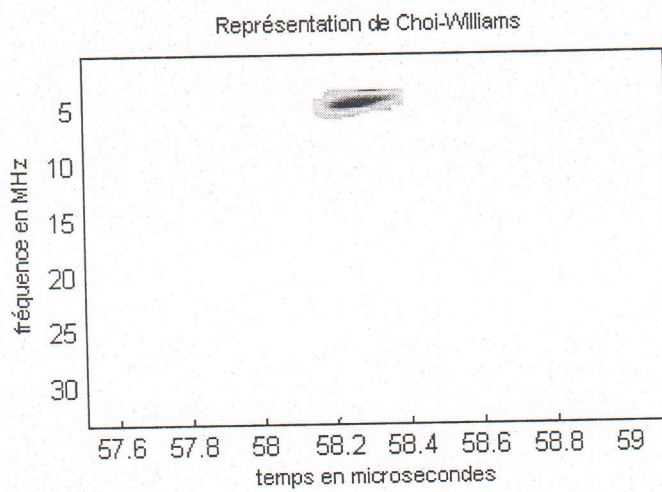


Fig.4.118 Représentation de Choi-Williams pour « tek02 »

Pour le cinquième test nous avons utilisé le cinquième signal « tek03 ».

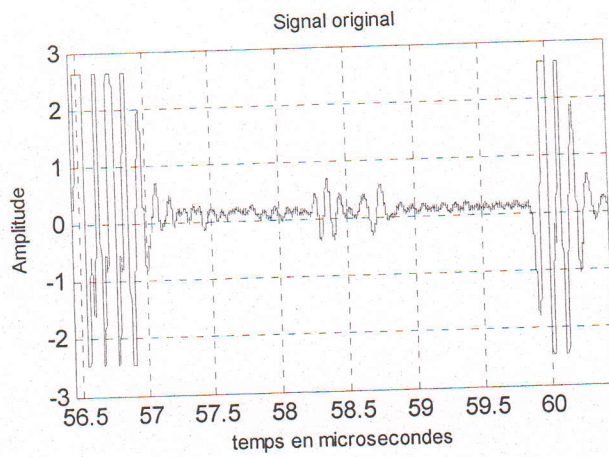


Fig.4.119 Signal original « tek03 »

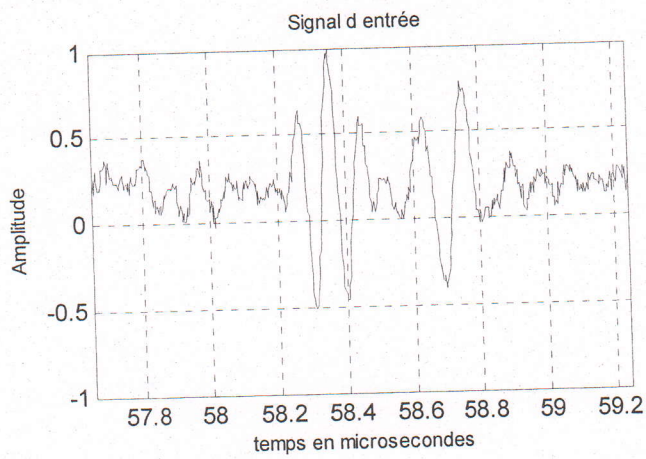


Fig.4.120 Signal d'entrée pour « tek03 »

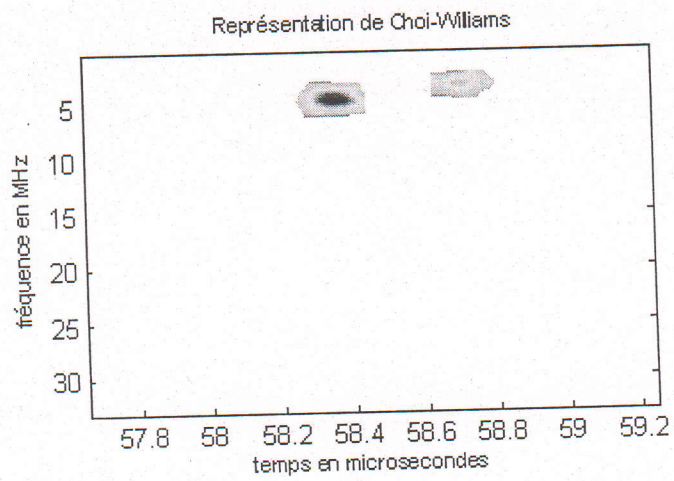


Fig.4.121 Représentation de Choi-Williams pour « tek03 »

Pour le sixième test nous avons utilisé le sixième signal « comp01 ».

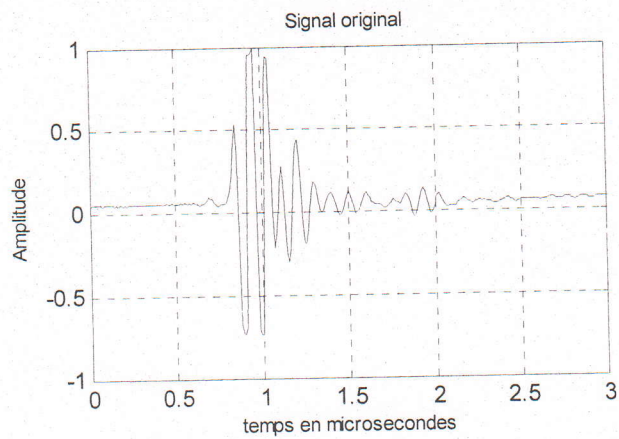


Fig.4.122 Signal original « comp01 »

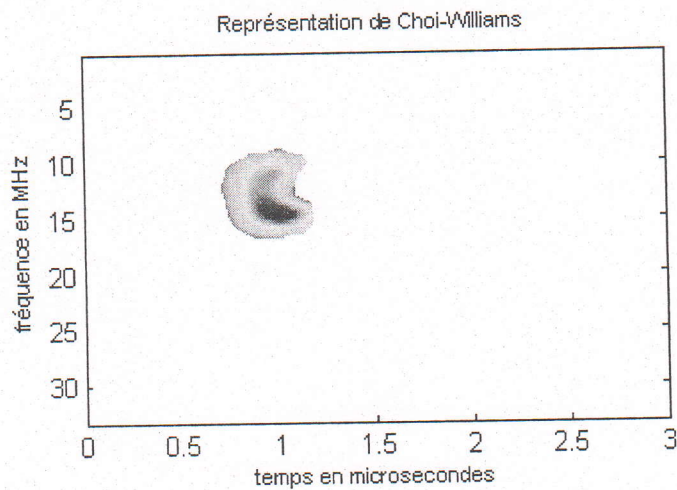


Fig.4.123 Représentation de Choi-Williams pour « comp01 »

Pour le septième test nous avons utilisé le septième signal « comp02 ».

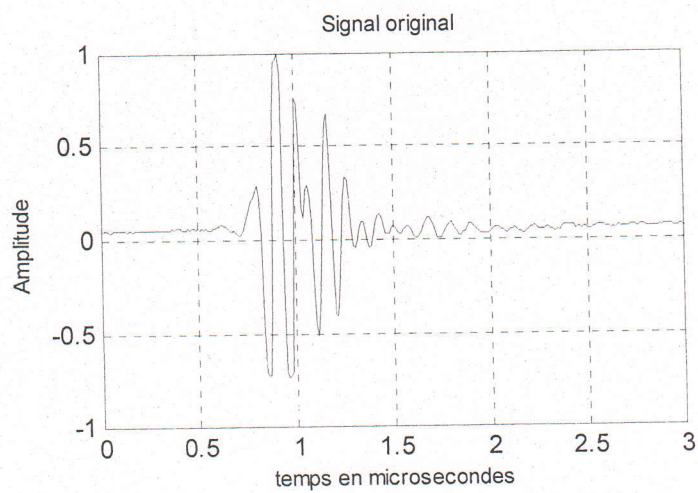


Fig.4.124 Signal original « comp02 »

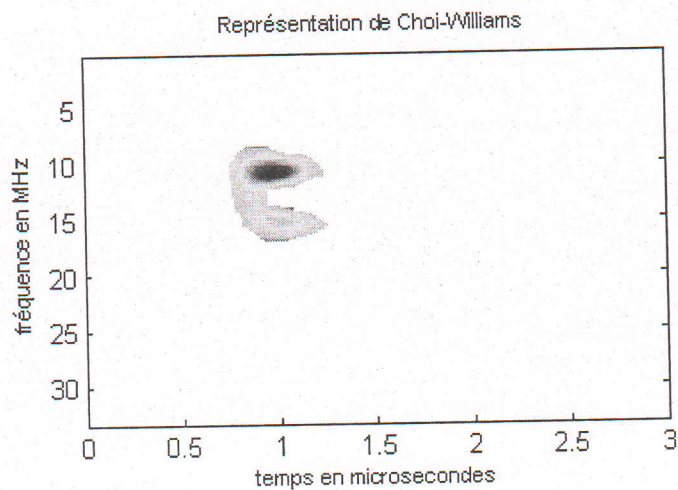


Fig.4.125 Représentation de Choi-Williams pour « comp02 »

Pour le huitième test nous avons utilisé le huitième signal « comp03 ».

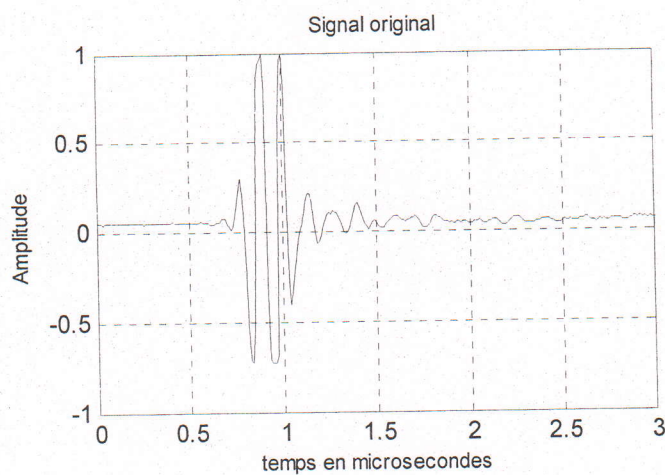


Fig.4.126 Signal original « comp03 »

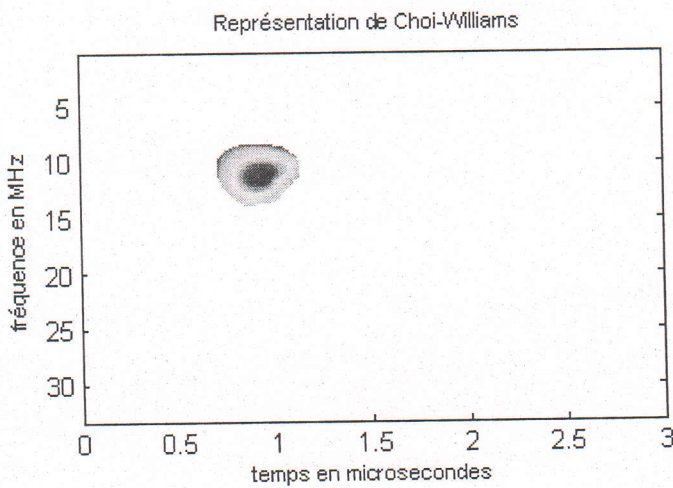


Fig.4.127 Représentation de Choi-Williams pour « comp03 »

4.5.4 Application de la représentation de Pseudo Margeneau-Hill aux signaux réels

Pour le premier test nous avons utilisé le premier signal « signal-10MHz-1mm-Alu ».

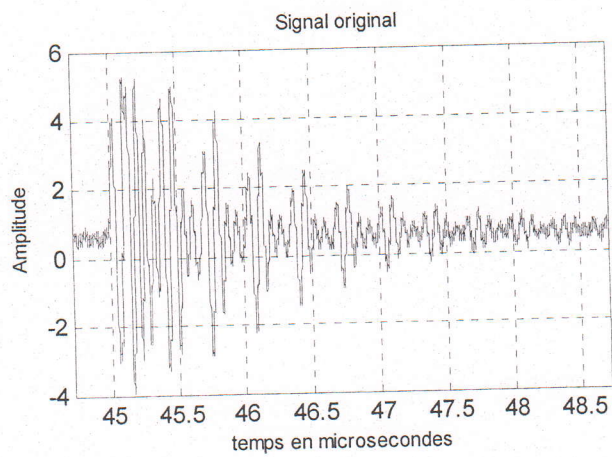


Fig.4.128 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu »

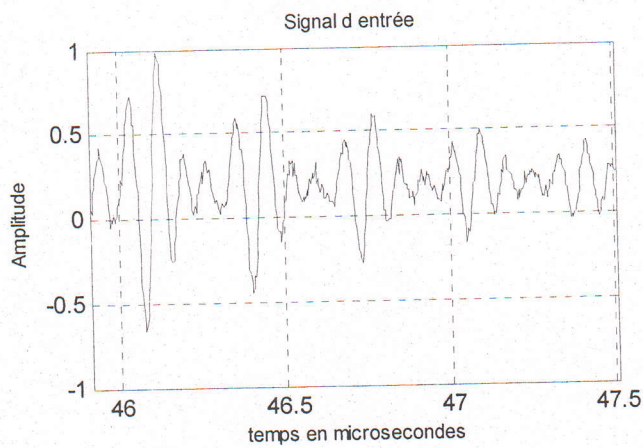


Fig.4.129 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

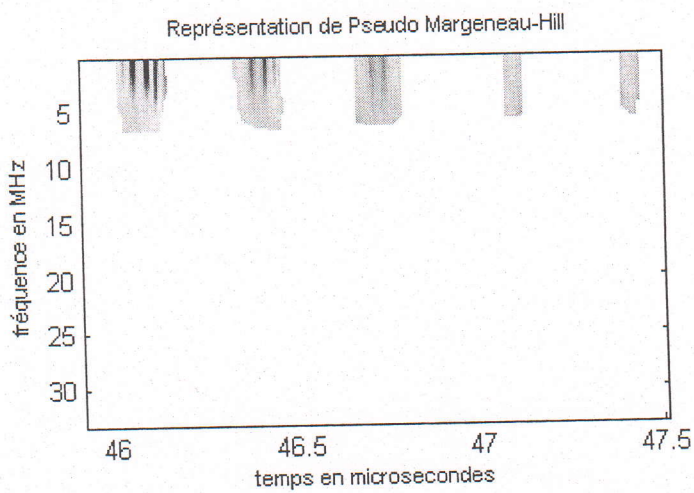


Fig.4.130 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

Pour le deuxième test nous avons utilisé le deuxième signal « tek00 ».

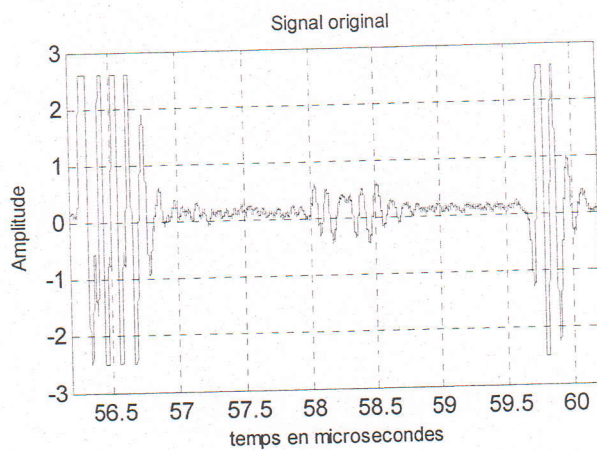


Fig.4.131 Signal original « tek00 »

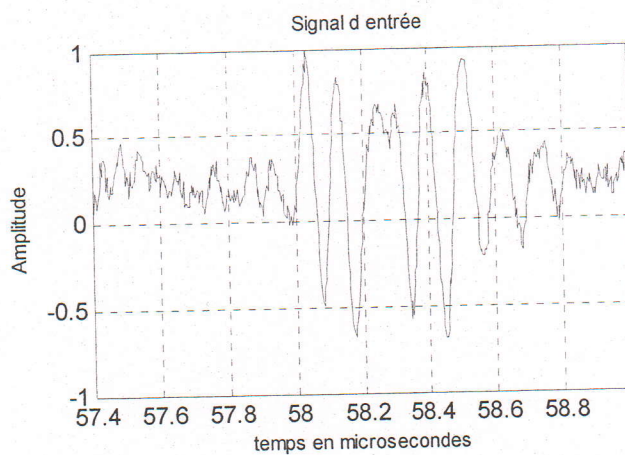


Fig.4.132 Signal d'entrée pour « tek00 »

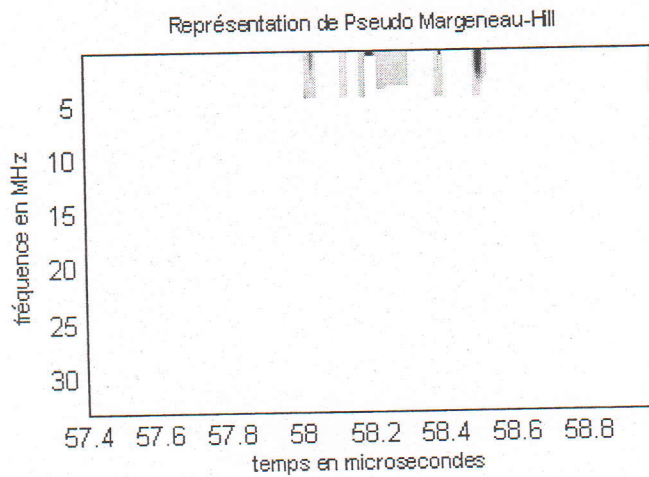


Fig.4.133 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek00 »

Pour le troisième test nous avons utilisé le troisième signal « tek01 ».

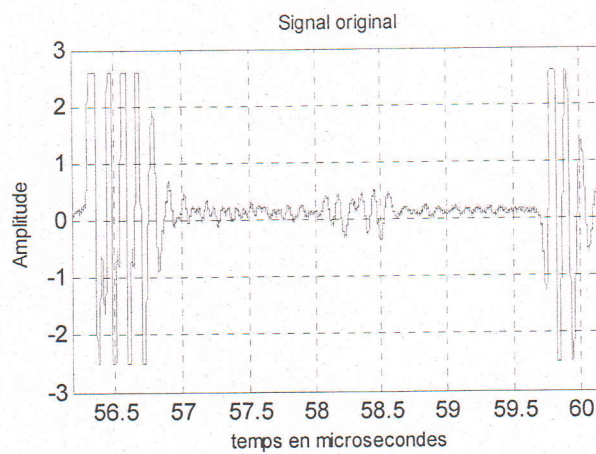


Fig.4.134 Signal original « tek01 »

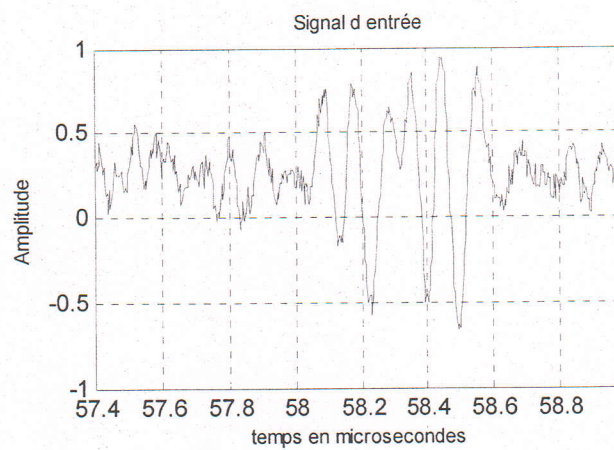


Fig.4.135 Signal d'entrée pour « tek01 »

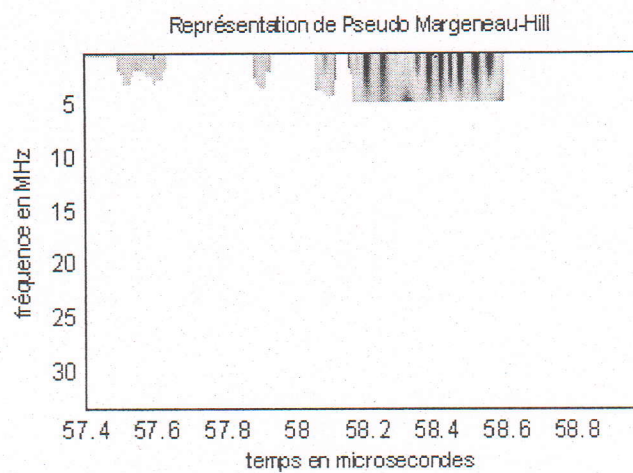


Fig.4.136 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek01 »

Pour le quatrième test nous avons utilisé le quatrième signal « tek02 ».

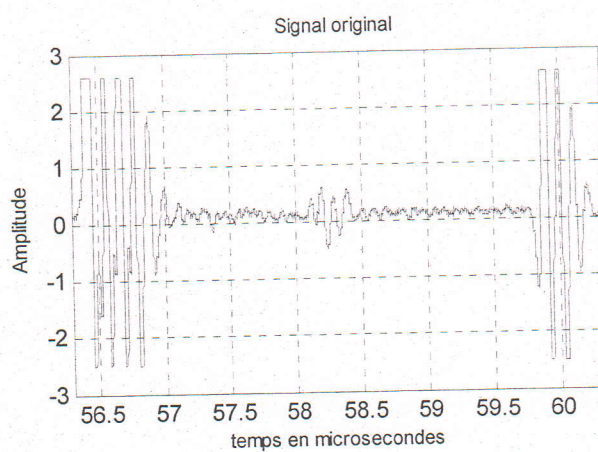


Fig.4.137 Signal original « tek02 »

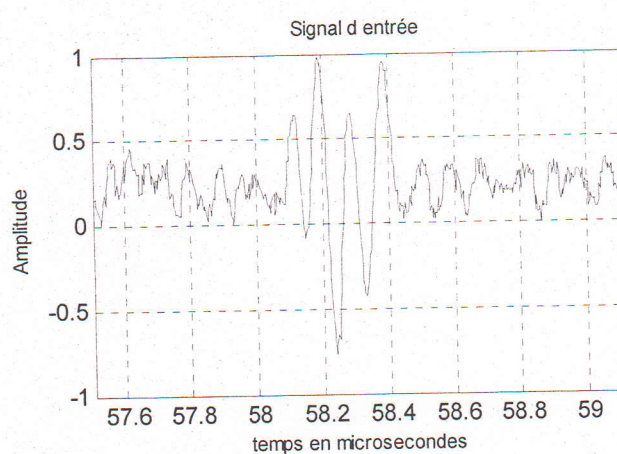


Fig.4.138 Signal d'entrée pour « tek02 »

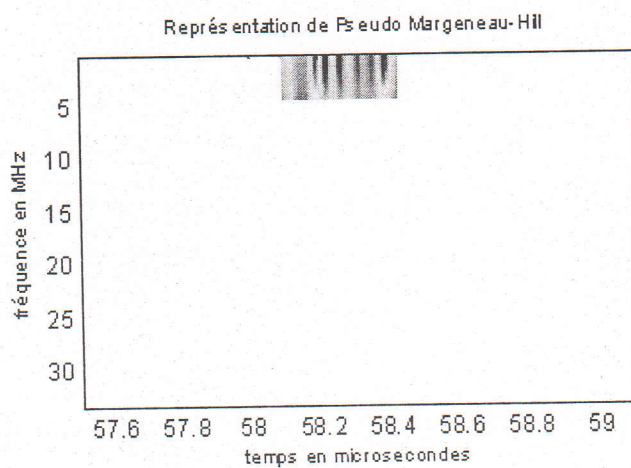


Fig.4.139 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek02 »

Pour le cinquième test nous avons utilisé le cinquième signal « tek03 ».

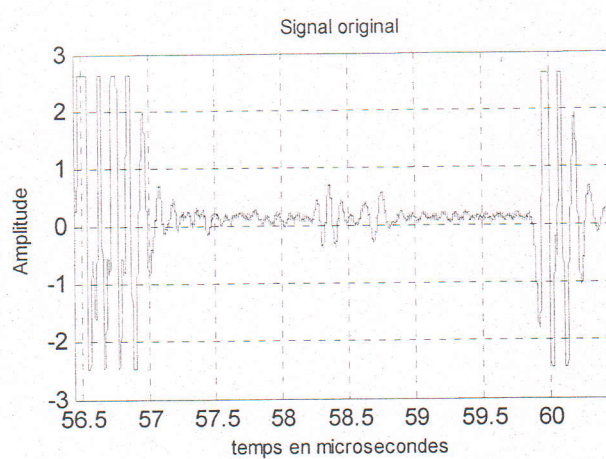


Fig.4.140 Signal original « tek03 »

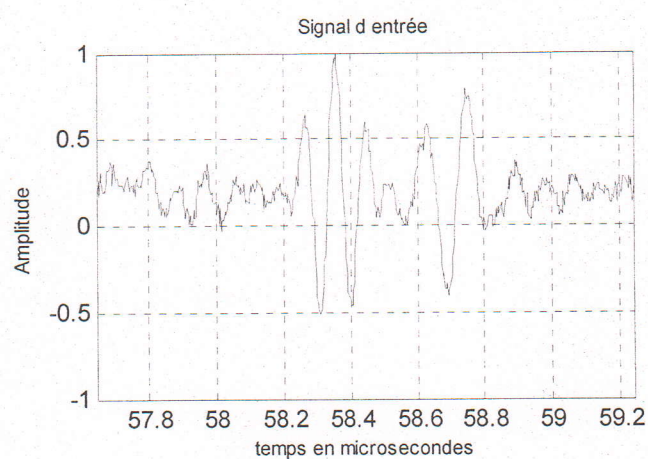


Fig.4.141 Signal d'entrée pour « tek03 »

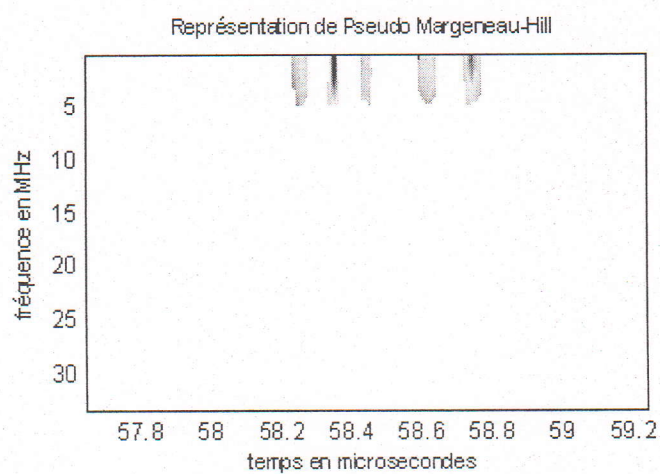


Fig.4.142 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « tek03 »

Pour le sixième test nous avons utilisé le sixième signal « comp01 ».

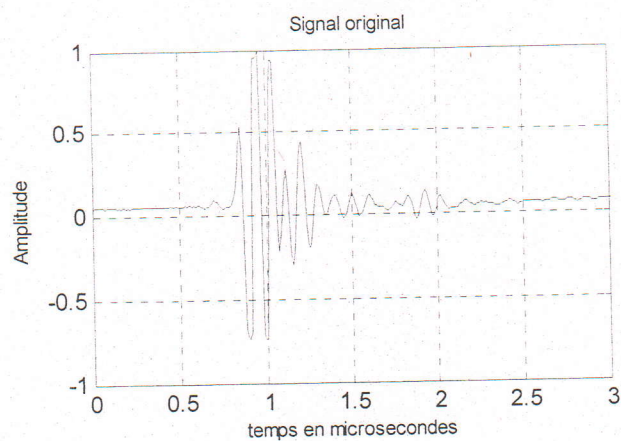


Fig.4.143 Signal original « comp01 »

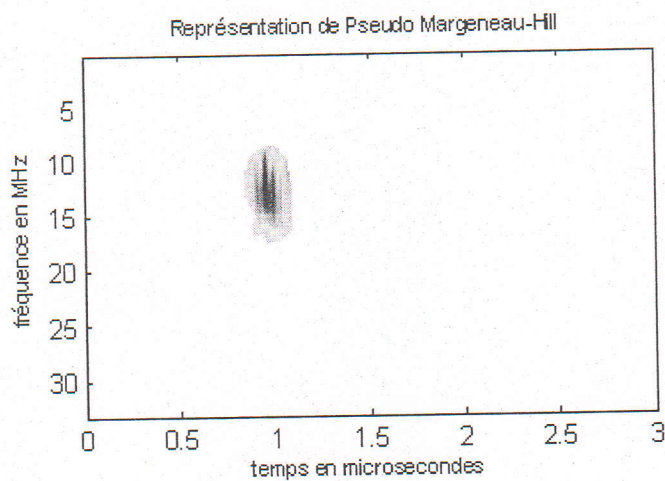


Fig.4.144 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « comp01 »

Pour le septième test nous avons utilisé le septième signal « comp02 ».

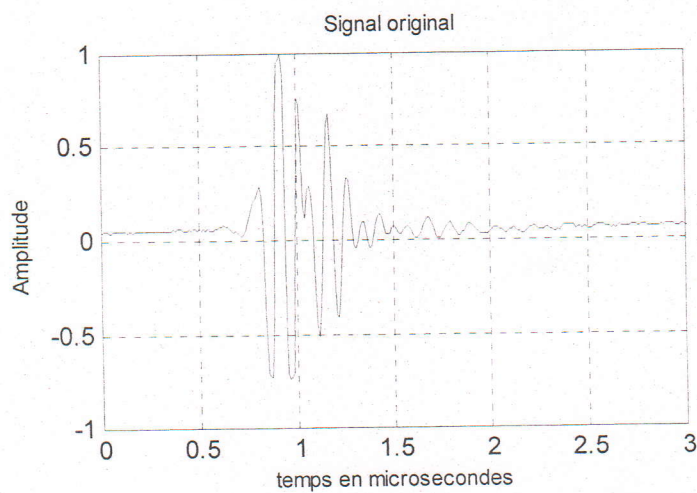


Fig.4.145 Signal original « comp02 »

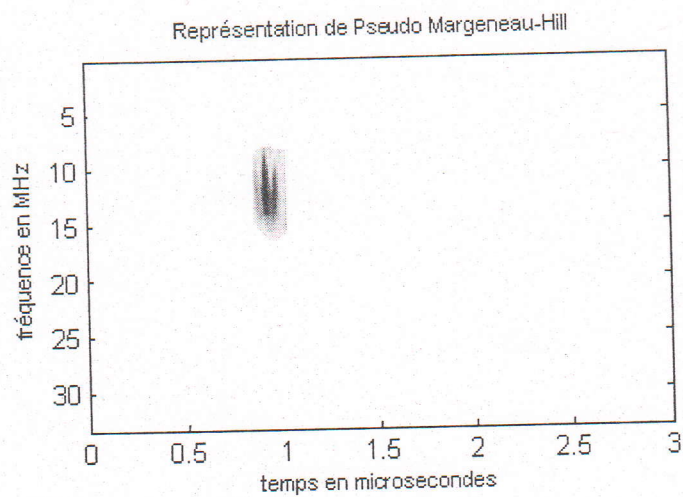


Fig.4.146 Représentation de Pseudo Margeneau-Hill pour « comp02 »

Pour le huitième test nous avons utilisé le huitième signal « comp03 ».

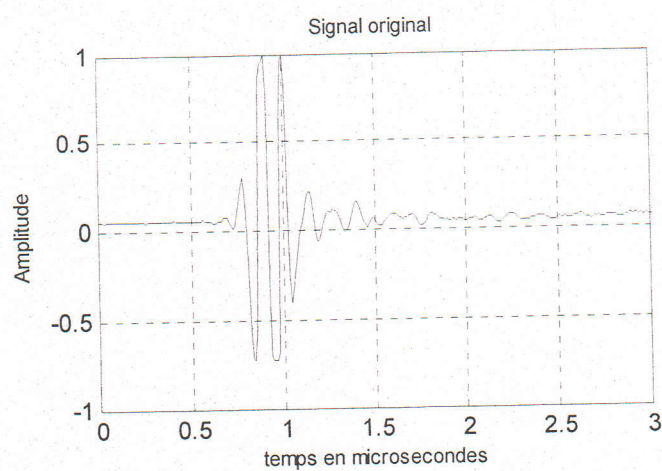


Fig.4.147 Signal original « comp03 »

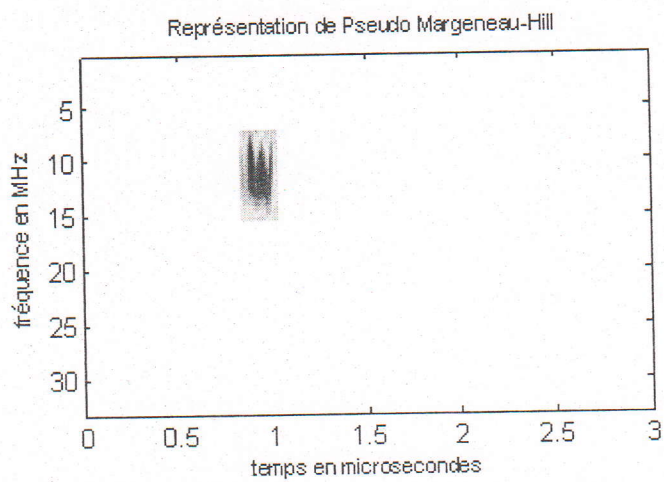


Fig.4.148 Représentation de Pseud Margeneux Hill pour « comp03 »

4.5.5 Application de la représentation de Zhao-Atlas-Marks aux signaux réels

Pour le premier test nous avons utilisé le premier signal « signal-10MHz-1mm-Alu ».

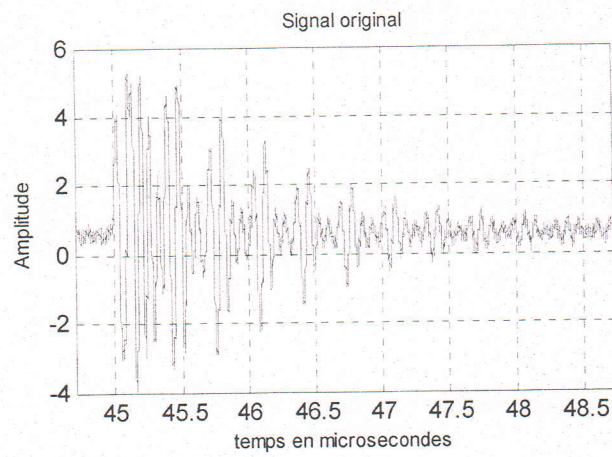


Fig.4.149 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu »

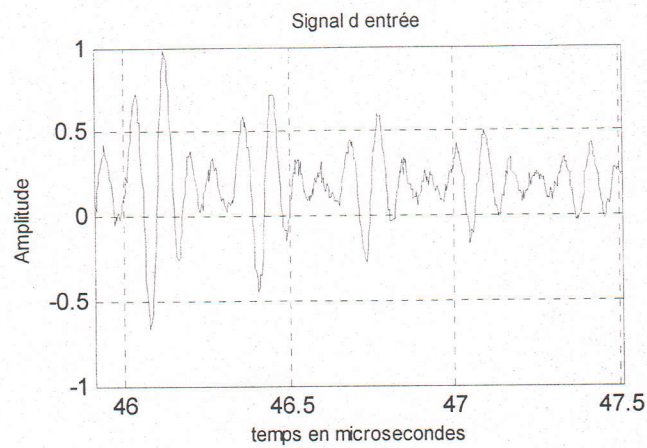


Fig.4.150 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

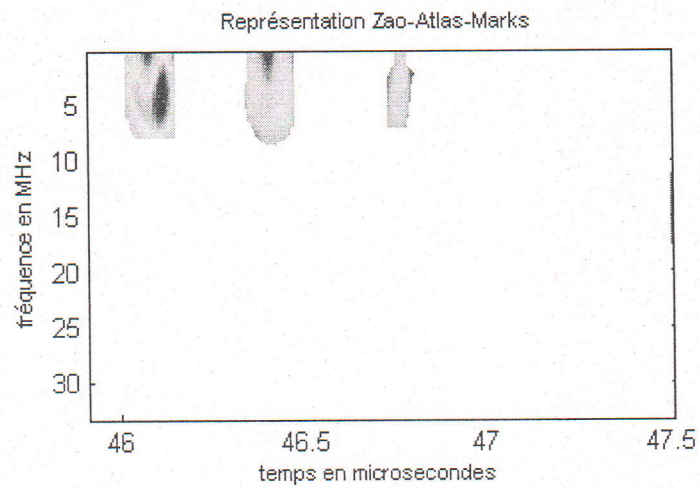


Fig.4.151 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

Pour le deuxième test nous avons utilisé le deuxième signal « tek00 ».

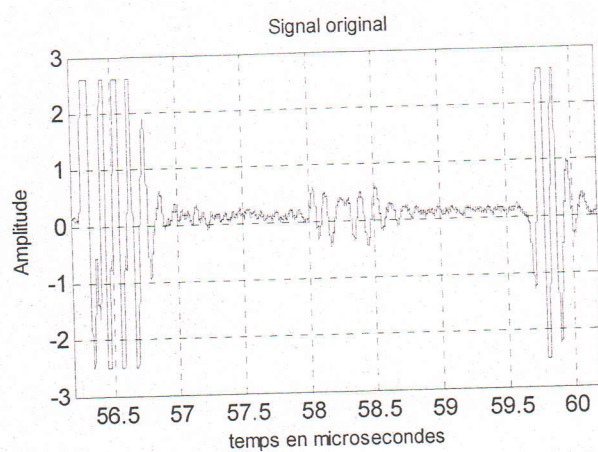


Fig.4.152 Signal original « tek00 »

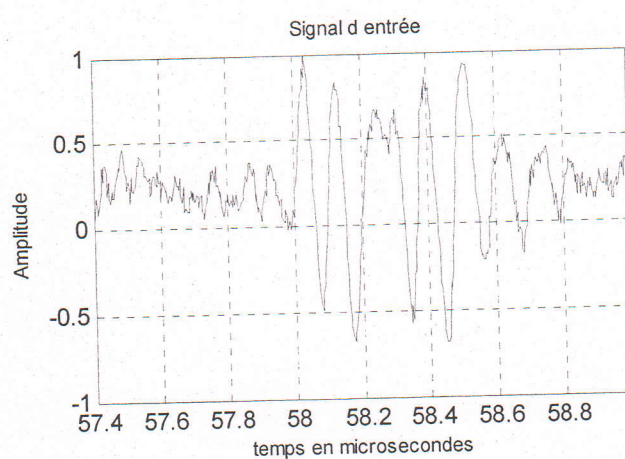


Fig.4.153 Signal d'entrée pour « tek00 »

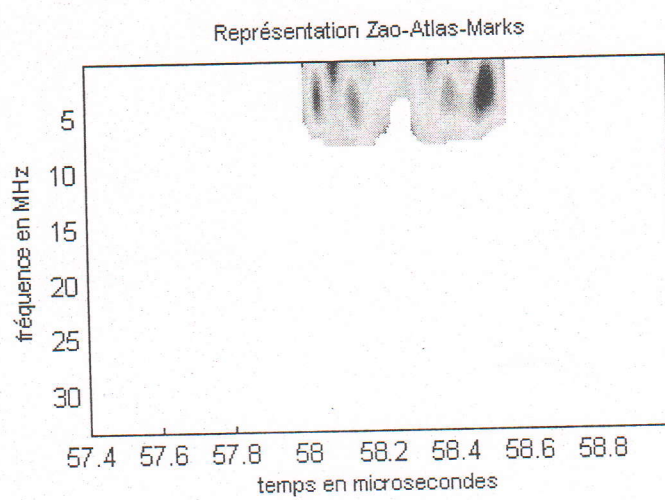


Fig.4.154 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek00 »

Pour le troisième test nous avons utilisé le troisième signal « tek01 ».

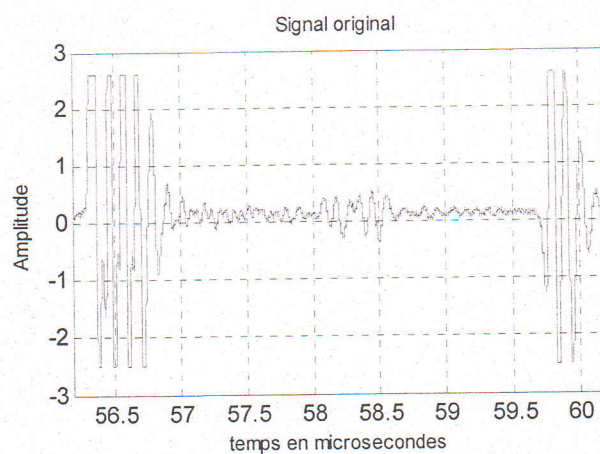


Fig.4.155 Signal original « tek01 »

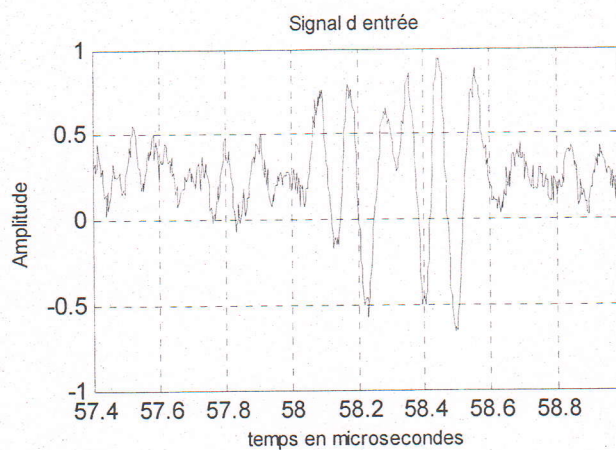


Fig.4.156 Signal d'entrée pour « tek01 »

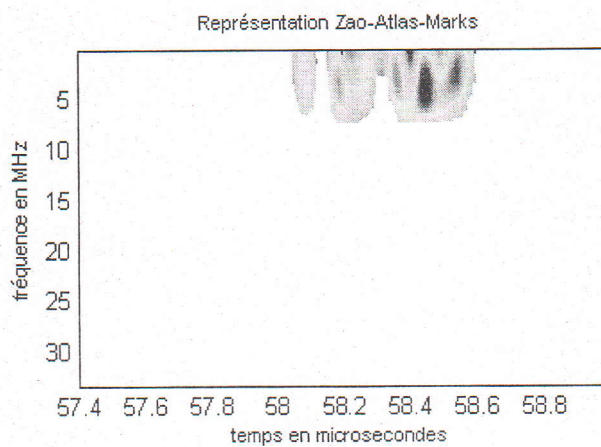


Fig.4.157 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek01 »

Pour le quatrième test nous avons utilisé le quatrième signal « tek02 ».

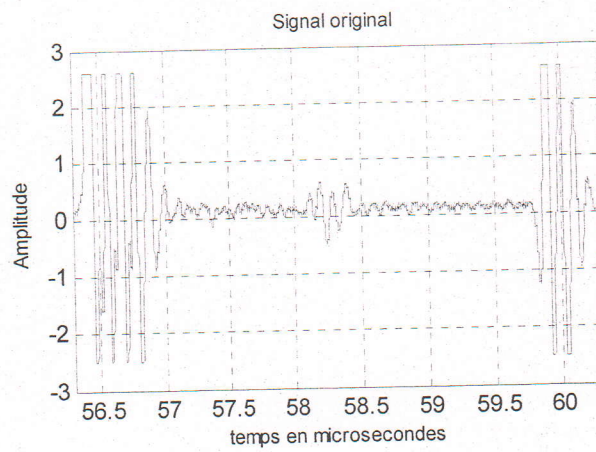


Fig.4.158 Signal original « tek02 »

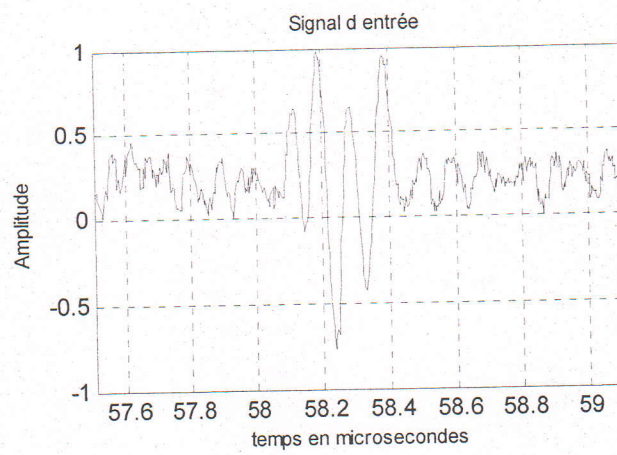


Fig.4.159 Signal d'entrée pour « tek02 »

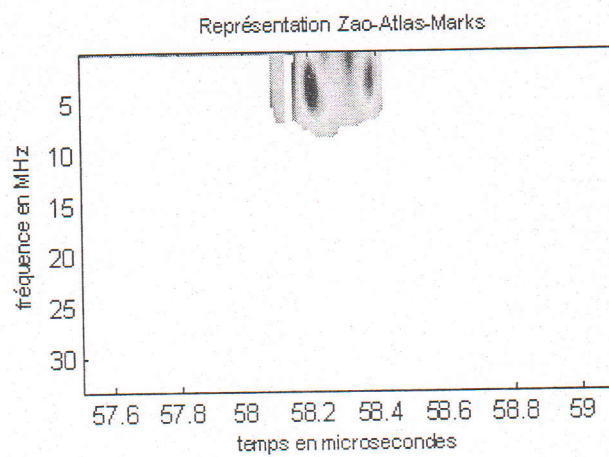


Fig.4.160 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek02 »

Pour le cinquième test nous avons utilisé le cinquième signal « tek03 ».

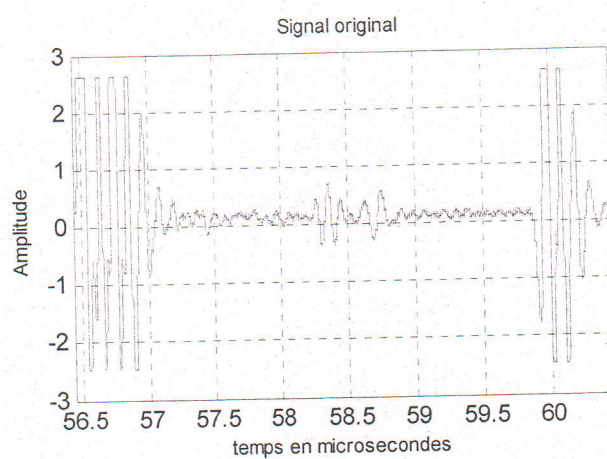


Fig.4.161 Signal original « tek03 »

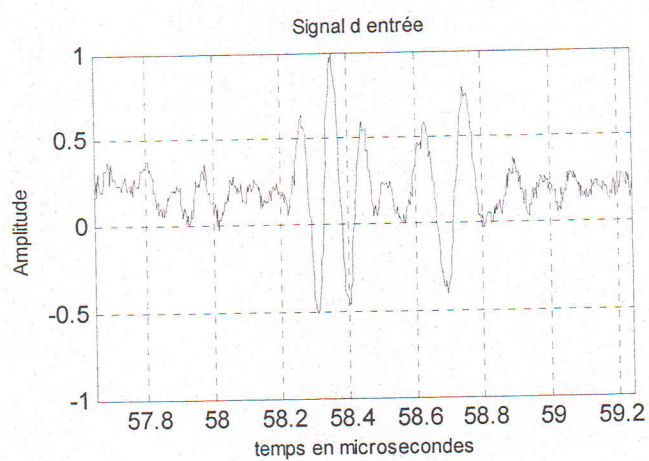


Fig.4.162 Signal d'entrée pour « tek03 »

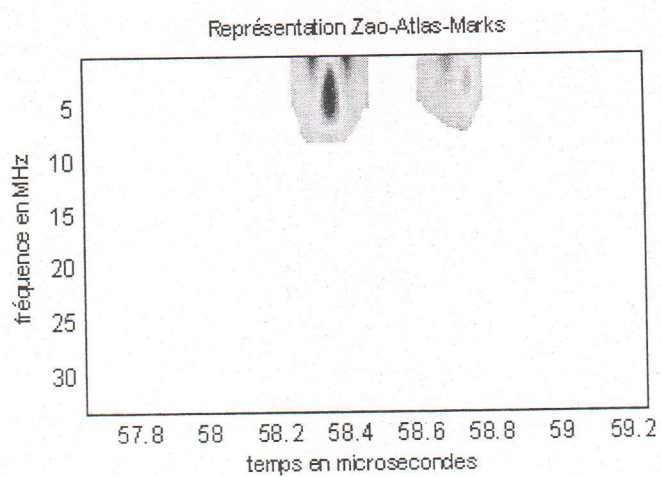


Fig.4.163 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « tek03 »

Pour le sixième test nous avons utilisé le sixième signal « comp01 ».

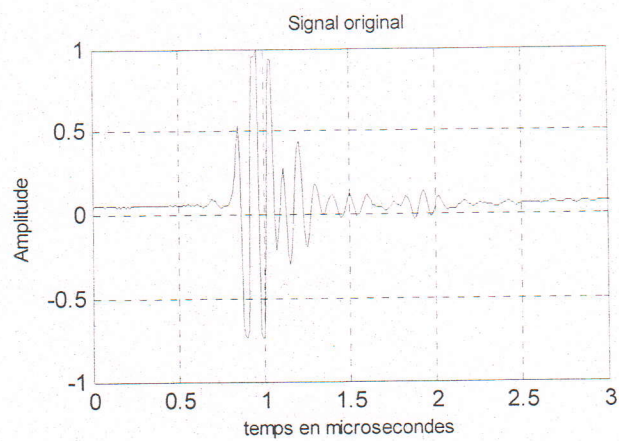


Fig.4.164 Signal original « comp01 »

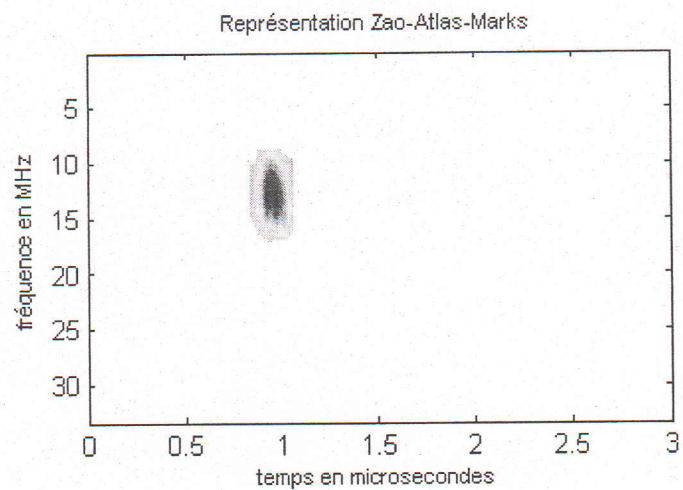


Fig.4.165 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « comp01 »

Pour le septième test nous avons utilisé le septième signal « comp02 ».

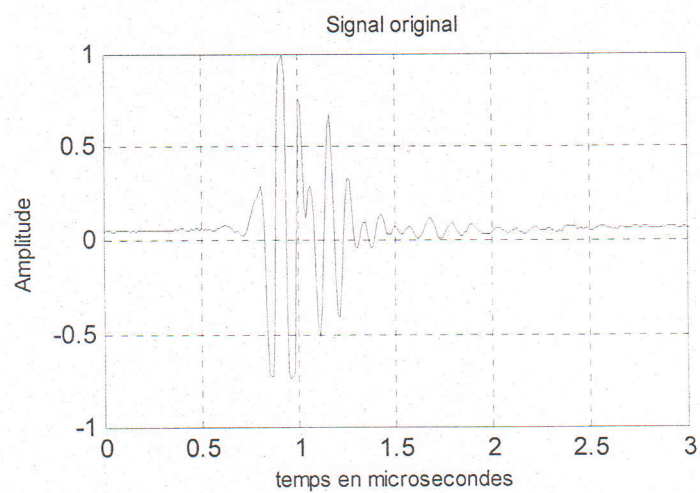


Fig.4.166 Signal original « comp02 »

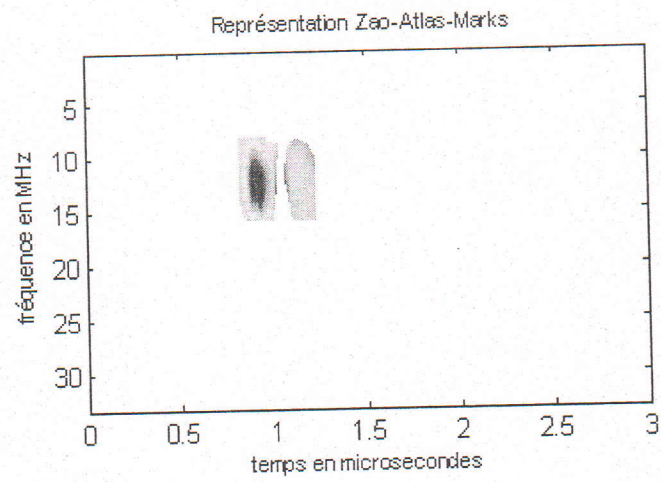


Fig.4.167 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « comp02 »

Pour le huitième test nous avons utilisé le huitième signal « comp03 ».

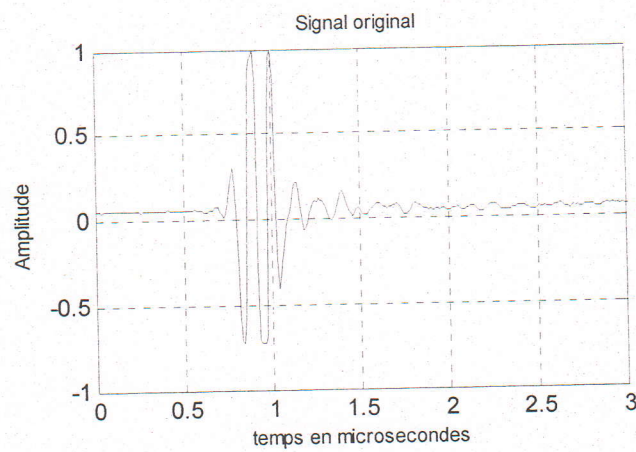


Fig.4.168 Signal original « comp03 »

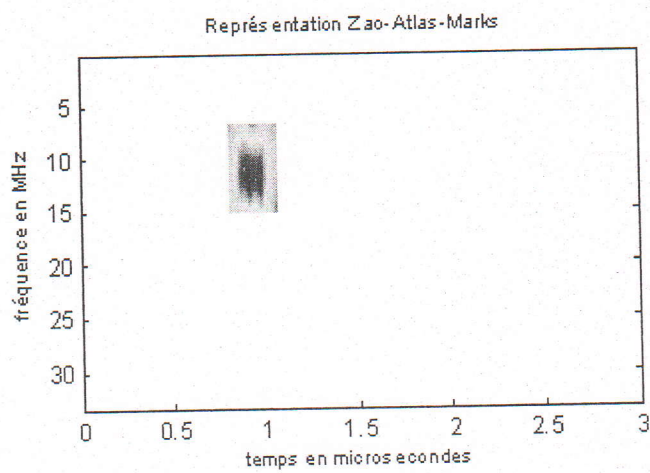


Fig.4.169 Représentation de Zhao-Atlas-Marks pour « comp03 »

4.5.6 Application de Music Algorithm aux signaux réels

Pour le premier test nous avons utilisé le premier signal « signal-10MHz-1mm-Alu ».

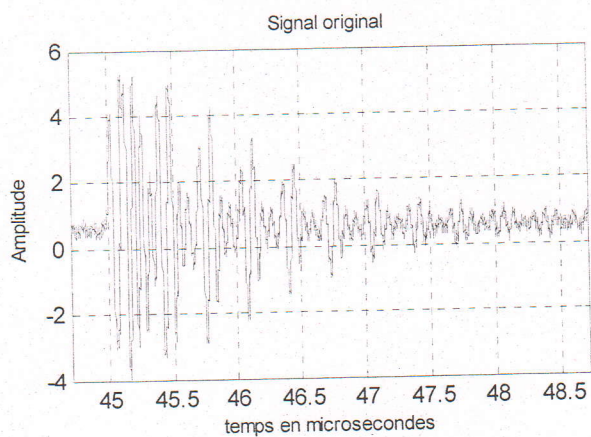


Fig.4.170 Signal original « signal-10MHz-1mm-Alu »

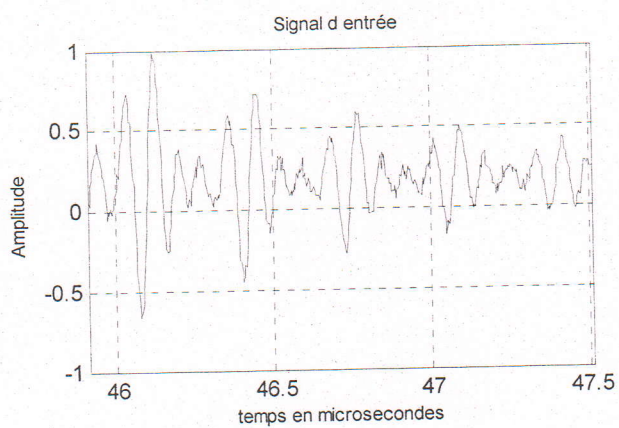


Fig.4.171 Signal d'entrée pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

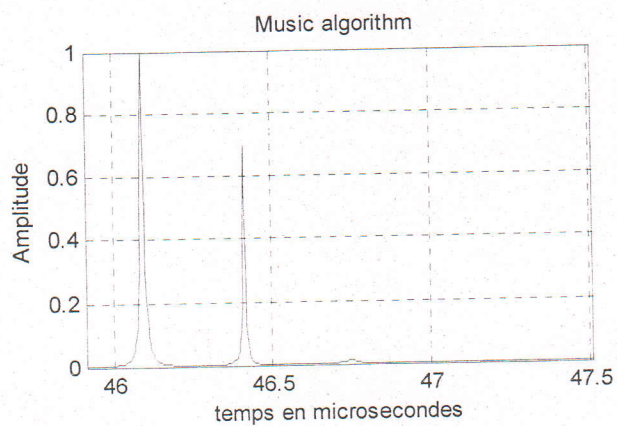


Fig.4.172 Music Algorithm pour « signal-10MHz-1mm-Alu »

Pour le deuxième test nous avons utilisé le deuxième signal « tek00 ».

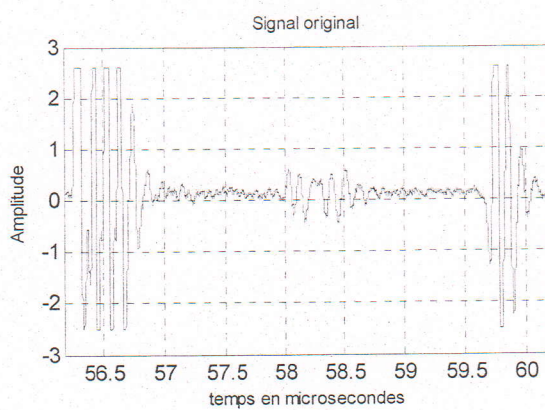


Fig.4.173 Signal original « tek00 »

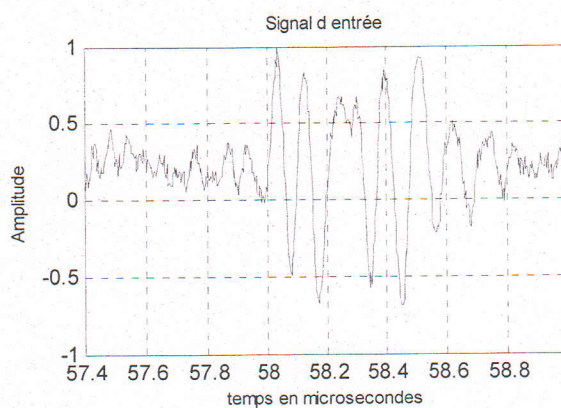


Fig.4.174 Signal d'entrée pour « tek00 »

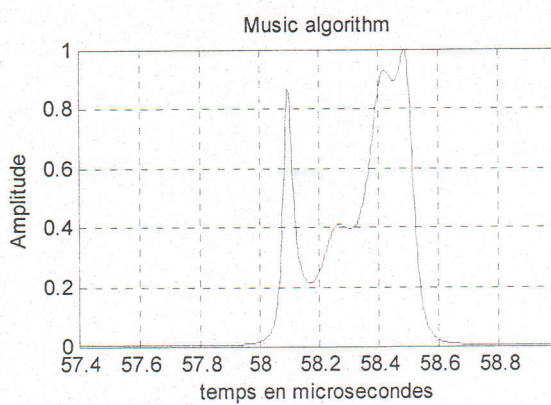


Fig.4.175 Music Algorithm pour « tek00 »

Pour le troisième test nous avons utilisé le troisième signal « tek01 ».

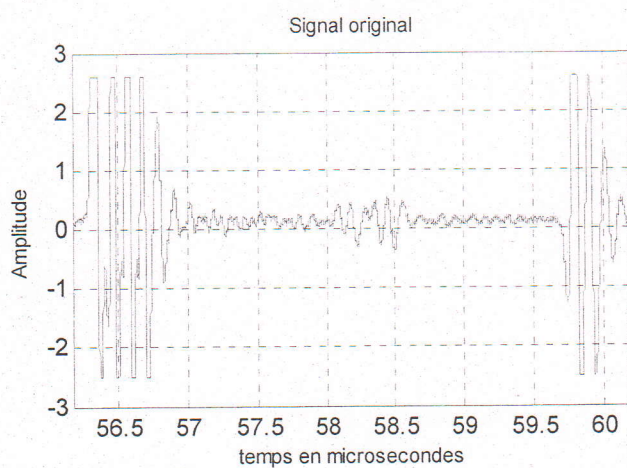


Fig.4.176 Signal original « tek01 »

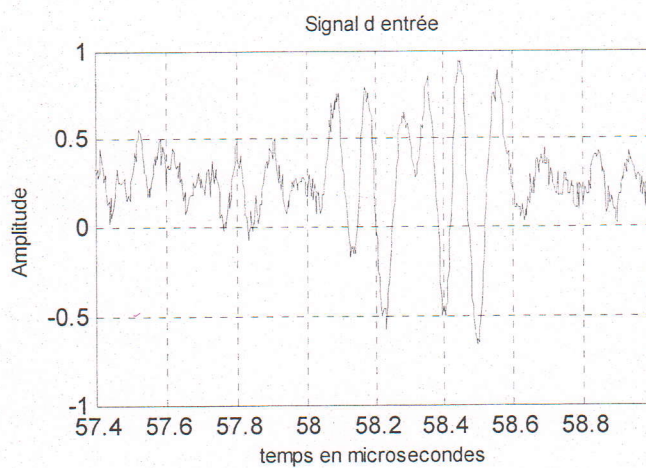


Fig.4.177 Signal d'entrée pour « tek01 »

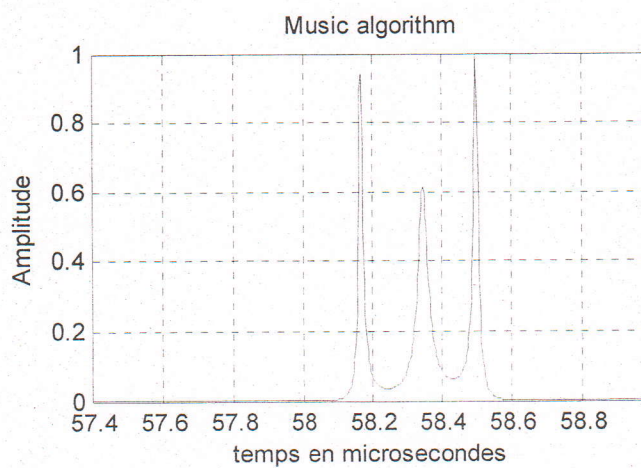


Fig.4.178 Music Algorithm pour « tek01 »

Pour le quatrième test nous avons utilisé le quatrième signal « tek02 ».

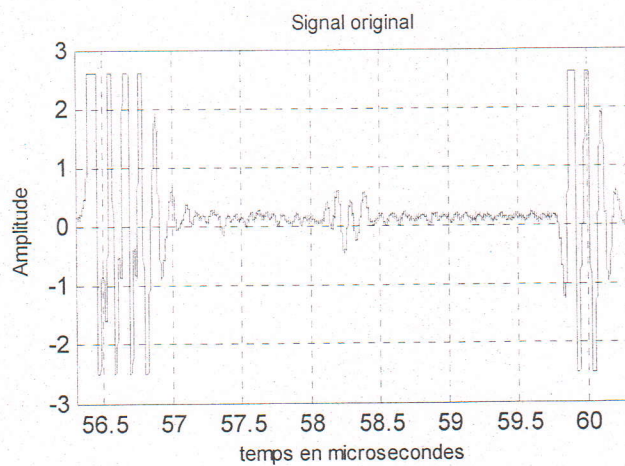


Fig.4.179 Signal original « tek02 »

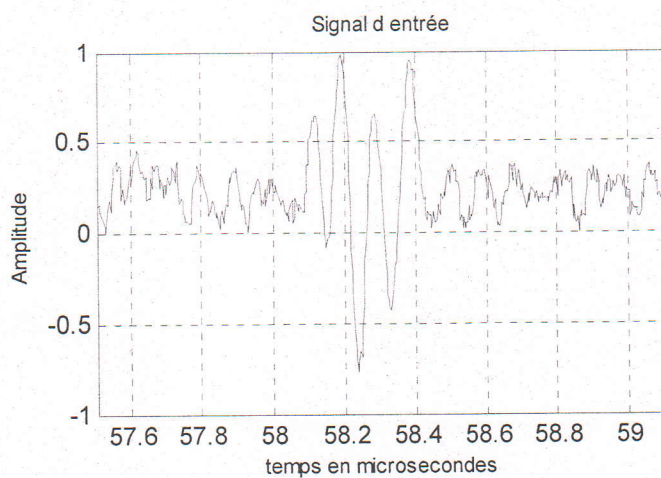


Fig.4.180 Signal d'entrée pour « tek02 ».

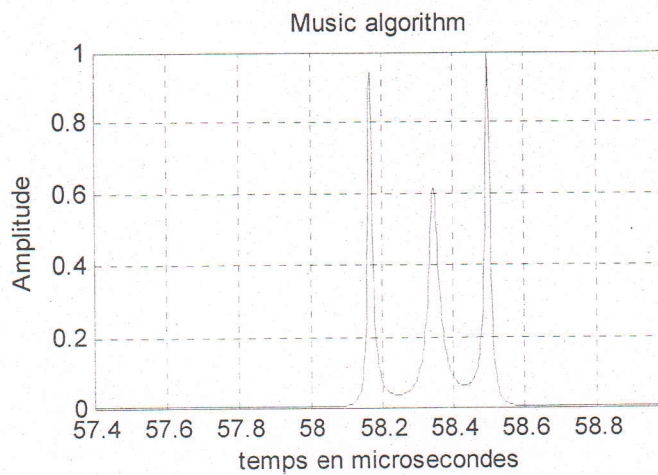


Fig.4.181 Music Algorithm pour « tek02 »

Pour le cinquième test nous avons utilisé le cinquième signal « tek03 ».

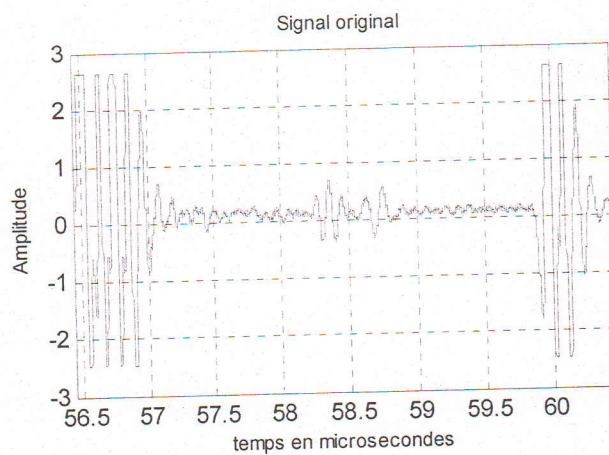


Fig.4.182 Signal original « tek03 »

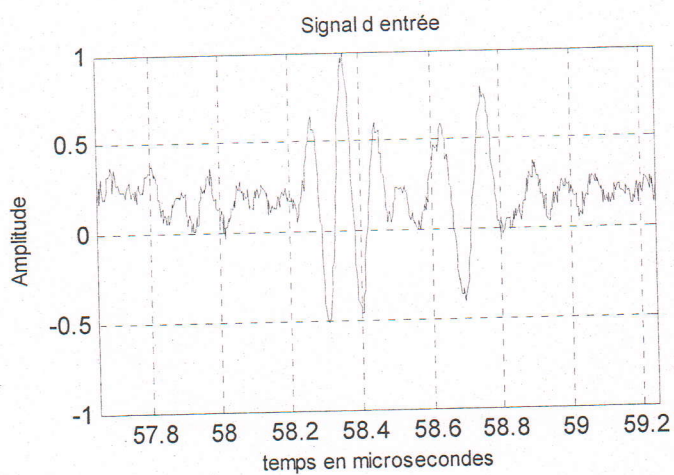


Fig.4.183 Signal d'entrée pour « tek03 »

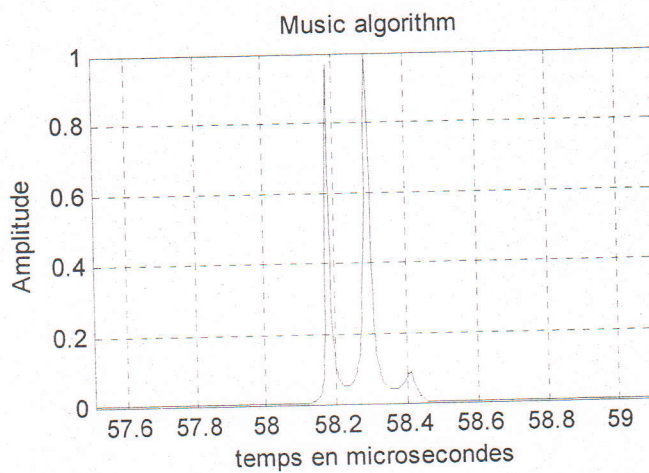


Fig.4.184 Music Algorithm pour « tek03 »

Pour le sixième test nous avons utilisé le sixième signal « comp01 ».

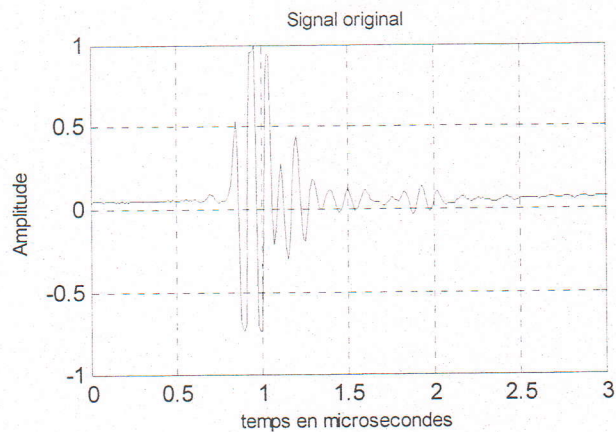


Fig.4.185 Signal original « comp01 »

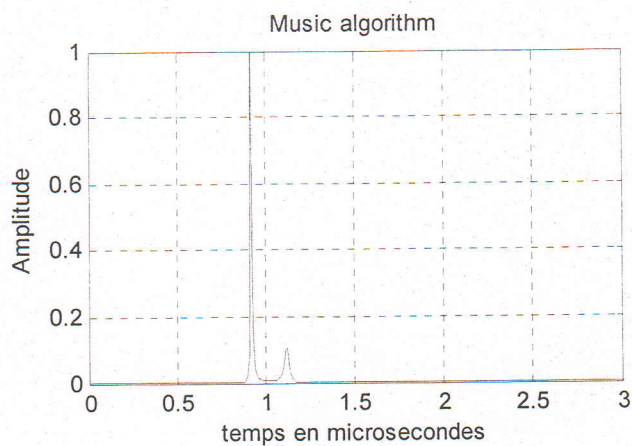


Fig.4.186 Music Algorithm pour « comp01 »

Pour le septième test nous avons utilisé le septième signal « comp02 ».

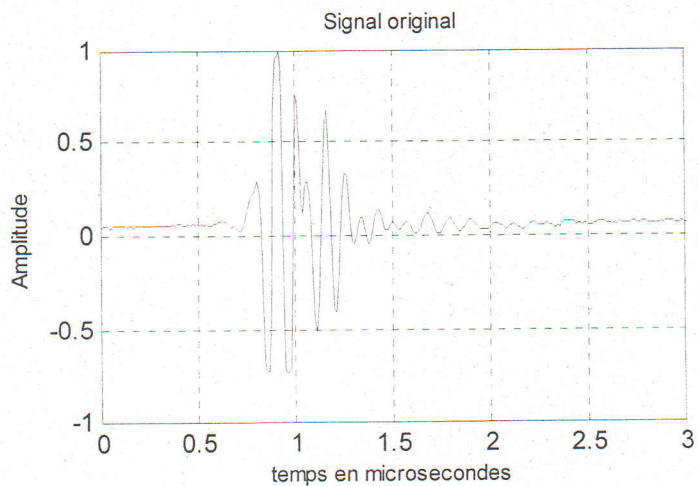


Fig.4.187 Signal original « comp02 »

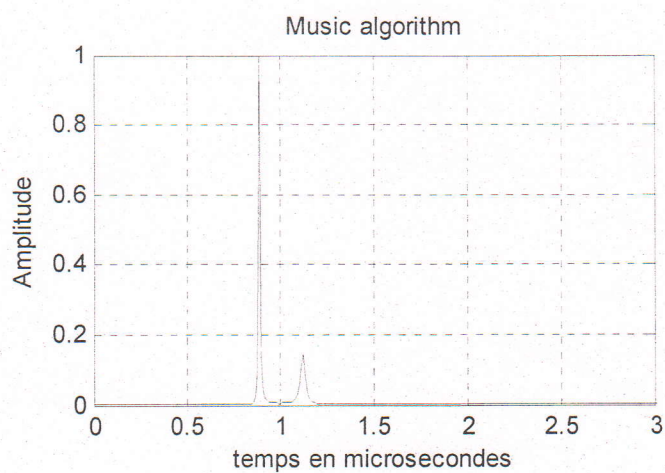


Fig.4.188 Music Algorithm pour « comp02 »

Pour le huitième test nous avons utilisé le huitième signal « comp03 ».

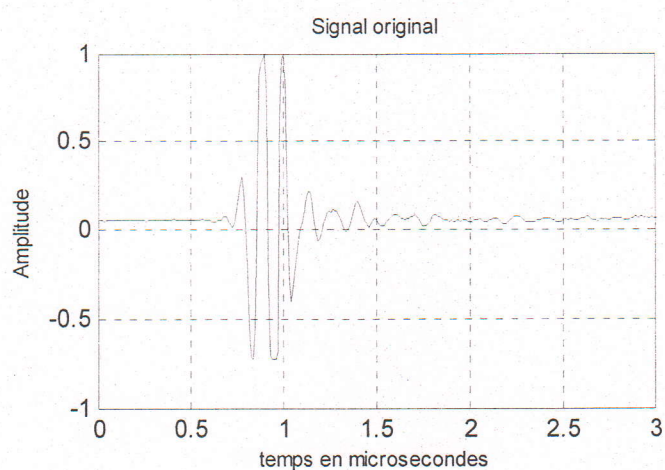


Fig.4.189 Signal original « comp03 »

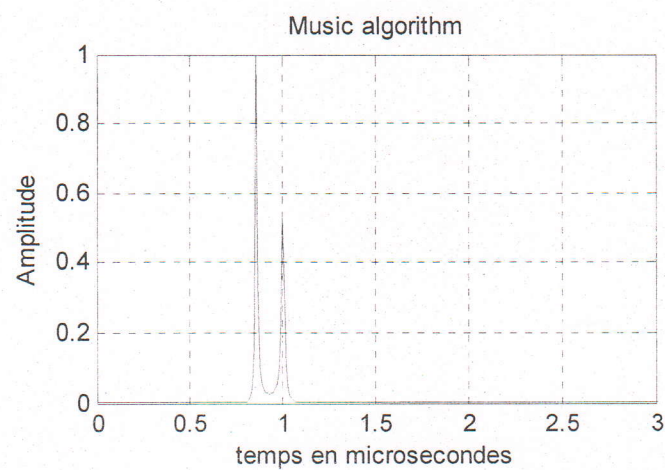


Fig.4.190 Music Algorithm pour « comp03 »

4.6 Conclusion

A la lumière des résultats obtenus dans l'application des algorithmes à des signaux simulés est plus précisément le tableau 4.1, nous estimons que l'algorithme Clean donne entière satisfaction et a montré une bonne robustesse vis-à-vis la détection des échos rapprochés.

Pour l'application de ces algorithmes développés à des signaux réels que nous avons pu avoir au laboratoire, nous n'avons pas pu appliquer Clean Algorithm car nous n'avions pas les signaux des mêmes pièces sans aucun défaut. Pour les autres algorithmes, nous estimons que ces résultats sont satisfaisants.

Conclusion

CONCLUSION

Dans ce mémoire, nous avons présenté sept algorithmes de traitement des signaux ultrasonores que nous avons appliqué sur des matériaux métalliques.

Dans un premier temps, nous avons donné quelques notions sur le contrôle non destructif par ultrasons ainsi que les différentes techniques utilisées dans ce type de contrôle.

Nous avons aussi étudié, implémenté et appliqué sept algorithmes, à savoir :

- Algorithme Clean.
- Représentation de Gabor.
- Représentation de Wigner ville.
- Représentation de Choi- Williams.
- Représentation de Margenau- Hill Lissée.
- Représentation de Zhao-Atlas-Marks.
- Algorithme Music.

Nous avons consacré une partie de cette étude à la détection des défauts noyés dans le bruit présents dans des signaux simulés. Le bruit considéré a été d'abord un bruit aléatoire puis un bruit de structure.

Nous avons aussi consacré une autre partie de ce travail à la détection des imperfections très rapprochées dans le temps en présence du bruit.

En faisant une étude comparative de ces méthodes sur des signaux simulés, nous avons conclu qu'ils sont exploitables en présence du bruit pour un rapport de bruit $R < 50\%$, et l'algorithme Clean a montré sa robustesse pour un rapport de bruit R allant jusqu'à 120% .

En deuxième partie, nous avons étudié les défauts très rapprochés dans le temps, nous avons conclu que certains algorithmes sont plus fiables que d'autres, car pour un signal de 20Mhz , avec la représentation de Gabor, Choi-williams, Marg-Hill, Zhao-Atlas-Marks, ou l'algorithme de Music, nous avons détecté deux défauts distants de $0.2 \mu\text{s}$, alors qu'avec la représentation de Wigner-ville, nous avons pu les détecter même à $0.1 \mu\text{s}$. Avec l'algorithme Clean, nous avons réussi à détecter deux défauts distants de $0.05 \mu\text{s}$, ce qui est très satisfaisant comme résultat.

En ce qui concerne les signaux réels, nous n'avons pas pu appliquer l'algorithme Clean car nous n'avons pas les signaux des mêmes pièces en absence des défauts. Par ailleurs les autres algorithmes ont donné des résultats très satisfaisants.

Comme perspective à ce travail, nous proposons d'appliquer ces sept algorithmes à des signaux réels issus des matériaux très absorbants. D'ailleurs, leur application à la détection des défauts rapprochés est souhaitée notamment dans les matériaux composites multicouches.

Références

REFERENCES

- [1] Cast, « contrôle non destructif par ultrason », niveau III pour ingénieur, INSA de Lyon, 1986.
- [2] « Le contrôle non destructif généralités », CETIM, 3^{ème} édition Paris 1997.
- [3] R. Draï, « techniques de traitement des signaux ultrasonores appliquées au contrôle non destructif des matériaux », Mémoire de Doctorat en électronique, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, 2005.
- [4] M.Yacine « Etude et implémentation de la transformée en ondelette discrète dans la détection des échos de défauts noyés dans le bruit de structure des matériaux. Mémoire de magister, Université de Blida 2007.
- [5] M.G Gustafsson and T.Stepinski «Studies of split spectrum processing, optimal detection and maximum likelihood amplitude estimation using a simple clutter model». Ultrasonic, vol 35, No.1, pp 31-52, February 1997.
- [6] J.C.Lazaro, « Noise Reduction in Ultrasonic NDT using Discrete Wavelet Transform Processing », Proceeding IEEE ultrasonic Symposium, Munich 8-11 Oct.2002.
- [7] M.Khan Mohammad, R.Ohba « Application of Clean algorithm in ultrasonic NDT for distinct detection of close peaks in a pulse compression system» .Ultragarsas, Nr1(50). pp 7-10, 2004. ISSN 1392-2114
- [8] L. Cohen. " Time – frequency distribution : A review. ". Proceedings of IEEE, Vol 77, N^o 7, July 1989, pp 941-981
- [9] M.Khelil. « Analyse tridimensionnelle des signaux ultrasonores. Application aux contrôle non destructif des matériaux », Mémoire de Magister en Electronique, Université de bab Ezzouar, 2001.
- [10] M.Barbu. "Acoustic seabed and target classification using fractional fourier transform and time-frequency transform techniques". Mémoire de Doctorat de l'université de Nouvelle Orléans. Décembre 2006.
- [11] C. Richard. " Une méthodologie pour la détection à structure imposée, Application au plan temps –fréquence ", Mémoire de Doctorat de l'université de Technologie de Compiègne décembre 1998.
- [12] C. H. Chen, Tzu-Hung Cheng. " Time – frequency analysis in ultrasonic non destructive testing ". 14th World Conference on Non Destructive Testing (14th WCNDT) New Delhi, India, December 8-13, 1996. pp 161-168.

- [13] P. Flandrin, N. Martin. " Méthodes temps-fréquence". Traitement du signal Vol 9, supp N° 1, 1992.
- [14] F.Auger, C Doncarli , Etude des propriétés théoriques de quelques représentations temps-fréquences proposés récemment, sept 1991, pp 49-50.
- [15] H. Margenhau, R. Hill ``Correlation between Measurements in Quantum Theory'', Prog. Theor. Phys. 1991, Vol. 26, pp. 722-738.
- [16] Zhao, Y., Atlas, L. and Marks, R. The use of the cone-shaped kernels for generalized time-frequency representations of nonstationary signals, *IEEE Trans.on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1990, vol. 38, pp. 1084-1091.
- [17] M. H. Hayes. « Statistical digital signal processing and modelling ». John Wiley & Sons, Inc, New York 1996.
- [18] F. Megherbi. « Etude et implémentation des méthodes de traitement des signaux ultrasonores et d'analyse de texture des images B-Scan du type TOFD dans la détection des défauts». Memoire de magister, Université de Blida 2007.
- [19] B. Friedlander. « The Root-Music Algorithm for direction finding with interpolated arrays ». *Signal Processing*, n°.30, 1993, pp. 30-36.
- [20] C.H. Chen & J.C. Guey, On the use of Wigner distribution in Ultrasonic NDE, Review of progress in quantitative NDE, Vol.11A, Plenum Press,1992. pp.967-974.
- [21] C.H. Chen & J.C. Guey Neural networks for Ultrasonic NDE signal classification using Time-Frequency analysis, Proceeding of IEEE ultrasonics symposium 1993. pp.I-493-496.
- [22] C.H.Chen & J.C.Guey, Time frequency analysis in ultrasonic NDT, Proceedings of 14th World Conference on NDT, New Delhi, Dec. 1996.