

UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE HOUARI BOUMEDIENE
FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE
DÉPARTEMENT DE TELECOMMUNICATION

Thèse présentée par :

KHELIL Mohamed

Pour obtenir le grade de Magister en électronique
Option : Signaux et Systèmes en Temps Réel

Thème

ANALYSE TRIDIMENSIONNELLE DES SIGNAUX ULTRASONORES,
APPLICATION AU CONTROLE NON DESTRUCTIF DES MATERIAUX.

Date de Soutenance : 28.01.2002

Composition du jury :

| | | |
|----------------------|-----------------------------------|--------------------|
| M A. HOUACINE | Maître de Conférence, USTHB | Président |
| Mme M. BOUDRAA | Maître de Conférence, USTHB | Directeur de thèse |
| Mme A. BELHADJ-AISSA | Maître de Conférence, USTHB | Examineur |
| M B. HADDAD | Maître de Conférence, USTHB | Examineur |
| M R. DRAI | Chargé de recherche, CSC, Cheraga | Examineur |

Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein du Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image (L.T.S.I) du Centre de recherche scientifique et technique en Soudage et Contrôle (C.S.C, Chéraga), où j'ai pu bénéficier d'un encadrement efficace et d'une ambiance chaleureuse. Que le Professeur A. Benchaala Directeur du Centre et les membres de cette équipe reçoivent toute ma gratitude.

Je tiens à remercier en particulier Mme M. Boudraa, Maître de Conférence à la faculté de génie électrique de l'USTHB et M. R. Draï Chef du Laboratoire LTSI d'avoir acceptés de diriger cette thèse. Leurs qualités scientifiques et humaines m'ont permis de la mener à bien, dans les meilleures conditions, qu'ils trouvent ici l'expression de ma plus vive sympathie, et le souhait de conserver les liens que nous avons pu établir.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à M. Houacine Maître de Conférence à la faculté de génie électrique de l'USTHB, pour l'intérêt qu'il porte à mon travail. C'est donc pour moi un grand plaisir qu'il ait accepté de présider mon jury de thèse.

Je remercie également chaleureusement Mme A. Belhadj-Aissa, Maître de Conférence à la faculté de génie électrique de l'USTHB, qui a bien voulu accorder de l'intérêt à mes travaux en me faisant l'honneur de participer au jury.

Je tiens à exprimer tous mes remerciements à M. B. Haddad, Maître de Conférence à la faculté de génie électrique de l'USTHB, qui a bien voulu examiner mes travaux en me faisant l'honneur de participer au jury.

Je remercie tout particulièrement M B. Boudraa, Chargé de Recherche à la faculté de génie électrique de l'USTHB, M Z. Cherrouf et M M. Benzohra Chercheurs au CSC pour leurs conseils éclairés et leurs encouragements tout au long de ce travail.

Je ne peux pas non plus ignorer tous ceux qui ont su parfois me faire oublier le stress quotidien de ces dernières années, j'adresse ainsi un grand merci à toute ma famille, ma fiancée, dont le soutien de chaque instant fut des plus réconfortants, c'est donc pour moi un grand plaisir de lui dédier l'ensemble de ce travail. Enfin à l'ensemble de mes collègues et amis.

Sommaire

| | |
|--|----|
| Liste des figures | 4 |
| Liste des tableaux | 6 |
| Introduction générale | 7 |
| Chapitre1 : Le contrôle non destructif | |
| \, \ Introduction | 10 |
| \, \ Contrôle par ultrasons | 10 |
| 1.2.1 Définition de l'onde ultrasonore | 10 |
| 1.2.2 Production et détection des ultrasons | 10 |
| 1.2.3 Propagation des ondes ultrasonores | 11 |
| 1.2.4 Atténuation des ondes ultrasonores | 12 |
| 1.2.4.1 L'absorption | 12 |
| 1.2.4.2 La diffusion | 12 |
| 1.3 Méthodes de contrôle par ultrasons | 12 |
| 1.3.1 Méthode par transmission | 12 |
| 1.3.2 Méthode par écho | 12 |
| 1.4 Techniques de mise en œuvre | 13 |
| 1.4.1 Contrôle par contact | 13 |
| 1.4.2 Contrôle en immersion | 13 |
| 1.5 Réflexion d'impulsions ultrasonores | 13 |
| 1.6 Types de défauts | 14 |
| 1.6.1 Défauts plans | 14 |
| 1.6.1.1 Fissure | 15 |
| 1.6.1.1.1 Fissure Transversale | 15 |
| 1.6.1.1.2 Fissure longitudinale | 15 |
| 1.6.1.2 Manque de fusion | 15 |
| 1.6.1.3 Manque de pénétration | 15 |
| 1.6.2 Défauts volumiques | 15 |
| 1.6.2.1 Inclusion | 15 |
| 1.6.2.2 Cavité (soufflure) | 16 |
| 1.7 La chaîne d'acquisition | 16 |
| 1.7.1 L'acquisition des signaux à partir du bus IEEE 488 | 16 |
| 1.7.2 La commande de la cuve | 16 |
| 1.7.3 Le fonctionnement de la Chaîne d'acquisition | 17 |
| 1.8 Conclusion | 17 |
| Chapitre 2 : Etude des représentations temps – fréquence. Application aux mesures des fines épaisseurs. | |
| 2.1 Introduction | 19 |
| \, \ Signaux stationnaires et non – stationnaires | 19 |
| 2.3 Grandeurs locales | 20 |
| 2.4 Les Représentations linéaires | 21 |

| | | |
|---------|---|----|
| 2.4.1 | La transformée de Fourier à court terme | 21 |
| 2.4.2 | La représentation de Gabor | 22 |
| 2.5 | Les Représentations d'énergie | 23 |
| 2.5.1 | Classe de Cohen | 23 |
| 2.5.2 | Propriétés | 23 |
| 2.5.3 | Spectrogramme | 24 |
| 2.5.4 | Distribution de Wigner – Ville | 24 |
| 2.5.5 | Interférences | 25 |
| 2.5.6 | Lissage | 25 |
| 2.6 | Développements et expérimentations | 26 |
| 2.6.1 | Plusieurs signaux décalés | 26 |
| 2.6.2 | Influence de la fréquence sur l'épaisseur mesurée | 31 |
| 2.6.2.1 | Fréquence de 15 MHz. | 31 |
| 2.6.2.2 | Fréquence de 20 MHz | 35 |
| 2.6.2.3 | Fréquence de 25 MHz | 39 |
| 2.7 | Conclusion | 43 |

Chapitre 3 : Détection des défauts noyés dans le bruit par la transformée en ondelettes discrètes

| | | |
|-------|---|----|
| 3.1 | Introduction | 45 |
| 3.2 | La transformée en ondelette | 45 |
| 3.2.1 | La transformée en ondelettes continue (TOC) | 45 |
| 3.2.2 | La transformée en ondelettes discrète (TOD) | 46 |
| 3.3 | L'analyse multirésolution et l'algorithme de S. Mallat | 46 |
| 3.3.1 | Analyse multirésolution et base orthonormée d'ondelettes | 46 |
| 3.3.2 | L'algorithme de décomposition – reconstruction de S. Mallat | 48 |
| 3.4 | Développements et expérimentations | 51 |
| 3.5 | Conclusion | 57 |

Chapitre 4 : Analyse du signal ultrasonore par la transformée en ondelettes et classification par les réseaux de neurones

| | | |
|---------|---|----|
| 4.1 | Introduction | 59 |
| 4.2 | les réseaux de neurones | 59 |
| 4.3 | Modélisation du neurone | 60 |
| 4.3.1 | Le neurone biologique | 60 |
| 4.3.1.1 | Le corps cellulaire | 60 |
| 4.3.1.2 | Les dendrites | 60 |
| 4.3.1.3 | L'axone | 60 |
| 4.3.2. | Le neurone formel (artificiel) | 62 |
| 4.4 | Structures des réseaux de neurones | |
| 4.4.1 | Les réseaux à deux couches | 64 |
| 4.4.2 | Les réseaux multicouches | 64 |
| 4.4.3 | Les réseaux à connexions complètes | 65 |
| 4.5 | Les différents types de réseaux de neurones | 65 |
| 4.5.1 | Les réseaux de neurones statiques | 66 |
| 4.5.2 | Les réseaux de neurones dynamiques | 66 |
| 4.6 | Apprentissage des réseaux de neurones | 66 |

| | | |
|-----------------------------|---|----|
| 4.6.1 | Définition | 66 |
| 4.6.2 | Types d'apprentissage | 66 |
| 4.6.2.1 | Apprentissage supervisé | 66 |
| 4.6.2.2 | Apprentissage non supervisé | 67 |
| 4.6.3 | Les règles d'apprentissage | 67 |
| 4.6.3.1 | La règle de HEBB | 67 |
| 4.6.3.2 | La règle delta | 68 |
| 4.6.3.3 | Apprentissage compétitif | 68 |
| 4.7 | Apprentissage par rétro propagation du gradient | 68 |
| 4.7.1 | Principe | 68 |
| 4.7.2 | Modélisation de l'apprentissage | 68 |
| $\xi, \nu, \gamma, \lambda$ | Phase propagation avant | 69 |
| $\xi, \nu, \gamma, \lambda$ | Phase de rétro – propagation | 70 |
| 4.7.3 | Algorithme | 71 |
| 4.8 | Développements et expérimentations | 73 |
| 4.8.1 | Pré – traitement (graduation temporelle) | 73 |
| 4.8.2 | Extraction des paramètres d'Ondelettes | 78 |
| 4.8.3 | Apprentissage | 83 |
| 4.8.4 | Classification | 84 |
| 4.9 | Conclusion. | 85 |
| | Conclusion Générale | 86 |
| | Bibliographie | |

Liste des figures

| | |
|---|----|
| Figure 1.1 Réflexion d'impulsions ultrasonores | 14 |
| Figure 1.2 La chaîne d'acquisition ultrasonore | 17 |
| Figure 2.1 : Estimation de la fréquence instantanée (a) et retard de groupe (b) d'un signal de deux composantes à modulation de fréquence linéaire dont les lois figurent en gras sur les représentations | 21 |
| Figure 2.2 : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT. | 27 |
| Figure 2.3 : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL | 27 |
| Figure 2.4 : Résultats de la STFT en 3D | 28 |
| Figure 2.5 : Résultats de la PWVL en 3D | 28 |
| Figure 2.6 : Résultats de Gabor en 3D | 29 |
| Figure 2.7 : Position des pics les plus énergétiques des trois représentations. | |
| (a) STFT (b) Gabor (c) PWVL | 30 |
| Figure 2.8 : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT. | 31 |
| Figure 2.9 : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL | 32 |
| Figure 2.10 : Résultats de la STFT en 3D | 32 |
| Figure 2.11 : Résultats de la PWVL en 3D | 33 |
| Figure 2.12 : Résultats de Gabor en 3D | 33 |
| Figure 2.13 : Position des pics les plus énergétiques des trois représentations | |
| (a) STFT (b) Gabor (c) PWVL | 34 |
| Figure 2.14 : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT. | 35 |
| Figure 2.15 : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL | 36 |
| Figure 2.16 : Résultats de la STFT en 3D | 36 |
| Figure 2.17 : Résultats de la PWVL en 3D | 37 |
| Figure 2.18 : Résultats de Gabor en 3D | 37 |
| Figure 2.19 : Position des pics les plus énergétiques des trois représentations | 38 |
| Figure 2.20 : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT. | 39 |
| Figure 2.21 : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL | 40 |
| Figure 2.22 : Résultats de la STFT en 3D | 40 |
| Figure 2.23 : Résultats de la PWVL en 3D | 41 |
| Figure 2.24 : Résultats de Gabor en 3D | 41 |
| Figure 2.25 : Position des pics les plus énergétiques des trois représentations | 42 |
| Figure 3.1 : Algorithme de décomposition | 49 |
| Figure 3.2 : Processus de reconstruction du signal | 50 |
| Figure 3.3 : Signal écho de défaut | 51 |
| Figure 3.4 : Bruit de structure | 51 |
| Figure 3.5 : Signal écho de défaut + 30 % de Bruit | 52 |
| Figure 3.6 : (a) Signal écho bruité à 30 % | |
| (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile. | 53 |
| Figure 3.7 : (a) Signal écho bruité à 40 % | |
| (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile. | 53 |
| Figure 3.8 : (a) Signal écho bruité à 50 % | |
| (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile. | 54 |
| Figure 3.9 : (a) Signal écho bruité à 60 %, | |
| (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile | 54 |

| | |
|--|----|
| Figure 3.10 : (a) Signal écho bruité à 70 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile. | 55 |
| Figure 3.11 : (a) Signal écho bruité à 80 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile. | 55 |
| Figure 3.12 : (a) Signal écho bruité à 90 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile. | 56 |
| Figure 3.13 : (a) Signal écho bruité à 100 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du signal utile. | 56 |
| Figure 4.1 : Neurone biologique | 61 |
| Figure 4.2 : Le potentiel d'action | 61 |
| Figure 4.3 : Modélisation du neurone formel | 62 |
| Figure 4.4 : Réseau de neurone multicouche | 65 |
| Figure 4.5 : Réseau à connexions complètes | 65 |
| Figure 4.6 : Organigramme général de la rétro propagation | 72 |
| Figure 4.7 : Schéma synoptique | 73 |
| Figure 4.8 : (a) Signal ultrasonore de 10 MHz (b) Signal ultrasonores de 10 5 MHz | 74 |
| Figure 4.9 : Normalisation. (a) Signal ultrasonore de 1 MHz (b) Partie du signal ultrasonore de 10 MHz normalisé à 1 MHz | 75 |
| Figure 4.10 : Spectre (a) Spectre du signal ultrasonore de 1 MHz (b) Spectre du signal ultrasonore de 10 MHz normalisé à 1 MHz | 76 |
| Figure 4.11 : (a) Signal ultrasonore de 5 MHz (b) Partie du signal ultrasonore de 5 MHz normalisé à 1 MHz | 77 |
| Figure 4.12 : (a) Spectre du signal ultrasonore de 5 MHz (b) Spectre du signal ultrasonore de 5 MHz normalisé à 1 MHz | 77 |
| Figure 4.13 : Signal ultrasonore de 10 MHz | 78 |
| Figure 4.14 : Partie utile du signal ultrasonore de 10 MHz | 78 |
| Figure 4.15 : Exemple de calcul des coefficients d'ondelettes | 79 |
| Figure 4.16 : Les 512 paramètres d'ondelettes du signal ultrasonore normalisé. | 79 |
| Figure 4.17 : Paramètres d'ondelettes du signal ultrasonore de 10 MHz. | 80 |
| Figure 4.18 : Les coefficients de la TOD d'un signal écho Provenant d'une Rainure | 81 |
| Figure 4.19 : Les coefficients de la TOD d'un signal écho Provenant d'un trou. | 82 |
| Figure 4.20 : Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut plan | 82 |
| Figure 4.21: Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut volumique | 82 |
| Figure 4.22 : Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut (sommet d'une fissure) | 83 |
| Figure 4.23 : Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut volumique (trou). | 83 |
| Figure 4.24 : L'évolution de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itération | 84 |

Liste des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau 1.1 : Les vitesses de propagation des ondes ultrasonores. | 11 |
| Tableau 2.1 : Propriétés de la représentation temps –fréquence et contrainte sur le noyau | 24 |
| Tableau 2.2 : Résultats des trois représentations avec le pourcentage d’erreur de localisation. | 30 |
| Tableau 2.3: Résultats des trois représentations avec le pourcentage d’erreur de précision | 34 |
| Tableau 2.4 : Résultats des trois représentations avec le pourcentage d’erreur de précision | 38 |
| Tableau 2.5 : Résultats des trois représentations avec le pourcentage d’erreur de précision | 42 |
| Tableau 2.6 : Tableau récapitulatif des cas limites des fines épaisseurs mesurées, avec le pourcentage d’erreur de précision | 43 |
| Tableau 3.1 : Gain en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté. | 57 |
| Tableau 4.1 : Résultats de la classification des défauts | 84 |

Introduction générale

Une méthode de Contrôle Non Destructif (CND) a pour but de détecter le ou les défauts présents dans une pièce. Il est très important ensuite de les dimensionner et de les identifier. Par exemple, la taille d'une fissure détectée dans un matériau peut être incluse dans le calcul de la mécanique de la rupture pour estimer la durée de vie de ce matériau fissuré et par conséquent, la durée de vie de l'installation industrielle.

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

La possibilité d'acquérir une information permettant de caractériser les défauts en nature, en taille et en orientation a nécessité le développement de techniques plus évoluées qui sont regroupées sous le terme général de techniques de traitement du signal ultrasonore. Dans ce contexte, nous avons développé des outils de traitement du signal basés sur les représentations temps-fréquence et la transformée en ondelettes permettant de détecter, de localiser et d'identifier les imperfections présentes dans ces matériaux.

Ce travail répond aux problèmes essentiels du Contrôle Non Destructif par ultrasons des matériaux à savoir : La résolution, La sensibilité et L'identification des défauts. La problématique ainsi que l'objectif du travail réalisé, sont divisés en trois parties:

1- Les représentations temps-fréquence basés sur les algorithmes STFT (Short Time Fourier Transform), de Wigner –Ville et de Gabor sont développés et sont appliqués pour la mesure de fines épaisseurs des matériaux métalliques. La mesure de telles épaisseurs par des techniques classiques posent énormément de problèmes dans la détection de tels échos puisqu'il sont superposés dans le temps.

2- Dans la détection de défaut par ultrasons, il est souvent difficile de distinguer le signal du défaut du 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 une méthode basée sur la transformée en ondelettes. Nous appliquons l'algorithme développé à l'extraction d'échos de défauts noyés dans le bruit de structure.

3- Le contrôle par ultrasons permet de détecter aisément les défauts, cependant, l'identification ou la connaissance de leur nature est très complexe. Des analyses effectuées sur des exemples d'échos de défauts détectés dans des pièces métalliques ont montré clairement que l'on peut décrire ces formes détectées suivant un ensemble de paramètres caractéristiques afin de pouvoir faire la discrimination entre un défaut plan et un défaut volumique. Dans ce but, nous développons aussi une méthode de mesure des coefficients de la transformée en ondelettes digitales caractérisant les signaux de défauts. Ces coefficients seront introduits dans un classificateur développé à base de réseaux de neurones multicouches permettant la classification des défauts de soudure (défaut plan ou défaut volumique).

Le présent travail est composé de quatre chapitres présentés comme suit :

Le premier chapitre constitue une introduction au Contrôle Non Destructif par ultrasons avec une présentation de ses différentes techniques de mise en œuvre. Nous avons décrit les différents types de défauts à détecter qui sont recensés par les normes internationales. Nous avons aussi décrit la chaîne d'acquisition ultrasonore présente au Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image (L.T.S.I) du Centre de recherche scientifique et technique en Soudage et Contrôle (C.S.C, Chéraga), qui a servi aux différentes expériences des travaux réalisés.

Le second chapitre présente la réponse au premier problème posé par le contrôle non destructif par ultrasons à savoir la résolution, nous citons le cas de la mesure des fines épaisseurs. Nous avons choisi deux distributions atomiques, la représentation de Gabor et la transformée de Fourier à court termes STFT, et une distribution d'énergie qui est la représentation de Pseudo Wigner – Ville Lissée (PWVL). Une brève étude théorique est donnée. Cette étude est suivie d'une application expérimentale, les résultats obtenus pour chaque distribution sont illustrés par des figures et tableaux comparatifs.

Le troisième chapitre répond au second problème posé par le CND qui est la sensibilité. Pour cela au début de ce chapitre nous définissons l'ondelette et la transformée en ondelette, ensuite nous donnons le développement de l'algorithme appliqué basés sur la transformée en ondelette Discrète (TOD) pour extraire des échos de défauts noyés dans le bruit de structure. Plusieurs figures illustrent les résultats obtenus dans cette étude qui sont exposés à la fin de ce chapitre ainsi que les commentaires respectifs.

Quant au quatrième chapitre, il répond au troisième problème posé par le CND à savoir l'identification des défauts. Aussi, nous nous proposons d'identifier les défauts détectés, à cet effet, nous avons développé des algorithmes basés sur l'extraction des paramètres du signal écho de défaut par la TOD et une classification des résultats par les réseaux de neurones afin de discriminer entre défauts plans et défauts volumiques. Comme nous avons déjà défini la théorie des ondelettes dans le chapitre 3, nous commençons ce chapitre par une étude détaillée des réseaux de neurones (Modélisation du neurone, structures des réseaux de neurones, les différents types de réseaux de neurones et l'apprentissage des réseaux de neurones). Par la suite, nous exposons le développement des algorithmes appliqués. Les résultats obtenus sont illustrés par des figures et tableaux, plusieurs remarques et commentaires sont tirés.

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

Chapitre 1

LE CONTROLE NON DESTRUCTIF

(C N D)

1.1 Introduction.

Le Contrôle Non Destructif (CND) consiste à mettre en œuvre des méthodes d'investigation permettant d'apprécier sans destruction l'état des pièces, et de formuler un avis sur leur aptitude à remplir la fonction à laquelle elles sont destinées.

Considérée sous cet aspect d'aptitude au bon fonctionnement, la définition suppose une bonne connaissance de tous les phénomènes mis en jeu, en particulier de la nocivité des défauts et leur évolution dans le temps, ainsi que les lois générales de la mécanique de la rupture.

En outre, les méthodes du CND sont très variées et utilisent de nombreux procédés physiques d'analyse. Les principales méthodes utilisées sont basées sur [1] :

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

1.2 Contrôle par ultrasons

Le contrôle par ultrasons est une technique de contrôle non destructif semblable aux techniques radar et sonar. Il consiste à engendrer une onde ultrasonore dans le matériau et à observer les échos éventuels réfléchis par les hétérogénéités rencontrées [2].

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

1.2.1 Définition de l'onde ultrasonore

On appelle onde ultrasonore, une vibration mécanique se transmettant de proche en proche dans un milieu dit milieu de propagation, avec une fréquence supérieure à 20KHz [1].

1.2.2 Production et détection des ultrasons

Les ultrasons dans les appareils de CND sont produits et détectés par des « traducteurs » ou « palpeurs » posés sur la pièce en examen (suivant la technique utilisée), et couplés acoustiquement à la surface par un liquide dit " milieu de couplage " (eau, huile, etc.).

Le transducteur transforme l'énergie électrique qu'on lui envoie en énergie mécanique, et inversement, l'énergie mécanique qui lui parvient de la pièce en énergie électrique ; c'est un convertisseur d'énergie. Il est formé d'une pastille piézo-électrique (quartz) ou ferroélectrique (céramique : titanate de baryum, niobate de lithium, etc.) métallisée sur ses deux faces. Le diamètre de la pastille, si elle est circulaire, est habituellement compris entre 5 et 50 mm, avec 10 mm comme valeur la plus fréquente [2].

1.2.3 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 10MHz), 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 [1].

Les vitesses de propagation des ondes longitudinales (OL) et des ondes transversales (OT) dans les milieux les plus usuels sont données par le tableau ci-dessous (Tableau 1.1) :

| Matériaux | Vitesse O.L (m/s) | Vitesse O.T (m/s) |
|-------------|-------------------|-------------------|
| Eau (20°C) | 1480 | - |
| Huile | 1304 | - |
| Mercure | 1450 | - |
| Acier(1%c) | 5940 | 3220 |
| Aluminium | 6300 | 3100 |
| Plexiglas | 2730 | 1430 |

Tableau (1.1) Les vitesses de propagation des ondes ultrasonores.

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 [1].

Les angles de réfraction et de réflexion suivent la loi de Snell-Descarte donnée par :

$$\frac{\sin(i)}{V_1} = \frac{\sin(i')}{V_1} = \frac{\sin(r)}{V_2} \quad (1.1)$$

Avec :

- i : angle d'incidence.
- i' : angle de réflexion.
- r : angles de réfraction.
- V_1 : vitesses de propagation de l'onde ultrasonore dans le milieu d'incidence.
- V_2 : vitesses de propagation de l'onde ultrasonore dans le milieu de réflexion.

1.2.4 Atténuation des ondes ultrasonores

Dans un matériau idéal, une onde ultrasonore n'est atténuée que du fait de sa divergence. Les matériaux naturels produisent une atténuation plus ou moins prononcée des ondes ultrasonores. Cette atténuation est d'autant plus importante que la fréquence des ultrasons est élevée.

L'atténuation des ondes ultrasonores est due principalement à deux phénomènes qui se superposent : l'absorption et la diffusion [1].

$$\alpha = \alpha_{\text{absorption}} + \alpha_{\text{diffusion}} \quad (1.2)$$

Où α est le coefficient d'atténuation du milieu.

1.2.4.1 L'absorption

L'absorption se traduit par une atténuation de l'onde en fonction de sa propagation. Elle est prédominante dans les matières plastiques et synthétiques.

1.2.4.2 La Diffusion

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

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

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

1.3 Méthodes de contrôle par ultrasons

Dans le CND par ultrasons, on peut citer deux principales méthodes d'examen : méthode par transmission et méthode par écho.

1.3.1 Méthode par transmission

Cette méthode consiste à placer deux transducteurs de part et d'autre de la pièce à étudier. Un transducteur émetteur émet une onde ultrasonore dans la pièce. L'onde acoustique se propage dans la pièce, si elle rencontre une hétérogénéité, une partie de son énergie sera réfléchiée. Donc, le transducteur récepteur recueillera qu'une partie de l'énergie initialement transmise. Cette perte d'énergie est d'autant plus importante que la dimension de l'hétérogénéité est grande.

Cette méthode est de moins en moins utilisée dans le CND par ultrasons à cause du manque de précision lors du dimensionnement et surtout du positionnement des défauts, en plus, elle nécessite l'emploi de deux transducteurs et l'exploitation des deux faces opposées de la pièce, ce qui est rarement le cas dans la pratique.

1.3.2 Méthode par écho

Dans cette méthode, au lieu de détecter l'énergie transmise comme dans le cas précédent, on s'intéresse à l'énergie réfléchi. Toute variation de cette énergie correspond à une présence d'un défaut.

Cette technique a été retenue à cause de la précision qu'elle présente lors du positionnement et dimensionnement des défauts, en plus elle offre la possibilité d'exploiter une seule face de la pièce avec l'utilisation d'un seul transducteur en émission - réception.

1.4 Techniques de mise en œuvre

Les ultrasons aux fréquences utilisées en CND (1 à 10MHz), ne se propagent pas dans l'air. 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. Deux techniques existent pour assurer ce couplage : le contrôle par contact et le contrôle en immersion.

1.4.1 Contrôle par contact

Le transducteur 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 transducteur, 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.

1.4.2 Contrôle en immersion

Cette méthode se développe pour pallier aux deux inconvénients de la méthode de contrôle par contact. Le transducteur est situé à une certaine distance de la pièce, le couplage est assuré par un liquide, habituellement de l'eau. C'est cette technique qui est menée au niveau du laboratoire de traitement du signal du C.S.C.

1.5 Réflexion d'impulsions ultrasonores

La méthode actuellement la plus utilisée en CND est celle par réflexion d'impulsions ultrasonores. C'est celle qui sera utilisée dans notre système, car elle permet de connaître la distance de l'hétérogénéité à la surface, et d'avoir une idée sur sa forme et de son étendue.

La méthode par réflexion d'impulsions ultrasonores est tout à fait analogue à celle du radar, cependant, les ondes électromagnétiques sont remplacées par des ondes ultrasonores.

L'appareil ultrasonore classique comprend un générateur pilote d'impulsions synchrones (100 à 1 000 impulsions par seconde). Il actionne à la fois un générateur de balayage appliqué aux plaques de déviation horizontale d'un oscilloscope à rayon cathodique, et un générateur de puissance d'impulsions électriques de même fréquence.

Ces impulsions sont appliquées au transducteur pour qu'il les convertisse en vibrations mécaniques émises dans la pièce (figure 1.1) où elles se propagent à une vitesse bien spécifique au milieu. Rencontrant une discontinuité dans la pièce, elles sont partiellement réfléchies, de même que par la paroi opposée.

Ces ondes réfléchies reviennent vers le transducteur qui les transforme en impulsions électriques. Un amplificateur et un détecteur leur donnent une forme et une tension suffisante pour qu'elles soient appliquées valablement aux plaques de déviation verticale de l'oscilloscope. Sur l'écran de ce dernier, où la tache lumineuse est déviée de gauche à droite, on note, à chaque émission d'impulsion, un pic 1, représentatif de l'émission, donc de l'origine du temps, un pic 2 de faible amplitude due à l'énergie réfléchi par la discontinuité rencontrée dans la pièce, et enfin un pic 3, plus important, dû à l'écho réfléchi par le fond de la pièce.

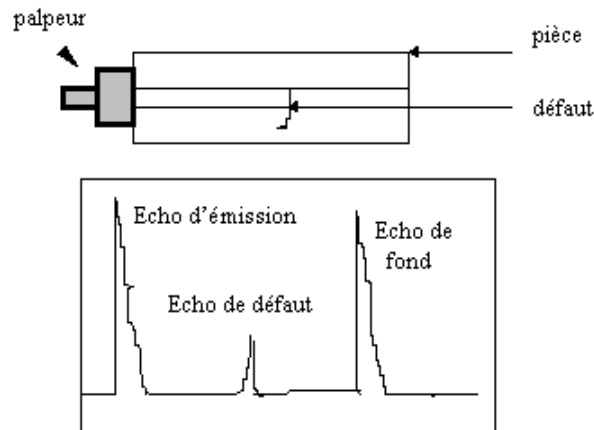


Figure (1.1) Réflexion d'impulsions ultrasonores

Cette représentation est appelée représentation de type A-Scan et le signal représente l'enveloppe de l'écho ultrasonore détecté [2].

1.6 Types de défauts

Ces techniques ultrasonores sont appliquées au contrôle des matériaux telles que les soudures qui comportent des défauts recensés par les normes internationales.

1.6.1 Défauts plans

Ce sont des défauts plus ou moins rectilignes. Ils représentent soit un manque de liaison inter-matériaux ou une rupture du métal. Ces défauts sont les plus nocifs.

1.6.1.1 Fissure

C'est un manque de continuité à deux dimensions qui peut se produire en cours de refroidissement ou sous l'effet de contrainte à l'état solide. Les différentes formes de fissuration sont les suivantes :

1.6.1.1.1 Fissure transversale

C'est une fissure dont la direction est sensiblement perpendiculaire à l'axe de la soudure. Elle peut se situer dans le métal fondu, dans le métal de base ou dans la zone affectée thermiquement (ZAT).

1.6.1.1.2 Fissure longitudinale

C'est une fissure dont la direction principale est voisine de celle de l'axe de la soudure. Elle peut se situer dans le métal fondu, dans la zone de liaison ou dans le métal de base.

1.6.1.2 Manque de fusion

C'est un manque de liaison entre le métal déposé et le métal de base ou entre deux couches contiguës de métal déposé. Il y a lieu de distinguer :

- Le manque de fusion latéral qui intéresse les bords à souder.
- Le manque de fusion entre passes.
- Le manque de fusion à la racine de la soudure.

1.6.1.3 Manque de pénétration

C'est une absence partielle de fusion des bords à souder, liaisons subsistées à un interstice entre ces bords.

1.6.2 Défauts volumiques

Les défauts volumiques se définissent par la présence de corps étrangers occupant un volume de forme quelconque dans le matériau.

1.6.2.1 Inclusion

On distingue plusieurs types d'inclusion :

- Inclusion solide : corps solide étranger emprisonné dans la masse du métal fondu.
- Inclusion de laitier : résidu de laitier emprisonné dans la masse fondu. On peut rencontrer suivant leurs répartitions, des inclusions de laitier alignées (ou en chapelets), isolées ou autres.
- Inclusion de flux : résidu de flux emprisonné dans la masse de métal fondu.

1.6.2.2 Cavité (Soufflure)

Cavité formée par du (ou des) gaz. On trouve les soufflures sphéroïdales de forme sensiblement sphérique.

1.7 La chaîne d'acquisition

La chaîne d'acquisition est constituée (figure 1.2) :

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

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

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

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

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

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

1.7.2 La commande de la cuve

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

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

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

1.7.3 Le fonctionnement de la Chaîne d'acquisition

Dans la chaîne d'acquisition ultrasonore représentée par la figure (1.2), 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.

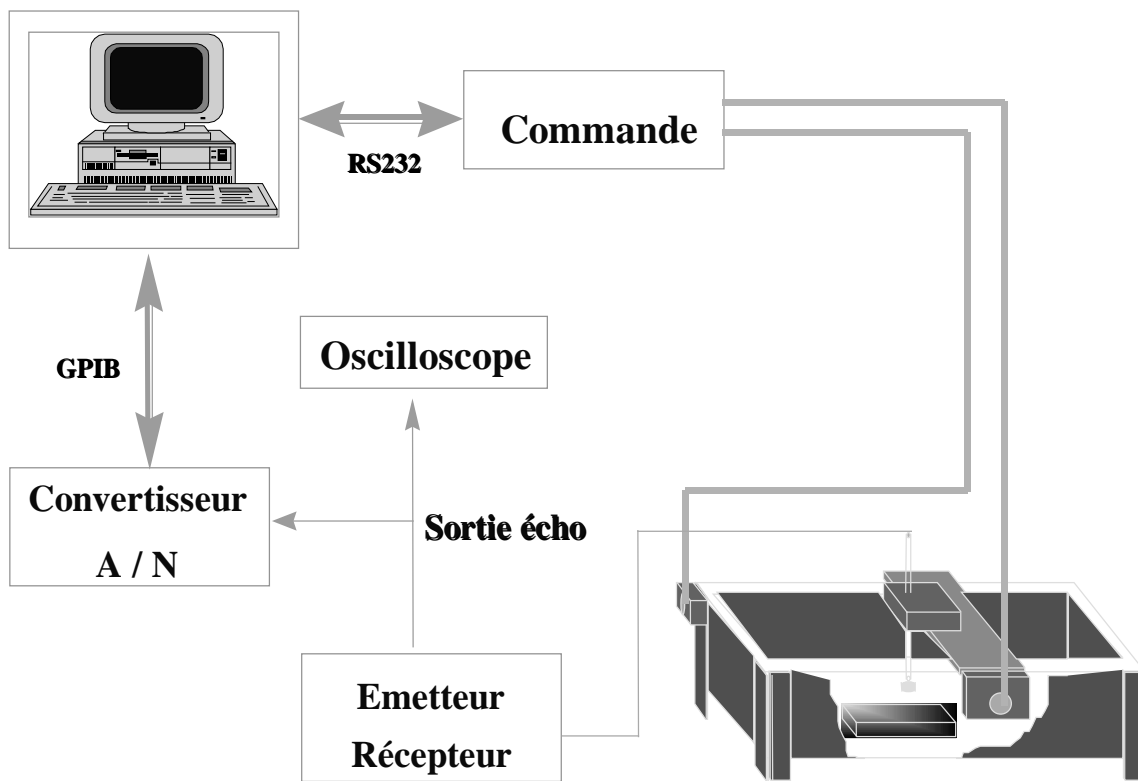


Figure (1.2) : La chaîne d'acquisition ultrasonore.

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cité les méthodes de CND en décrivant avec plus de détails les techniques ultrasonores. Ensuite, nous avons énuméré les différents types de défauts à détecter qui sont recensés par les normes internationales. Le contrôle par ultrasons permet de détecter aisément ces défauts, cependant, l'identification ou la connaissance de la nature du défaut détecté est très complexe. Nous avons aussi décrit la chaîne d'acquisition ultrasonore présente au laboratoire qui a servi aux différentes expériences réalisées.

Chapitre 2

**ETUDE DES REPRESENTATIONS TEMPS – FREQUENCE.
APPLICATION AUX MESURES DES FINES ÉPAISSEURS.**

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous avons étudié et implémenté les algorithmes de Wigner-Ville, Gabor et la transformée de Fourier à courts termes, et ensuite nous les avons appliqués sur des signaux ultrasonores afin de répondre aux problèmes de résolution posés par le contrôle ultrasonore. Nous citons le cas de la mesure des fines épaisseurs.

Avant cela, nous proposons de présenter des concepts généraux liés aux notions du temps et de la fréquence, de préciser les relations qu'entretiennent ces variables et de mieux cerner les problèmes posés par leurs utilisations conjointes.

Un Signal peut être défini comme le support physique d'une information traduisant l'évolution d'un système. Les variations des grandeurs physiques caractérisant les états de ce système étant en général enregistré séquentiellement, la représentation temporelle d'un signal constitue un espace de travail opportun. Additionnellement, la représentation fréquentielle offre une alternative intéressante en particulier pour l'analyse des systèmes linéaires invariants.

En effet, on peut montrer que les fonctions exponentielles complexes e^{-pt} , $p \in \mathbb{C}$, sont fonctions propres de tout opérateur vérifiant ces propriétés. Cette représentation est obtenue au moyen de la transformée de Fourier qui est définie ainsi pour les signaux continus [3] :

$$X(\nu) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-2\pi j \nu t} dt \quad (2.1)$$

La représentation fréquentielle au sens de Fourier d'un signal repose sur la projection de celui-ci sur une base de fonctions monochromatiques à support infini. Si cette représentation fournit des informations en amplitude et en phase par les composantes fréquentielles du signal étudié, avec cependant une perte d'information quant à leur localisation temporelle. Ceci peut s'avérer un handicap pour l'analyse des signaux non - stationnaires dont les propriétés statistiques dépendent précisément du temps

2.2 Signaux stationnaires et non – stationnaires.

Un signal déterministe sera dit stationnaire s'il peut s'écrire sous la forme d'une somme discrète de fonctions sinusoïdales [3]

$$x(t) = \sum_{k \in N} A_k \cos(2\pi \nu_k t + \Phi_k) \quad \text{pour un signal réel ;} \quad (2.2)$$

$$x(t) = \sum_{k \in N} A_k \exp j(2\pi \nu_k t + \Phi_k) \quad \text{pour un signal complexe;} \quad (2.3)$$

Bien qu'il soit possible de définir des conditions plus strictes de stationnarité pour les signaux aléatoires [3], en pratique on peut adopter la notion de stationnarité au sens large qui permet de traiter un maximum de problèmes de façon satisfaisante. Ainsi un signal est dit stationnaire au sens large ou stationnaire jusqu'à l'ordre 2 si son espérance mathématique est indépendante du temps et si sa fonction d'autocorrélation $E\{x(t_1) x^*(t_2)\}$ dépend uniquement de $(t_2 - t_1)$. En conséquence, un signal sera dit non – stationnaire s'il ne vérifie pas l'une de ces propriétés.

2.3 Grandeurs locales

Bien que le spectre obtenu par la transformée de Fourier caractérise le comportement d'un signal sur toute sa durée, certaines grandeurs locales combinant des informations de nature temporelles et fréquentielles en ont été dérivées : la fréquence instantanée et le retard de groupe.

Avant de présenter ces concepts, il convient de définir au préalable la notion de signal analytique [4].

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

$$Z_x(t) = x(t) + j H \{ x(t) \}, \quad (2.4)$$

Où $H\{x\}$ désigne la transformée de Hilbert de x . Le signal z_x est appelé signal analytique associé à x . La définition énoncée ci – dessous admet une formulation plus explicite dans le domaine fréquentiel puisque :

$$Z_x(\nu) = 2 U(\nu) X(\nu) \quad (2.5)$$

Où X et Z_x désignent respectivement les transformées de Fourier de x et z_x , la fonction U représente l'échelon d'Heaviside.

Ainsi le signal analytique z_x peut être obtenu par la transformée de Fourier inverse de X dont les composantes correspondants aux fréquences négatives ont été annulées. Cette transformation n'affecte en aucun cas le contenu informationnel de x dans la mesure où la transformée de Fourier d'un signal réel vérifie la relation de symétrie hermitienne suivante :

$$X^*(\nu) = X(-\nu) \quad (2.6)$$

En considérant le signal analytique sous sa forme polaire :

$$z_x(t) = |z_x(t)| e^{j\varphi_x(t)} \quad (2.7)$$

On définit la fréquence instantanée $\nu_x(t)$ selon :

$$\nu_x(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d \arg z_x}{dt}(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi_x}{dt}(t) \quad (2.8)$$

Cette grandeur locale donne une information sur le contenu spectrale instantané d'un signal.

De façon duale, on décrit le comportement local d'un signal en fonction de la fréquence. En considérant la transformée de Fourier du signal analytique sous sa forme polaire :

$$Z_x(\nu) = |Z_x(\nu)| e^{j\psi_x(\nu)} \quad (2.9)$$

On peut obtenir une information sur l'instant d'arrivée d'une fréquence grâce au retard de groupe :

$$t_x(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d \arg Z_x(\nu)}{d\nu} = \frac{1}{2\pi} \frac{d\psi_x(\nu)}{d\nu} \quad (2.10)$$

Cependant, la fréquence instantanée et le retard de groupe ne conduisent à des représentations aisément interprétables que dans le cas des signaux mono-composantes pour lesquels à un instant donné (ou fréquence donnée), le signal n'existe qu'au voisinage d'une fréquence donnée (ou d'un instant donné) dans le cas contraire qui concerne la grande majorité des signaux non – stationnaires, ces fonctions mono - dimensionnelles locales s'avèrent généralement inadéquates, comme le montre la figure (2.1). il peut être alors intéressant de représenter les signaux conjointement dans le domaine temporel et fréquentiel afin de caractériser leur évolution spectrale au cours du temps [5].

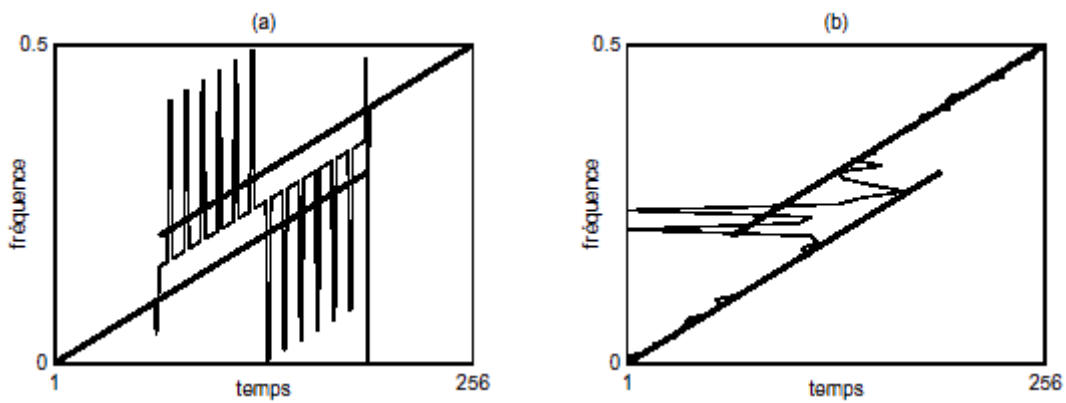


Figure 2.1 : Estimation de la fréquence instantanée (a) et retard de groupe (b) d'un signal de deux composantes à modulation de fréquence linéaire dont les lois figurent en gras sur les représentations

Ainsi, dans un premier temps, nous introduisons la notion de représentation temps – fréquence par le biais de la décomposition d'un signal sur une famille de fonctions élémentaires bien localisées dans les domaines temporel et fréquentiel. Nous illustrons alors ce point de vue à l'aide de la transformée de Fourier à court terme et de la représentation de Gabor. Puis nous sortons du cadre des représentations linéaires pour définir la classe de Cohen , qui réunit les distributions d'énergies covariantes par translations dans les domaines temporel et fréquentiel.

Nous explorons alors les propriétés de ces représentations et plus particulièrement celles de la distribution de Wigner – Ville. Enfin nous abordons le problème des termes interférentiels présents sur les représentations temps – fréquence de la classe de Cohen et inhérents à leur nature quadratique.

2.4 Les représentations Linéaires

2.4.1 La transformée de Fourier à court terme.

- a) Définition : Afin d'introduire 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 d'une fente glissante $h(t)$. Cette représentation, usuellement appelée transformée de Fourier à court terme, est définie ainsi :

$$F_x(t, \nu; h) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(s) h^*(s-t) e^{-j2\pi\nu s} ds \quad (2.11)$$

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

b) 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 :

$$y(t) = x(t-t_0) e^{-j2\pi\nu_0 t} \quad \Rightarrow \quad F_y(t, \nu; h) = F_x(t-t_0, \nu-\nu_0; h) e^{-j2\pi\nu_0 t} \quad (2.12)$$

- 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 :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} F_x(s, \nu; h) g(t-s) e^{j2\pi\nu t} ds d\nu \quad (2.13)$$

à condition que g et h vérifient :

$$\int g(t) h^*(t) dt = 1 \quad (2.14)$$

2.4.2 La représentation de Gabor

Dans la cas Discret la relation (2.13) de synthèse de la transformée de Fourier à Court terme permet de définir la représentation de Gabor [5] :

$$x(t) = \sum_n \sum_m F_x[nt_0, m\nu_0; h] g_{n,m}(t) \quad (2.15)$$

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 $(nt_0, m\nu_0)$.

2.5 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.

2.5.1 Classe de Cohen.

Les distributions de la classe de Cohen peuvent s'exprimer ainsi [6]:

$$C_x(t, \nu; \Phi) = \iint \Phi_{TR}(s-t, \tau) x(s + \frac{\tau}{2}) x^*(s - \frac{\tau}{2}) e^{-j2\pi\nu\tau} ds d\tau \quad (2.16)$$

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).

$$C_x(t, \nu; \Phi) = \iint \Phi_{DR}(\xi, \tau) A_x(\xi, \tau) e^{-j2\pi(\xi t + \nu\tau)} d\xi d\tau \quad (2.17)$$

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

$$A_x(\xi, \tau) = \int x(s + \frac{\tau}{2}) x^*(s - \frac{\tau}{2}) e^{j2\pi\xi s} ds \quad (2.18)$$

En appliquant la transformée de Fourier à chaque terme de la définition (2.17), on obtient :

$$C_x(t, \nu; \Phi) \equiv \Phi_{TF}(t, \nu) * W_x(t, \nu) = \iint \Phi_{TF}(s-t, \xi - \nu) W_x(s, \xi) ds d\xi \quad (2.19)$$

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

2.5.2 Propriétés

A titre d'exemple on a regroupé dans le tableau 2.1 les contraintes sur le noyau associées aux propriétés des distributions de la classe de Cohen [5].

| Propriétés de C_x | Contraintes sur Φ_{DR} |
|-----------------------------------|--|
| Energie | $\Phi_{DR}(0,0) = 1$ |
| Marginale temporelle | $\Phi_{DR}(\xi,0) = 1 \quad \forall \xi$ |
| Marginale fréquentielle | $\Phi_{DR}(0,\tau) = 1 \quad \forall \tau$ |
| Réalité | $\Phi_{DR}(\xi,\tau) = \Phi_{DR}^*(-\xi,-\tau) \quad \forall \xi \quad \forall \tau$ |
| Support temporel au sens large | $2 t > \tau \Rightarrow \int \Phi_{DR}(\xi,\tau) e^{j2t\xi\pi} d\xi$ |
| Support fréquentiel au sens large | $2 \nu > \xi \Rightarrow \int \Phi_{DR}(-\xi,\tau) e^{-j2\nu\tau\pi} d\tau$ |
| Inversibilité | $\Phi_{DR}(\xi,\tau) \neq 0 \quad \forall \xi \quad \forall \tau$ |
| Unitarité | $ \Phi_{DR}(\xi,\tau) = 1 \quad \forall \xi \quad \forall \tau$ |

Tableau (2.1) : Propriétés de la représentation temps – fréquence et contrainte sur le noyau

2.5.3 Spectrogramme.

Le module carré de la transformée de Fourier à court terme conduit à une représentation quadratique appelé spectrogramme, cette représentation qui distribue l'énergie du signal dans le plan temps – fréquence, est la plus ancienne qui ait été proposée, mais aussi l'une des plus utilisées.

Elle est définie ainsi :

$$SP_x(t,\nu,h) = \left| \int x(\tau) h^*(\tau-t) e^{-j2\pi\nu\tau} d\tau \right|^2 \quad (2.20)$$

Où h désigne une fenêtre d'analyse.

Comme élément de la Classe de Cohen, le spectrogramme est défini par une fonction de paramétrisation :

$$\Phi_{DR}(\xi,\tau) = A_x^*(\xi,\tau)$$

2.5.4 Distribution de Wigner – Ville

La distribution de Wigner – Ville peut être définie à partir de la représentation temporelle du signal [7]:

$$W_x(t,\nu) = \int x\left(t+\frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t-\frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi\nu\tau} d\tau \quad (2.21)$$

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

$$W_x(t, \nu) = \int x\left(\nu + \frac{\xi}{2}\right) x^*\left(\nu - \frac{\xi}{2}\right) e^{-j2\pi\nu\xi} d\xi \quad (2.22)$$

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

2.5.5 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 [5]. 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 :

$$x(t) = \sum_{n=1}^N x_n(t), \text{ alors } C_x(t, \nu; \Phi) = \sum_{n=1}^N C_{x_n}(t, \nu; \Phi) + 2\text{Re} \left\{ \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N C_{x_n, x_m}(t, \nu; \Phi) \right\} \quad (2.23)$$

2.5.6 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 en utilisant la transformation (2.4)

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 [5]:

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

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 [5]:

$$PWVL_x(t, \nu) = \iint h(t - \tau) G(\nu - \xi) W_x(\tau, \xi) d\tau d\xi \quad (2.24)$$

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.

2.6 Développements et expérimentations

Dans le but de calculer des fines épaisseurs, nous avons appliqué la représentation de Pseudo Wigner-Ville Lissée (PWVL), la représentation de Gabor et la transformée de Fourier à court termes STFT (Short Time Fourier Transform).

Dans l'implémentation de la transformée de Fourier à courts termes, nous avons utilisé une fenêtre de Hamming de taille N/4 avec N nombre d'échantillons du signal analysé.

Dans le cas de la représentation de Gabor, nous avons utilisé la fenêtre de Gauss de taille N/16, avec N nombre d'échantillons du signal analysé

Quant à la représentation de Pseudo Wigner – Ville Lissée, deux fenêtres de Hamming, une de taille de N/10 pour le lissage temporelle et l'autre de taille de N/4 pour le lissage fréquentiel [8].

Les représentations temps – fréquence ont été appliquées à des signaux simulant des signaux ultrasonores selon l'expression [9], [10], [11] :

$$s(t) = s_m \cdot \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}t^2\right) \cdot \cos(2\pi \cdot f_0 \cdot t) \quad (2.25)$$

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

f_0 : définissant la fréquence de résonance du transducteur ultrasonore.

s_m : Amplitude désirée.

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 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.

2.6.1 Plusieurs signaux décalés.

L'expérience, que nous avons simulés, décrit la mesure d'une fine épaisseur où les deux échos détectant ces deux faces, se superpose dans le temps et présentent une ambiguïté dans la mesure. A travers ces différents tests, nous montrons la fiabilité des algorithmes développés.

Le 1^{er} test porte sur quatre échos ultrasonores équidistants de fréquence 15 MHz sur une fenêtre de 2 microsecondes à différentes énergies et positionnés à 0.4, 0.8, 1.2 et 1.6 microseconde, bruité à 25 %. Ce signal simule la mesure d'une épaisseur de 0.13 mm d'un matériau en Aluminium.

Le résultat obtenu par les trois méthodes est donné par les figures suivantes :

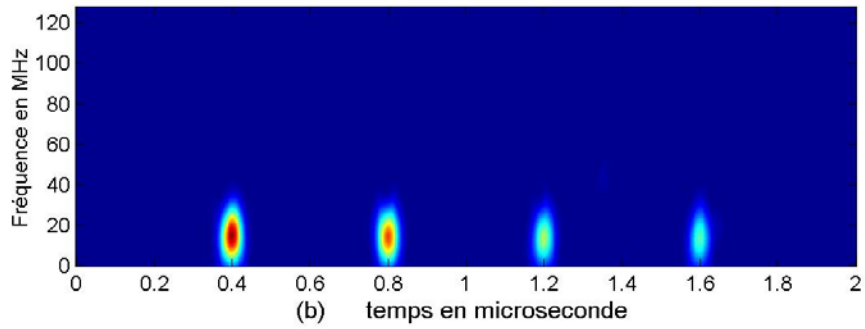
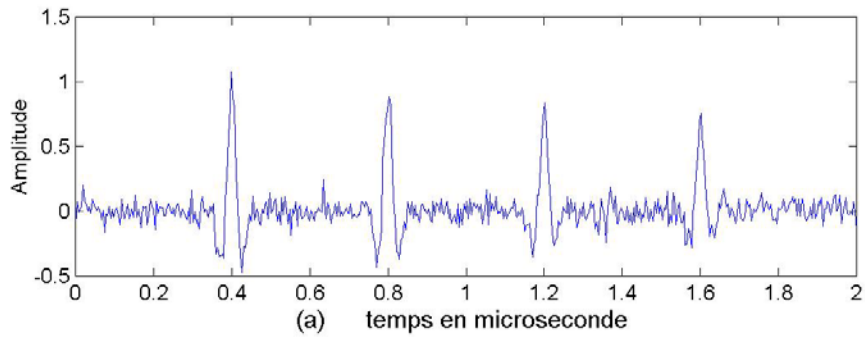


Figure (2.2) : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT.

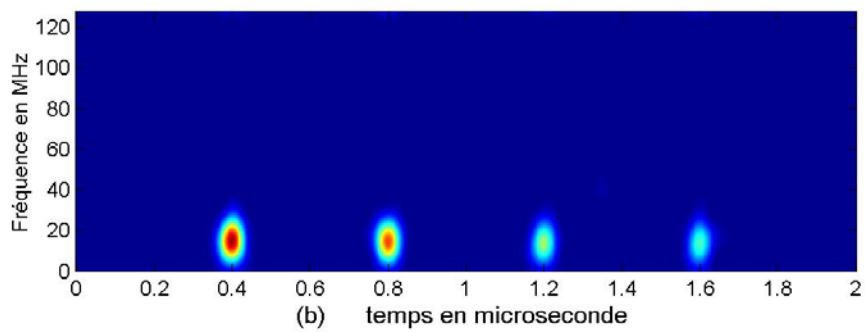
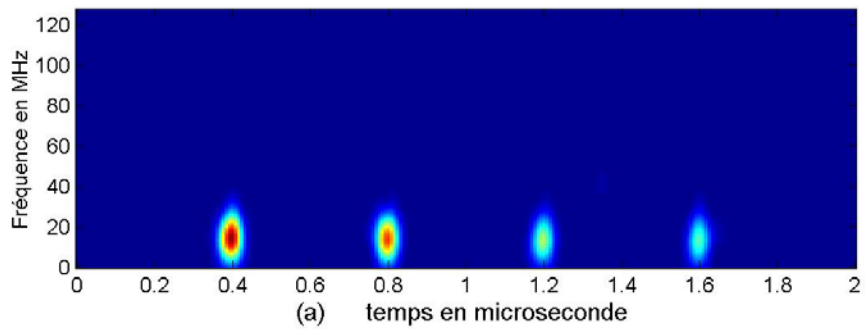


Figure (2.3) : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL

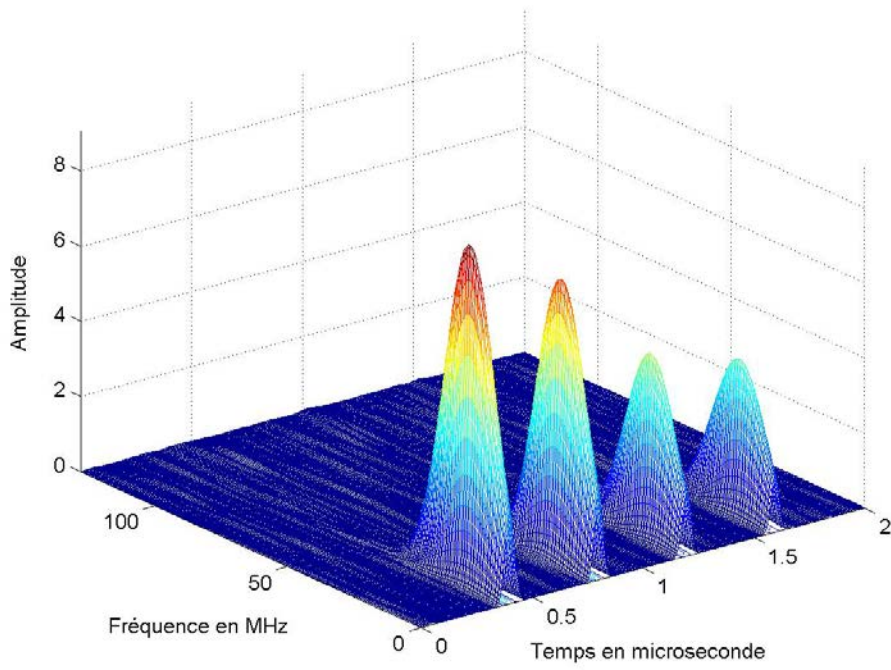


Figure (2.4) Résultats de la STFT en 3D

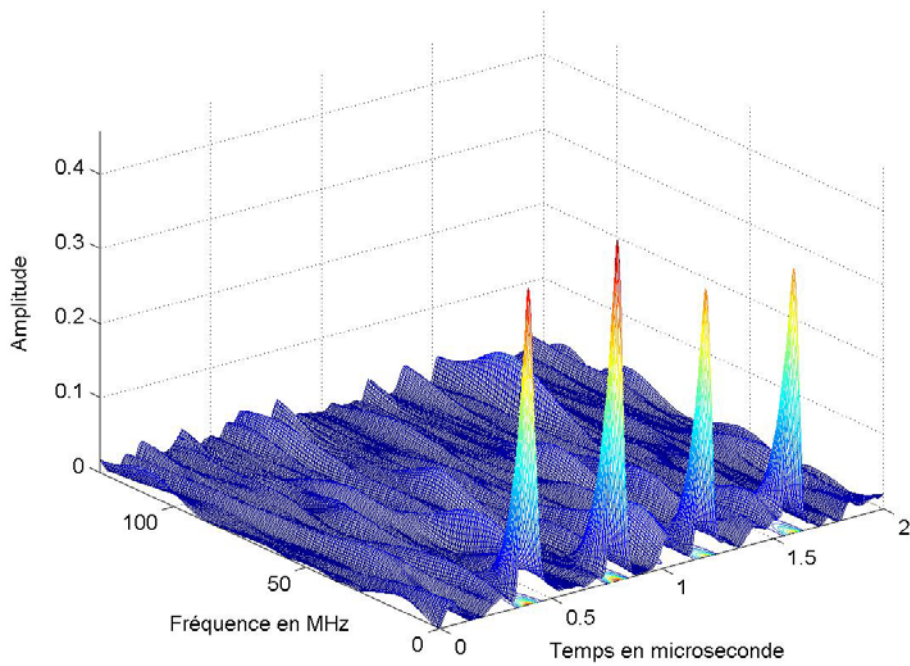


Figure (2.5) Résultats de la PWVL en 3D.

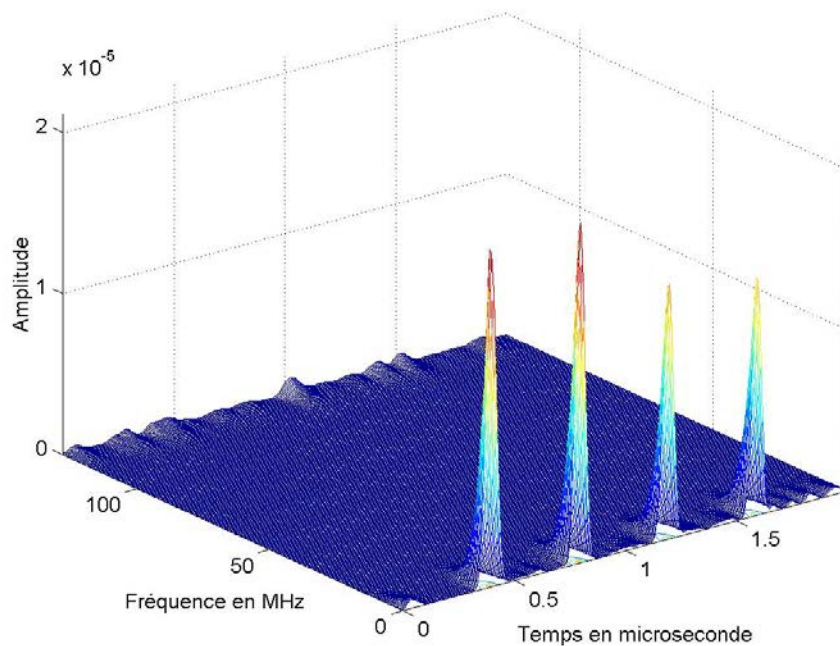


Figure (2.6) Résultats de Gabor en 3D.

Remarque :

Les figures 2.4, 2.5 et 2.6 illustrent les représentations respectives de STFT, PWVL et Gabor en 3 dimensions, nous constatons que d'une part, la représentation de PWVL présente un niveau de bruit assez important par rapport aux deux autres représentations. D'autre part, la représentation de STFT présente des lobes d'énergie assez larges, ceci pourrait induire une gêne dans la mesure de très fines épaisseurs.

La figure 2.7 donne la position des pics les plus énergétiques des trois représentations temps - fréquence appliquée afin de faciliter la mesure du temps entre les signaux.

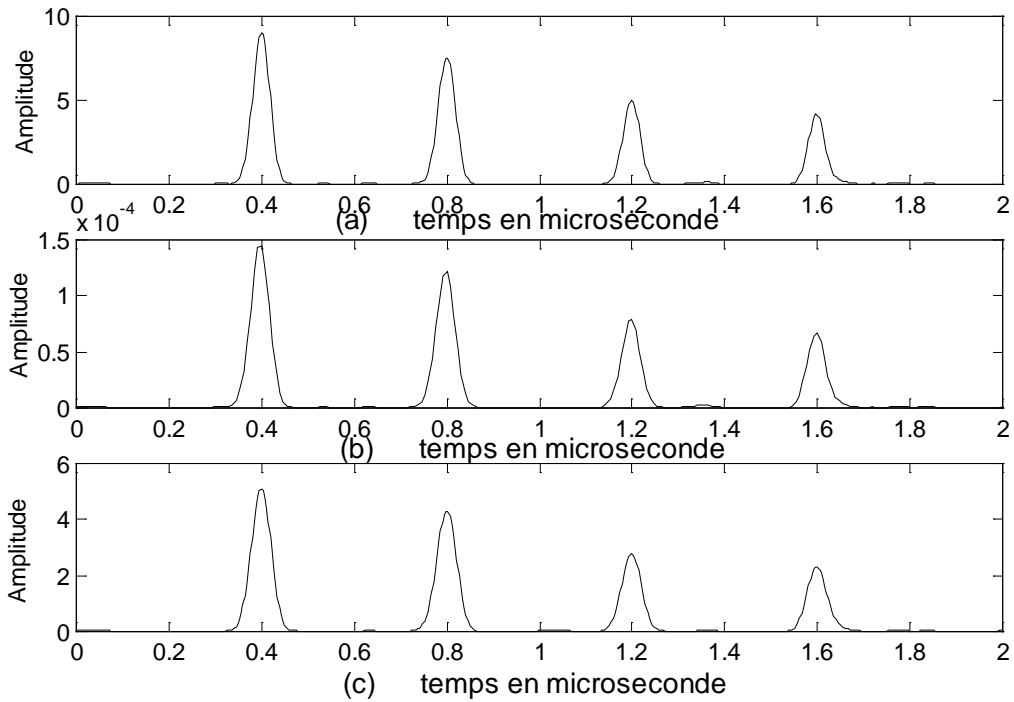


Figure (2.7) Position des pics les plus énergétiques des trois représentations.
 (a) STFT (b) Gabor (c) PWVL

Le tableau 2.2 donne le résultat des trois représentations de toutes les mesures faites, ainsi que le taux d'erreur de précision.

| Temps (μ s) | 0.4 | 0.8 | 1.2 | 1.6 |
|-----------------------|-----------------|-----------------|------------------|------------------|
| Temps mesuré STFT | 0.3992 0.2 % | 0.7984 0.2 % | 1.2016 0.13 % | 1.6008 0.05 % |
| Temps mesuré Gabor | 0.4 0 % | 0.8 0 % | 1.2 0 % | 1.6 0 % |
| Temps mesuré PWVL | 0.3992 0.2 % | 0.7984 0.2 % | 1.2016 0.13 % | 1.6008 0.05 % |

Tableau (2.2) : Résultats des trois représentations avec le pourcentage d'erreur de localisation.

Du tableau (2.2) on remarque que la représentation de Gabor donne de très bons résultats et que la représentation de Fourier à court terme et la représentation de Pseudo Wigner Ville Lissée donnent pratiquement les mêmes résultats, avec un taux d'erreur de localisation acceptable.

2.6.2 Influence de la fréquence sur l'épaisseur mesurée.

Le second test porte sur un signal représenté sur une fenêtre de 1 microseconde à différentes fréquences 15, 20 et 25 MHz et à différentes énergies et positions.

2.6.2.1 Fréquence de 15 MHz.

Dans ce qui suit, nous allons tester les trois représentations sur le même signal précédent avec une fréquence 15 MHz mais à différentes distances.

Le cas limite de mesure, que nous avons obtenu est une épaisseur de 0.13 mm soit une durée de 0.04 μ s. Les figures suivantes (2.8), (2.9), (2.10), (2.11), (2.12), (2.13) illustrent cette mesure.

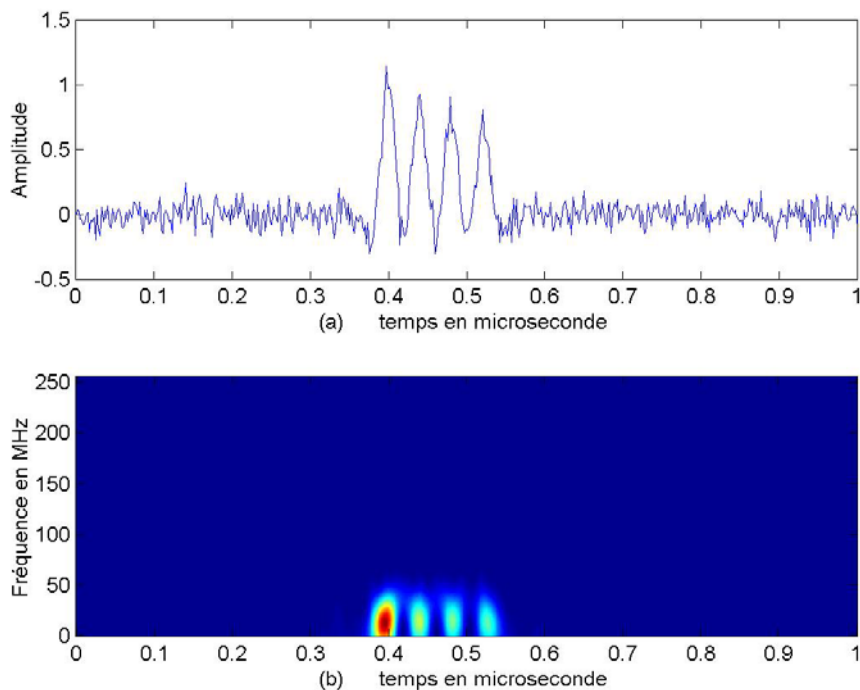


Figure (2.8) : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT.

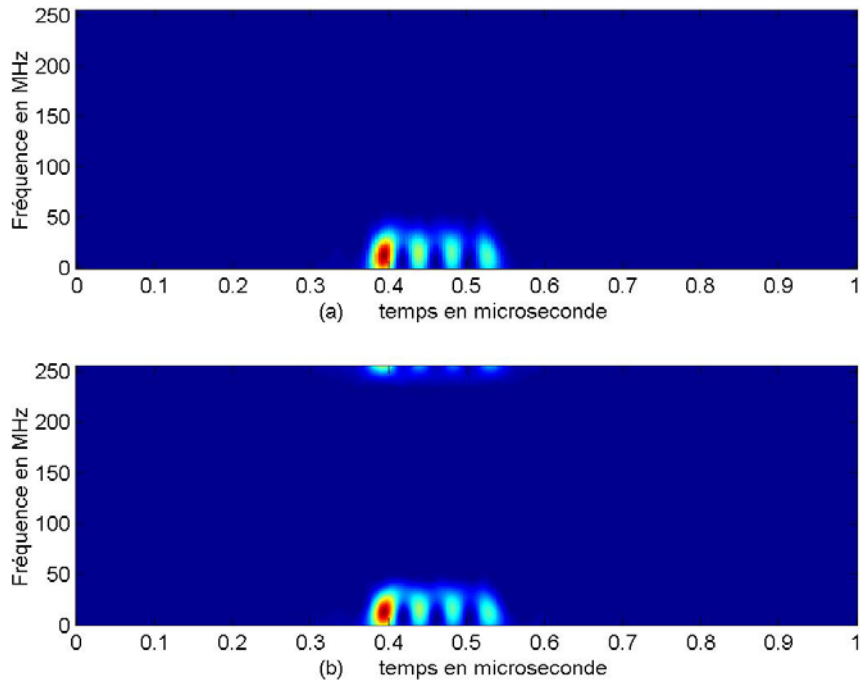


Figure (2.9) : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL

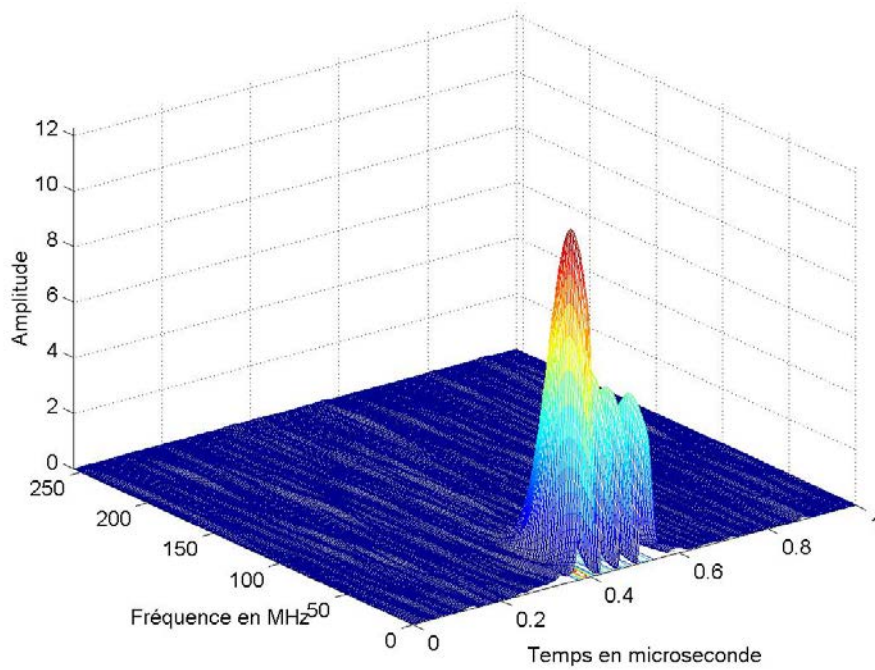


Figure (2.10) Résultats de la STFT en 3D.

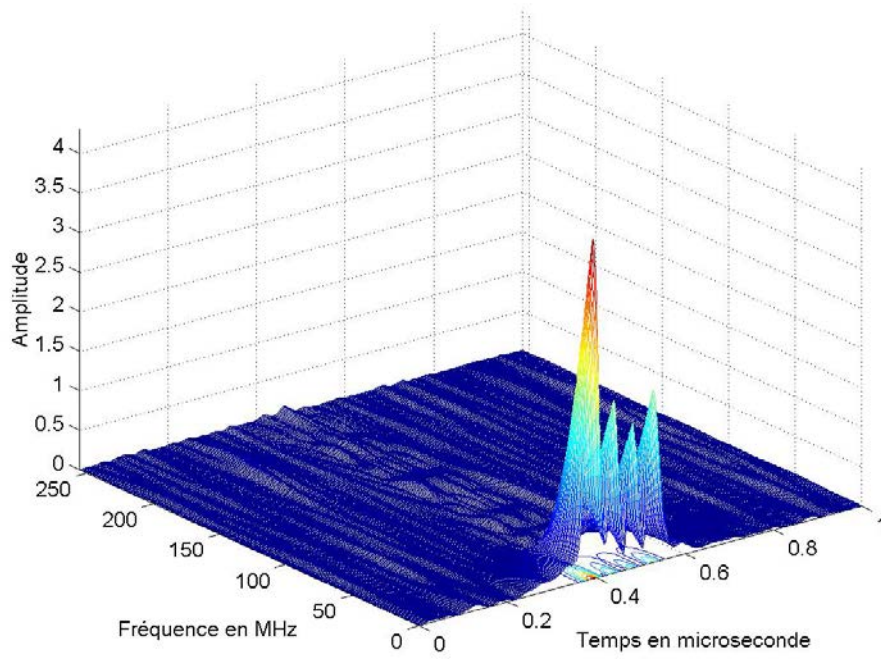


Figure (2.11) Résultats de la PWVL en 3D.

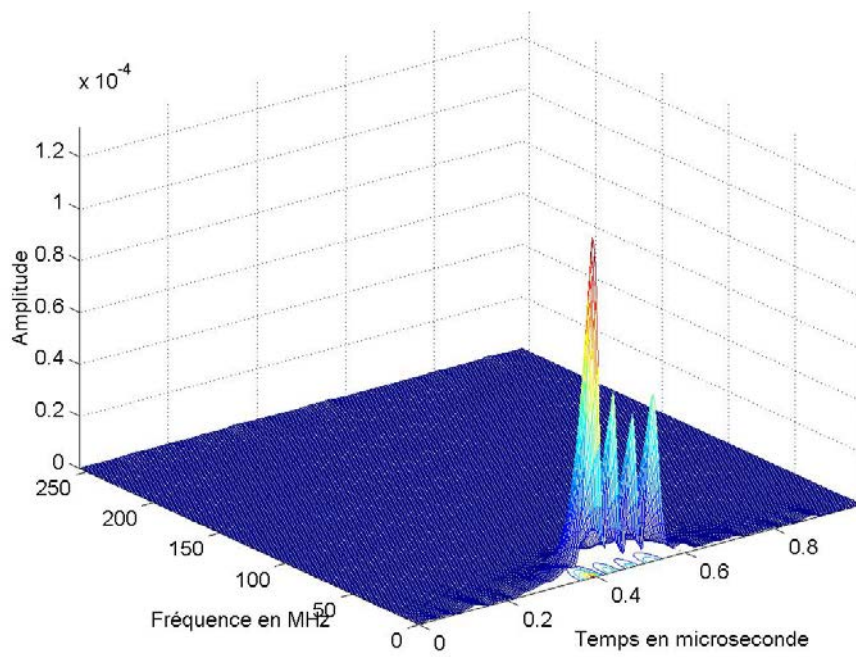


Figure (2.12) Résultats de Gabor en 3D.

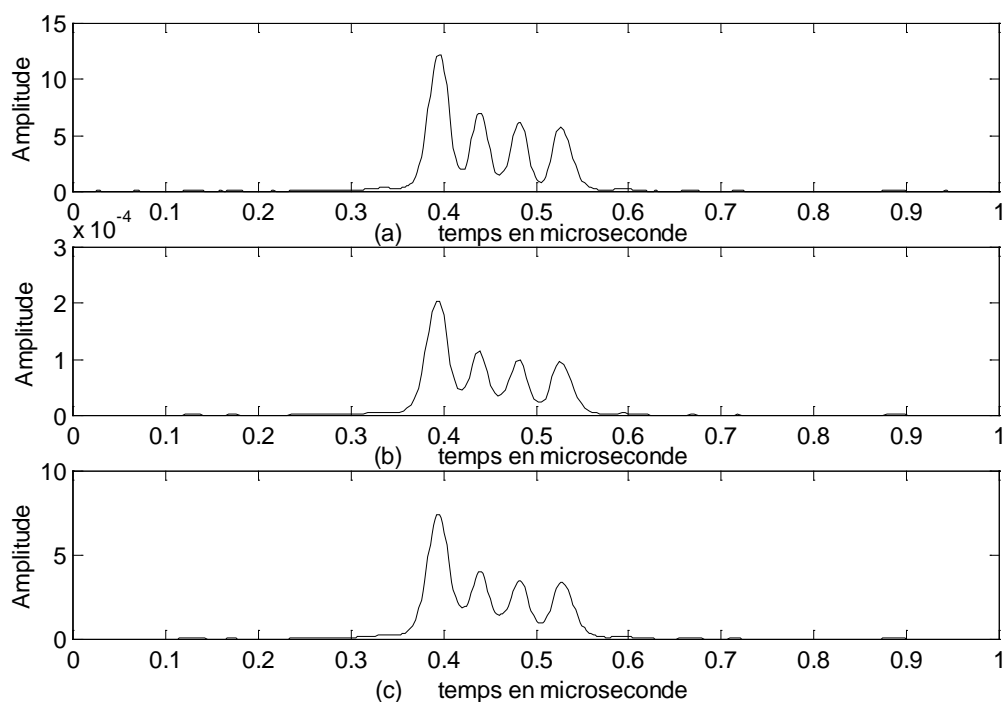


Figure (2.13) : Position des pics les plus énergétiques des trois représentations
(a) STFT (b) Gabor (c) PWVL

| Temps | 0.04 μ s | 0.06 μ s | 0.08 μ s | 0.1 μ s | 0.12 μ s | 0.14 μ s | 0.16 μ s | 0.18 μ s | 0.2 μ s |
|-----------|--------------|--------------|--------------|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|-------------|
| Épaisseur | 0.13mm | 0.19mm | 0.25mm | 0.3mm | 0.38mm | 0.44mm | 0.5mm | 0.57mm | 0.63mm |
| STFT | 0.14 mm | 0.2 mm | 0.25mm | 0.33mm | 0.38mm | 0.44mm | 0.5 mm | 0.57mm | 0.64mm |
| | 0.08 % | 0.05 % | 0 % | 0.1 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0.02 % |
| Gabor | 0.13 mm | 0.2 mm | 0.25mm | 0.31mm | 0.38mm | 0.44mm | 0.5 mm | 0.57mm | 0.63mm |
| | 0 % | 0.05 % | 0 % | 0.03 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0 % |
| SPWVL | 0.14mm | 0.2mm | 0.25mm | 0.33mm | 0.38mm | 0.44mm | 0.5mm | 0.57mm | 0.64mm |
| | 0.08 % | 0.05 % | 0 % | 0.1 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0.02 % |

Tableau (2.3) : Résultats des trois représentations avec le pourcentage d'erreur de précision

On remarque d'après le tableau (2.3) que la plus petite épaisseur qui peut-être mesurée avec un signal de 15 MHz est de 0.13 mm avec une précision de 0.08 %. La représentation de Gabor donne de meilleurs résultats par rapport aux représentations de PWVL et STFT.

2.6.2.2 Fréquence de 20 MHz.

Nous avons appliqué les trois représentations temps – fréquence sur un signal de fréquence 20 MHz sur une durée de 1 μ s contenant quatre signaux à différentes durées.

Le cas limite de mesure que nous avons obtenu est une épaisseur de 0.13 mm soit une durée de 0.04 μ s. Les figures suivantes (2.14), (2.15), (2.16), (2.17), (2.18), (2.19) illustrent cette mesure.

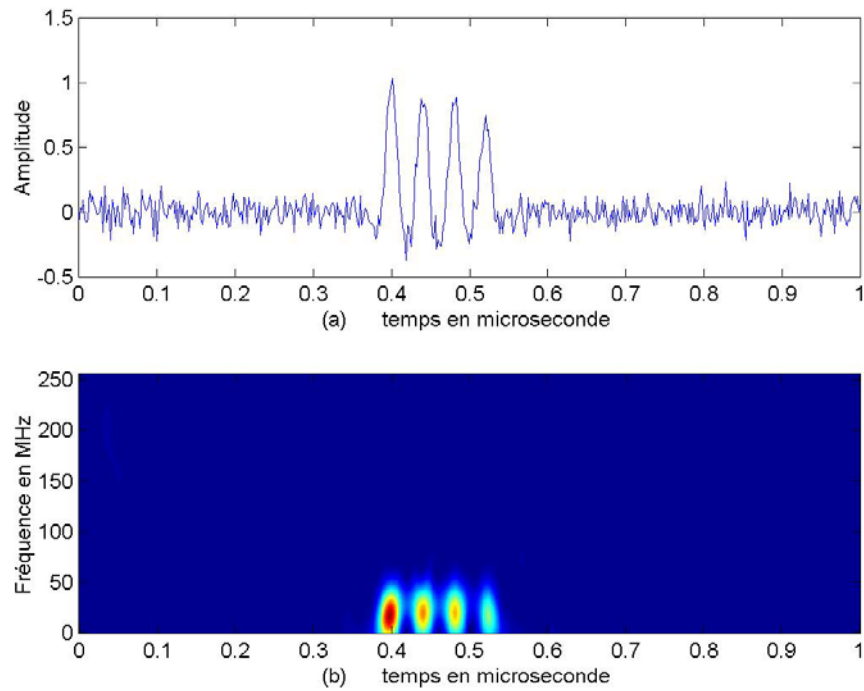


Figure (2.14) : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT.

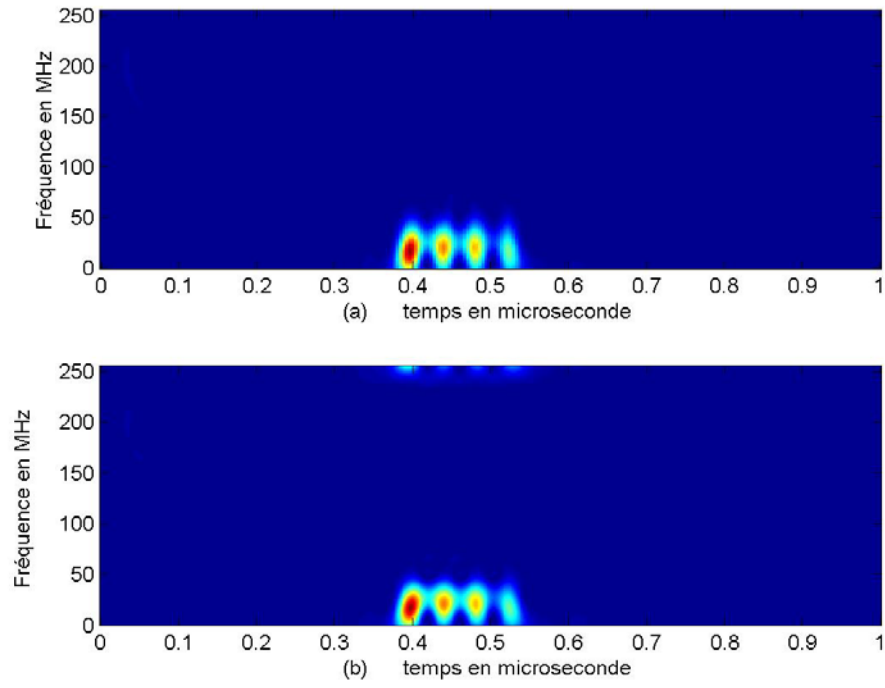


Figure (2.15) : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL

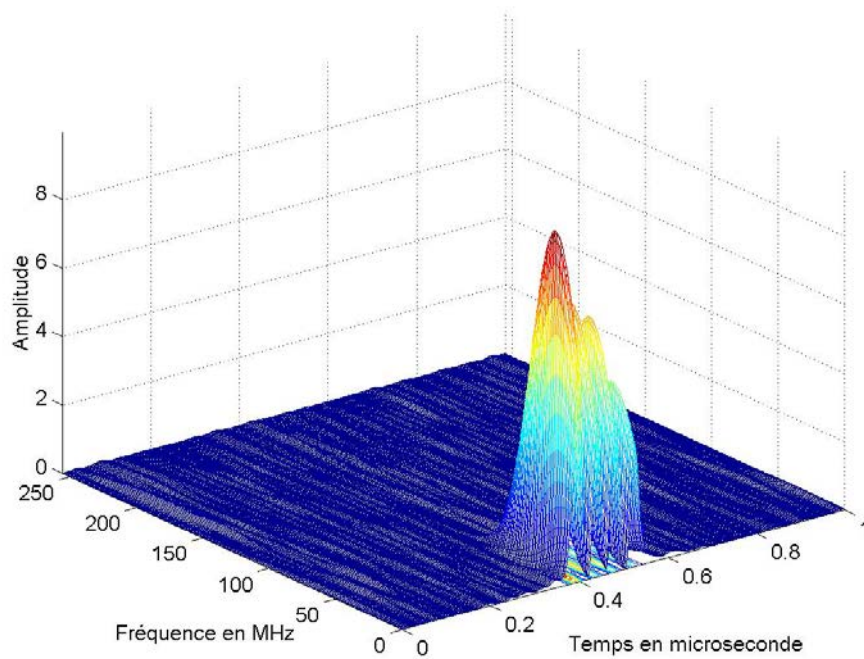


Figure (2.16) Résultats de la STFT en 3D

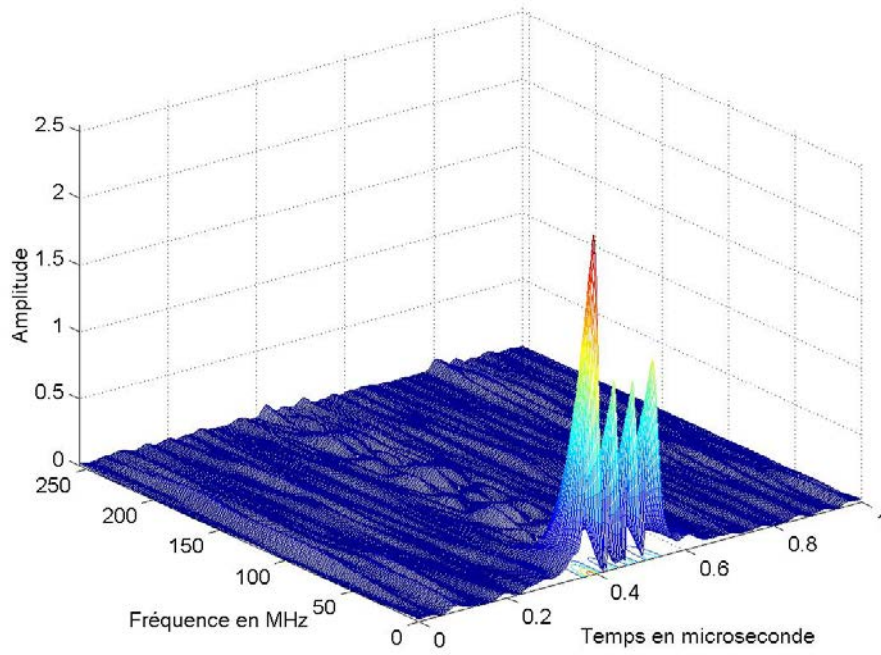


Figure (2.17) Résultats de la PWVL en 3D

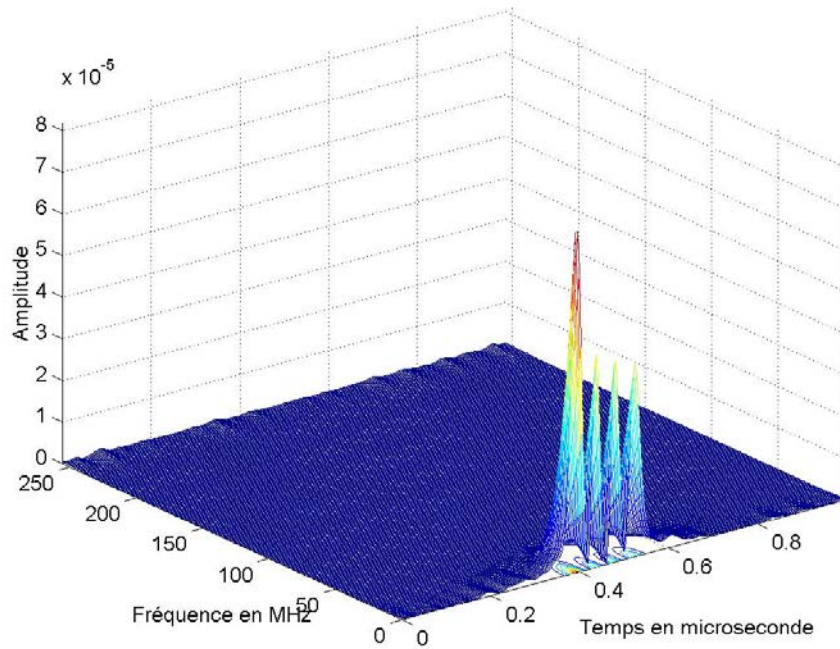


Figure (2.18) Résultats de Gabor en 3D

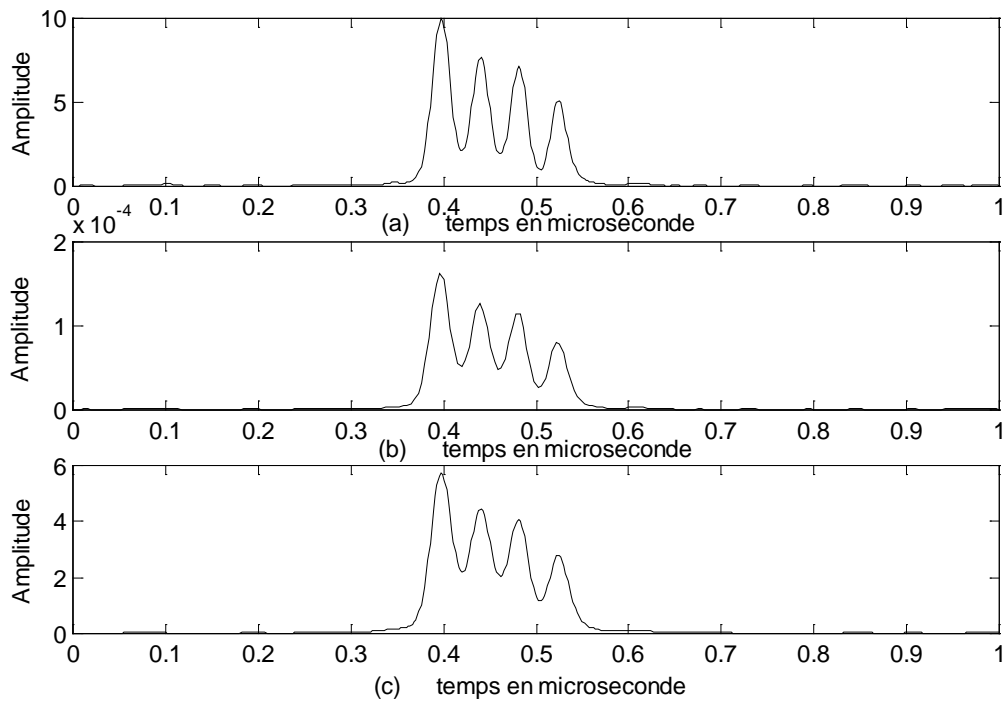


Figure (2.19) : Position des pics les plus énergétiques des trois représentations

| | | | | | | | | | |
|-----------|--------------|--------------|--------------|-------------|--------------|--------------|--------------|--------------|-------------|
| Temps | 0.04 μ s | 0.06 μ s | 0.08 μ s | 0.1 μ s | 0.12 μ s | 0.14 μ s | 0.16 μ s | 0.18 μ s | 0.2 μ s |
| épaisseur | 0.13 mm | 0.19 mm | 0.25 mm | 0.30 mm | 0.38 mm | 0.44 mm | 0.5 mm | 0.57 mm | 0.63 mm |
| STFT | 0.13 | 0.19 | 0.25 | 0.31 | 0.38 | 0.44 | 0.5 | 0.56 | 0.64 |
| | 0 % | 0 % | 0 % | 0.03 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0.02 % | 0.02 % |
| Gabor | 0.13 | 0.19 | 0.25 | 0.31 | 0.38 | 0.44 | 0.5 | 0.57 | 0.63 |
| | 0 % | 0 % | 0 % | 0.03 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0 % |
| SPWVL | 0.13 | 0.19 | 0.25 | 0.31 | 0.38 | 0.44 | 0.5 | 0.56 | 0.64 |
| | 0 % | 0 % | 0 % | 0.03 % | 0 % | 0 % | 0 % | 0.02 % | 0.02 % |

Tableau (2.4) : Résultats des trois représentations avec le pourcentage d'erreur de précision

On remarque d'après le tableau (2.4) que grâce à un signal de fréquence 20 MHz on arrive à mesurer l'épaisseur de 0.13 mm avec une précision très acceptable de 0.03 %.

La représentation de Gabor donne toujours de meilleurs résultats par rapport aux représentations de PWVL et STFT.

2.6.2.3 Fréquence de 25 MHz.

A présent, nous allons appliquer les trois représentations temps – fréquence sur un signal de fréquence 25 MHz sur une durée de 0.5 μ s.

Les figures suivantes (2.20), (2.21), (2.22), (2.23), (2.24), (2.25) illustrent le résultat de la plus fine épaisseur mesurée par un signal de fréquence 25 MHz présentant quatre échos équidistants de 0.02 μ s soit une épaisseur équivalente en Aluminium de 0.06 mm.

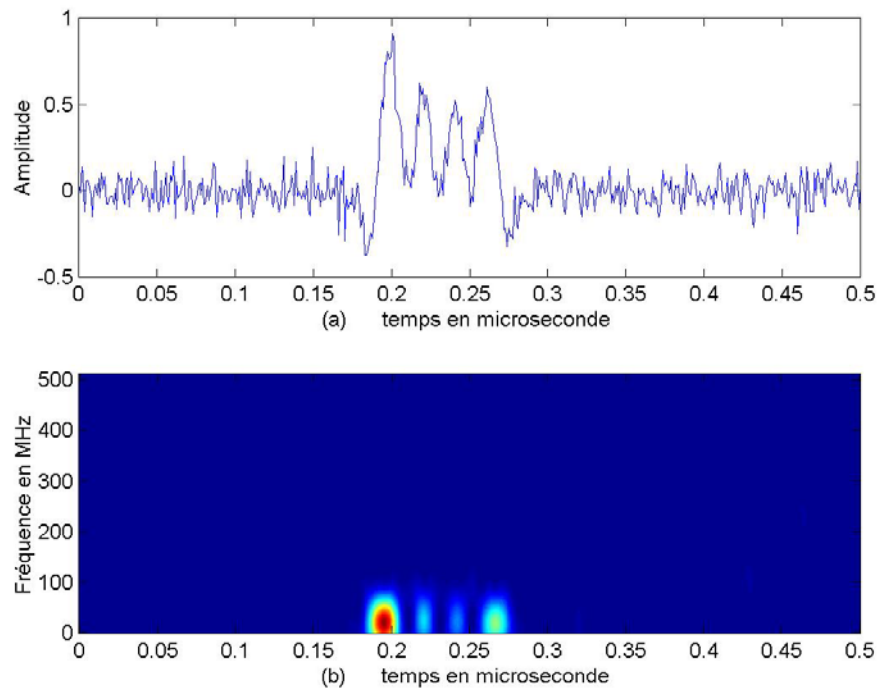


Figure (2.20) : (a) Signal et (b) Représentation de la STFT.

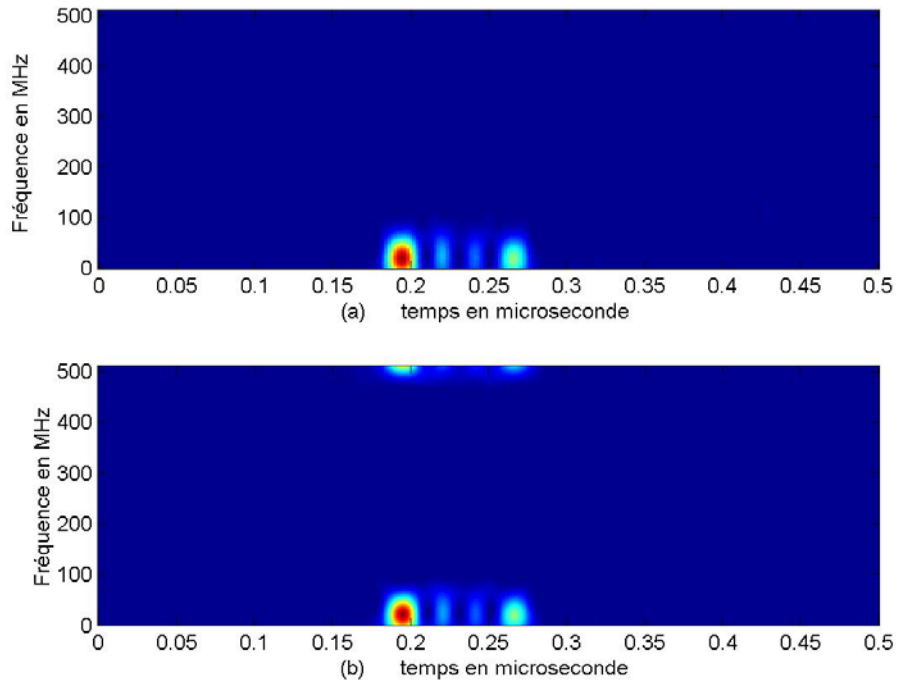


Figure (2.21) : (a) Représentation de Gabor et (b) Représentation de PWVL

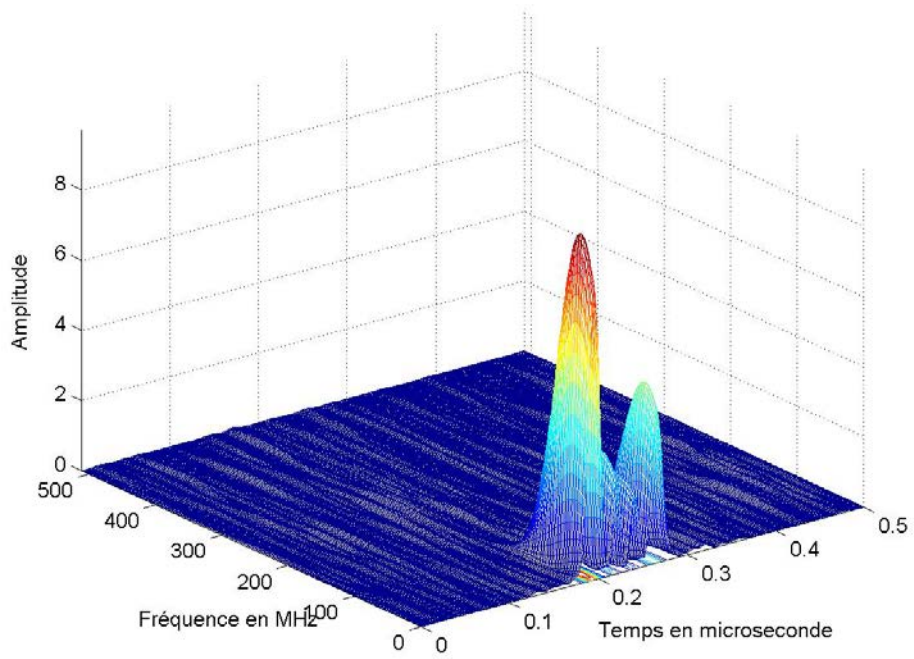


Figure (2.22) Résultats de la STFT en 3D

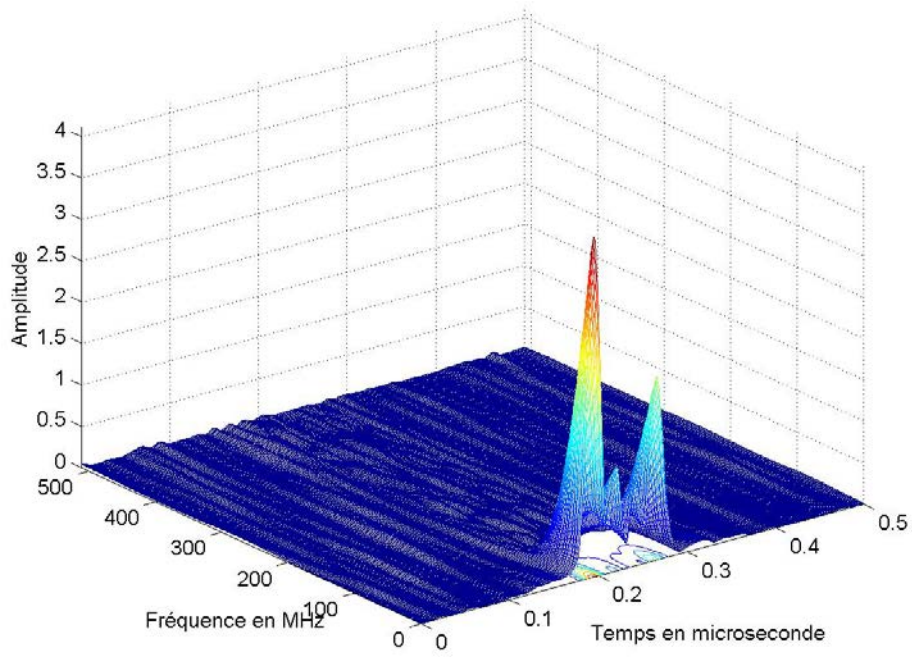


Figure (2.23) Résultats de la PWVL en 3D

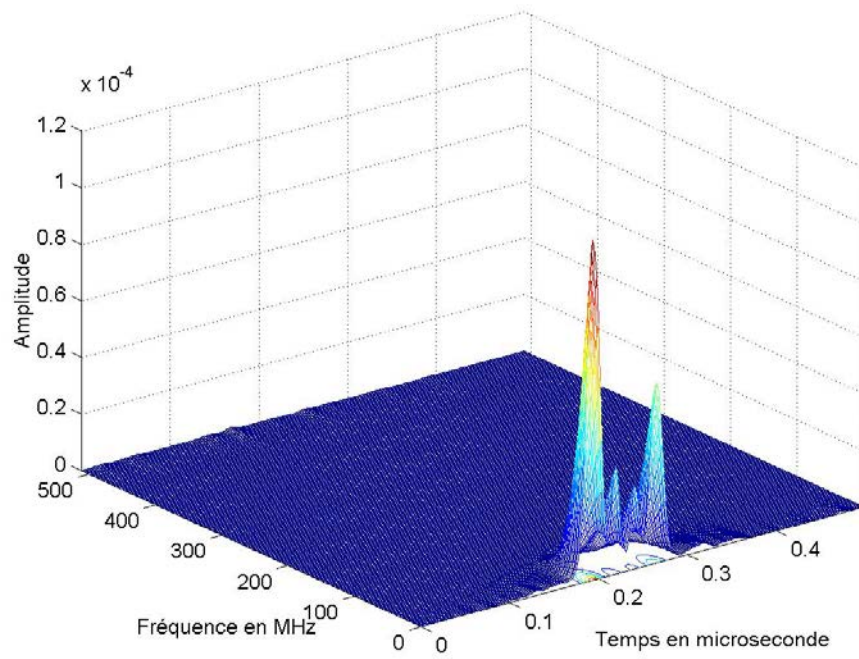


Figure (2.24) Résultats de Gabor en 3D

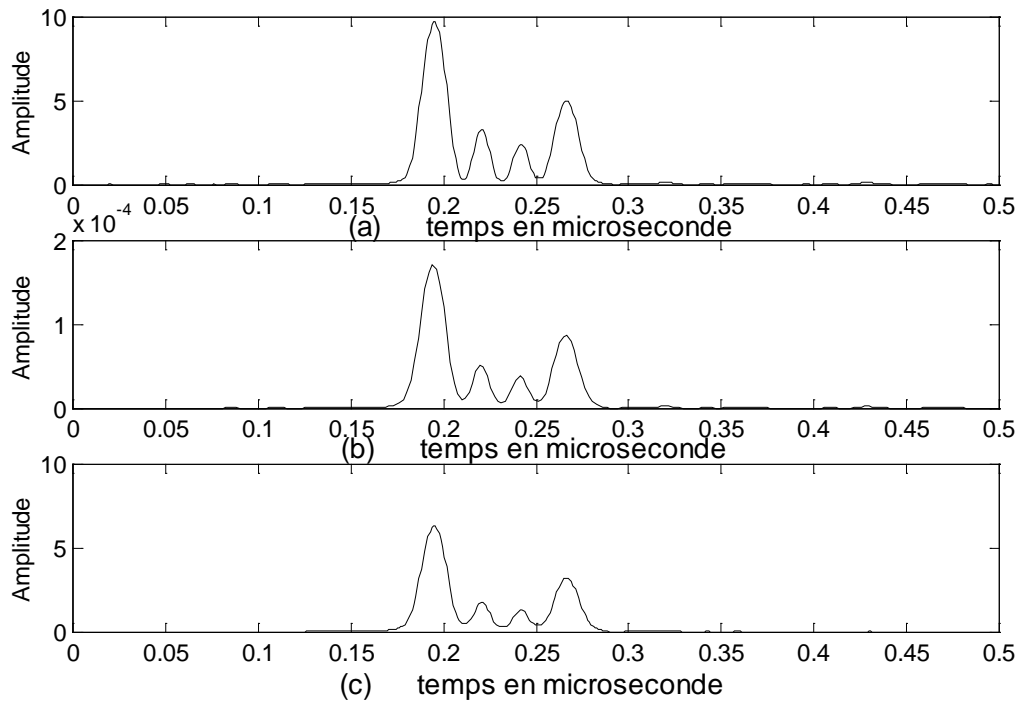


Figure (2.25) Position des pics les plus énergétiques des trois représentations

| Temps | 0.02 μs | 0.04 μs | 0.06 μs | 0.08 μs | 0.1 μs | 0.12 μs | 0.14 μs | 0.16 μs | 0.18 μs | 0.2 μs |
|-----------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|-------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|-------------------|
| Epaisseur | 0.06 mm | 0.13 mm | 0.19 mm | 0.25 mm | 0.3 mm | 0.38 mm | 0.44 mm | 0.5 mm | 0.57 mm | 0.63 mm |
| STFT | 0.07 0.17 % | 0.13 0 % | 0.19 0 % | 0.25 0 % | 0.3 0 % | 0.38 0 % | 0.44 0 % | 0.5 0 % | 0.57 0 % | 0.63 0 % |
| Gabor | 0.07 0.17 % | 0.13 0 % | 0.19 0 % | 0.25 0 % | 0.3 0 % | 0.38 0 % | 0.44 0 % | 0.5 0 % | 0.57 0 % | 0.63 0 % |
| SPWVL | 0.07 0.17 % | 0.13 0 % | 0.19 0 % | 0.25 0 % | 0.3 0 % | 0.38 0 % | 0.44 0 % | 0.5 0 % | 0.57 0 % | 0.63 0 % |

Tableau (2.5) : Résultats des trois représentations avec le pourcentage d'erreur de précision

On remarque d'après le tableau (2.5) que grâce à la fréquence de 25 MHz on accède à de plus fines épaisseurs à savoir 0.06 mm avec une précision de 0.17 %.

| Fréquences et épaisseurs à mesurer | 15 MHz 0.13 mm | 20MHz 0.13 mm | 25 MHz 0.06 mm |
|------------------------------------|-------------------|------------------|-------------------|
| épaisseur mesurée par STFT | 0.14 mm 0.08 % | 0.13 mm 0 % | 0.07 mm 0.17 % |
| épaisseur mesurée par Gabor | 0.13 mm 0 % | 0.13 mm 0 % | 0.07 mm 0.17 % |
| épaisseur mesurée par SPWV | 0.14 mm 0.08 % | 0.13 mm 0 % | 0.07 mm 0.17 % |

Tableau (2.6) : Tableau récapitulatif des cas limite des fines épaisseurs mesurées, avec le pourcentage d'erreur de précision

Le tableau (2.6) récapitule les résultats obtenus pour différentes fréquences à des distances limites, plusieurs remarques peuvent être tirées de cette étude à savoir :

- En augmentant la fréquence, on accède à la mesure de très fines épaisseurs.
- La représentation de Gabor donne de meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes étudiées.
- Le taux d'erreur de mesure est de 0.17 % ce qui est largement acceptable.

2.7 Conclusion

A la lumière des résultats obtenus, nous pouvons conclure que les algorithmes développés et appliqués à la mesure des fines épaisseurs sont très fiables et précis. Les méthodes classiques telles la détection de l'enveloppe ou la mesure du temps de vol sur le signal temporel posent beaucoup de problèmes de résolution puisque la mesure n'est possible que si les échos ne se superposent pas dans le temps. Grâce à ces techniques de traitement du signal, nous pouvons mesurer une épaisseur de l'ordre de 0.06 mm avec une bonne précision. En perspective on projette d'appliquer ces algorithmes sur un nouveau type de générateur capable d'engendrer des signaux excitant des traducteurs de 20 et 25 MHz qui seront livrés prochainement au laboratoire.

Chapitre 3

DETECTION DES DEFAUTS NOYES DANS LE BR PAR LA TRANSFORMEE EN ONDELETTES DISCR

3.1 Introduction.

Dans la détection des défauts par ultrasons, il est souvent difficile de distinguer un défaut du bruit provenant des grains des matériaux à contrôler. Ce bruit masque souvent le défaut et crée une gêne dans sa détection. Il faut donc rehausser la visibilité du défaut.

Par une technique basée sur l'analyse du spectre de l'écho du défaut, connus sous le nom de Split Spectrum Processing, Bilgutay et coauteurs [13], ont mené des travaux d'investigation dans le domaine du Contrôle Non Destructif par ultrasons afin d'améliorer la sensibilité de la détection des défauts. Ces travaux reposent sur la technique qui divise le signal large bande en un ensemble de signaux à bandes étroites puis tous ces signaux seront recombinaisonnés par des filtres non linéaires afin d'augmenter le rapport signal sur bruit. Plusieurs algorithmes ont été développés pour atteindre ce but d'assurer une augmentation du rapport signal sur bruit.

Dans ce chapitre, nous développons une technique basée sur la transformée en ondelettes permettant l'extraction des échos de défauts noyés dans le bruit de structure.

3.2 La transformée en ondelettes

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

Commentaire [k1]:

Les ondelettes sont des fonctions élémentaires ($\psi_{a,b}$) très particulières qui permettent de visualiser les vibrations les plus courtes et les plus élémentaires que l'on puisse envisager. Il existe différentes familles d'ondelettes ($\psi_{a,b}$) qui correspondent à des compositions différentes, mais les calculs restent les mêmes.

Ces ondelettes ont des propriétés différentes et permettent ainsi de faire différentes analyses. Elles sont générées à partir d'une fonction $\psi(x)$ nommée ondelette mère par dilatation et translation. Cette fonction est choisie de telle sorte que ces transformations permettent d'obtenir une représentation complète en fréquence et de décomposer la fonction sans pertes d'information. À partir de cette unique fonction, on construit une base de fonctions qui sont des ondelettes de base [14,15]:

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

3.2.1 La transformée en ondelettes continues (TOC)

La transformée en ondelettes d'une fonction est une représentation de cette fonction sur une base d'ondelettes définie précédemment. La transformée en ondelettes est dite continue car les paramètres de dilatation et de translation (a,b) varient continûment dans \mathbb{R} .

$$W_f(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \int |a|^{-1/2} f(x) \psi^*\left(\frac{x-b}{a}\right) dx$$

La représentation d'une fonction par sa TOC est redondante et la transformée n'est donc pas unique. De toutes les fonctions $W_f(a,b)$ ne sont pas forcément la TOC de f .

3.2.2 La transformée en ondelettes discrètes (TOD).

Pour des applications d'analyse du signal, on choisit de restreindre le paramètres de dilatation-traduction (a,b) à un sous ensemble discret. Plus précisément un pas de dilatation $\alpha > 1$ et un pas de translation $\beta \neq 0$ et on prend a de la forme α^{-n} , $n \in \mathbb{Z}$ forme $K\beta\alpha^{-n}$, $n, K \in \mathbb{Z}$. En pratique, on prend le plus souvent $\alpha=2$ et $\beta=1$. Ceci conduit à l'aide des fonctions suivantes [14,16,17] :

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \psi(2^j x - k) \quad j, k \in \mathbb{Z}$$

La transformée en ondelettes discrètes associée au signal $f(x)$ une séquence indexée

$$C_f(j, k) = \langle f, \psi_{j,k} \rangle \quad j, k \in \mathbb{Z}$$

Après le choix des paramètres a et b il faut ajouter deux conditions nécessaires à l'analyse du signal :

- 1. Les coefficients d'ondelettes doivent être indépendants, d'où l'absence de redondance après analyse.
- 2. La reconstruction exacte du signal échantillonné se fait à partir de :

$$f(n) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} C_{j,k} \psi_{j,k}(n)$$

3.3 L'analyse multirésolution et l'algorithme de S. Mallat

3.3.1 Analyse multirésolution et bases orthonormées d'ondelettes

Supposons que $\{\psi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}\}$ soit une base orthonormée d'ondelettes de $L^2(\mathbb{R})$ donnée par (3.3).

Organisons les outils d'analyse (les ondelettes) par niveaux d'échelle. Pour notons W_j le sous espace engendré par la famille $\{\psi_{j,k}, k \in \mathbb{Z}\}$, des ondelettes d'échelle $1/2^j$ alors :

$$L^2(\mathbb{R}) = \bigoplus_{j \in \mathbb{Z}} W_j$$

On introduit ensuite les espaces d'approximation V_j suivants :

$$V_{m+1} = \bigoplus_{j \leq m} W_j \quad \forall m \in \mathbb{Z}$$

En d'autres termes V_{m+1} est engendré par les ondelettes d'échelle plus grossières. On a les deux conséquences suivantes :

$$V_j \subset V_{j+1}, \quad j \in \mathbb{Z}$$

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j, \quad j \in \mathbb{Z}$$

Traduisons le fait que V_j est un espace d'approximation *plus grossier* que la différence entre ces deux espaces d'approximation successifs est constituée par des ondelettes d'échelle $1/2^j$. Il suit que pour une fonction f de $L^2(\mathbb{R})$ donnée, la suite de coefficients orthogonaux de f sur les V_j fournit une suite d'approximations de plus en plus fines de f .

Les espaces $(V_j, j \in \mathbb{Z})$ constituent ainsi une suite croissante de sous espaces de $L^2(\mathbb{R})$ vérifiant en outre (par (3.3),(3.6),(3.7) et le fait que les $(\psi_{j,k})$ forment une base orthonormée) :

- i. $\forall j \in \mathbb{Z}, \forall X \in V_j \Leftrightarrow \forall 2X \in V_{j+1}$.
- ii. V_0 est invariant par translation entière.
- iii. $\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j$ est dense dans $L^2(\mathbb{R})$ et $\bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}$

Si l'on suppose de plus que V_0 vérifie la condition supplémentaire suivante (toujours vérifiée).

- iv. V_0 admet une base orthonormée de la forme $\{\Phi(x-k), k \in \mathbb{Z}\}$.

Alors la suite $(V_j, j \in \mathbb{Z})$ est une analyse multirésolution de $L^2(\mathbb{R})$. Et la fonction Φ est le père des ondelettes.

Le résultat est qu'inversement, à partir d'une analyse multirésolution, c'est à dire d'une suite croissante de sous espaces fermés vérifiant (i) à (iv), on peut construire les W_j , Ψ et Φ .

En particulier on établit que pour tout j fixé $\Phi_{j,k} = 2^{j/2} \Phi(2^j x - k)$, $k \in \mathbb{Z}$ est une base orthonormée de V_j et que $\Psi_{j,k} = 2^{j/2} \psi(2^j x - k)$, $k \in \mathbb{Z}$ est une base orthonormée de W_j .

On s'intéresse maintenant à la décomposition de f de $L^2(\mathbb{R})$. On peut écrire (3.7) que pour tout $\varepsilon > 0$, il existe $m(\varepsilon)$ tel que $\|f - Proj_{V_m}(f)\| \leq \varepsilon$ dès que $m \geq m(\varepsilon)$.

Quitte à renuméroter les V_j on peut supposer que l'approximation f de F apparait à l'échelle -1 . On va décomposer f en partant de $V_0 = V_{-1} \oplus W_{-1}$, les deux espaces étant orthogonaux. On décompose alors orthogonalement sur les deux sous-espaces :

$$f = T_{-1}(f) + D_{-1}(f)$$

Où : $T_{-1}(f) = Proj_{V_{-1}}(f)$ est appelé la tendance de niveau -1 .

Et $D_{-1}(f) = Proj_{W_{-1}}(f)$ est appelé le détail de niveau -1 .

La terminologie tendance et détail est justifiée par le fait que la tendance est une approximation *basse fréquence* de f par des fonctions plus simples tandis que le détail est une correction *haute fréquence* entre deux approximations successives [14].

Puis on itère en décomposant la tendance de niveau $-j$ en la tendance de niveau $-j-1$ par le détail de niveau $-j-1$ en utilisant $V_{-j} = V_{-j-1} \oplus W_{-j-1}$.

Donc pour j fixé on peut écrire $V_0 = V_{-j} \oplus (W_{-j} \oplus \dots \oplus W_{-1})$ et f se décompose en la tendance de niveau $-j$ (approximation de f à l'échelle 2^j) et des détails des niveaux $-j$ à -1 (suite des corrections aux échelles $1/2$ à 2^j).

Inversement connaissant la décomposition précédente d'une fonction f on peut reconstruire f . Examinant maintenant l'algorithme permettant d'effectuer ces décompositions.

3.3.2 L'algorithme de décomposition – reconstruction de S. Mallat

Cet algorithme a pour but d'extraire les caractéristiques d'un signal à diverses échelles. On utilise un algorithme en cascade procédant par filtrages successifs. En notant T_{-j} (resp D_{-j}) les coefficients de la tendance (resp du détail) de niveau $-j$, on passe au niveau suivant $-j-1$ [18,19] :

$$T_{-j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} T_{-j,n} \cdot h(n-2k)$$

$$D_{-j-1,k} = \sum_{n \in \mathbb{Z}} T_{-j,n} \cdot g(n-2k)$$

Dans lesquelles h est un filtre passe bas et g un filtre passe haut sont définies par

$$h(x) = \sqrt{2} \int_{\mathbb{R}} \phi(2s-x) \phi(s) ds, \quad \forall x \in \mathbb{R}$$

$$g(x) = \sqrt{2} \int_{\mathbb{R}} \phi(2s-x) \psi(s) ds, \quad \forall x \in \mathbb{R}$$

C'est à dire que l'on passe de la suite T_{-j} à la suite T_{-j-1} (resp D_{-j} à D_{-j-1}) par un sous-échantillonnage en ne conservant que les termes pairs de la suite T_{-j} . La décomposition peut être représentée par le schéma suivant :

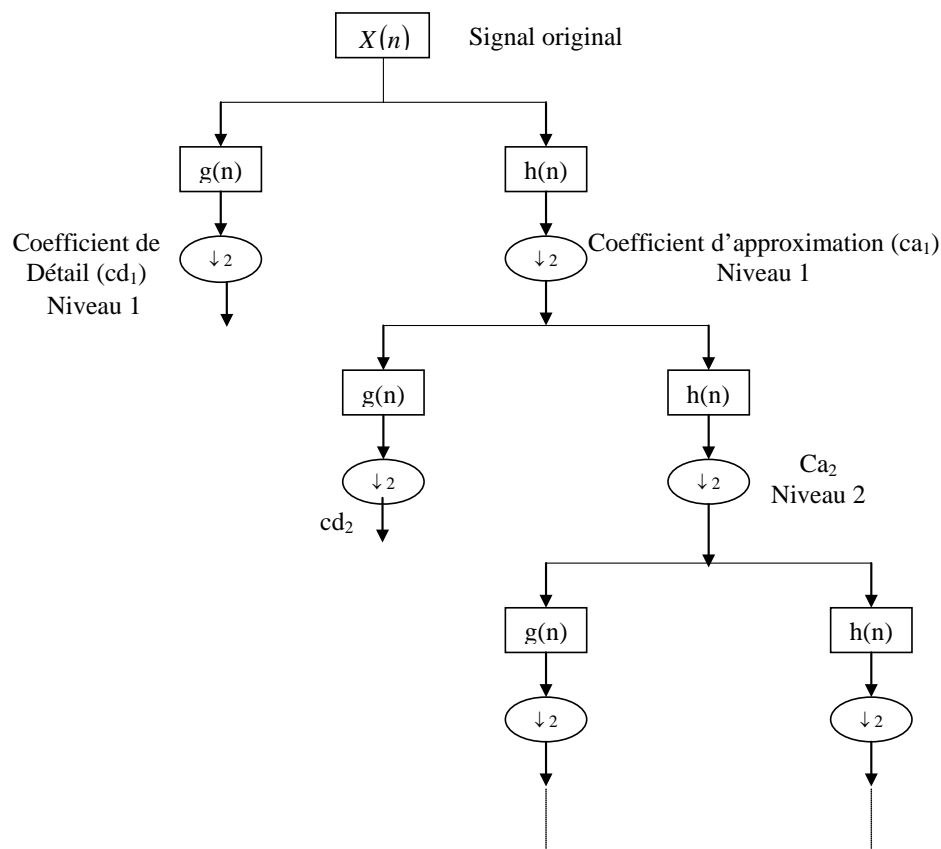


Figure (3.1) Algorithme de décomposition

On décompose le signal $X(n)$ en niveaux correspondant aux différentes fréquences, chaque niveau comporte un signal d'approximation (ca_1) et un signal de détail (cd_1). L'opérateur ($\downarrow 2$) consiste à prendre un point sur deux du signal, c'est à dire prendre la moitié de la fréquence.

Si le signal est constitué de 2^p échantillons (points), le nombre d'itérations maximale est p , puisque à chaque approximation le nombre de points est divisé par deux, après p itérations notre signal est réduit à un seul échantillon, d'où la fin de la décomposition.

Puisque la décimation par deux diminue le nombre de points, la résolution spatiale devient de plus en plus faible, le signal (ca_2) représente une version lissée du signal (ca_1) alors que cd_1 représente leur différence d'information.

Le passage d'un niveau de décomposition à un autre plus élevé ne donne pas d'information.

La reconstruction du signal original se fait à partir des signaux de détails et le d'approximation à travers plusieurs itérations, le processus est illustré par la figure su:

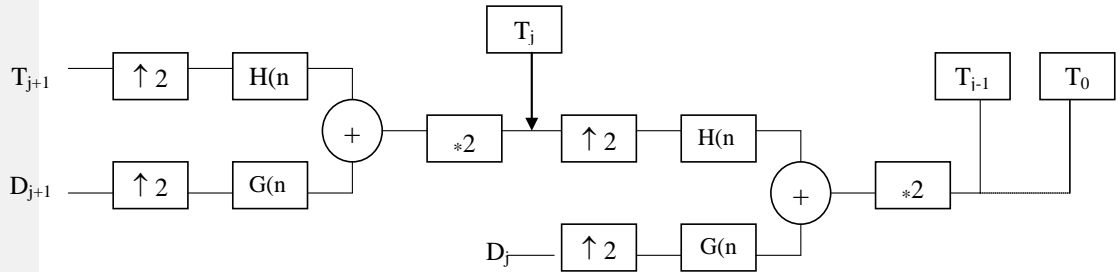


Figure (3.2) Processus de reconstruction du signal

Avec :

($\uparrow 2$) : Interpolation par des Zéros, qui consiste à insérer des Zéros entre deux points
 ($\ast 2$) : Multiplication par deux, afin de restituer parfaitement le signal de départ (ori;
 Or la formule de reconstruction est :

$$T_{-j}(n) = 2 \left[\sum_k h(n-2k)T_{-j+1}(k) + \sum_k g(n-2k)D_{-j+1}(k) \right] \quad \forall n \in \mathbb{Z}$$

A partir de Φ et Ψ , on construit les deux suite $H = (h(n) \ n \in \mathbb{Z})$ et $G = (g(n),$
 On peut alors mettre en œuvre l'algorithme de Mallat. En faite, il suffit de partir de d
 G.

Dans les calculs, on utilise souvent les suites H et G obtenues à partir de support compact dû à Daubechies. On les note dbN. La réponse impulsionnelle du :
 dbN contient 2N termes non nuls. Outre que ces ondelettes sont à support compact,
 en particulier une autre propriété : l'ondelette dbN à N moments nuls, c.à.d :

$$\int_R \psi(x) \cdot x^n dx = 0 \quad \text{Pour } n=0,1,\dots,N-1$$

3.4 Développements et expérimentations

Afin d'élaborer ce travail nous avons fait une acquisition d'un signal représentant un écho de défaut (échantillon contenant un trou de 1 mm de diamètre).

Quant au bruit de structure (figure 3.4), il provient d'une autre acquisition qu'un échantillon en fonte présentant une absorption très importante.

L'objet de ce travail consiste à extraire le signal écho du défaut noyé dans la structure (figure 3.5) à différents pourcentages de bruit.

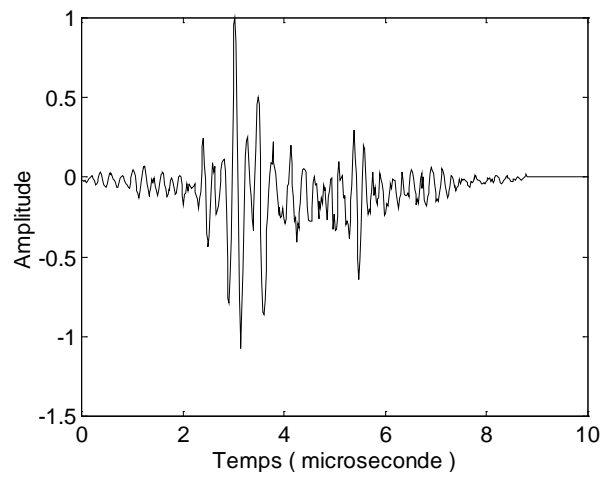


Figure (3.3) : Signal écho de défaut

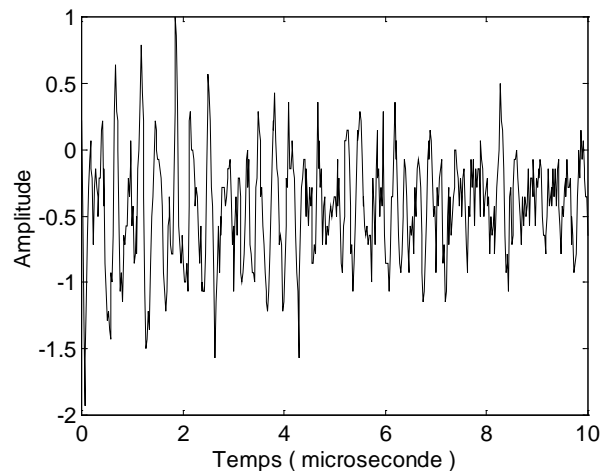


Figure (3.4) : Bruit de structure

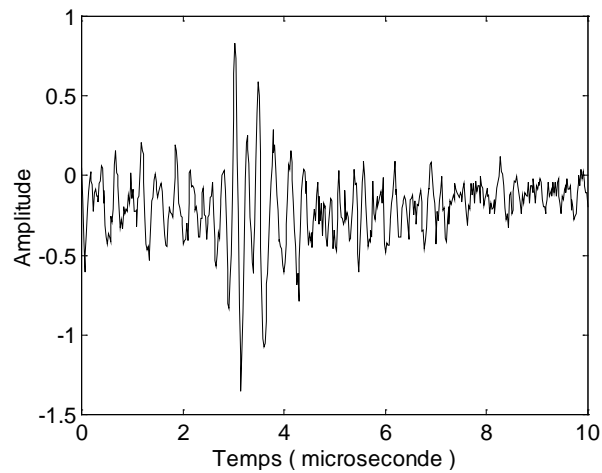


Figure (3.5) : Signal écho de défaut + 30 % de Bruit

La détection de la position du signal utile par rapport au bruit se réalise suivantes [20,21]:

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

Le premier est reconstitué à partir du niveau 6, on met les coefficients de détails c_6
 Le second est reconstitué à partir du niveau 5, on met les coefficients de détails c_5
 Le troisième est reconstitué à partir du niveau 4, on met les coefficients de détails c_4

- 3- Calcul de la moyenne des trois signaux reconstruit selon la formule :

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

n : nombre d'échantillons $n = 1 : 512$.
 R_i : Signal reconstruit

Dans notre application, nous avons pris plusieurs pourcentages du bruit à l'égard du signal, les figures suivantes représentent les résultats de la détection et la position du signal.

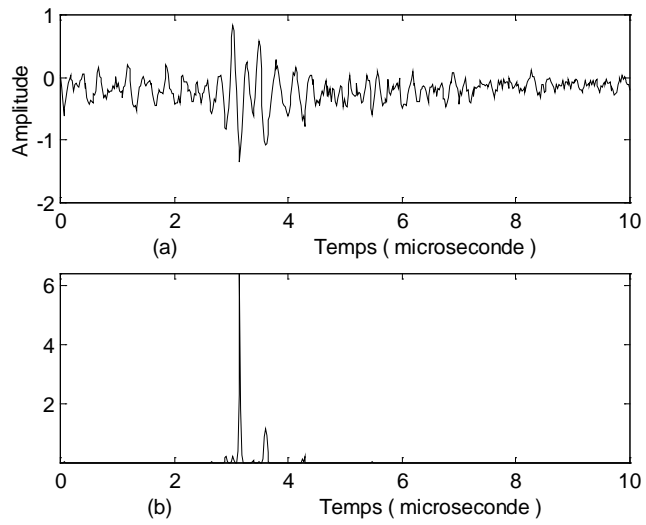


Figure (3.6) : (a) Signal écho bruité à 30 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

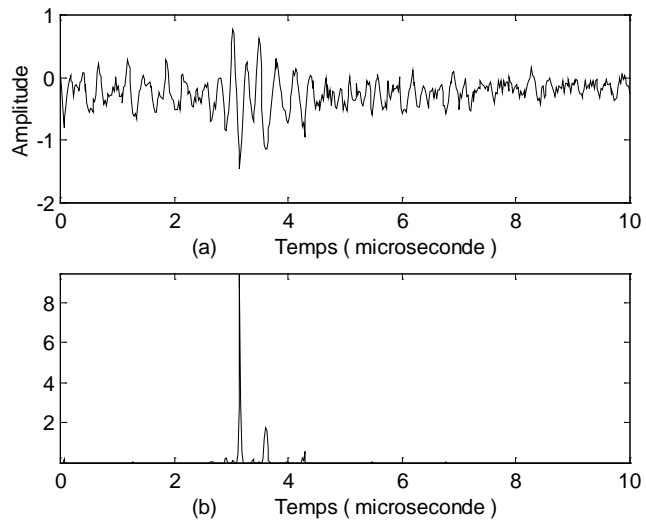


Figure (3.7) : (a) Signal écho bruité à 40 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

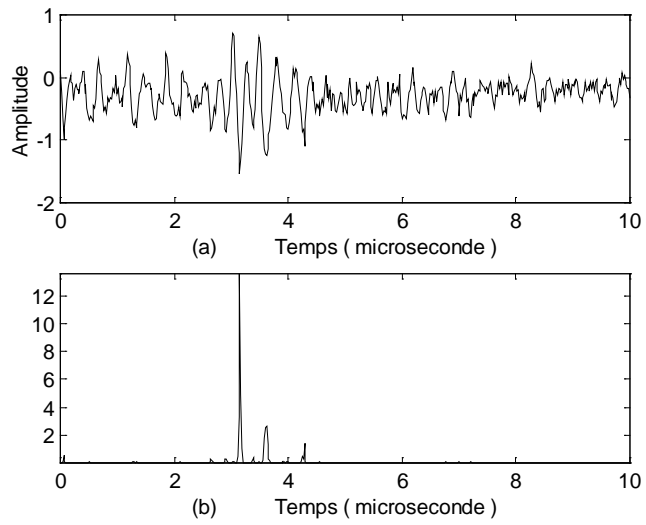


Figure (3.8) : (a) Signal écho bruité à 50 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

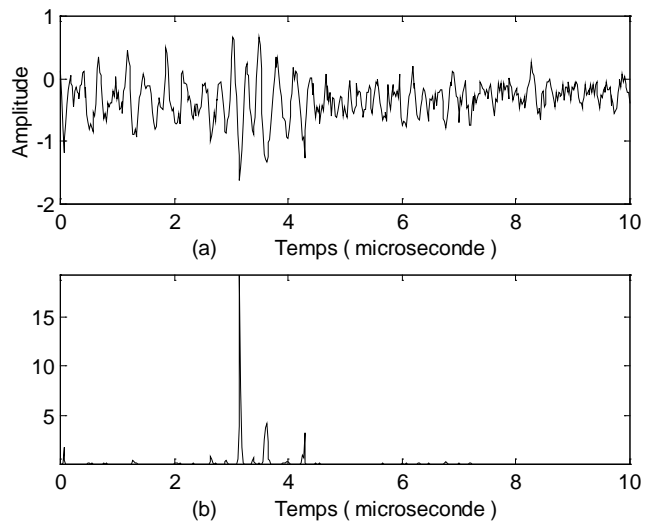


Figure (3.9) : (a) Signal écho bruité à 60 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

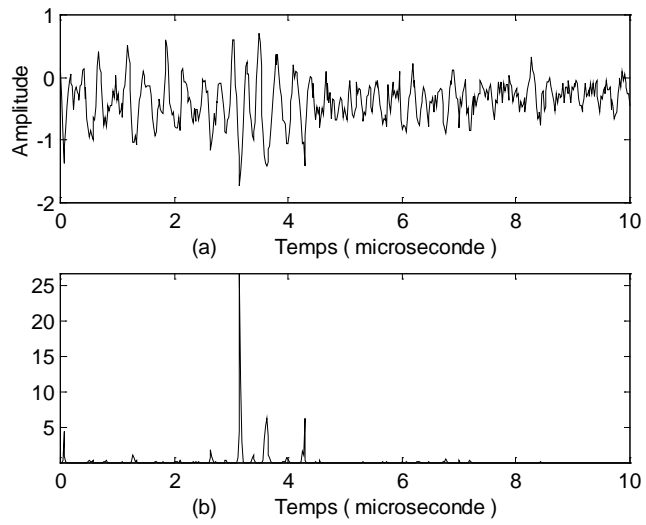


Figure (3.10) : (a) Signal écho bruité à 70 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

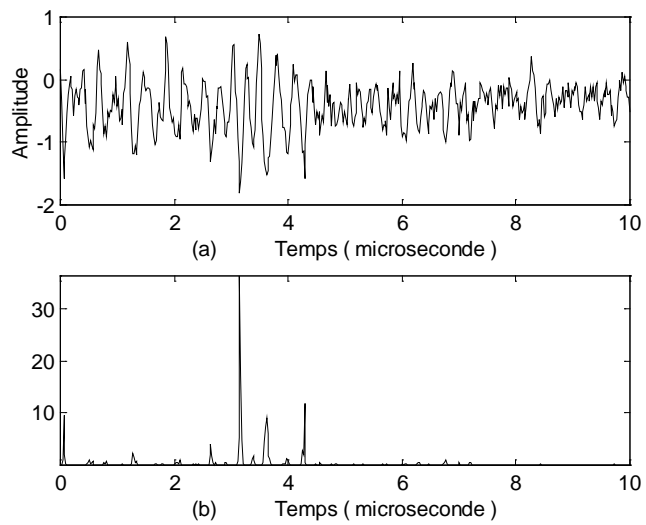


Figure (3.11) : (a) Signal écho bruité à 80 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

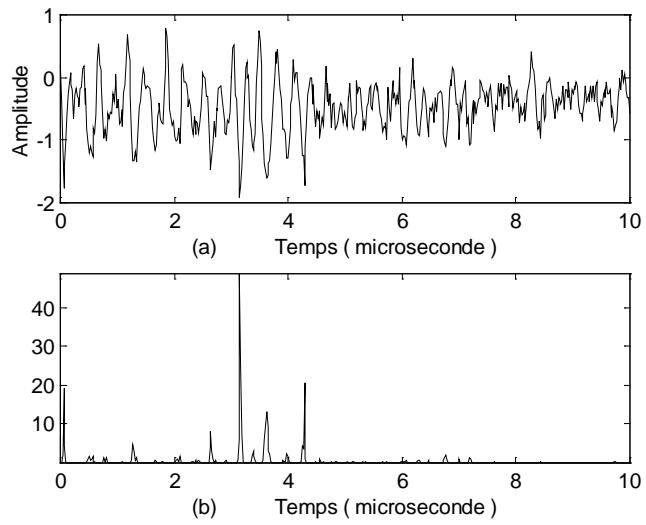


Figure (3.12) : (a) Signal écho bruité à 90 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

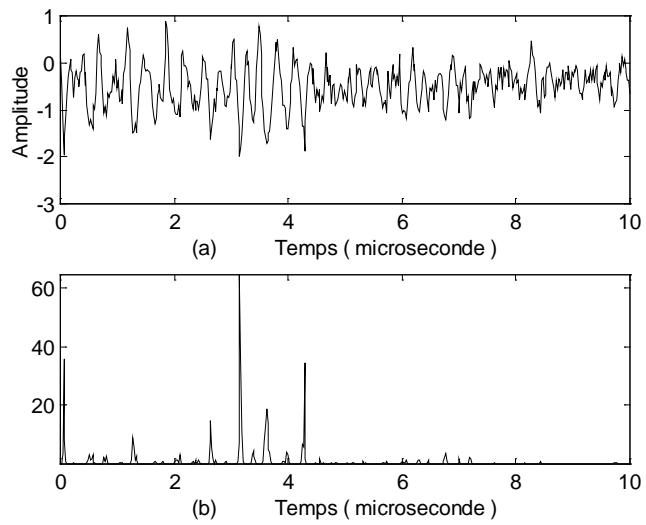


Figure (3.13) : (a) Signal écho bruité à 100 %, (b) Signal issue du calcul de l'équation (3.17) donnant la détection et la position du

A la lumière des résultats obtenus (figures 3.6 à 3.13), nous avons montré l'algorithme que nous proposons. Afin de quantifier les rapports signal sur bruit, nous le tableau (3.1), les valeurs des gains en dB obtenus en fonction du taux du bruit injecté :

| Taux du bruit en % | Gain en dB |
|--------------------|------------|
| 30 | 14.76 |
| 40 | 14.56 |
| 50 | 14.33 |
| 60 | 13.43 |
| 70 | 12.48 |
| 80 | 9.77 |
| 90 | 7.44 |
| 100 | 5.13 |

Tableau (3.1) : Gain en dB du rapport signal sur bruit en fonction du taux du bruit injecté.

Commentaires :

Ce tableau montre que pour un taux du bruit de 30 % par rapport au signal, environ 15 dB, cette valeur est très importante dans le contrôle des matériaux très absorbants. Lorsque le niveau du bruit est égal à l'amplitude du signal utile (taux égal à 100%), le gain atteint est de 5.13 dB. Nous pensons que le gain obtenu n'est pas négligeable et ça peut aider dans l'amélioration du contrôle.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une méthode de calcul pour la détection d'un signal noyé dans le bruit de structure en utilisant la décomposition et la reconstruction du signal transformée en ondelette discrète et une méthode de calcul de moyenne des signaux. Les résultats en valeurs des gains en dB obtenus en fonction du taux de bruit injecté sont satisfaisants, le gain atteint environ 15 dB, cette valeur est très importante dans les matériaux très absorbants.

Chapitre 4

ANALYSE DU SIGNAL ULTRASONORE PAR LA TRANSFORMEE EN ONDETTES ET CLASSIFICATION PAR LES RESEAUX DE NEURONES

4.1 Introduction

Des analyses effectuées sur des exemples d'échos de défauts détectés dans des pièces métalliques ont montré clairement que l'on peut décrire ces formes détectées suivant un ensemble de paramètres caractéristiques afin de pouvoir faire la discrimination entre un défaut plan et un défaut volumique. Sur ce contexte, nous avons développé un travail caractérisant les formes d'ondes détectées sur des défauts par les coefficients d'ondelettes. Ensuite, une méthode de classification basée sur les réseaux de neurones artificiels a été appliquée à l'identification des défauts.

Ayant déjà présenté une étude théorique sur la transformée en ondelettes au chapitre 3, nous entamons ce chapitre par l'aspect théorique des réseaux de neurones, par la suite nous développons le travail réalisé.

4.2 Les réseaux de neurones

Sous le terme de réseaux de neurones, on regroupe aujourd'hui un certain nombre de modèles dont l'intention est d'imiter quelques fonctions du cerveau humain en reproduisant certaines de ses structures de base. Historiquement, les origines de cette discipline sont très diversifiées.

En 1943, les américains McCulloch et Walter Pitts étudièrent un ensemble de neurones formels interconnectés, et montrèrent leurs capacités à calculer certaines fonctions logiques.

En 1949, Heeb, dans une perspective psychophysique, souligna l'importance du couplage synaptique dans les processus d'apprentissages.

En 1958, Rosenblatt décrivit le premier modèle opérationnel de réseaux de neurones, mettant en œuvre les idées de Heeb, McCulloch et Walter Pitts. Il introduisait le perceptron inspiré du système visuel, capable d'apprendre à calculer des fonctions logiques en modifiant les connexions synaptiques.

Ce modèle suscita beaucoup de recherches et sans doute trop d'espoirs. Lorsque deux mathématiciens, Minsky et Papert, démontrèrent en 1969 les limites théoriques du perceptron. Les chercheurs se désintéressent des réseaux de neurones pour se tourner vers l'approche symbolique de l'intelligence artificielle, qui semblait beaucoup plus prometteuse.

Le renouveau actuel des réseaux de neurones est dû à des contributions originales, comme celle de Hopfield en 1982, qui en montrant l'analogie des réseaux de neurones avec certains systèmes physiques, a permis de leur appliquer un formalisme riche et bien maîtrisé.

En 1985, de nouveaux modèles mathématiques, tel que la rétro propagation du gradient, ont permis de dépasser les limites du perceptron.

Ces dernières années, les premières applications pratiques des réseaux de neurones commencent à voir le jour, et cette discipline va donc concerner un public de plus en plus large d'étudiants, de chercheurs, d'ingénieurs et d'industriels.

Les domaines d'applications privilégiés sont la reconnaissance des formes (vision, caractères manuscrits), le traitement du signal, la classification, la robotique et la reconnaissance de la parole. Les réseaux de neurones fournissent un cadre général pour l'emmagasinage et le traitement de l'information et offrent une nouvelle approche de simulation de l'intelligence humaine [22,23].

4.3 Modélisation du neurone

La modélisation consiste à trouver un modèle mathématique qui décrit le comportement du réseau de neurone biologique. Pour cela, nous essayerons d'abord de comprendre le fonctionnement du neurone biologique.

4.3.1 Le neurone biologique

Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux central. Celui-ci en possède environ cent milliards. On estime le nombre des interconnexions à 10^{15} .

Les neurones reçoivent, propagent et transmettent des signaux. Ils sont le siège d'excitations électriques, appelées potentiel d'action ou influx nerveux qui se propage à 100 m/s [22]. Le neurone se compose de trois parties (figure 4.1)

4.3.1.1 Le corps cellulaire

C'est le centre de synthèse biologique ayant un diamètre de quelques microns, le corps cellulaire contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie du neurone.

4.3.1.2 Les dendrites

Chaque neurone possède une chevelure de dendrites. Celles-ci sont de fines extensions tubulaires de quelques dixièmes de microns de diamètre et d'une longueur de quelques dizaines de microns. Elles sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent.

4.3.1.3 L'axone

C'est une fibre nerveuse qui sert de moyen de transport pour les signaux ou les potentiels d'action émis par le neurone (figure 4.2). Il est généralement plus long que les dendrites. Sa longueur varie d'un millimètre à plus d'un mètre. Il se ramifie à son extrémité là où il communique avec d'autres neurones.

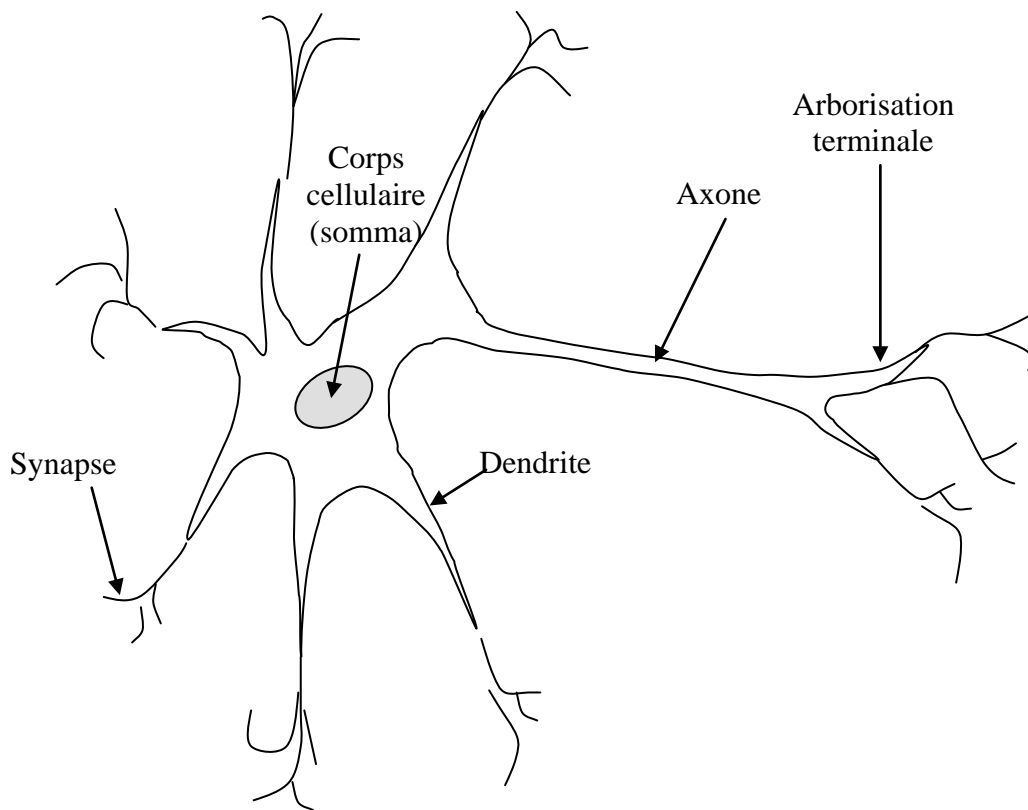


Figure (4.1) : Neurone biologique.

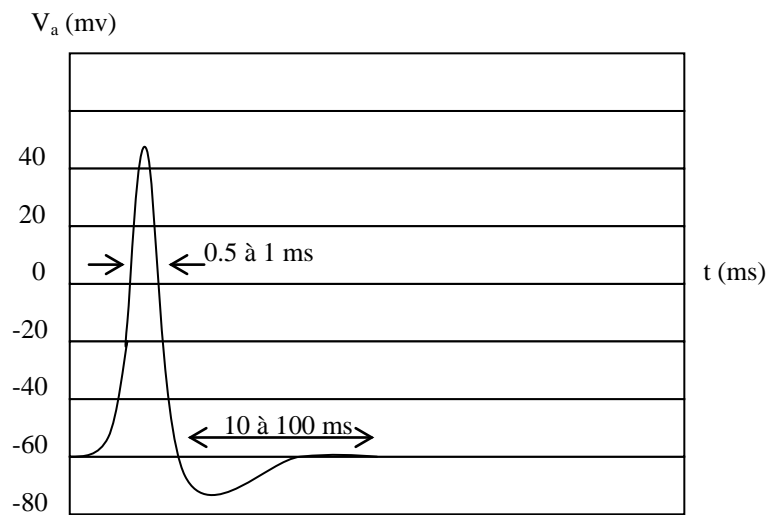


Figure (4.2) : Le potentiel d'action

Le système nerveux est capable de s'adapter, il est capable de modifications structurelles et fonctionnelles induites par l'expérience acquise au cours du temps. On admet généralement que l'apprentissage se traduit dans le système nerveux par des altérations des connexions synaptiques entre neurones.

4.3.2 Le neurone formel (artificiel)

D'après McCulloch et Walter Pitts, le neurone formel est un dispositif possédant une seule sortie et un nombre d'entrées quelconque, le neurone calcule la somme pondérée de tous les potentiels disponibles au niveau de ses entrées (chacun de ces potentiels est une valeur numérique qui représente l'état du neurone qui l'a émis), un test de comparaison est ensuite établi sur le résultat par rapport à un seuil bien déterminé. Si cette somme est supérieure à la valeur seuil, le neurone est activé et transmet aux autres neurones une réponse égale à son activation, sinon il reste inactif et ne transmet rien. La figure (4.3) est une interprétation du neurone formel [22].

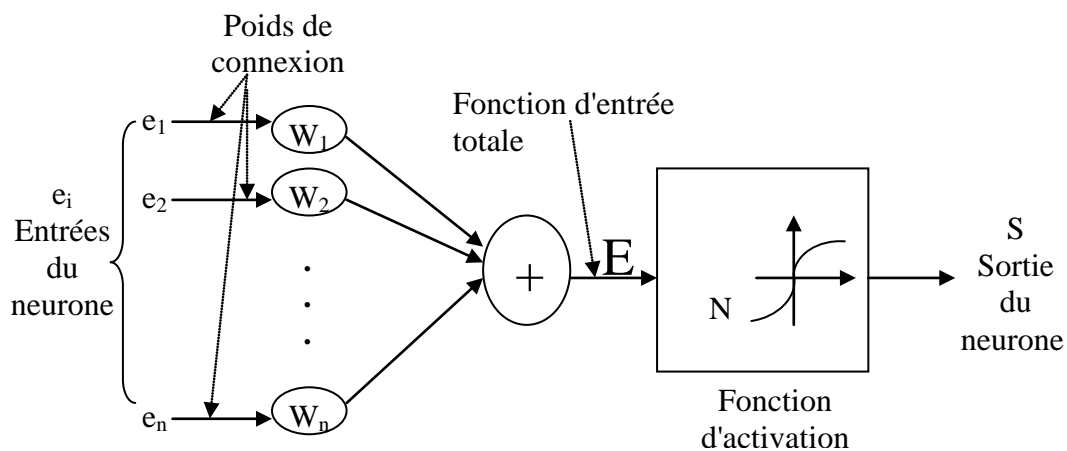


Figure (4.3) : Modélisation du neurone formel

n : le nombre d'entrées

θ : le seuil.

e_1, \dots, e_n : les signaux d'entrée du neurone.

w_1, \dots, w_n : les poids synaptique qui contrôlent le taux de passage des signaux d'entrées.

E : la somme pondérée.

S : la sortie ou réponse du neurone face aux stimulations.

Le processus de calcul se déroule en trois étapes :

1. Le calcul de la somme pondérée E , par la formule :

$$E = \sum_{i=1}^n e_i w_i \quad (4.1)$$

2. On associe à chaque valeur de E , une valeur calculée à partir d'une fonction de transfert du neurone $f(E)$ (où fonction d'activation).

$f(E)$ est en générale une fonction sigmoïde :

$$f(E) = \frac{1}{1 + e^{-(E-\theta)}} \quad (4.2)$$

Cette fonction détermine l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale.

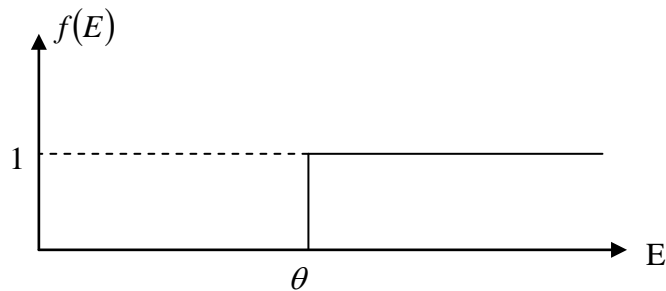
Un test est effectué pour calculer la sortie du neurone :

$$S = \begin{cases} 1 & \text{si } f(E) \geq \theta \\ 0 & \text{si } f(E) < \theta \end{cases} \quad (4.3)$$

Il existe plusieurs types de fonctions d'activation, les modèles les plus connus sont :

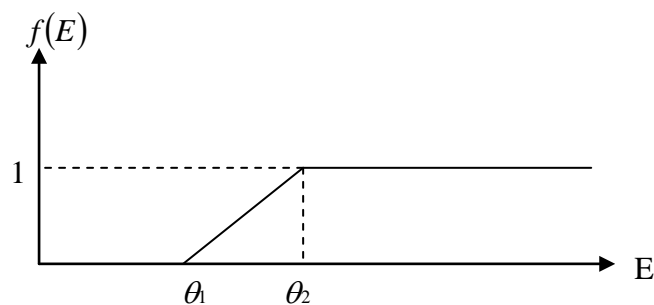
Fonction binaire à seuil :

$$f(E) = \begin{cases} 1 & \text{si } E > \theta \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad \theta \in \mathbb{R} \quad (4.4)$$



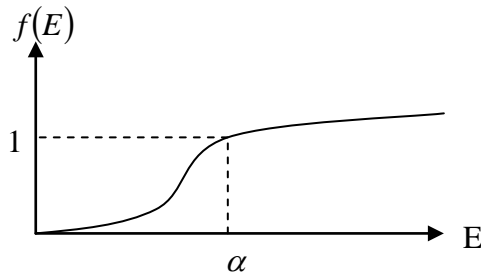
Fonction linéaire à seuil :

$$f(E) = \begin{cases} 0 & \text{si } E \leq \theta_1 \\ \alpha E + \beta & \text{si } E \in]\theta_1, \theta_2] \\ 1 & \text{si } E > \theta_2 \end{cases} \quad (\alpha, \beta, \theta_1, \theta_2) \in \mathbb{R}^4 \quad (4.5)$$



Fonction sigmoïde :

$$f(E) = \frac{1}{1 + e^{-(E-\theta)}} \quad (4.6)$$



4.4 Structures des réseaux de neurones

Les connexions entre les neurones qui composent le réseau, décrivent la topologie du modèle. Il existe plusieurs types de structures de réseaux de neurones pouvant aller d'une connectivité locale à une connectivité totale, et chacune d'elles présente certaines propriétés, et une application précise.

La structure d'un réseau de neurone nécessite la connaissance de la nature des données d'entrées et de la façon dont les cellules du réseau sont connectées entre elles, ceci conditionne la topologie du réseau. Parmi les structures les plus fréquentes, il y a [22] :

4.4.1 Les réseaux à deux couches

Constituées d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Chaque neurone de la couche d'entrée est raccordé à chaque neurone de la couche de sortie au moyen d'une synapse.

4.4.2 Les réseaux multicouches

Ce modèle est inspiré d'un fondement biologique où les neurones qui appartiennent à une même couche ne sont pas connectés entre eux.

Un réseau à couches, illustré dans la figure (4.4), est constitué d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et des couches intermédiaires qui sont appelées couche cachées [22].

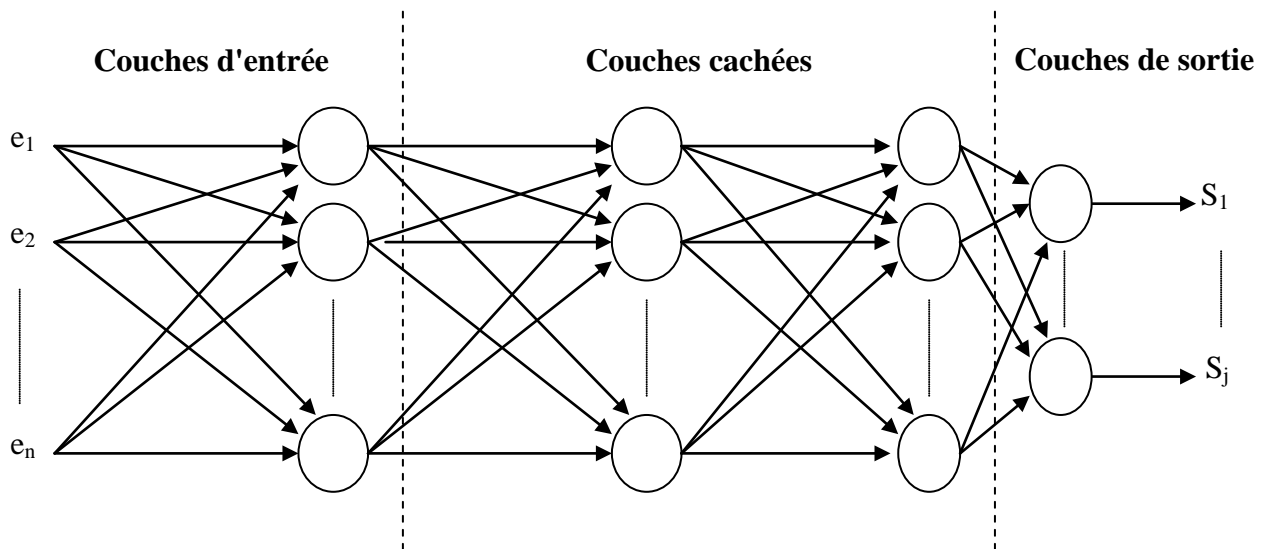


Figure (4.4) : réseau de neurone multicouche.

4.4.3 Les réseaux à connexions complètes

Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté aux autres, et chaque neurone possède un retour d'information << feed-back >>- figure (4.5)

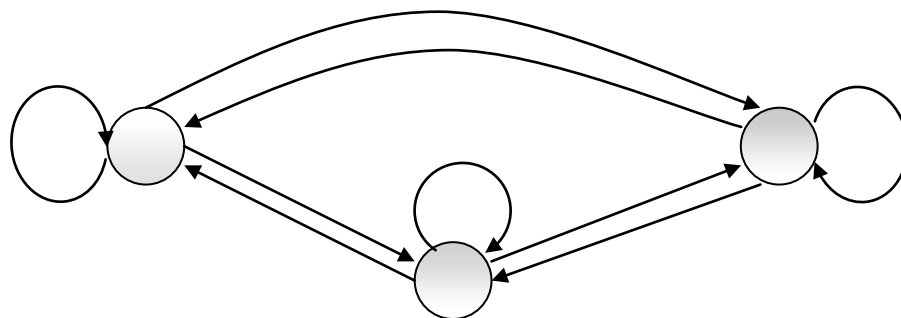


Figure (4.5) : réseau à connexions complètes.

4.5 Les différents types de réseaux de neurones

On peut classer les réseaux de neurones artificiels en deux catégories suivant leur évolution dans le temps.

4.5.1 Les réseaux de neurones statiques

La sortie du neurone ne peut pas être injectée ni directement à son entrée, c'est à dire il n'y a pas une relation entre l'entrée et la sortie, ni indirectement à travers d'autres neurones. Dans ce cas, le temps n'est pas un paramètre significatif, donc une modification à l'entrée n'entraîne qu'une modification stable de la sortie et n'entraîne pas de retour d'information vers cette entrée.

4.5.2 Les réseaux de neurones dynamiques

Les réseaux de neurones dynamiques appelés aussi réseaux récurrents sont organisés tels que chaque neurone reçoit sur ses entrées une partie ou la totalité de l'état du réseau (sortie des autres neurones).

L'état global du réseau dépend de ses états précédents, l'équation du neurone dans ce cas est décrite par des équations différentielles. Donc, les réseaux de neurones dynamiques, contiennent des rebouclages partiels ou totales entre neurones, et ont donc une évolution dépendante du temps.

4.6 Apprentissage des réseaux de neurones

4.6.1 Définition

L'apprentissage représente l'ensemble des méthodes permettant d'établir chez les êtres vivants des connections entre certains stimulus et certaines réponses aux stimulus.

En terme de réseaux de neurones, l'apprentissage est un processus par lequel les paramètres libres du réseau sont adaptés pendant la continuité du processus de stimulation par l'environnement auquel le réseau est enfoncé.

Il consiste aussi à déterminer les valeurs des coefficients de pondération, ou << poids synaptiques >>, selon le type de données disponible.

$$\text{Apprentissage} \equiv \frac{dw}{dt} \neq 0.$$

4.6.2 Types d'apprentissage

Il existe trois grandes classes d'apprentissage :

4.6.2.1 Apprentissage supervisé

Il se fait en présence d'un superviseur (teacher), qui dirige le comportement du réseau en lui présentant les couples d'entrées et leurs sorties désirées, cet apprentissage se fait toujours par l'intermédiaire d'un critère à optimiser définissant la performance du réseau à chaque étape.

Les poids synaptiques évoluent selon la loi :

$$d w_i(t) = \beta e_i(t) [S(t) - S^d(t)] \quad (4.7)$$

β : paramètre d'apprentissage.
 W_i : poids synaptiques affectant le neurone d'indice i
 E_i : la $i^{\text{ème}}$ entrée du neurone.
 S : sortie du neurone.
 S^d : sortie désirée.

Ces poids évoluent alors jusqu'à ce que la sortie devienne en moyenne égale à la sortie désirée S^d fournie par le superviseur.

4.6.2.2 Apprentissage non supervisé

Il consiste à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie, dans ce cas la règle utilisée peut être de la forme :

$$dw_i(t) = \beta s(t) [e_i(t) - w_i(t)] \quad (4.8)$$

La variation de l'efficacité synaptique se stabilise, dès que $dw_i(t)$ devient nulle en moyenne.

4.6.2.3 Apprentissage renforcé (semi-supervisé)

L'apprentissage est dit renforcé si en phase d'apprentissage, on indique seulement au réseau si la sortie produite est correcte ou pas en induisant ainsi une variation sélective des poids des connexions.

4.6.3 Les règles d'apprentissage

Nous allons présenter quelques règles d'apprentissage les plus connues :

4.6.3.1 La règle de HEBB

Pour cette règle, l'apprentissage consiste à renforcer la connexion entre deux neurones activés au même moment. Dans le cas contraire, la connexion n'est pas modifiée.

En d'autre terme, à l'instant $(t + dt)$, le poids de la connexion entre le neurone i et le neurone j est donnée par :

$$W_{ij}(t + dt) = w_{ij}(t) + \beta s_i s_j \quad (4.9)$$

Où

β : pas d'apprentissage.
 s_i : sortie du neurone i .
 s_j : sortie du neurone j .

4.6.3.2 La règle delta

Cette règle est appliquée au perceptron et aux réseaux multicouches, elle est de type supervisé.

Le réseau calcule pour chaque vecteur d'entrée son propre vecteur de sortie et le compare au vecteur correct en fonction de l'erreur, les poids synaptiques w_{ij} sont modifié jusqu'à ce que le réseau donne une réponse correcte.

Les modifications des poids s'effectuent selon la formule :

$$\Delta w_{ij} = \beta (s^d - s) E_i \quad (4.10)$$

- β : pas d'apprentissage.
- S^d : sortie désirée.
- E_i : vecteur d'entée.
- S : vecteur calculer en sortie.

4.6.3.3 Apprentissage compétitif

Le réseau à apprentissage compétitif est composé de deux couches, une couche d'entée et une couche compétitive. Dans cette dernière, les unités (les neurones) se disputent la possibilité de répondre à l'entrée présentée.

La compétition peut être accomplie au moyen d'un algorithme qui détermine le neurone gagnant. Ce neurone représentera la classe à la quelle appartiendra le motif. Cette règle est utilisée pour le réseau de kohonen.

4.7 Apprentissage par rétro propagation du gradient

4.7.1 Principe

La rétro propagation est la méthode d'apprentissage supervisé la plus utilisée pour l'entraînement des réseaux statiques et sera utilisée pour notre application.

Le principe de cet algorithme est de propager un signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie (phase de relaxation ou de propagation avant), calculer ensuite l'erreur commise entre les sorties désirées et les sorties calculées par le réseau, et enfin de rétro propager cette erreur de la sortie vers l'entrée (sens inverse).

Ainsi, la rétro propagation de l'erreur est utilisée dans l'ajustement des poids synaptiques du réseau. Le processus est répété autant de fois que l'erreur reste supérieure à un seuil [22].

4.7.2 Modélisation de l'apprentissage

Le processus consiste en deux phases :

4.7.2.1 Phase propagation avant

Durant cette phase, un exemple de l'ensemble d'apprentissage est présenté au réseau. La sortie réelle est alors calculée, le calcul s'effectue de l'entrée vers la sortie à travers les différentes couches, où chaque nœud reçoit en entrée la somme pondérée des sorties des nœuds de la couche précédente, et qui est calculée par :

$$Y_{mjk} = \sum_{i=0}^{N_{j-1}} X_{m,j-1,i} \cdot W_{jki} \quad (4.11)$$

Avec :

- W_{jki} : Poids de la connexion reliant le nœud K de la couche j au nœud i de la couche (j-1).
- $X_{m,j-1,i}$: Sortie du nœud i de la couche (j-1) lors de la présentation du motif m
- N_{j-1} : Nombre de nœuds dans la couche (j-1) .

Et calcule sa propre sortie par :

$$X_{mjk} = f(Y_{mjk}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{mjk}}} \quad (4.12)$$

A ce niveau l'erreur quadratique est calculée par :

$$E(m) = \sum_{k=1}^{N_L} (O_{mlk} - X_{mlk})^2 \quad (4.13)$$

où

- O_{mlk} : sortie désirée du nœud K de la couche l.
- X_{mlk} : sortie actuelle du nœud K de la couche l.

Cette erreur va être minimisée par la méthode du gradient, en faisant évoluer les poids W_{jki} dans la direction indiquée par le gradient de $E(m)$. Nous aurons donc :

$$\Delta W_{jki}(m) = -\alpha \frac{\partial E(m)}{\partial W_{jki}} \quad (4.14)$$

Où

- α : taux d'apprentissage ($0 < \alpha < 1$) .

Mais on préfère calculer l'erreur après présentation de (M) motif (méthode du gradient totale) :

$$\Delta W_{jki} = -\alpha \sum_{m=1}^M \frac{\partial E(m)}{\partial W_{jki}} \quad (4.15)$$

Cela va améliorer la qualité de convergence. Ceci provient du fait qu'une modification de poids relative à un exemple, si elle améliore la situation pour cet exemple elle peut entraîner une détérioration de la qualité de réponse aux autres exemples.

Nous pouvons démontrer que pour avoir une règle de gradient, nous devons faire en sorte que nos poids varient suivant une règle du type :

$$\Delta W_{jki} = -\alpha \delta_{jk} X_{j-1,i} \quad (4.16)$$

Si l'indice K caractérise un nœud de sortie, alors nous aurons :

$$\delta_{jk} = f'(Y_{jk}) \cdot (O_k - X_{jk}) \quad (4.17)$$

Où :

f' : représente la dérivée de la fonction sigmoïde.

Si on considère le cas où K caractérise un nœud d'une couche cachée, on va calculer δ_{jk} en rétro propageant les signaux d'erreurs à travers le réseau.

4.7.2.2 Phase de rétro propagation

Après le calcul de $\frac{\partial E}{\partial X_{jk}}$ on trouve :

$$\frac{\partial E}{\partial X_{jk}} = - \sum_{i=1}^{N_{j+1}} (\delta_{j+1,i} \cdot W_{j+1,i,k}) \quad (4.18)$$

d'où :

$$\delta_{jk} = f'(Y_{jk}) \sum_{i=1}^{N_{j+1}} (\delta_{j+1,i} \cdot W_{j+1,i,k}) \quad (4.19)$$

Nous constatons que plus le taux d'apprentissage est grand et plus les poids changent vite, ce qui permet un apprentissage rapide. En revanche, une méthode du gradient, pour être stable, nécessite un taux d'apprentissage aussi petit que possible.

Il faut donc trouver le taux d'apprentissage le plus grand possible sans provoquer d'oscillations. Pour pallier cet inconvénient, on ajoute à la formule (4.16) un terme de correction inertielle, proportionnel à toute variation de poids.

$$\Delta W_{jki}(t+1) = \eta \Delta W_{jki}(t) - \alpha \delta_{jk} X_{j-1,i} \quad (4.20)$$

où η : coefficient de viscosité ($0 < \eta < 1$).

4.7.3 Algorithme

- 1^{ère} Etape : initialiser aléatoirement les poids et les seuils.
- 2^{ème} Etape : présenter un motif(m) à l'entrée du réseau et spécifier la sortie désirée .
- 3^{ème} Etape : pour chaque couche j (j allant de 1 à L) , calculer :
 - la somme pondérée : selon la formule (4.11) .
 - et la fonction de sortie en utilisant (4.12).
 Pour chaque nœud K de cette couche .
- 4^{ème} Etape : calculer le signal d'erreur :

$$\delta_{mlk} = (1 - X_{mlk}) \cdot X_{mlk} \cdot (O_k - X_{lk}) \quad (4.21)$$

pour chaque nœud K de la couche de sortie L.

$$\text{et :} \quad \delta_{mjk} = (1 - X_{mjk}) \cdot X_{mjk} \cdot \sum_{i=1}^{N_{j-1}} (\delta_{m,j+1,i} \cdot W_{j+1,i,k}) \quad (4.22)$$

pour chaque nœud K de la couche j (j allant de L-1 à 1) .

si $m = M \Rightarrow$ aller à L'Etape 5 .

si non \Rightarrow aller à L'Etape 2 .

5^{ème} Etape : calculer l'erreur quadratique totale :

$$E = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{N_L} (O_k - X_{Lk})^2 \quad (4.23)$$

. si $E <$ valeur fixée au départ \Rightarrow fin de l'apprentissage .

. si non \Rightarrow aller à L'Etape 6.

6^{ème} Etape : actualiser les poids des connexions, lors de l'itération (t+1) selon la formule :

$$w_{jki}(t+1) = \alpha \sum_{m=1}^M (\delta_{mjk} \cdot x_{m,j-1,i}) + \eta \cdot [w_{jki}(t) - w_{jki}(t-1)] \quad (4.24)$$

\Rightarrow aller à l'étape 2.

Et l'organigramme général de la rétro propagation est sur la figure suivante.

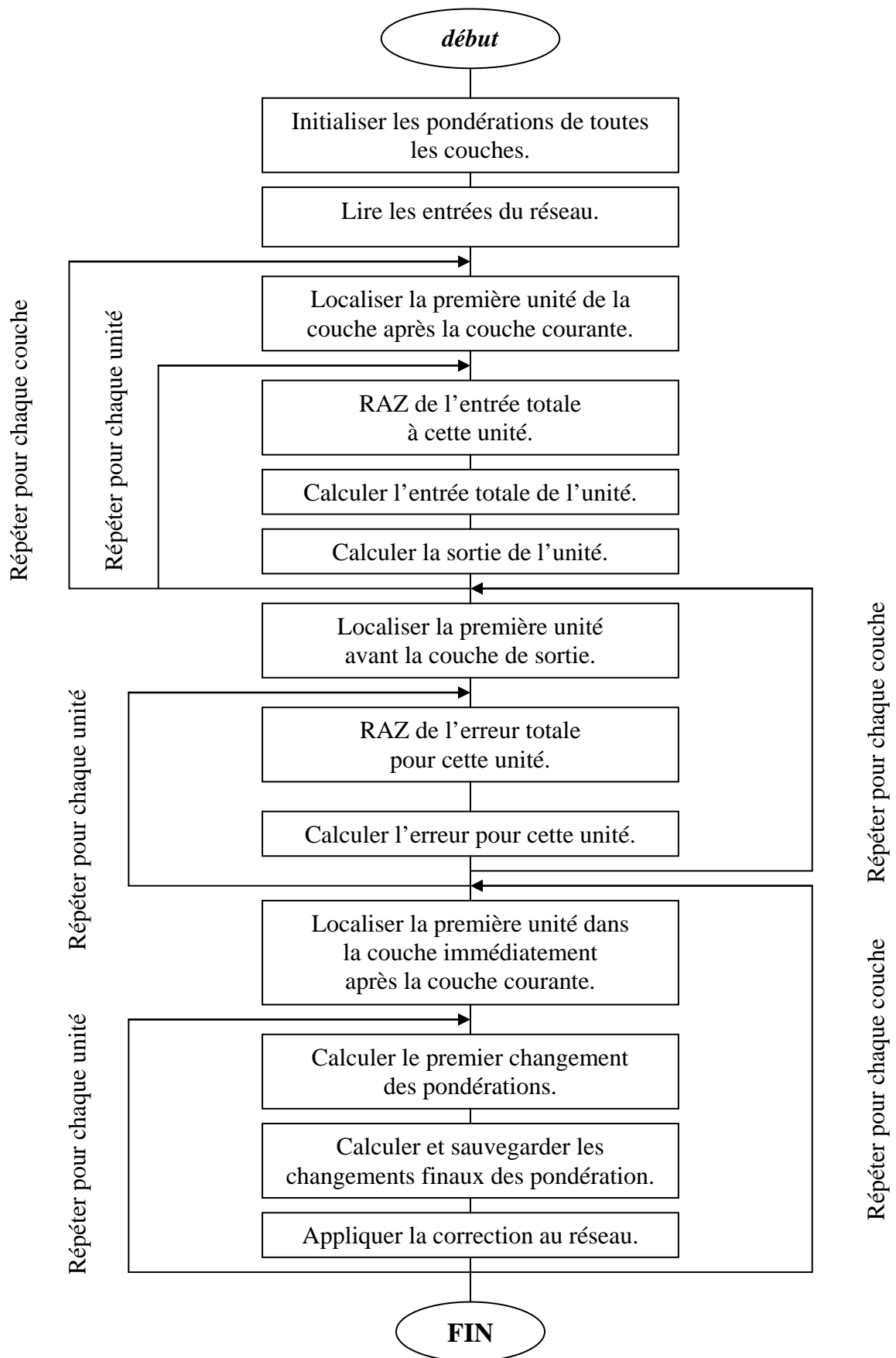


Figure (4.6) : Organigramme général de la rétro propagation.

4.8 Développements et expérimentations

Le travail réalisé est basé sur l'extraction des paramètres du signal écho de défaut par la Transformée en Ondelettes Discrète TOD et une classification des résultats par les réseaux de neurones [24]. Notre application est constituée des étapes données par la figure (4.7).

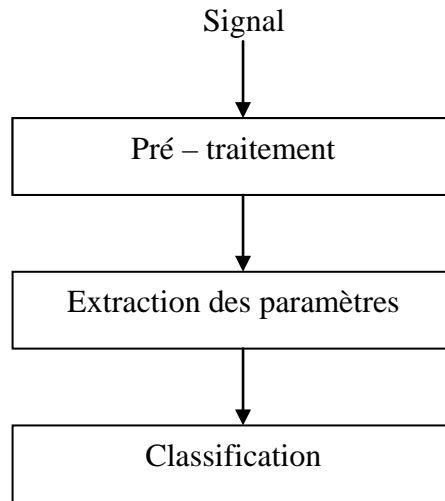


Figure (4.7) : schéma synoptique

Dans l'étape de pré – traitement, l'objectif primaire est de rendre les résultats de la classification invariants aux effets des variations dans le contrôle et les conditions des échantillons incluant le réglage de l'instrumentation (Energie, damping, gain ...), le choix de la fréquence du transducteur, déphasage dans les signaux échantillonnés et d'autres différences mineurs dans les propriétés du matériau.

Dans ce cas spécifique, nous nous sommes intéressés à développer un signal de référence pour la classification telle que la performance soit raisonnablement insensible au choix de la fréquence centrale. Ceci est accompli en utilisant la graduation temporelle.

La seconde étape implique l'extraction des caractéristiques pour réduire le dimensionnement du signal pour être traité par la minimisation de la redondance. L'algorithme d'extraction des caractéristiques utilise la TOD.

Les signaux à fréquence invariante obtenus après la première étape sont analysés par la TOD pour extraire les caractéristiques contenant suffisamment d'informations discriminatoires. Ces attributs qui incluent les informations du domaine temporel et fréquentiel, sont alors injectés dans un réseau de neurone permettant la classification des défauts en deux groupes, à savoir les défauts plan et volumique.

4.8.1 Pré – traitement (graduation temporelle).

Dans l'inspection ultrasonore, les transducteurs de différente fréquence centrale sont employés. Le choix de la fréquence dépend de plusieurs facteurs tels que la constitution et l'épaisseur du matériau, la résolution et la sensibilité désirées, et la profondeur et l'orientation des défauts que l'on voudrait caractériser en taille et en nature.

Par exemple, les basses fréquences sont employées quand l'épaisseur de l'échantillon est assez grande, dans ce cas, l'atténuation de signal est un facteur important à prendre en compte.

Cependant, les transducteurs de haute fréquence sont employés à résoudre le problème de contrôle des défauts de petites dimensions ou bien quand l'épaisseur de l'échantillon est assez petite, dans ce cas, les problèmes liés à l'atténuation sont ignorés.

Par ailleurs, il faut rappeler que lors d'un contrôle de certains joints soudés, les opérateurs utilisent plusieurs transducteurs à différentes fréquences, le système de classification que nous voulons mettre en œuvre doit tenir compte de tous les échos de défauts détectés et ceci quelque soit la fréquence de la sonde ultrasonore utilisée. Pour cela, nous avons développé une méthode de normalisation de la fréquence du signal en mettant tous les signaux à 1 MHz.

Dans ce but, nous avons simulé deux signaux de fréquences 5 et 10 MHz. Le choix de ces deux fréquences est guidé par la disponibilité des transducteurs ultrasonores au sein du laboratoire.

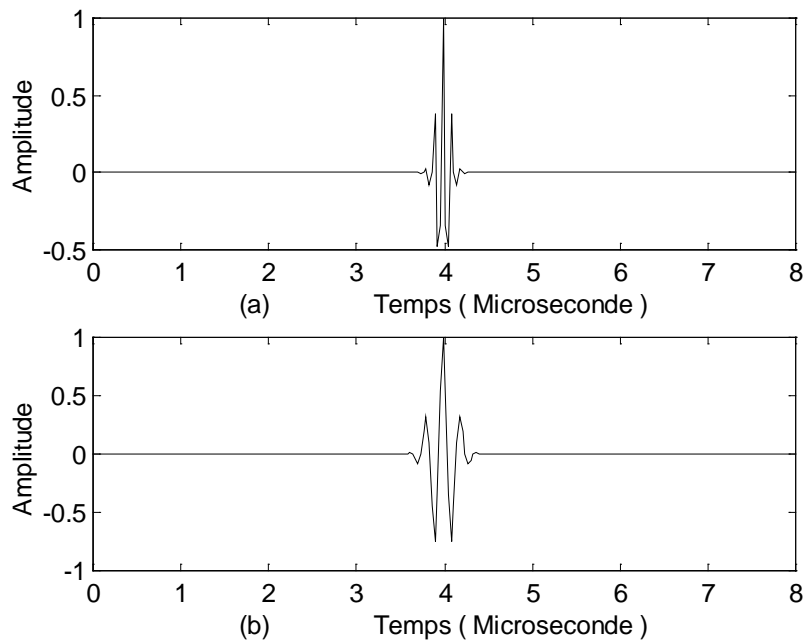


Figure (4.8) : (a) Signal ultrasonore de 10 MHz
(b) Signal ultrasonore de 5 MHz

Un signal centré à une fréquence f_1 avec une bande BW_1 doit être gradué en temps pour avoir une fréquence centrale f_2 et une bande BW_2 , cette transformation de la fréquence f_1 à une fréquence $f_2=f_1/a$ utilise la propriété de la transformée de Fourier

$$x(at) = \frac{1}{a} X\left(\frac{f}{a}\right) \quad \text{avec} \quad x(t) \leftrightarrow X(f)$$

En fonction de a , le signal transformé est compressé (si $a < 1$) ou dilaté ($a > 1$) en temps. Dans le cas discret, ceci se traduit par $a = n/m$ avec n le facteur d'interpolation et m le facteur de décimation.

La normalisation est réalisée par une combinaison d'opérations d'interpolations et de décimations. La décimation d'un signal par un facteur m implique une élimination de m points à chaque $n^{\text{ème}}$ échantillon, tandis que l'interpolation par un facteur n implique l'ajout de n nouveaux échantillons d'amplitude appropriée entre chaque échantillon du signal original.

Par exemple le signal de 10 MHz est normalisé à un signal de 1MHz en utilisant $a=10$, c'est à dire le signal est interpolé par un facteur de 10 et décimé par un facteur de 1 pour donner un facteur d'échelle de 10. Le signal résultant de 1 MHz possède 10 fois le nombre d'échantillons par rapport au signal initial.

La procédure de normalisation a été implémentée sur les signaux de fréquence 10 et 5 MHz (figure 4.8). La figure (4.9), illustre la représentation temporelle du signal de 10 MHz normalisée à 1 MHz et un signal de 1 MHz.

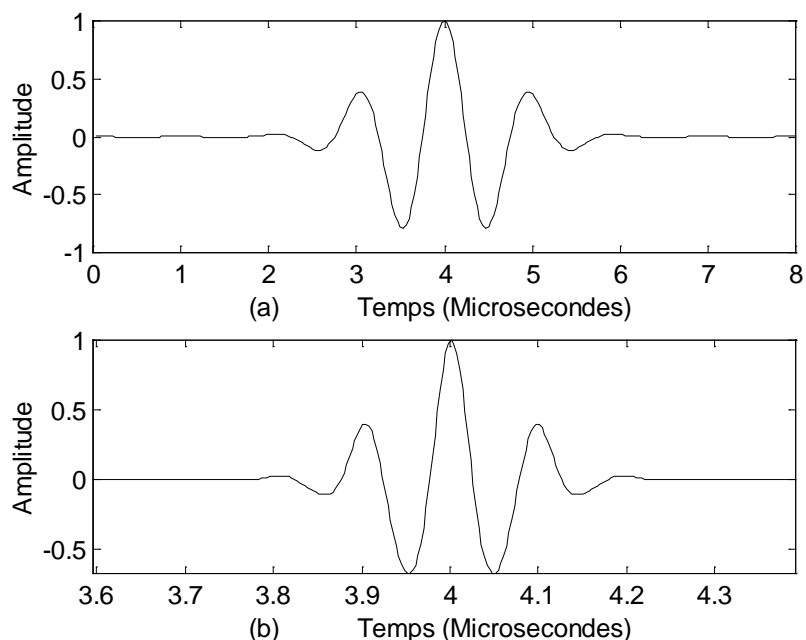


Figure (4.9) : Normalisation.

(a) Signal ultrasonore de 1 MHz

(b) Partie du signal ultrasonore de 10 MHz normalisé à 1 MHz

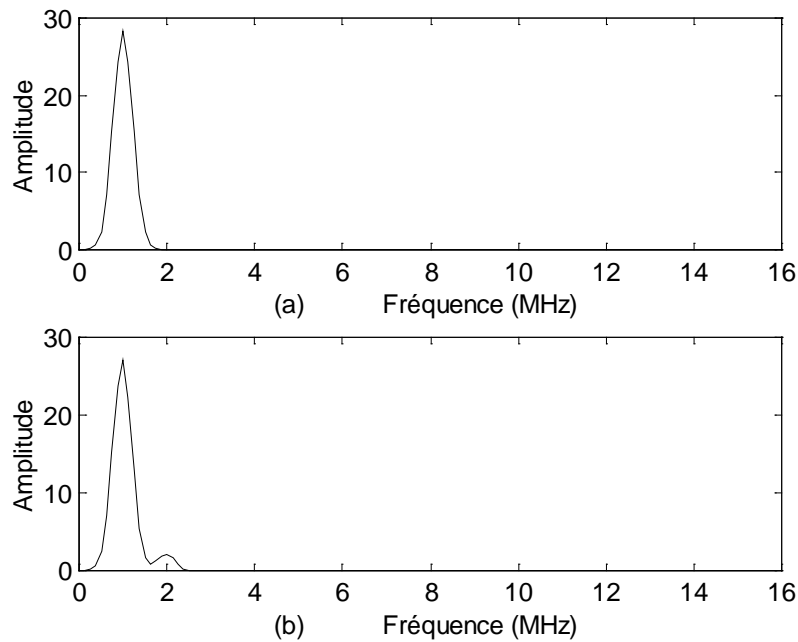


Figure (4.10) : Spectre
 (a) Spectre du signal ultrasonore de 1 MHz
 (b) Spectre du signal ultrasonore de 10 MHz normalisé à 1 MHz

Comme on peut le remarquer dans la figure (4.10), les deux signaux sont centré à une fréquence de 1MHz et leur largeur de bande sont très similaire, il est à noter aussi que la forme globale du spectre n'a pas été altérée. En d'autres termes, toute l'information a été retenue durant l'opération du changement d'échelle temporelle, les signaux acquis à différentes fréquences d'inspection sont transformés à la fréquence de référence de 1MHz avant l'extraction des caractéristiques.

Dans le cas de la normalisation du signal de 5 MHz à un signal de 1MHz, on prend $a = 5$, c'est à dire le signal est interpolé par un facteur de 10 et décimé par un facteur de 2 pour donner un facteur d'échelle de 5. Le signal résultant de 1 MHz possède 5 fois le nombre original d'échantillons. Les résultats représentant le signal normalisé et son spectre sont illustrés par les figures (4.11) et (4.12).

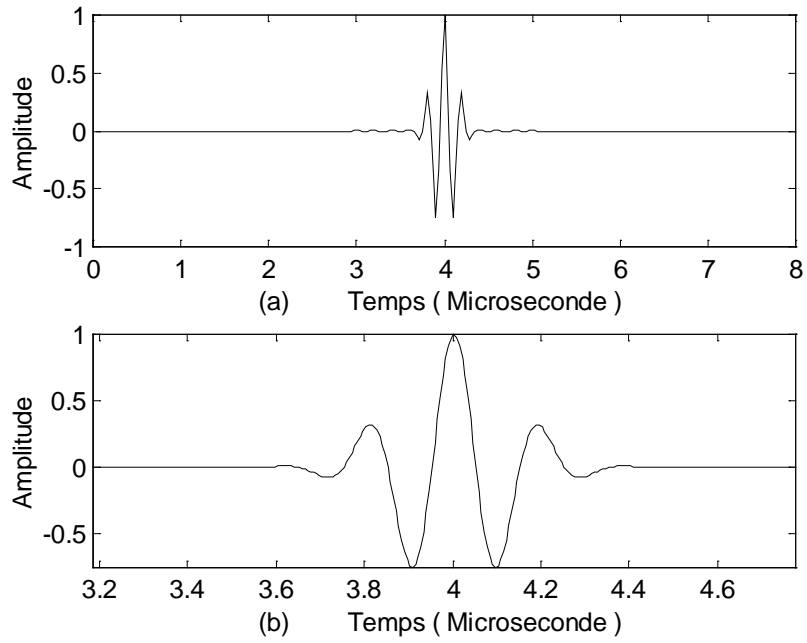


Figure (4.11) : (a) Signal ultrasonore de 5 MHz
 (b) Partie du signal ultrasonore de 5 MHz normalisé à 1 MHz

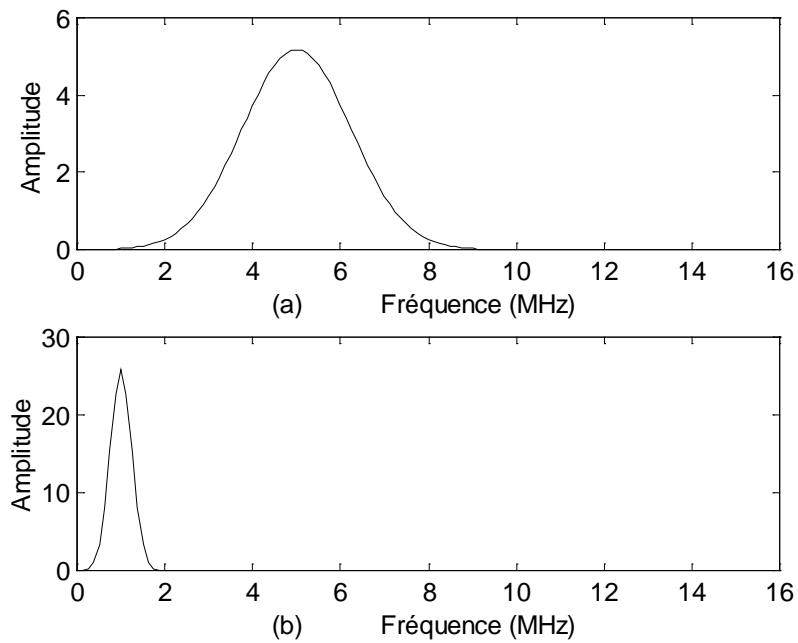


Figure (4.12) : (a) Spectre du signal ultrasonore de 5 MHz
 (b) Spectre du signal ultrasonore de 5 MHz normalisé à 1 MHz

4.8.2 Extraction des paramètres d'ondelettes

Soit un signal ultrasonore simulé de fréquence de 10 Mhz sur une fenêtre de $1\mu\text{s}$ (sur 512 points) figure (4.13). Avant de réaliser la normalisation, on prend juste la partie utile du signal figure (4.14), (301 points).

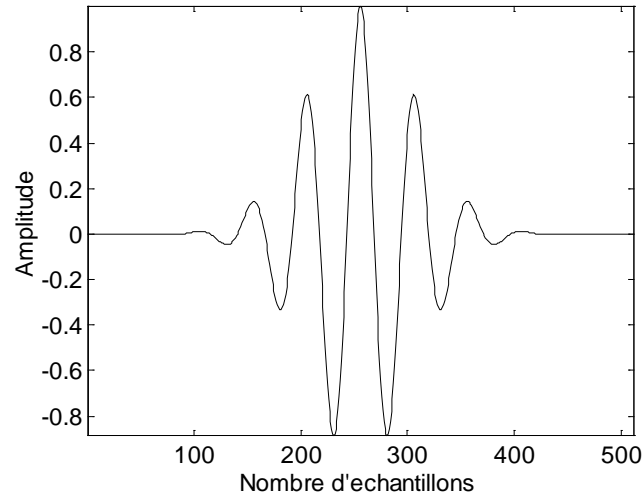


Figure (4.13) : Signal ultrasonore de 10 MHz

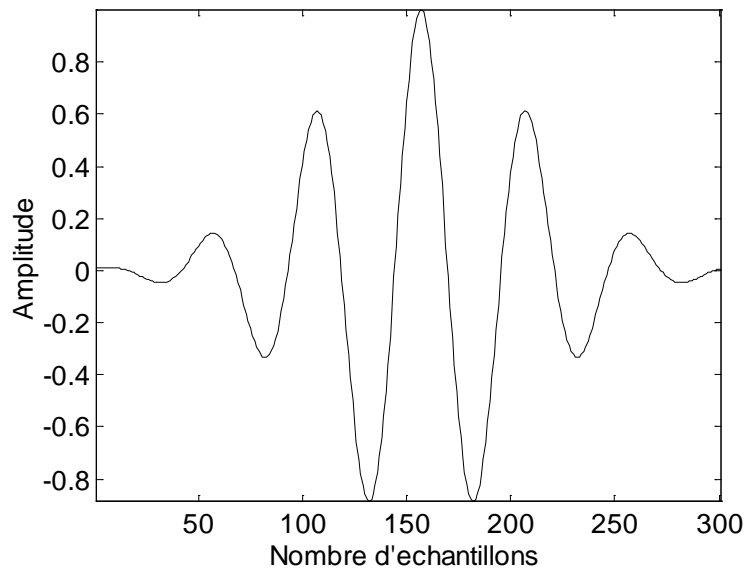


Figure (4.14) : Partie utile du signal ultrasonore de 10 MHz

Le signal normalisé est ensuite caractérisé par des paramètres les plus pertinents à savoir les paramètres d'ondelettes qui sont la suite successive des coefficients d'approximation et de détails suivants : ca_9 , cd_9 , cd_8 , ..., cd_1 calculés précédemment par l'algorithme de décomposition de S.MALLAT au niveau 9 à l'aide de la fenêtre de DAUBECHIES d'ordre 2.

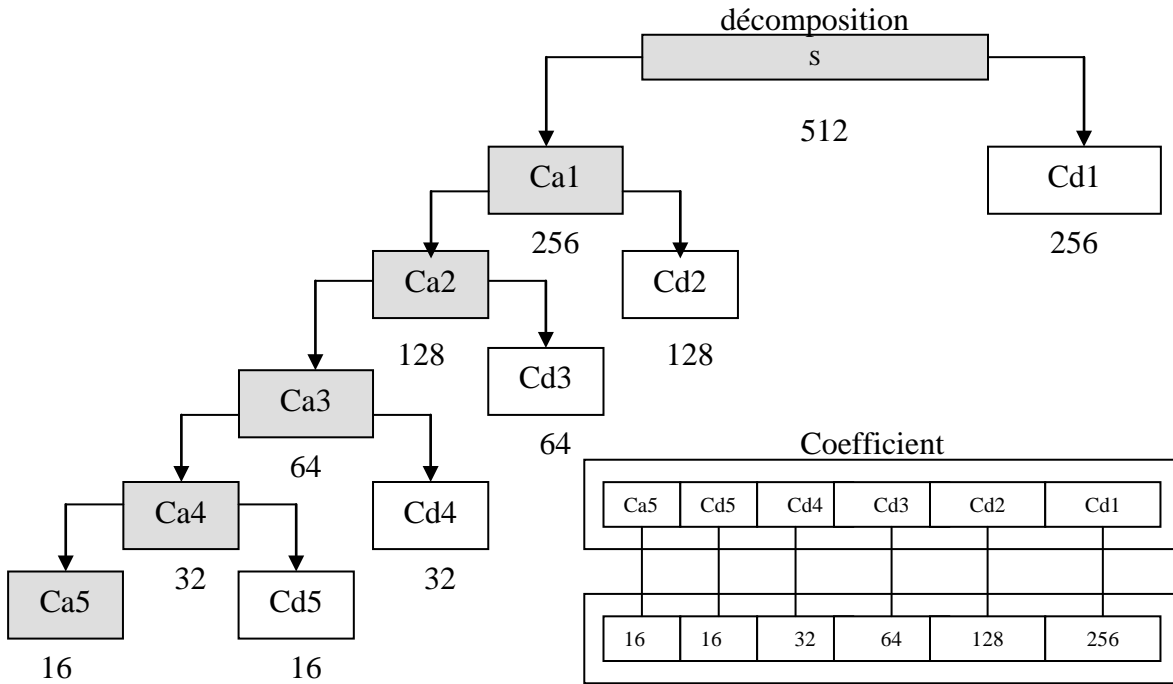


Figure (4.15) : Exemple de calcul des coefficients d'ondelettes

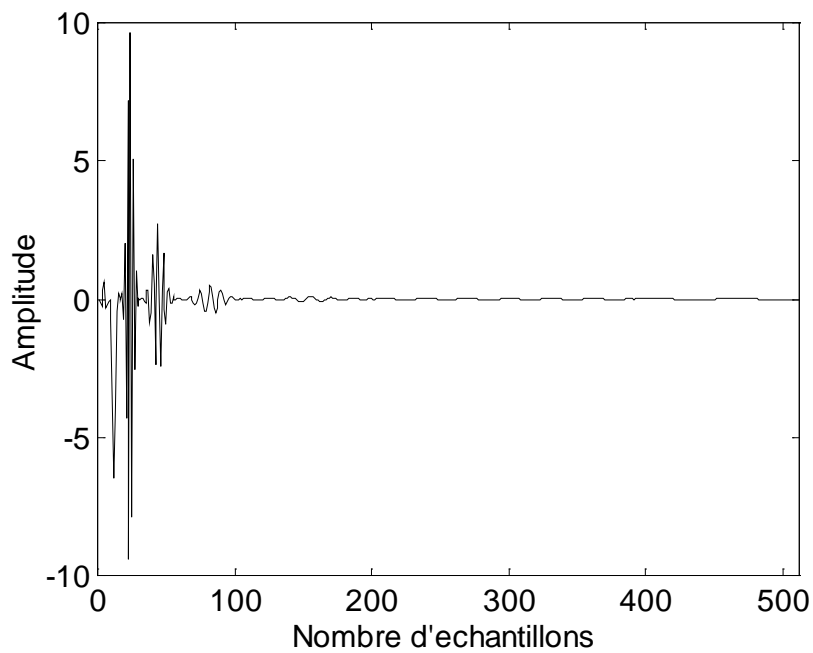


Figure (4.16) : Les 512 paramètres d'ondelettes du signal ultrasonore normalisé.

La taille du signal paramètres d'ondelettes contient 3028 points, dans la figure (4.16) on représente juste les 512 premiers points.

Afin d'expliquer ce qui se passe en bande de fréquence, nous exposons un cas plus simple, c'est à dire sans normalisation, soit un signal ultrasonore de fréquence de 10 Mhz sur une fenêtre de $1\mu s$ (sur 512 points), les coefficients (paramètres) d'ondelettes sont représentés dans la figure (4.17).

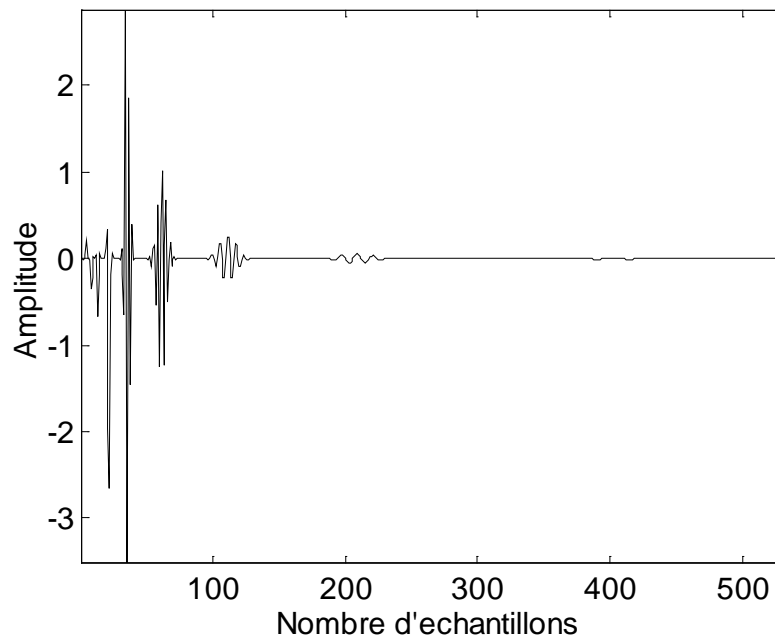


Figure (4.17) : Paramètres d'ondelettes du signal ultrasonore de 10 MHz.

Les 256 derniers échantillons constituant les coefficients de la TOD du niveau 1 (échantillon 257 jusqu'à 512) caractérisant le signal dans la bande de fréquence $[\pi/2, \pi]$ rad/s qui correspond à l'intervalle de 128Mhz à 256Mhz, ces échantillons ne comptent pas beaucoup d'information, car le signal n'a aucune composante spectrale dans cet intervalle.

Les coefficients de la TOD du niveau 2 (échantillon 129 jusqu'à 256) caractérisant le signal dans la bande de fréquence $[\pi/4, \pi/2]$ rad/s qui correspond à l'intervalle de 64Mhz à 128Mhz.

Les coefficients de la TOD du niveau 3 (échantillon 65 jusqu'à 128) caractérisant le signal dans la bande de fréquence $[\pi/8, \pi/4]$ rad/s qui correspond à l'intervalle de 32Mhz à 64Mhz.

Les coefficients TOD de niveau 4 (échantillon 33 jusqu'à 64) caractérisent le signal dans la bande de fréquence $[\pi/16, \pi/8]$ rad/s qui correspond à l'intervalle de 16Mhz à 32Mhz.

La partie importante de l'énergie du signal apparaît dans les coefficients TOD de niveau 5 (échantillon 16 jusqu'à 32), caractérisent le signal dans la bande de fréquence $[\pi/32, \pi/16]$ rad/s qui correspond à l'intervalle de 8Mhz à 16Mhz.

Le pic négatif relativement large apparaissant dans les coefficients de la TOD du niveau 6 correspondant aux basses fréquences dans le signal, incluant l'enveloppe du signal.

On peut facilement voir que les 512 échantillons du signal ultrasonore peuvent être caractérisés par les 64 premiers échantillons de la T.O.D, car la contribution des échantillons restants est négligeable. Donc les coefficients de la T.O.D provenant du niveau 1 peuvent être écartés sans aucune perte d'information.

Nous avons effectué nos essais avec un traducteur focalisé de 10MHz sur plusieurs pièces contenant des défauts connus pour fournir une banque de données de plusieurs échos (218 signaux) représentant les différents types de défauts.

Les pièces utilisées dans nos expériences ont les caractéristiques suivantes :

- Pièce A (Rainure) : un échantillon en AL-DURAL d'épaisseur 23mm qui contient un trou incliné de 30° à fond plat de 10mm de diamètre simulant un défaut plan et deux trous de diamètre 1mm.

- Pièce B (Rainure 1) : Acier avec trou à fond plat de diamètre 10 mm et L = 20 mm.

- Pièce C (trou 1) : Acier, un trou de diamètre 1 mm et L = 30 mm.

- Pièce D (trou 2) : un échantillon en acier inox d'épaisseur 29 mm contenant un trou de 1 mm de diamètre, 4 mm et 10 mm de longueur.

- Pièce E (trou3) : un échantillon représente une pièce en acier de 17 mm, un trou de diamètre 1 mm et L = 30 mm.

Les échos ont été obtenus en dirigeant le traducteur directement vers la région de la pièce contenant le défaut. Le but de ces essais est de montrer la fiabilité de méthode de classification (réseau de neurone) avec lesquelles on peut faire la discrimination entre un défaut plan et un défaut volumique.

Les résultats expérimentaux obtenus sont illustrés par le tracé des transformées d'ondelettes discrètes de chaque écho des défauts cités précédemment.

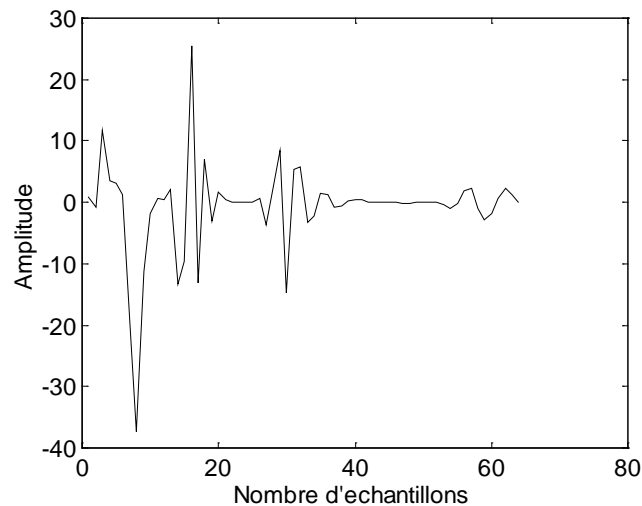


Figure (4.18) : Les coefficients de la TOD d'un signal écho Provenant d'une Rainure

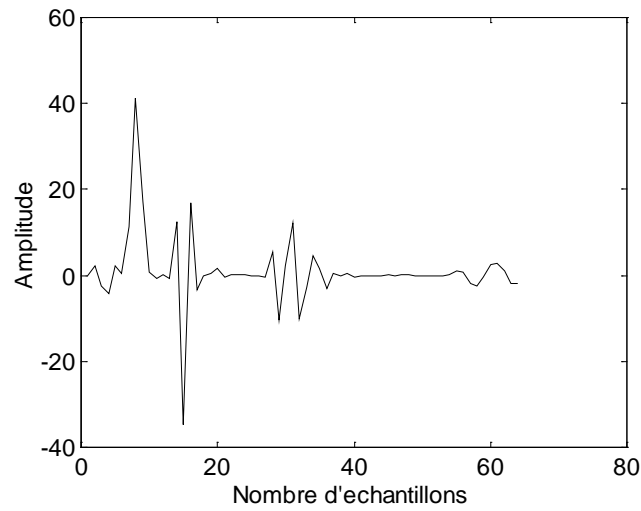


Figure (4.19) : Les coefficients de la TOD d'un signal écho Provenant d'un trou.

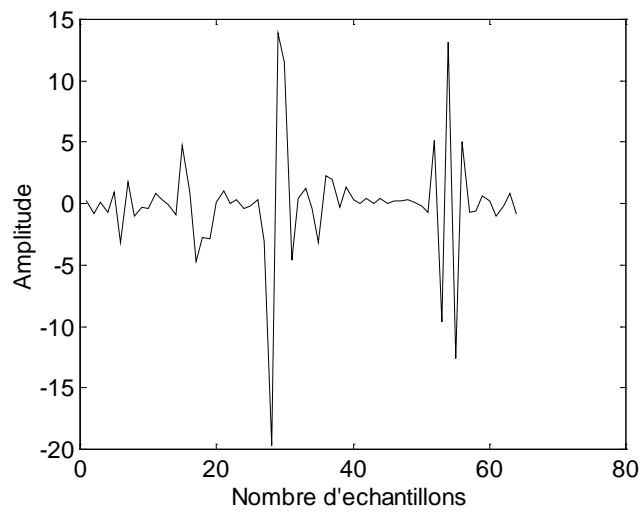


Figure (4.20) : Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut plan

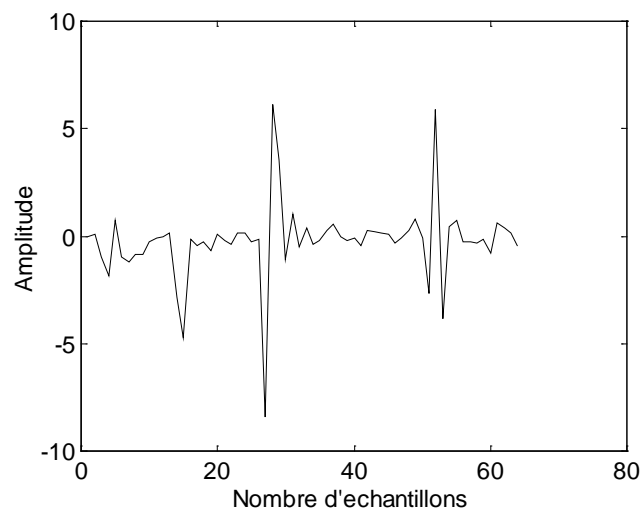


Figure (4.21): Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut volumique

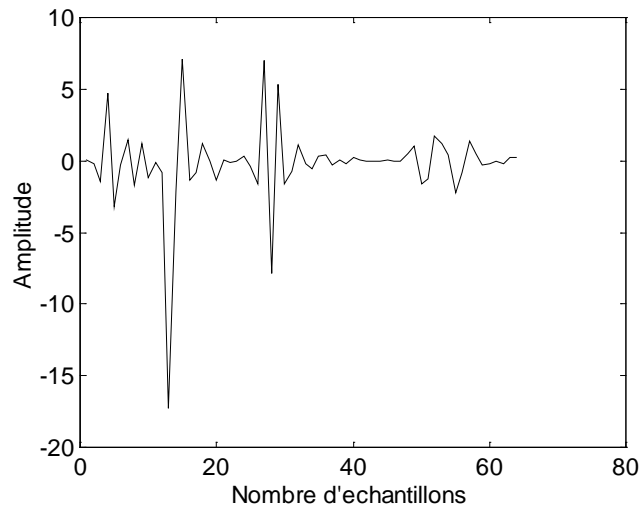


Figure (4.22) : Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut (sommet d'une fissure)

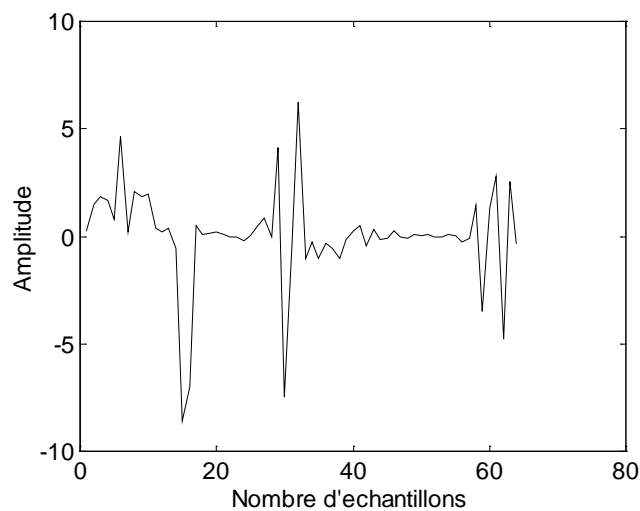


Figure (4.23): Les coefficients de la TOD d'un signal écho provenant d'un défaut volumique (trou).

Les paramètres extraits par la méthode de la transformée en ondelettes discrètes sont l'ensemble des 64 premiers points de cette transformée, qui est représentée par les graphes précédents.

4.8.3 Apprentissage

Nous avons appliqué l'algorithme de la rétro-propagation du gradient. A chaque exemple, nous prenons les 64 premiers points du vecteur de décomposition pour construire une matrice de $m \times n$ telle que m représente le nombre d'exemple et n les 64 paramètres d'ondelettes. De cette matrice, nous avons tiré 159 exemples : 79 défauts plans et 80 défauts volumiques, et nous construisons une autre matrice de 159×64 c'est la matrice d'apprentissage.

Pour la phase d'apprentissage, nous utilisons le réseau suivant :

- La couche d'entrée : Elle est constituée de 64 neurones.
- Les couches cachées : on a utilisé deux couches la première de 30 neurones et la deuxième de 7 neurones.
- La couche de sortie : 1 seul neurone.

Après 10 minutes, le réseau converge et le graphe de la figure (4.24) montre l'évolution de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itération.

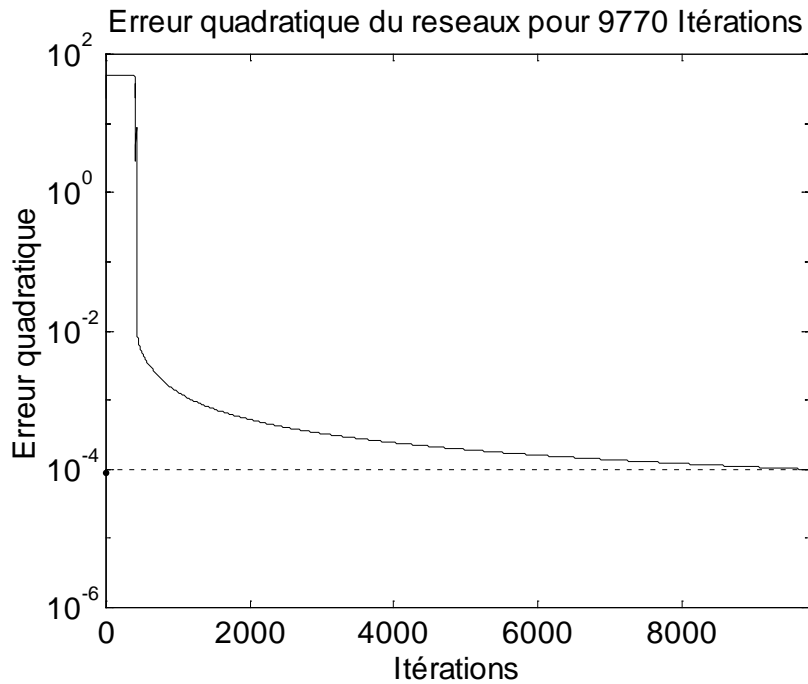


Figure (4.24) : L'évolution de l'erreur quadratique en fonction du nombre d'itération

4.5.4 Classification

Nous avons effectué nos essais sur 218 échos de différents types. Le tableau présenté ci-dessous résume les résultats de la classification obtenus selon le type de défaut (plan ou volumique)

| Nombre D'Échos | Echos bien classés | Echos mal classés | Taux (%) |
|----------------|--------------------|-------------------|----------|
| 218 | 212 | 6 | 97.25 |

Tableau (4.1) : Résultats de la classification des défauts.

Commentaires

Le taux de bonne décision est de **97.25%**, ce qui est un résultat très encourageant. Il faut noter que dans le domaine du contrôle qualité et notamment dans les installations industrielles de haute sécurité telle que le nucléaire, le diagnostic doit être le plus juste possible. Il est préférable de rejeter un écho de défaut que de donner une mauvaise interprétation.

Les défauts rejetés seront contrôlés par d'autres techniques complémentaires telles que la radiographie, l'imagerie ...etc. Les résultats obtenus sont jugés satisfaisants et montrent que les paramètres d'ondelettes choisis sont bien représentatifs de l'écho de défaut. Nous estimons que le taux de 97.25% pour un système d'identification de défauts mérite d'autres expériences pour faire aboutir nos investigations à une application industrielle.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les origines et fondements biologiques des réseaux de neurones et la notion du neurone formel ainsi que la définition des réseaux de neurones et leurs différents types (statique et dynamique), puis nous avons donné un aperçu sur les différentes classes d'algorithmes d'apprentissage. Ensuite, nous avons étudié en détails la méthode de rétro propagation du gradient.

L'algorithme de rétro propagation minimise l'erreur à la sortie de la fonction de seuillage, en se rapportant directement au poids. Et c'est la présence de cette fonction non linéaire entre les poids et l'erreur qui rend la convergence de cet algorithme des fois possible et des fois impossible ou très lente.

Les réseaux de neurones avec leurs capacités d'apprentissage, de généralisation, de traitement parallèle et d'approximation permettent l'identification et le contrôle – commande des systèmes non linéaires. Ces propriétés ont rendu les réseaux de neurones un outil puissant pour le traitement du signal, la reconnaissance de formes et pour d'autres domaines.

L'utilisation de la méthode de classification par réseaux de neurones a donné de bons résultats. Le système classificateur que nous proposons, nous encourage à mener d'autres expériences afin d'intégrer un tel système dans le contrôle industriel. Quant aux perspectives, nous suggérons dans le futur, d'enrichir la base de données par d'autres signaux pour permettre l'application de ce programme à l'échelle industriel.

Conclusion générale

Le souci de tout chef d'entreprise est de pouvoir contrôler en temps réel son installation industrielle en service et d'éviter tout risque d'accident économiquement ruineux. Dans cet objectif, la détection, le dimensionnement et l'identification d'un défaut parmi les plus nocifs qu'est la fissure par exemple, est un résultat très appréciable.

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

Pour répondre à cet objectif nous avons développé des méthodes basées sur les représentations temps – fréquence et temps – échelle et une méthode de classification basée sur les réseaux de neurones.

L'application des représentations temps-fréquence, de Pseudo Wigner – Ville Lissée, de Gabor et la Transformée de Fourier à Court Terme, dans la mesure des fines épaisseurs a donné de bons résultats, ainsi nous avons pu mesurer une épaisseur d'Aluminium de l'ordre de 0.06 mm avec une précision de 0.17 % avec un signal de fréquence 25 MHz. Ce résultat constitue une nette amélioration par rapport aux travaux réalisés dans ce domaine par [9, 11] qui utilise un matériau dont la vitesse de propagation des signaux ultrasonores est supérieure à 7000 m/s, l'épaisseur mesurée est de 0.11 mm avec une précision autour de 0.2 %. En perspective on projette d'appliquer ces algorithmes sur un nouveau type de générateur capable d'engendrer des signaux excitant des transducteurs de 20 et 25 MHz qui seront livrés prochainement au laboratoire.

Par ailleurs nous avons développé une méthode de calcul pour la détection du signal noyé dans le bruit de structure en utilisant la décomposition et la reconstruction du signal par la transformée en ondelette discrète et une méthode de calcul de moyenne des signaux reconstruits. Les résultats en valeurs des gains en dB obtenus en fonction du taux de bruit injecté au signal utile sont satisfaisants, le gain atteint environ 15 dB, cette valeur est très importante dans le contrôle des matériaux très absorbants. Les travaux réalisés dans ce domaine [20, 21] où l'auteur présente ses résultats d'une manière qualitative. Mais, procédant à une comparaison des signaux obtenus, nous estimons que nos résultats sont meilleurs.

Dans le but de distinguer entre un défaut plan et un défaut volumique dans les pièces métalliques, nous avons développé une technique basée sur le calcul des coefficients d'ondelettes pour détecter un ensemble de paramètres caractéristiques des échos de défauts. Nous avons appliqué ces coefficients à un classificateur basé sur les réseaux de neurones artificiels. Nous avons montré comment avec un signal écho de défaut de 512 échantillons dont nous avons pris que les 64 premiers échantillons des coefficients d'ondelettes, nous avons pu grâce à notre classificateur obtenir un taux de 97.25% de bonne classification. Alors que des travaux récents [24], les ont classés avec un pourcentage de réussite de 95.5 % pour 128 échantillons des coefficients d'ondelettes. La méthode que nous avons proposée, améliore nettement ce résultat, le système classificateur que nous proposons, nous encourage à mener d'autres expériences afin d'intégrer un tel système dans le contrôle industriel. Quant aux perspectives, nous suggérons dans le futur, d'enrichir la base de données par d'autres signaux pour permettre l'application de ce programme à l'échelle industrielle.

Bibliographie

- [1] : "Le Contrôle Non Destructif Généralités". *CETIM, 3^{ème} édition Paris 1997.*
- [2] : D. Chauveaux. "Introduction à l'imagerie ultrasonores", *Soudage et technique connexes, Vol 47 n° 5/6 Mai/juin 1993.*
- [3] : j Max. " Méthode et techniques de traitement de signal et applications au mesures physiques", *Tome II ed Masson, Paris 1989.*
- [4] : P Flandrin. " Temps – fréquence ", *Ed Hermés, Paris 1993.*
- [5] : C. Richard. " Une méthodologie pour la détection à structure imposée, Application au plan temps –fréquence ", *Thèse de Doctorat de l'université de Technologie de Compiègne décembre 1998.*
- [6] : L. Cohen. " Time – frequency distribution : A review. ". *Proceedings of IEEE, Vol 77, N° 7, July 1989, pp 941-981.*
- [7] : B. Bouachache. " Représentation temps – fréquence, Application à la mesure de l'absorption du sous sol ". *Thèse de Docteur Ingénieur Grenoble 1982.*
- [8] : 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.*
- [9] : P. Flandrin, N. Martin. " Méthodes temps–fréquence". *Traitement du signal Vol 9, supp N° 1, 1992.*
- [10] : C. H. Chen, Tzu-Hung Cheng. " Signal processing in ultrasonic NDE using time – frequency representation ". *International Conference on Experimental Mechanics Advances and Applications, Singapore 4-6 December 1996, SPIE V 2921 pp 319-324.*
- [11] : C. H. Chen. " Application of wavelet transforms to ultrasonic NDE and remote-sensing signal analysis ". *IEEE 1994, pp 472-475.*
- [12] : C. H. Chen. " On the use of Wigner distribution in ultrasonic NDE ". *Review of progress in quantitative NDE, Vol 11A, Plenum Press 1992.*
- [13] : Bilgutay, N. M., Newhouse, V.L., and Furgason, E.S., " Flaw visibility enhancement by split spectrum processing technique". *Ultrasonics symposium. (1981), 878-883.*
- [14] : M. Misiti & Y. Misiti & G. Oppenheim & J.M. Poggi. " Analyse de signaux classiques par décomposition en ondelettes ". *Ecole Centrale de Lyon, Septembre 1992.*
- [15] : J-P. Kahane & P.G. Lemarié-Rieusset. " Séries de Fourier et ondelettes " *Cassini Paris 1998*
- [16] : P. Bonnet, D. Remond. " Une transformée en ondelettes rapide ". *Traitement du signal, Vol 8, N° 3, 1992.*
- [17] : M. Barrat, O. Lepetit. " Calcul rapide de la transformée en ondelettes ". *Traitement du signal, Vol 8, n° 1, 1992.*

- [18] : S. G. Mallat. " A theory for multiresolution signal decomposition : The Wavelet representation ". *IEEE, Trans on Pattern analysis and machine intelligence, Vol 11, N° 7, Juillet 1989.*
- [19] : S. Mallat, W. L. Hwang. " Singularity detection and processing with Wavelets ". *IEEE. Trans on information theory, Vol 38, N° 2, Mars 1992.*
- [20] : R. Muthy, N. M. Bulgutay, O. Kagan Kaya. " Detection of ultrasonic anomaly signals using wavelet decomposition ". *Materiels. Evaluation. Vol 55, N° 11, 1997.*
- [21] : N. M. Bulgutay, R. Muthy & U. Bencharit. " Spatial processing for coherent noise reduction in ultrasonic imaging ". *JASA. 87 (2), February 1990, pp 728-736.*
- [22] : N. Khorissi. " Simulation de réseaux de neurones, application à la reconnaissance des caractères arabes". *Thèse de Magister, Université de Blida, 1995.*
- [23] : D. Tahraoui. " Etude et simulation des performances de quelques modèles de réseaux de neurones, appliquées à la reconnaissance des caractères ". *Thèse de Magister, Université de Blida, 1997.*
- [24] : R. Polikar, L. Updpa, S. Updpa, T. Taylor. " Frequency invariant classification of ultrasonic weld inspection signals ". *IEEE transactions on ultrasonics, Vol 45, N° 3, Mai 1998.*
- [25] : R. Draï, F. Sellidj, M. Khelil & A. Benchaala. " Elaboration of some signal processing algorithms in ultrasonic techniques : Application to materials NDT ". *Ultrasonics, Vol.38 (1-8) 2000, pp.503-507 - Ed. Elsevier.*
- [26] : R. Draï, M. Khelil & A. Benchaala. " Flaw Detection in Ultrasonics Using Wavelets Transform and Split Spectrum processing " *Proceeding of 15th World conference on NDT. 15-21 Oct. 2000, Rome Italie.*
- [27] : R. Draï, M. Khelil & A. Benchaala. " Classification of weld defects detected by ultrasonics using signal processing techniques " *Ultrasonic International 2001, 2-5 juillet 2001- DELFT (Pays-Bas).*
- [28] : R. Draï, M. Khelil & A. Benchaala. " Signal to noise enhancement using wavelets and split spectrum processing. Application to defect detection by ultrasonics " *Ultrasonic International 2001, 2-5 juillet 2001- DELFT (Pays-Bas).*
- [29] : R. Draï, M. Khelil & A. Benchaala. " Classification des défauts détectés par Ultrasons par la méthode des KPPV et la méthode Bayésienne " . *CIP 2001, Conférence Internationale sur la Productique. Proceedings pp 362-372*
- [30] : R. Draï, M. Khelil & A. Benchaala. " Time Frequency and Wavelet Transform Applied to Ultrasonics NDE ", *2001 IEEE international ultrasonics symposium. October 7-10, 2001. Atlanta, USA.*
- [31] : R. Draï, M. Khelil, M. Boudraa & A. Benchaala. " Time Frequency and Wavelet Transform Applied to Ultrasonics NDE ", *3rd International Conference on NDE. Nov. 14-16, 2001. Seville SPAIN.*