### **REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

### MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

*Université Mohammed Seddik Ben Yahia de Jijel Faculté des sciences et de la Technologie Département d'Electronique* 

### THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES EN ELECTRONIQUE

Présentée par

Fares DJERFI

Thème

# *Techniques Avancées de Traitement du Signal Adaptées aux Contrôles non Destructifs par Ultrasons*

Soutenue le : 04 /07 /2017

Devant le jury :

Abdelkrim Boukabou	Professeur	Univ. Jijel	Président
Toufik Bouden	Professeur	Univ. Jijel	Encadreur
Mokhtar Nibouche	Maître de Conf.	Univ. UWE Bristol, UK	Co-Encadreur
Noureddine Doghmane	Professeur	Univ. Annaba	Examinateur
Abderrezak Lachouri	Professeur	Univ. Skikda	Examinateur

# Résumé

Le thème abordé dans cette thèse, porte sur l'adaptation des méthodes de traitement du signal pour le Control Non Destructif (CND) en vue d'une caractérisation des matériaux et/ou d'une détection des défauts. Pour mener à bien notre travail, nous avons présenté des notions générales sur la propagation des ondes acoustiques, leurs différents modes de propagation, ainsi que les méthodes du CND les plus utilisées.

Dans ce travail, nous avons utilisé la méthode des essais non destructifs ultrasonores impactécho sur deux spécimens de forme prismatique: la pâte de ciment et le mortier. Différentes techniques de traitement du signal ont été appliquées en vue de détecter la position de chaque écho et mesurer le temps de décalage entre les échos concernés de chaque signal. Ce qui nous a permis, de caractériser le matériau, et/ou de détecter et localiser les défauts, quand ils sont présents.

Dans une première phase, nous avons appliqué des techniques temporelles et fréquentielles à savoir : Autocorrélation, Transformée d'Hilbert et Transformée de Fourier. Ensuite, nous avons introduit les techniques bidimensionnelles, ou les représentations temps-fréquence (TFR), pour réaliser un meilleur compromis entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle. Parmi les représentations utilisées, on cite, le spectrogramme, la distribution de Wigner Ville et la Pseudo Wigner Ville, la distribution de Choi-Williams, et la transformée en ondelette adaptée. Nous avons aussi utilisé, d'autres méthodes de traitement du signal adaptées à caractère multirésolution, à savoir, la décomposition modale empirique (EMD) et ainsi sa dérivée transformée de Hilbert Huang (HHT : Hilbert Huang Transform). Par la suite, nous avons proposé une version adaptée de la méthode traitement de la division spectrale (SSP : split spectrum processing) nommée A-SSP (adaptive split spectrum processing), qui a fait l'objet d'un article de journal et des papiers de conférence. Ces deux méthodes résolvent les problèmes du non linéarité et du non stationnarité des signaux ultrasonores.

Nous avons aussi appliqué des méthodes de traitement du signal paramétriques, pour concrétiser un modèle mathématique de chaque signal ultrasonore, ce qui nous a permis d'analyser les échos ultrasonores rétrodiffusés. Le modèle de référence utilisé dans ce travail est appelé le modèle d'échos gaussiens (MEG). Ce modèle est sensible aux caractéristiques du signal, c'est-à-dire le temps d'arrivée, la fréquence centrale, l'amplitude, la phase et la largeur

de bande de l'écho ultrasonore. Pour estimer ces paramètres, nous avons utilisé l'algorithme des Moindres Carrées (MC), l'algorithme du Maximum de Vraisemblance (MV) et l'algorithme Expectation-Maximisation (EM). Le temps de décalage ou temps de vol (flight time or scattering time en anglais), calculé par différentes méthodes de traitement du signal pour chaque spécimen du matériau en question, nous a permis de caractériser la vitesse de propagation d'onde acoustique (longitudinale) dans la pâte de ciment, en vue d'une caractérisation. Il nous permet aussi de détecter et de localiser l'emplacement de défaut dans le spécimen mortier. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et encourageants.

**Mots clés :** Ultrasons, CND, Pulse-écho, Cross-corrélation, TF, TH, TMR, EMD, SSP conventinelle, SSP Adapté, DWV, DPWV, DCW, TOF, EMD, HHT, TOC, Estimation, Modélisation, Maximim de vraissemblance MV, EM (Exepectation and maximisation).

# Advanced Signal Processing techniques Adapted to the Non Destructive Testings by Ultrasounds

### Abstract

The dealed theme in this thesis is the adaptation of signal processing methods for nondestructive testing (NDT), for material characterization and/or fault detection. Nondestructive testing measurement techniques are not universal. They are designed to detect flaws and characterize materials. Among the many existing methods, ultrasonic testing is one of the most used due to its high sensitivity, its ease of use and reasonable cost. For our work we used the pule-echo mode, and specifically the technique of prism. We have used two specimens of prismatic form: cement paste and mortar.

So it is necessary to know the characteristics of materials and identify the presence of defects and determine their positions and their nature. In nondestructive testing, the presence of noise due to the internal structure of some complex materials often obscures the signal from the default, which makes difficult the detection and identification of the latter. The sensitivity and resolution of ultrasonic systems is limited by the backscattering and electronic noise level commonly contained in the acquired ultrasonic signals. For this reason, it is very important to use appropriate signal processing methods for noise reduction and signal separation.

To carry out our work, we have presented general notions on the propagation of acoustic waves, their different propagation modes, and the most widely used NDT methods.

We also studied and presented the application of various techniques of classical signal processing (Cross-correlation, Hilbert Transform and the Fourrier Transform..., etc). To position each echo correctly in temporal or fréquencial domains, and to measure the time of flight between the echoes of ultrasonic signal. The classical signal processing approach would have difficulty separating the layers and determining the thickness of each layer, necessitating the need for advanced signal processing techniques.

We have used in this part, some of the representation time-frequency (RTF) techniques, to carry out a better compromise between the temporal and the frequential resolution. Among

these representations used, one quotes, Spectrogram, Wigner Ville Distribution and Pseudo Wigner Ville Distribution, Choi-Williams Distribution, and adapted Wavelet transform. We finished this part of study, by the use of other methods of signal processing adapted to multiresolution character, as Empirical Mode Decomposition (EMD) and its derivative Hilbert Huang Transform (HHT). We have proposed an adapted version of Split Spectrum Processing named A-SSP (Adapted Split Spectrum Processing), which was the subject of an article of newspaper and some conference papers. A-SSP and HHT allow us to know the internal behaviour of each ultrasonic signal and to calculate the instantaneous frequency (FI).

The last part is focussed on building a mathematical model of ultrasonic signal. The reference model used in our work is called the Gaussian model echoes (MEG). This model is sensitive to characteristics of the signal. To estimate the model parameters, we used maximum likelihood algorithm (ML) and the Expectation and Maximization algorithm (EM). The obtained results are very satisfactory to characterize material or to pinpoint the location of any defects. This part is also the subject of several papers not yet recovered and which will be tendered in journals and conferences.

The obtained results of times of flight make it possible to characterize the speed of wave propagation acoustic (longitudinal) in an isotropic solid (cement Paste) and also they make it possible to locate the exact position of defect (foreign element) in another homogeneous solid (Mortar).

We completed our work by conclusions and prospects.

**Key words:** Ultrasound, CND, Pulse-echo, cross-correlation, FT, HT, SSP, A-SSP Adapted, DWV, DPWV, DCW, TOF, EMD, HHT, TOC, Estimation, Modeling, Maximum Likelihood (ML), Exepectation-Maximization (EM).

### تكييف بعض تقنيات معالجة الاشارة المتقدمة للفحص غير التهديمي بالامواج مافوق الصوتية

### ملخص

في هذا العمل نقوم بتقديم نظرة حول المفاهيم الأولية لانتشار الأمواج الصوتية باختلاف أشكالها و مختلف تقنيات التجارب و المراقبة الغير تهديمية الأكثر استعمالا (ما فوق الصوتيات). ولذلك أنجزنا مخبريا تجربتين غير تهديميتين من صنف صوت-صدى على نوعين من المواد الصلبة و المتجانسة (عجين الأسمنت وخليط الرمل). ثم طبقنا عدة تقنيات خاضه بمعالجة الإشارة الكلاسيكية والمتقدمة من أجل تحديد الموضع الزمني الصحيح لكل صدى و كذالك حساب الفاصل الزمني بين مختلف أنواع الصدى المكونة لكل أشارة .من بين هده التقنيات نذكر التقنيات الزمنيية الأكثر سهولة من ناحية الإستعمال و كشف التشويش. وتقنيات المعالجة ثنائية البعد ( زمن- تواتر و زمن- سلم) التي تسمح لنا بتحديد الموضع الزمني لكل صدى بدقة كبيرة, كما قمنا بطر ح تقنية جديدة تعتمد في أساسها على تطوير في مادة عجين الأسمنت و نقدير الموضع النسبي تدعى من المواد التواع مميزات تقنية تقليدية SSP تدعى SSP تدعى مادة خليط الرمل المتجانسة.

لقد اعتمدنا في تحليل و تفسير النتائج على المغلف الذي يسمح باستخراج الزمن المستغرق من أجل انبعاث الموجة و انعكاسها لجهاز الاستقبال و ضرب الزمن المستغرق في سرعة الانتشار و القسمة على أثنين تعطينا المعلومات عن الخلل. النتائج المتحصل عليها مرضية و تتوافق مع تقدير اتنا المخبرية.

ننهى عملنا بالاستنتاجات وتوقعات لأعمال مستقبلية.

مفاتيح البحث : الأمواج مافوق الصوتية ، الفحص غير التهديمي CND، نبض الصدى، عبر الارتباط، TOC، HHT ، EMD ، TOF ، DCW ، DPWV، DWV،SSP ، EMD ، TMR ، TH ، TF، تقدير الاحتمال (ML) ، تحقيق أقصى قدر للتوقع (EM). **REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE** 

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

*Université M<sup>ED</sup> Seddik BEN YAHIA - Jijel Faculté des Sciences et de la Technologie Département d'Electronique* 

### THESE DE DOCTORAT EN SCIENCES EN ELECTRONIQUE

Présentée par

### Fares DJERFI

Thème

## *Techniques Avancées de Traitement du Signal Adaptées aux Contrôles non Destructifs par Ultrasons*

Soutenue le 04/07/2017.

Devant le jury :

Abdelkrim Boukabou	Professeur	Univ. Jijel	Président
Toufik Bouden	Professeur	Univ. Jijel	Encadreur
Mokhtar Nibouche	Maître de Conf	Univ. UWE Bristol, UK	Co-Encadreur
Noureddine Doghmane	Professeur	Univ. Annaba	Examinateur
Abderrezak Lachouri	Professeur	Univ. Skikda	Examinateur

# Remerciements

Mes remerciements vont tout, premièrement à Dieu le tout puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'il m'a donné durant toutes ces longues années.

J'exprime ma sincère gratitude à ma mère et ma famille, qui m'ont soutenu par tous les moyens afin que je puisse réussir dans mes études. Surtout, par leurs encouragements qui m'animent de volonté.

Je tiens à adresser mes plus vifs remerciements à M. Toufik BOUDEN, Professeur à l'université de Jijel, pour m'avoir encadré et suivi ce travail doctorel avec un enthousiasme toujours égal. Je le remercie pour sa patience, sa disponibilité constante, son soutien qu'il m'a toujours apporté, ses orientations et ses conseils précieux. Aussi je remercie vivement M. Mokhtar NIBOUCHE, senior lecturer, à l'université de Bristol, pour m'avoir fait l'honneur de co-encadrer cette thèse, pour son aide et ses conseils.

Mes remerciements, vont particulièrement à M. Abdelkrim BOUKABOU, Professeur l'université de Jijel, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant d'assurer la présidence du jury de ma thèse.

Toute ma gratitude s'adresse aussi à M. Noureddine DOGHMANE, Professeur à l'université de Annaba ainsi que M. Abderrezak LACHOURI, Professeur à l'université de Skikda pour l'attention et l'intérêt qu'ils ont porté à ma thèse en acceptant d'en être examinateurs.

من لا بشكر الناس لا بشكر الله

# Abréviations

<i>E1</i>	Impulsion d'attaque.
<i>E2</i>	Echo de face
E3	Echo de fond
Ed	Echo de défaut
MEG	Modèle d'écho gaussien
EHT	Echantillon
ET	Ecart type
AI	Amplitude instantanée
CND	Contrôle non destructif
DWV	Distribution de Wigner Ville 5Wigner Ville Distribution WVD)
EMD	Décomposition modale empirique
HHT	Transformée de Hilbert Huang
TFCT	Transformée de Fourrier à court terme
FFT	Transformée de Fourrier rapide (fast Fourier transform)
FG	Fenêtre glissante
FI	Fréquence instantanée
FM	Modulation de fréquence
HF	Haute fréquence
PWVD	Distribution de Pseudo Wigner Ville (Pseudo Wigner Ville Distribution
	PWVD)
IMF	Fonction intrinsèque modale
MG	Moyenne géométrique
PAFC	Puissance x et ajout des composantes fréquentielles (Power x and Adding
	Frequency Components)
PT	Seuil de polarité (Polarity Threshold)
PTWS	Seuil de polarité avec échelle (Polarity Threshold with Scaling)
TFR	Représentations temps-fréquence
SAFC	Carré et addition des composantes fréquentielles (Squaring and adding

	frequency components)
SSP	Processus de division du spectre (Split spectrum processing)
TF	Transformée de Fourrier
TFD	Transformée de Fourrier discrète
TH	Transformée de Hilbert
ТО	Transformée en ondelette (Wavelet Transform WT)
ТОС	Transformée en ondelette continue (Continuous Wavelet Transform CWT)
TOD	Transformée en ondelette discrète (Discret Wavelet Transform DWT)
Tv	Temps de Vo discree l (Time of flight <i>Tf</i> )
A-SSP	Adaptive split spectrum processing
EM	Expectation et maximisation
MV	Maximum de vraisemblance
AR	Auto régressive
AIC	Critère d'information d'Akaike (Akaike information criterion)
FPE	Erreur de prédiction finale (Final prediction error)
CAT	Critère autoregressif de la fonction de transfert (Criterion autoregressive
	Transfer Function)
MDL	Description à longueur minimale (Minimum description length)
BBG	Bruit blanc gaussien
RTF	Representation temps-fréquence (TFR : Time-frequency Representation)
CWD	Distribution de Choi-Williams (Choi-Williams Distribution).

# Notations

- *f* Fréquence ultrasonore (la fréquence du signal ultrasonore)
- *T* Période du signal ultrasonore
- $\lambda$  Longueur d'onde
- C Célérité
- *E* Élasticité
- $\rho$  Masse volumique (densité du milieu)
- *Z* Impédance acoustique
- *xc* Compressibilité du milieu
- *P* Pression acoustique
- *I* Intensité ultrasonore
- D Différence d'intensité
- *e* Module de Young
- $\sigma$  Coefficient de Poisson
- $v_L$  Vitesse de l'onde longitudinale
- $V_T$  Vitesse de l'onde transversalE
- $A_d$  Amplitude à la distance **d**
- $A_0$  Amplitude à la distance **d=0**
- *Ep* Epaisseur de la pièce
- *Er* Epaisseur relative du défaut
- $F_0$  Fréquence d'émission
- $F_r$  Fréquence de réception
- $\Delta F$  Fréquence Doppler
- $\phi$  Angle Doppler
- *v* Vitesse de propagation d'onde ultrasonore dans le matériau
- $\stackrel{\rightarrow}{O}$  Amplitude de l'onde ultrasonore

U	Onde ultrasonore
$\mu_{\scriptscriptstyle att}$	Coefficient d'atténuation
$\mu_{\scriptscriptstyle abs}$	Coefficient d'absorption
$\mu_{\scriptscriptstyle dif}$	Coefficient de diffusion
$\Delta t$	Temps de parcours (le temps de retard)
$T_{v}$	Temps de vol ( $\Delta t = T_v$ )
$\gamma_{xx}$	Fonction d'autocorrélation
${\cal Y}_{xy}$	Fonction d'intercorrélation
$ ho_{\scriptscriptstyle xx}$	Fonction d'autocorrélation normalisée
т	Valeur moyenne du filtre gaussien
$\sigma^{2}$	Variance du filtre gaussien
а	Paramètre d'échelle
b	Paramètre de translation
ET	Ecart type
SSP	Split Spectrum Processing
A-SSP	Adaptive Split Spectrum Processing
heta	Vecteur des paramètres estimés
S	Echo ultrasonore à estimer

*y* Ensembles des échos ultrasonores à estimer

# Table des matières

### Introduction générale

2.	Contexte et problématique de la thèse	. 1
2.	Organisation du manuscrit et principales contributions	. 3

### Notions sur les ultrasons et le contrôle non destructif

I.1. Introduction
I.2. Onde ultrasonore
I.3. Paramètres de l'onde ultrasonore07
I.4. Différents types d'ondes
I.4.1. Ondes longitudinales et transversales
I.4.2. Ondes progressives et stationnaires
I.4.3. Ondes planes et sphériques09
I.5. Génération des ultrasons09
I.5.1. Transducteur10
I.5.2. Effet piézoélectrique10
I.6. Propagation des ondes ultrasonores11
I.6.1. Lois de propagation d'une onde ultrasonore11
I.7. Phénomènes affectant la propagation des ondes
I.8. Atténuation
I.9. Répartition de l'énergie ultrasonore émise14
I.10. Applications des ultrasons
II. Contrôle non destructif
II.1. Différentes méthodes de contrôle non destructif

II.2. Contrôle non destructif par ultrasons	. 18
II.2.1. Méthode de transmition directe	. 19
II.2.1. Méthode pulse-écho	. 20
II.2.2.1. Contrôle par contact	.21
II.2.2.2. Contrôle par immersion	.21
II.3. Types de défauts	. 22
II.3.1. Défauts de surface	. 22
II.3.2. Défauts internes	. 23
II.4. Avantages et inconvénients du CND par ultrasons	.23
II.4.1. Avantages	.23
II.4.2. Inconvénient	. 24
II.5. Domaines d'applications	. 24
III. Conclusion	. 25

### Techniques classiques de traitement du signal pour les CND

1. Introduction	
2. Qualques techniques de traitement du signal pour le CND	26
2.1. Corrélation	
2.1.1. Corrélation pour les CND	27
2.2. Transformée d'Hilbert	
2.3. Analyse de Fourier	
2.3.1. Transformée de Fourier à court terme (TFCT)	31
2.3.2. Spectrogramme	
2.4. Distribution de Wigner Ville 'DVW'	
2.4.1. Problème des interférences	34

2.4.2. Distribution Wigner Ville pour les CND	35
2.5. Distribution Pseudo Wigner Ville 'DPWV'	36
2.6. Distribution de Choi-Williams 'DCW'	37
2.7. Transformée en Ondelettes	39
2.7.1. Transformée en Ondelettes Continues (TOC)	40
2.7.2. Ondelettes et la détection des défauts	41
2.7.3. Méthode proposée pour le choix de l'ondelette analysante	42
2.7.4. Méthode proposée pour le choix du facteur d'échelle adapté	5.43
3. Manipulation expérimentale et discussions des résultats	44
3.1. Description du système de mesure	44
3.2. Application de la corrélation	46
3.3. Application de la transformée de Hilbert	48
3.4. Application de la TFCT et Spectrogramme	49
3.5. Application dee distribution Temps-Fréquence	52
3.5.1. Application de la distribution de Wigner Ville	52
3.5.2. Application de la distribution Pseudo Wigner Ville	55
3.5.3. Application de la distribution de Choi-Williams	56
3.6. Application de la transformée en Ondelette Continue T.O.C	58
3.6.1. Choix de l'ondelette analysante	58
3.6.2. Choix du facteur d'échelle	60
3.6.3. Détection de défauts et caractérisation des matériaux	61
4. Conclusion	64

### Techniques avancées de traitement du signal pour les CND

1. Introduction	65
2. Décomposition Modale Empirique EMD	65
2.1. Principe	66
2.2. Algorithme de décomposition en sous bandes	67
3. Transformée de Hilbert Huang HHT	70
3.1. Principe	70
3.2. Algorithme de HHT pour la détection des défauts	72
4. Méthode proposée : Algorithme de détection d'échos par EMD/TOC	72
5. Split Spectrum Processing S.S.P	75
5.1. Adapted Split Spectrum Processing A-SSP	79
5.2. Algorithme de recombinaison proposé	
6. Application et discussion	
6.1. Décomposition Modale Empirique et HHT	
6.2. Méthode proposée (combinaison EMD/TOC)	
6.3. Adapted Split Spectrum Processing A-SSP	93
7. Conclusion	

### Modélisation et estimation du signal ultrasonore

1. Introduction	104
2. Modélisation paramétrique des signaux ultrasonore	104
2.1. Modélisation du signal ultrasonore par un modèle d'écho gaussier	n 105
3. Estimation d'écho par l'algorithme de maximum de vraisemblance MV	107
4. Algorithme d'estimation (Expectation and maxinization) EM	109
5. Résultats obtenus et discussion	113
5.1. Estimation des signaux par maximum du vraissemblace	114

5.1. Estimation des échos par l'algorithme d'espérance maximis	sation122
6. Conclusion	
Conclusion Générale	
1. Conclusion	127
2. Perspectives et suggestions pour de futurs travaux de recherche	
Bibliographie	
Annex	141

# Liste des tableaux

1.1	Classification du son selon les fréquences	07
1.2	Vitesse de propagation de quelques milieux (m/s)	07
1.3	Impédance acoustique de quelques matériaux	08
1.4	Atténuation dans quelque matériau (onde longitudinale à 2Mhz)	14
2.1	Résultats obtenus par la corrélation	47
2.2	Résultats obtenus par la transformée d'Hilbert	49
2.3	Résultats obtenus par TFCT et spectrogramme avec une fenètre de largeur $FG=0.64 \ \mu s$	50
2.4	Résultats obtenus par TFCT et spectrogramme avec une fenètre de largeur $FG= 2.56 \ \mu s$	50
2.5	Résultats obtenus par les distributions d'énergie (DWV, DPWV, DCW)	57
2.6	Choix de l'ondelette analysante pour signal 01	59
2.7	Choix de l'ondelette analysante pour signal 02	60
2.8	Choix du facteur d'échelle	60
2.9	Relation entre la base d'ondelettes et le facteur échelle	61
2.10	Résultats obtenus par la transformée en ondelettes cotinue	64
3.1	Quelques critères de recombinaison des signaux filtrés	79
3.2	Calcul du Temps de vol, Célérité et épaisseur relative au défaut pour les deux pièces par l'EMD et la HHT	87
3.3	Résultats obtenus par A-SSP et SSP conventionnelle pour différents algorithmes de recombinaison (SSP avec 8 Filtres) : Signal 01	100
3.4	Résultats obtenus par A-SSP et SSP conventionnelle pour différents algorithmes de combinaison (SSP avec 8 Filtres) : Signal 02	101
4.1	Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho de la face : (signal 01)	115

4.2	Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho du	116
	fond : (signal 01)	
4.3	Résultats obtenus par l'application MV sur le signal 01	117
4.4	Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho de	118
	la face : (Signal 02)	
4.5	Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho du	119
	défaut : (Signal 02)	
4.6	Résultats obtenus par l'application MV sur le signal 02	121
4.7	Résultats obtenus par l'algorithme EM pour le signal 01	124
4.8	Résultats obtenus par l'algorithme EM pour le signal 02	125

# Liste des Figures

1	Position du problème	02
1.1	Fonctionnement d'un transducteur	10
1.2	Principe de la piézoélectricité	11
1.3	Déformation d'un milieu élastique sous l'action d'une force	11
1.4	Décroissance exponentielle des échos en négligeant la diffraction	14
1.5	Propagation de l'onde dans deux milieux	15
1.6	Incidence normale	15
1.7	Schéma synoptique du CND	17
1.8	Contrôle par ultrasons	18
1.9	Contrôle par transmission	20
1.10	Méthode pulse-écho	20
1.11	Contrôle par contact	21
1.12	Contrôle en immersion	22
2.1	Intercorrélation de deux signaux	27
2.2	Symétrie hermitienne du spectre	28
2.3	Calcul du temps de décalage entre deux signaux	29
2.4	Transformée de Fourier à court terme	32
2.5	Propriété de la conservation du support fréquentiel et temporel	34
2.6	Problème des interférences de la distribution Wigner Ville DWV	35
2.7	Comparaison entre le pavage TFCT et T.O	40
2.8	Algorithme du choix de l'ondelette mère	43
2.9	Pulse-écho par immersion	44
2.10	a- Signal 01 'pièce01 : pâte de ciment', b- Signal 02 'pièce02 : mortier'	45
2.11	Autocorrélation du signal 01(à gauche) et du signal 02 (à droite)	47
2.12	Zoom corrélation_échos du signal 01(à gauche) et du signal 02 (à droite)	47
2.13	T.H. du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite)	48
2.14	TF du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite)	50

2.15	TFTC du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite) pour une fenêtre de	51
	largeur $FG=0.64 \ \mu s$	
2.16	Spectrogramme du signal 01 et du signal 02 avec $FG=0.64 \ \mu s$	51
2.17	Contours du spectrogramme du signal 01 et signal 02 avec $FG = 0.64 \ \mu s$	51
2.18	Echos réflichis par la pièce 01 (à gauche) et par la pièce 02 (à droite)	53
2.19	Représentation échantillons-fréquence par la distribution Wigner Ville	53
2.20	Représentation temps-fréquence par la distribution Wigner Ville	53
2.21	Représentation temps-amplitude par la distribution Wigner Ville	54
2.22	Représentation temps-fréquence par la distribution Pseudo Wigner Ville	55
2.23	Représentation temps-amplitude par la distribution Pseudo Wigner Ville	55
2.24	Représentation temps-fréquence par la distribution Choi-Williams	56
2.25	Représentation temps-amplitude par la distribution Choi-Williams	57
2.26	T.O.C (temps-échelle) du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite)	62
2.27	Contours temps-échelle (scalogramme) du signal 01 et signal 02	62
2.28	Analyse en ondelettes (3D) pour le signal 01 et le signal 02 (temps -échelle-	63
	amplitude)	
2.29	Représentation temps-fréquence par la TOC : ('db4') pour le signal 01 et	63
	('morlet') pour le signal 02	
3.1	Décomposition du signal x (t) en une composante rapide $d(t)$ et une composante	67
	lente $a(t)$	
3.2	a- Enveloppe supérieure et inférieure, b- Enveloppe moyenne	68
3.3	Organigramme d'algorithme EMD original	69
3.4	Algorithme de Hilbert Huang pour la détection/caractérisation	72
3.5	Algorithme de la méthode proposée	74
3.6	Schéma bloc de la technique Split Spectrum Processing SSP	75
3.7	Filtrage avec SSP	76
3.8	Chevauchement de six filtres passe-bande	77
3.9	Schéma bloc de la technique Split Spectrum Processing Adapté A-SSP	80
3.10	Schéma fonctionnel du critère de recombinaison proposé	82
3.11	a- Signal 01 'pièce01 : pâte de ciment', b- Signal 02 'pièce02 : mortier'	83

3.12	Fonctions intrinsèques modales IMF du signal 01 et leurs spectres	84
3.13	Fonctions intrinsèques modales IMF du signal 02 et leurs spectres	85
3.14	Spectre de Hilbert Huang 2D (contour) pour le signal 01 et le signal 02	86
3.15	Spectre de Hilbert Huang pour le signal 01et le signal 02	86
3.16	Spectre d'amplitude de Hilbert Huang 3D pour deux signaux	87
3.17	Transformée Hilbert Huang HHT pour le signal 01 et le signal 02	87
3.18	IMFs du signal 01 et la représentation temps-fréquence (TOC) du chaque $IMF_s$	89
3.19	Signal d'approximation et son représentation temps-fréquence (TOC)	90
3.20	Signal de détail et son représentation temps-fréquence (TOC)	90
3.21	IMFs du signal 02 et la représentation temps-fréquence (TOC) du chaque $IMF_s$	91
3.22	Signal d'approximation et son représentation temps-fréquence (TOC)	92
3.23	Signal de détail et son représentation temps-fréquence (TOC)	92
3.24	Signal ultrasonore 01 et son amplitude	94
3.25	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG	94
	maximisation	
3.26	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	94
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = Max)	
3.27	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de PAFC	95
3.28	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	95
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = PAFC)	
3.29	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de VAR	95
3.30	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	96
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = VAR)	
3.31	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de MG	96
3.32	Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	96
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = MG)	
3.33	Signal ultrasonore 02 et son amplitude	97
3.34	Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de Max	97
3.35	Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	97
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = Max)	

3.36	Sorties du signal 02 obtenues respectivementpar A-SSP et SSP: ALG de PAFC	98
3.37	Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	98
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = PAFC)	
3.38	Sorties du signal 02 obtenues respectivementpar A-SSP et SSP: ALG de VAR	98
3.39	Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	99
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = VAR)	
3.40	Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de MG	99
3.41	Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de	99
	recombinaison proposé (opérateur non linéaire = MG)	
4.1	Modèle du signal ultrasonore des échos rétro-diffusés	106
4.2	Algorithme du maximum de vraisemblance	108
4.3	Organigramme du model d'estimation des échos ultrasonores par EM.	113
4.4	a- Signal 01 'pièce01 : pâte de ciment', b- Signal 02 'pièce02 : mortier'	113
4.5	a- Signal ultrasonore 01, b- Echo observé 01, c- Echo observé 02	114
4.6	a- Echo observé 01, b- Echo Estimé 01	115
4.7	a- Superposition entre l'écho observé 01 et l'écho estimé, b- Erreur entre	115
	l'écho observé 01 et l'écho estimé 01	
4.8	a- Echo observé 02, b- Echo Estimé 02	116
4.9	a- Superposition entre l'écho observé 02 et l'écho estimé, b- Erreur entre	116
	l'écho observé 02 et l'écho estimé 02	
4.10	Signal ultrasonore estimé 01 par MV	117
4.11	a- Signal ultrasonore 02, b- Echo observé 01, c- Echo observé 02	118
4.12	a- Echo observé 01, b- Echo Estimé 01	119
4.13	a- Superposition entre l'écho observé 01 et l'écho estimé, b- Erreur entre	119
	l'écho observé 01 et l'écho estimé 01	
4.14	a- Echo observé 02, b- Echo Estimé 02	120
4.15	a- Superposition entre l'écho observé 02 et l'écho estimé, b- Erreur entre	120
	l'écho observé 02 et l'écho estimé 02	
4.16	Signal ultrasonore estimé 02 par MV	121
4.17	a- Échos rétro-diffusés par la Pâte de ciment, b- Addition de BBG avec SNR =	122

15 dB

- 4.18 a- Échos rétro-diffusés par le Mortier, b- Addition de BBG avec SNR = 15 dB 122
- 4.19 a- Superposition du signal bruité et signal estimé, b- Superposition du signal 123 observé et signal estimé
- 4.20 a- Erreur d'estimation du signal bruité et signal estimé, b- Erreur d'estimation 123 du signal observé et signal estimé
- 4.21 a- Signal estimé, b- Cross-correlation de signal estimé et le signal observé 123
- 4.22 a- Superposition du signal bruité et signal estimé, b- Superposition du signal
   124 observé et signal estimé
- 4.23 a- Erreur d'estimation du signal bruité et signal estimé, b- Erreur d'estimation 124 du signal observé et signal estimé
- 4.24 a- Signal estimé, b- Cross-correlation de signal estimé et le signal observé 125

# **Introduction Générale**

 $\circ$  Contexte et problématique de la thèse

 $\circ$  Organisation du manuscrit et principales contributions

### 1. Contexte et problématique de la thèse

Les nouvelles technologies de l'industrie nécessitent des matériaux à hautes performances, capables de donner un produit avec une bonne qualité. La qualité est devenue une nécessité vitale pour les entreprises confrontées à la concurrence internationale et à une clientèle qualifiée.

Les exigences au niveau de la qualité des produits et en matière de sécurité deviennent de plus en plus contraignantes dans l'activité industrielle. Au niveau de la production, il faut dimensionner les pièces au plus juste tout en garantissant leur durée de vie [1]. Durant l'exploitation du produit, le maintien en état de marche dans de bonnes conditions de sécurité nécessite une bonne connaissance de l'évolution de celui-ci. Cette connaissance permettra en particulier de programmer les opérations de maintenance, voire de réparations, en entravant le moins possible la production. De plus, en évitant l'apparition de défauts trop importants, la durée de vie du produit va augmenter. Ceci justifie l'importance croissante que prend le contrôle non destructif (CND) dans l'industrie [2].

L'évaluation des propriétés mécaniques des matériaux a besoin d'un Contrôle Non Destructif, pour examiner la santé des composantes structurelles et aussi les propriétés internes des matériaux sans les casser. Les méthodes de CND sont utilisées soit pour évaluer des grandeurs caractéristiques du produit soit pour déceler la présence de défauts afin d'en vérifier l'état. De nombreux domaines industriels ont recours à ce type de contrôle, parmi lesquels on peut citer : l'industrie du stockage notamment dans les secteurs du pétrole et du gaz, l'industrie nucléaire, l'aéronautique et l'industrie automobile et aérospatial. Aujourd'hui, on assiste à une demande très importante et généralisée, provenant de tous les secteurs industriels. Parmi les méthodes CND les plus utilisées, on peut citer les ultrasons, les méthodes utilisant des rayonnements (radiographie) et les méthodes électromagnétiques (magnétoscopie, courants de Foucault...) [3-7]. Le choix d'une technique de contrôle dépend de la structure à examiner, les conditions dans les quelles sera effectué le contrôle, ainsi que des contraintes de temps et de coût. Dans ce présent travail, une attention particulière est attachée à la détection des défauts, et/ ou l'évaluation des grandeurs caractéristiques du produit, en se basant sur les techniques des CND par ultrasons.

Les techniques de CND par ultrasons sont utilisées pour la détermination des caractéristiques des matériaux (pate de cimemt, mortier) et la détection des défauts et ainsi de localiser les changements dans les propriétés de ces matériaux [6]. Le choix d'une technique de contrôle dépend de la structure à examiner, les conditions dans lesquelles sera effectué le contrôle, ainsi que des contraintes de temps et de coût [7].

La méthode des CND actuellement la plus utilisée est celle par réflexion d'impulsions ultrasonores (Pulse-Echo) [8,9], car elle est simple et de faible coût.

Le signal reçu par l'application d'un CND par ultrasons peut porter des informations différentes, à savoir : La position des défauts dans le matériau ; La vitesse de propagation qui détermine la nature du matériau si ce dernier est inconnu ; La position des différentes interfaces, donc les dimensions de la pièce.

En effet, le signal reçu n'est pas parfait, il est affecté par des bruits (signaux parasites) dûs à la structure interne du matériau (grain, fissure,..., etc.) qui souvent masquent les échos réfléchis par les pièces, spécifiquement l'écho de défaut et qui causent des problèmes dans sa détection et son identification [9,10]. La difficulté pratique d'extraire les informations nécessaires, pour caractériser le matériau et localiser l'emplacement de défaut éventuel, conduit à utiliser les différentes méthodes de traitement du signal.



Figure 1 : Position du problème

Ce traitement du signal est efficace mais ne révèle qu'une partie des informations contenues dans le signal rétrodiffusé. Les échos ultrasonores sont de nature non-stationnaire, non linéaire et se forment de plusieurs composantes fréquentielles (signaux multi-composantes). Ces signaux sont brefs, ne se répètent que rarement, et se manifestent par des oscillations évoluant au cours du temps. Dans de telles situations, la représentation temporelle classique des échos ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples [7,11], tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne permet pas la localisation temporelle de ces composantes. Ainsi, partant des propriétés de ces échos et des limitations de la transformée de Fourier (TF), il est naturel de s'orienter dans ce travail vers un schéma d'analyse temps-fréquence/temps et tempd/échelle, qui sera le cœur du chapitre deux et trois de ce manuscrit. Les contributions apportées à ce domaine sont la transformée de Fourier à fenètre glissante ; les ondelettes ; les distrubutions d'energie (Wigner Ville, Pseudo Wigner Ville et Choi Williams) ; la Décomposition Empirique Modèle EMD et sa dérivée trans formée de Hilbert Huang HHT et on dermine par la technique proposée A-SSP (Adapted Split Spectrum Processing).

### 2. Organisation du manuscrit et principales contributions

Ce manuscrit est structuré comme suit :

Un premier chapitre qui englobe des notions de base concernant les ondes ultrasonores et les techniques de CND. Nous nous intéressons dans la suite de ce travail, par la méthode pulseécho à cause de sa simplicité et de son efficacité.

Le deuxième chapitre est consacré aux techniques classiques de traitement du signal, soient temporelles ou fréquentielles, les plus utilisées pour traiter l'information en question. Dans le même chapitre nous avons amélioré notre étude et nos résultats par l'application des techniques de traitement du signal temps-fréquence ou temps échelle à savoir : le spectrogramme, la distribution de Wigner-Ville, la distribution pseudo Wigner-Ville, la distribution de Choi-Williams, les ondelettes, ... etc.

Le troisième chapitre ptésente les techniques de traitement du signal, dites adaptées (RTF adaptées). Les techniques étudiées dans ce chapitre sont la décomposition modale empirique EMD, la transformée de Hilbert Huang (HHT : Hilbert Huang Transform), et les deux

versions de la technique split spectrum processing (SSP conventionelle et sa version adaptée A-SSP, faisant l'objet d'une première contribution de cette thèse.

Dans le quatrième chapitre, nous avons présenté un modèle paramétrique du signal ultrasonore reçu, pour analyser les échos ultrasonores rétrodiffusés, puis, caractériser, détecter et localiser les échos. Le modèle adopté dans notres travail est le modèle d'écho gaussien. Nous avons utilisé l'algorithme maximum de vraisemblance (MV ou ML : Maximum Likelihood) et l'algorithme d'espérance-maximisation (EM : Expectation and Maximisation) pour l'estimation des paramètres de ce modèle.

Ce manuscrit se termine par une conclusion générale et des perspectives pour des travaux futurs.

Cette thèse a abouti à plusieurs contributions.

#### Articles de revues

- T. Bouden, F. Djerfi and M. Nibouche, "Adapted Split Spectrum Processing for Ultrasonic Signal in the Pulse Echo Test", Russian Journal of Non destructive Testing, Vol 51, N 4, pp 245-257, (Springer), ISSN: 1061-8309 (print version), ISSN: 1608-3385, Journal N 11181 (Springer). 2015. (*IF=0.415*) <u>http://www.springer.com/materials/characterization+%26+evaluation/journal/11181</u>
- T. Bouden, F. Djerfi, M. Nibouche and S. Dib, "Hilbert Huang Transform for enhancing The Impact-Echo Method of Non Destructive Testing", Regular paper in Journal Automation & Systems Engineering (JASE), ISSN: 1112-8542, Vol 6, Issue 4, pp 172-184, (Journal Autom Syst Eng) JournalSeek, (December 2012).GIF: 2013=0.521 (DRJI), <u>http://jase.esrgroups.org/.</u>
- T. Bouden, M. Nibouche, F. Djerfi and S. Dib," Improving Wavelet Transform for the Impact-Echo Method of Non Destructive Testing", Lecture Notes in Electrical Engineering Future Communication, Computing, Control and Management, Vol 141, pp 241-247, DOI 10.1007/978-3-642-27311-7\_32, Springer Berlin Heidelberg. 2012. (SCI IF = 0.068). <u>http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-27311-7\_32#page-1</u>

### Articles de conférences

- H. Merdjana, T. Bouden, F. Djerfi, S. Dib and M. Nibouche," Improving Hilbert Huang and Wavelet Transforms for Ultrasonic Signals Characterisation", 1<sup>st</sup> International Conference on Nanoelectronics, Communications and Renewable Energy, icncre13'22-23 september 2013, Jijel, Algeria.
- T. Bouden, F. Djerfi, S. Dib, M. Nibouche and T. Benkedidah, "Improving Signal Processing Of The Impact-Echo Method Using Hilbert Huang And Wavelet Transforms", MENDT06, Bahrain; Décembre 2012.http://www.ndt.net/article/mendt2012/papers/NDT-025.pdf.
- T. Bouden, F. Djerfi, M. Nibouche and S. Dib," Hilbert Huang Transform for enhancing The Impact-Echo Method of Non Destructive Testing", 2<sup>th</sup> International Conference on Information Processing and Electrical Engineering, ICIPEE'12, 14-16 April 2012, Tebessa, Algeria.
- T. Bouden, F. Djerfi et S. Dib: «Apport de Wigner Ville et des Odelettes pour les Contrôles Non Destructifs», Second International Conference on system and information processing ICSIP'11, May 15-17, 2011, Guelma, Algérie.
- T. Bouden, M. Nibouche, F. Djerfi, and S. Dib, "Improving Wavelet Transform for the Impact-Echo Method of Non Destructive Testing ", 2011 International Symposium on Materials Science and Engineering Technology (ISMSET 2011), December 1-2, 2011, Dubai, United Arab Emirates.

# Chapitre 1

# Notions sur les ultrasons et le contrôle non destructif

Titres du chapitre

### I. Ultrasons

- I.1. Introduction
- I.2. Onde ultrasonore
- I.3. Paramètres de l'onde ultrasonore
- I.4. différents types d'ondes
- I.5. Génération des ultrasons
- I.6. Propagation des ondes ultrasonores
- I.7. Phénomènes affectant la propagation des ondes
- I.8. Atténuation des ondes Ultrasonores
- I.9. Répartition de l'énergie ultrasonore

emise

I.10 Application des ultrasons

### II. Contrôle Non Destructif

- II.1. Différentes méthodes du contrôle non destructif
- II.2. Contrôle non destructif par ultrasons
- II.3. Types de défauts
- II.4. Avantages et inconvénients du CND par ultrasons
- II.5. Domaines d'application

### **III.** Conclusion

### I.1. Introduction

Depuis de nombreuses années, les ondes ultrasonores de faibles amplitudes et de fréquences de l'ordre du MHz, sont largement utilisées dans l'industrie et en médecine. Le développement des diverses applications faisant appel aux ultrasons se confirme de plus en plus.

Le rayonnement par ultrason est d'un usage très répandu, car ses propriétés sont intéressantes : son amortissement dans les métaux est généralement faible ce qui implique une bonne pénétration, sa longueur d'onde est liée au pouvoir séparateur de la détection qui est de l'ordre de grandeur des hétérogénéités à découvrir. De plus, la technologie des appareils bénéficie pour une grande part de l'électronique, mise au point pour les techniques voisines fortes développées, du radar et du traitement de l'information [1, 2].

Les applications des ultrasons sont très nombreuses: contrôle des matériaux, mesure de la vitesse d'écoulement des fluides, usinage, mise en émulsion des peintures, télécommunication et détection sous-marine (échosondeurs et sonars), destruction des micro-organismes, échographie, destruction chirurgicale, microscopie acoustique, holographie .... etc [2, 3].

### I.2. Ondes Ultrasonores

Une onde est une perturbation se propageant de proche en proche dans un milieu. Le son est une onde produite par la vibration mécanique d'un support fluide, gazeux ou solide et propagée grâce à l'élasticité du milieu environnant.

D'un point de vue physique, c'est une vibration se propageant dans un milieu matériel; d'un point de vue physiologique, c'est un signal perçu par le sens de l'ouïe. Le son, est donc ce que l'oreille perçoit de la vibration d'un corps. La propagation des sons ne peut se faire que dans la matière. Les sons ne sont pas transmis dans le vide, contrairement aux rayonnements électromagnétiques. Les molécules du milieu traversé subissent des phénomènes de compression et de relaxation successifs et transmettent ces modifications aux molécules voisines [2-4]. Selon leur fréquence, les sons sont classés en quatre catégories:



Infrasons	Sons	Ultrasons	Méga sons	Hyper sons
1Hz	20Hz	20kHz	1MHz	1GHz

Tableau 1.1 : Classification du son selon les fréquences

Auparavant, les ultrasons ont été produits lors du sondage sous marin, et la fréquence adoptée était 40 000Hz. De nos jours, on produit couramment dans les laboratoires d'ultra-acoustique des sons dont la fréquence est de 100 MHz. Cette simple indication montre combien le domaine expérimental de l'acoustique a été ainsi étendu, et les résultats scientifiques et techniques sont considérables [3, 4].

Les ultrasons sont des ondes élastiques de même nature que le son ; mais leur fréquence est comprise entre 15 kHz environ et quelques centaines de MHz. Donc les ultrasons sont des ondes sonores non audibles pour l'oreille humaine [5]. Les ultrasons se propagent à une vitesse différente selon le milieu. Ainsi la propagation de cette onde à travers les différents organes du corps va changer. C'est grâce à cette propriété que les différents organes vont êtres discriminés [3-6].

### I.3. Paramètres de l'onde ultrasonore

L'onde sonore, en déplacement dans un milieu donné, est caractérisée par un ensemble de paramètres et phénomènes : la période T, la fréquence *f*, la longueur d'onde  $\lambda$  et la célérité ou vitesse de propagation v de l'onde.

Milieu	Eau	Air	Béton	Aluminium
Célérité (m/s)	1480	331	4500	6400

Tableau 1.2 : Vitesse de propagation de quelques milieux (m/s)

- Une interface est constituée de la juxtaposition de 2 milieux d'impédances acoustiques différentes [2, 4, 7].

L'impédance acoustique Z (Pa.s/m) traduit la « résistance » d'un matériau au passage du son.
L'impedance est le rapport entre la force de l'onde et le déplacement des tissus. Elle influe sur la réflexion de l'onde, qui varie avec le milieu traversé.

Le tableau suivant présente les impédances acoustiques de quelques matériaux.

Milieu	Eau	Air	Béton	Aluminium
Impédance acoustique (kg/m²/s)	1.5x 10 <sup>6</sup>	430		$1.7x \ 10^7$

Tableau 1.3: Impédance acoustique de quelques matériaux

En chaque point, la pression acoustique (P) varie selon la fréquence de l'onde ultrasonore.
 L'énergie délivrée au milieu dépend de ces variations de pression, qui soumettent les particules du milieu à des mouvements vibratoires.

- On appelle intensité ultrasonore **I**, l'énergie qui traverse perpendiculairement l'unité de surface pendant l'unité de temps [4-9].

### I.4. Différents types d'ondes

#### I.4.1. Ondes longitudinale et transversale

Les deux modes principaux utilisés en contrôle industriel concernent les ondes longitudinales, appelées ondes de compression ou ondes de dilatation dans la théorie de l'élasticité, et les ondes transversales appelées également ondes de cisaillement.

Dans les milieux élastiques, les vitesses des ondes transversales et longitudinales sont liées aux caractéristiques mécaniques du matériau, par exemple le module d'Young (e) et le coefficient de poisson ( $\sigma$ ).

$$v_{L} = \sqrt{\frac{e(1-\sigma)}{\rho(1+\sigma)(1-2\sigma)}}$$

$$v_{T} = \sqrt{\frac{e}{2\rho(1+\sigma)}}$$
(1.1)

Pour les ondes *longitudinales* (ondes **p**), le déplacement des particules se fait par dilatations et compressions successives parallèlement à la direction de propagation de l'onde. Ces ondes ont la particularité de ne se propager que dans les tissus mous.

Une onde est *transversale* (onde s) lorsque la direction de vibration des particules est perpendiculaire à la direction de propagation de l'onde [10-15].

### I.4.2. Ondes Progressives et stationnaires

Une **onde progressive** est la propagation d'une perturbation dans un milieu matériel sans transport de matière, mais avec transport d'énergie. Par exemple les vagues à la surface de l'eau, les ondes sonores, ou les ondes électromagnétiques.

On appelle **onde stationnaire** le phénomène vibratoire résultant de la superposition de deux ondes progressives sinusoïdales de même fréquence se propageant en sens contraire [14, 15].

#### I.4.3. Ondes planes et sphériques

L'onde ultrasonore est caractérisée par sa propagation dans le milieu. On utilise la notion de surface d'onde, qui est la surface constituée par l'ensemble de toutes les particules qui sont dans le même état vibratoire (en phase) [15].

Les ondes planes se propagent suivant une direction unique et les surfaces d'ondes sont des plans parallèles.

Les ondes sphériques se propagent suivant toutes les directions de l'espace et les surfaces d'ondes sont alors des sphères. Une onde sphérique est générée par un point ou une sphère dont la surface vibre uniformément. L'amplitude de vibration d'une onde sphérique décroît en fonction de la distance à la source [16].

### I.5. Génération des ultrasons

Il y a deux voies pour générer des ultrasons dans les pièces à contrôler :

- Les méthodes avec contact, utilisant un transducteur électroacoustique, générateur de vibrations mécaniques, qui seront transmises à la pièce par couplage acoustique [15].

- Les méthodes dites sans contact, pour lesquelles la génération des ultrasons se fait à la surface de la pièce elle-même, par tout moyen susceptible d'activer les particules du milieu [17, 18].

### I.5.1. Transducteur

Un transducteur est un appareil produisant des ultrasons et est communément appelé traducteur ou convertisseur. Dans le cadre de notre travail de thèse, on utilise des transducteurs piézoélectriques pour convertir l'énergie électrique en une énergie mécanique ultrasonore [19, 20]. L'augmentation de la fréquence d'un transducteur permet une bonne détection des échos.



Figure 1.1 : Fonctionnement d'un transducteur

### I.5.2. Effet piézoélectrique

Dans certains cas, la loi de Hooke ne permet pas de décrire complètement la réponse d'un solide sous l'effet d'une contrainte. Certains matériaux se polarisent électriquement quand ils sont soumis à une contrainte mécanique, c'est l'effet piézoélectrique, qui a été découvert en 1880 par Pierre et Jacques Curie [11, 15, 19-21].


Figure 1.2 : Principe de la piézoélectricité

#### I.6. Propagation des ondes ultrasonores

Un milieu élastique peut être schématisé sous la forme d'un ensemble de particules élémentaires, réparties régulièrement dans l'espace, reliées entre elles par des ressorts assurant leurs cohésions (Figure 1.3) [4, 12, 21,22].



Figure 1.3 : Déformation d'un milieu élastique sous l'action d'une force

#### I.6.1. Lois de propagation d'une onde ultrasonore

Une déformation produite en un point d'un milieu élastique, homogène et isotrope, se transmet de proche en proche dans ce milieu à une vitesse finie. Ce mouvement ondulatoire est régi par une équation mathématique, donnée par :

$$\frac{\partial^2 s}{\partial t^2} = v^2 \frac{\partial^2 s}{\partial x^2} \tag{1.2}$$

s : décrit l'onde, t : le temps, x : la distance et v : la vitesse de propagation.

La solution générale de cette équation est donnée par :

$$s(x,t) = f\left(t - \frac{x}{v}\right) + \varphi\left(t + \frac{x}{v}\right)$$
(1.3)

Où f et  $\varphi$  sont des fonctions continues, différentielles arbitraires. Elles déterminées par les conditions aux limites.

On remarque que s(x,t) représente la superposition de deux ébranlements se propageant sans déformation avec la même vitesse : le premier est décrit par  $f\left(t-\frac{x}{v}\right)$  et se propage vers les

positifs c-a-d l'ébranlement se propage vers les *x* croissants. Le deuxième terme  $\varphi\left(t+\frac{x}{v}\right)$  vers les *x* décroissants [12, 23, 24]. La fonction *f* est déterminée par la forme de la vibration de la source en *x* = 0 dans la plupart des cas. Si l'ébranlement est sinusoïdal, on pourra prendre :

$$f\left(t - \frac{x}{v}\right) = a.\cos\left[w\left(t - \frac{x}{v}\right)\right]$$
(1.4)

Où a est une constante réelle et w est la pulsation.

D'autre part, on peut choisir la fonction *f* comme suit :  $f\left(t - \frac{x}{v}\right) = a.e^{i.w.\left(t - \frac{x}{v}\right)}$  (1.5)

Il est intéressant de voir qu'en réalité, l'onde s(x,t) ne dépend pas simplement de x et de t, mais des quantités x-ct et x+ct. Pour comprendre ce que cela signifie, considérons le cas d'une onde plane progressive vers les x croissants :

$$f(x,t) = f(x-vt)$$
(1.6)

Examinons la structure de l'onde au point  $x + \Delta x$  :

$$s(x + \Delta x, t) = f(x + \Delta x - vt) = f\left(x - v\left(t - \frac{\Delta x}{c}\right)\right) = f\left(x - v\left(t - \Delta t\right)\right)$$
(1.7)

L'expression ci-dessus montre que la structure de l'onde au point  $x + \Delta x$ , est la même qu'au point xà l'instant  $t + \Delta t$ , avec  $\Delta t = \Delta x/v$ . Ce raisonnement permet de comprendre pourquoi une dépendance en  $x \pm ct$  de l'onde, qui signifie que celle-ci se déplace sans déformation, c'est-à-dire, qu'il s'agit d'une onde progressive. Nous pouvons alors définir la vitesse de propagation de l'onde par [12] :

$$\frac{\Delta x}{\Delta t} = v \tag{1.8}$$

Dans ce travail de thèse, on va considérer des liquides parfaits, c'est-à-dire : il n'existe aucune contrainte de cisaillement (module de cisaillement  $\mu=0$ ). L'absence de cisaillement fait que dans un fluide parfait, on ne peut faire propager que des ondes longitudinales, et aucune onde transversale.

# I.7. Phénomènes affectant la propagation des ondes

Lorsque le faisceau ultrasonore rencontre une interface, une partie de l'énergie incidente est transmise (elle traverse l'interface) tandis que l'autre partie est réfléchie. Les directions de la transmission et de la réflexion seront fonction de l'angle d'incidence de l'onde sonore.

Si l'incidence est directe (perpendiculaire à l'interface), **la transmission** se fait dans la même direction et le même sens que l'onde sonore, tandis que **la réflexion** se fait dans la même direction et dans le sens inverse.

Si l'incidence n'est pas perpendiculaire à l'interface, l'onde transmise subit une déviation avec un angle qui dépend de la vitesse de propagation des 2 milieux concernés, il s'agit du phénomène de **réfraction.** L'onde réfléchie est également déviée d'un angle égal à celui de l'onde incidente par rapport à l'interface.

Il existe également un phénomène de diffusion lorsque la taille de l'interface est inférieure à la longueur d'onde de l'ultrason. Il existe aussi un phénomène d'absorption de l'énergie par les milieux traversés, qui transforme l'énergie acoustique en énergie calorique [1, 4, 14].

# I.8. Atténuation

Au fur et à mesure qu'une onde traverse un milieu, son intensité diminue en fonction de la distance traversée. Ce phénomène de perte d'intensité est appelé l'atténuation de l'onde ultrasonore. Plusieurs facteurs contribuent à l'atténuation des ondes ultrasonores : la déviation du faisceau parallèle et donc la diminution de l'énergie par unité de surface (réflexion); la diffusion due à des réflecteurs non spéculaires; la propagation de l'onde suivant des modes autres que le longitudinal (transversal, normal, ondes de surface ...etc.); et l'absorption ou conversion de l'énergie ultrasonore en chaleur.

Pour une onde plane et pour un milieu homogène, la décroissance progressive de l'intensité de l'onde en fonction de la distance parcourue est donnée par l'équation (lois de Lambertb) :

$$I_{ac} = I_{ac0} e^{-\mu d}$$
(1.9)

Où  $I_{ac0}$  est l'intensité initiale,  $\mu$  est le coefficient d'atténuation (m<sup>-1</sup>) et *d* est la distance ou l'épaisseur traversée (m).

On observe cette perte d'énergie en enregistrant les échos successifs par une mesure en écho. L'enveloppe d'une séquence d'échos de fond de la pièce, présente alors une décroissance exponentielle de l'amplitude de la forme  $\exp(-\mu d)$ :

$$A = A_0 \exp(-\mu d) \tag{1.10}$$

Avec :  $A_0$  est l'amplitude initiale.



Figure 1.4 : Décroissance exponentielle des échos en négligeant la diffraction

Le tableau ci-dessous donne l'ordre de grandeur des coefficients d'atténuation dans quelques matériaux, pour des ondes longitudinales à 2 MHz [1, 17, 23, 24].

Matériau	Acier	Aluminium	Fonte	Eau	Laiton	plexiglas
$\mu$ (dB/m)	5-50	1-5	20-200	1	50-200	500

Tableau 1.4 : Atténuation dans quelques matériaux (onde longitudinale à 2 MHz)

#### I.9 Répartition de l'énergie ultrasonore émise

On envoie une onde dans un milieu où elle se propage. Lorsque cette onde rencontre une interface (solide/solide, solide/liquide, ...etc.), une partie va se réfléchir et l'autre va continuer de se propager dans la matière jusqu'à ce quelle recontre une autre interface où l'amortissement sera total.



Figure 1.5 : Propagation de l'onde dans deux milieux

Suivant l'angle d'incidence de l'onde, on peut distinguer deux cas à savoir, l'incidence normale (cas de notre travail) et l'incidence oblique [4, 5].

Dans notre travail, nous avons utilisé l'incidence normale.

Dans ce cas, l'onde envoyée est perpendiculaire avec la surface de la pièce, l'amplitude des ondes réfléchies et transmises est une fonction des impédances acoustiques du milieu de la propagation 1 et 2. Les relations qui englobent ces paramètres sont données par :

$$A_{r} = A_{i} \frac{z_{1} - z_{2}}{z_{1} + z_{2}}; \qquad A_{i} = \sqrt{A_{i}^{2} + A_{r}^{2}}$$
(1.11)

Dans le cas d'incidence normale, il y'a deux phénomènes qui agissent sur l'atténuation de leur énergie : la réflexion et la réfraction :



Figure 1.6 : Incidence normale

. .

Energie réfléchie (%): 
$$\frac{(Z_1 - Z_2)^2}{(Z_2 + Z_1)^2}$$
 (1.12)

Energie réfractée (%) : 
$$\frac{4Z_1Z_2}{(Z_2 + Z_1)^2}$$
(1.13)

On remarque que :

- Si  $|Z_2 Z_1| \succ \succ$ : réflexion dominante  $\Rightarrow$  Détection de défauts dans la matière)
- Si  $|Z_2 Z_1| \prec \prec \prec$ : réfraction dominante  $\Rightarrow$  Pas de détection de défauts)

# I.10. Applications des ultrasons

Les applications des ultrasons sont généralement classées en deux catégories : les ultrasons de faible puissance et ceux de forte puissance.

Dans la première catégorie d'applications, les ultrasons sont utilisés pour leurs propriétés de propagation dans les milieux.

Ces techniques sont très largement mises en œuvre dans:

- Le contrôle non destructif ultrasonore ou l'échographie médicale (échographie prénatale, échographie Doppler, ...etc.) ;
- La mesure de distance (télémétrie) ;
- La transmission d'informations (acoustique sous-marine) ;

Quant à la deuxième catégorie, les ultrasons sont considérés comme tels lorsqu'ils modifient le milieu dans lequel ils se propagent. Leur action dépend de la nature des milieux dans ou sur lesquels ils se propagent. Les principales actions essentielles des ultrasons de forte puissance sont de type mécanique, thermique et/ou chimique [4, 5, 14, 21].

# II. Contrôle Non Destructif

Le Contrôle Non Destructif (CND) consiste à évaluer par une méthode physique (ultrasonore, radiographie,...), l'intégrité d'une structure à l'intérieur de laquelle peuvent apparaître d'éventuels défauts lors de l'élaboration, de la transformation et du traitement thermique des matériaux ou lors du cycle de vie de la structure [25, 26].

L'évolution des techniques de fabrication des matériaux ainsi que la qualité exigée, montrent l'importance du CND en milieu industriel.

Les principales méthodes du CND, relèvent de la détection, de l'estimation, de la classification, de la reconnaissance des formes, de la résolution des problèmes inverses, de la reconstruction d'images et de la fusion des données. Le contrôle ultrasonore est l'un des procédés les plus utilisés en contrôle non destructif à l'heure actuelle, grâce à son innocuité et à ses qualités intrinsèques [23].

La diversité des pièces à inspecter, leurs géométries, leurs matériaux et les conditions d'inspection interdit à une méthode de CND d'être universelle. Un certain nombre de techniques existe et chacune présente certains avantages et inconvénients. On ne vise pas ici d'établir une liste exhaustive des techniques utilisées dans le domaine du CND, mais de donner un aperçu global des techniques les plus répandues industriellement à savoir : Émission acoustique, Contrôle par radiographie, Contrôle par ressuage, Contrôle par magnétoscopie, Contrôle visuel et optique, Contrôle par courants de Foucault; Contrôle par ultrasons [25-27].

En ce sens, le CND apparaît comme un élément majeur du contrôle de la qualité des produits. Il se différencie de l'instrumentation de laboratoire et industrielle puisque l'objet est de détecter des hétérogénéités et des anomalies plutôt que de mesurer des paramètres physiques tels que le poids ou les cotes d'une pièce.

Quel que soit la technique adoptée, on peut représenter la mise en œuvre d'un système CND selon le synoptique de la Figure 1.7.



Figure 1.7 : Schéma synoptique de CND

Le champ d'application du CND est très vaste, il englobe : Détection et évaluation de défauts, Détection de fuite, Mesure dimensionnelle, Caractérisation d'une structure ou d'une microstructure [28-30].

# II.1. Différentes méthodes de contrôle non destructif

Certaines méthodes sont basées sur l'examen visuel. Elles présentent l'énorme avantage d'être simples. Cependant, elles ont pour inconvénient d'être souvent fastidieuses et sujettes aux erreurs humaines. Dans l'industrie de pointe, telles que l'aéronautique et les applications nucléaires, les critères d'acceptation où de rejet d'une fabrication sont très sévères. Ils sont définis en fonction des conditions de fonctionnement où la haute performance et la sécurité doivent être menées de pair. Le contrôle doit permettre d'obtenir la plus haute probabilité possible de détection, le plus juste dimensionnement et l'exacte orientation de ces défauts.

Dans la littèrature plusieurs méthodes de CND peuvent ètre trouvées, on cite [25-39] :

- Contrôle par radiographie ;
- Contrôle par ressuage ;
- Contrôle par magnétoscopie ;
- Contrôle par thermographie ;
- Contrôle visuel et optique ;
- Contrôle par Courant de Foucault.

# II.2. Contrôle non destructif par ultrasons

Les techniques des CND par ultrasons, utilisent la transmission de l'onde sonore de haute fréquence pour la détermination des caractéristiques des matériaux et la détection des défauts ou la localisation des changements dans les propriétés de ces matériaux. Ils sont utilisés comme lors d'un examen d'échographie au cours d'une grossesse. Des ultrasons sont envoyés dans la pièce à contrôler, leurs réflexions sur les différents obstacles dans la pièce permettant d'obtenir une image de l'intérieur de celle-ci [25, 40].



Figure 1.8 : Contrôle par ultrasons

Pour le contrôle non destructif des matériaux par ultrasons, on peut citer deux principales méthodes d'examen : la méthode par transmission directe et la méthode par pulse-écho. La dernière méthode citée, a été retenue dans notre travail, grâce à ses avantages :

- Localisation précise des défauts ;

- Possibilité de n'utiliser qu'un seul transducteur en émission et en réception ;
- L'accès à une seule surface du matériau à contrôler est suffisant pour effectuer le contrôle.

Il existe plusieurs méthodes du contrôle par ultrasons, on cite :

# II.2.1. Méthode de transmission directe (Though-transmission)

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

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

Le contrôle par transmission a été largement utilisé dans les années 50, et a pratiquement disparu dans les années 70 au profit du contrôle par échographie. Cette technique présente les inconvénients suivants :

- Elle nécessite l'emploi de deux transducteurs ;
- La pièce doit être exploitée sur les deux faces parallèles et opposées ;

- L'utilisation d'une émission continue crée dans la pièce des ondes stationnaires, qui peuvent perturber les essais en une émission pulsée.

La diminution du signal peut être la conséquence de nombreux autres phénomènes que des défauts (mauvais couplage dans le cas d'un contrôle par contact, changement d'état de surface du métal et désalignement des palpeurs émetteur), ce qui est extrêmement gênant dans le cas de l'analyse de nocivité des défauts.



Figures1.9 : Contrôle par transmission

# II.2.2. Méthode Pulse-écho

Pulse-écho est une méthode ultrasonique pour la détection et la caractérisation des défauts dans la matière. Un transducteur piézoélectrique transmet l'énergie ultrasonique. Des signaux réfléchis par la face opposée de la matière, ou par discontinuité, vides ou éléments inclus dans la matière sont reçus par le même transducteur. Le signal reçu est traité par un ordinateur et affiché sur un écran. L'affichage peut montrer l'épaisseur relative (profondeur), où les défauts localisés.

Les défauts causent une diminution dans l'amplitude de la réflexion.



Figure 1.10 : Méthode pulse-écho

Un exemple bien connu, c'est de frapper un objet avec un marteau et écouter les variations du son qui sont en fonction de l'épaisseur et de l'endroit des fissures, ou d'autres défauts dans les dalles de béton [23-25].

Selon le couplage de traducteur avec la pièce à contrôler, on distingue deux catégories : contrôle par contacte et contrôle par immersion.

# II.2.2.1. Contrôle par contact

Le transducteur est directement placé sur la pièce à contrôler, la liaison acoustique est assurée par un film d'argent de couplage qui est généralement soit une graisse ou un huile. Cette technique est surtout employée lors des contrôles manuels, c'est-à-dire lorsque le déplacement de transducteur est assuré par un opérateur.

Cette méthode est très simple pour la mise en œuvre, puisqu'elle ne nécessite qu'un traducteur et un appareil de contrôle. En plus, si on déplace fréquemment le transducteur sur une pièce rugueuse, il peut en résulter une légère usure de la face externe du transducteur, le film de couplage contribue également à diminuer cette usure. Mais elle présente deux inconvénients, premièrement elle nécessite l'intervention d'un opérateur pour le déplacement du transducteur et deuxièmement la constante du couplage n'est pas bonne.



Figure 1.11 : Contrôle par contact

# II.2.2.2. Contrôle par immersion

Cette méthode s'est développée 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. Cette technique est d'une mise en œuvre délicate lorsque les pièces sont lourdes et encombrantes. Mais elle se prête facilement à l'automatisation.

L'utilisation de cuves dans lesquelles les pièces sont immergées permet de résoudre de nombreux problèmes : le couplage étant bien assuré par l'eau, les palpeurs ne sont plus situés

au contact de la pièce mais sont fixés à l'extrémité d'un bras manipulateur permettant des rotations suivant plusieurs axes et sa translation verticale. Ce bras est lui même déplacé dans un plan horizontal. Il est ainsi possible de positionner le capteur comme on le désire [23, 25, 40].



Figure 1.12 : Contrôle par immersion

# II.3. Types de défauts

Le défaut se traduit soit par l'absence de matière (air), ou par une anomalie non conductrice. Il peut être situé à la surface de la pièce, au milieu ou à l'intérieur de celle-ci.

Le terme défaut est ambigu, relatif et peu précis, mais sa connotation est négative et évoque bien le rôle que joue le contrôle non destructif dans la recherche de la qualité.

En fait, détecter un défaut dans une pièce, c'est physiquement, mettre en évidence une hétérogénéité de matière, une variation locale de propriété physique ou chimique préjudiciable au bon emploi de celle-ci.

Brièvement les défauts peuvent être classés en deux grandes catégories liées à leur emplacement, les défauts de surface et les défauts internes.

# II.3.1. Défauts de surface

Ces défauts sont accessibles à l'observation directe mais ne sont pas toujours visibles à l'œil nu, ils peuvent être classés en deux catégories distinctes : les défauts ponctuels et les défauts d'aspect.

La première catégorie correspond aux défauts les plus nocifs sur le plan technologique, puisqu'il s'agit des criques, piqûres et fissures. Ce type de défauts, est généralement apte à provoquer la rupture et la non utilité de la pièce. Dans les pièces métalliques, l'épaisseur de fissures est souvent infime (quelque  $\mu m$ ) et elles peuvent être nocives, dés que leur profondeur dépasse quelques dixièmes de millimètre. Ce qui implique, l'emploi pour leur détection de méthodes non destructives sensibles à ce type des défauts, telle que le ressuage, la magnétoscopie, le courant de Foucault et les ultrasons.

La seconde catégorie correspond aux défauts d'aspect, c'est-à-dire à des plages dans lesquelles une variation de paramètres géométrique ou physique (rugosité, surépaisseur, taches diverses), attire le regard et rend le produit inutilisable. Ici, le contrôle visuel est possible, mais on cherche souvent à le remplacer par des contrôles optiques automatiques.

# II.3.2. Défauts internes

Les défauts internes sont des hétérogénéités de nature, de formes, de dimension extrêmement variées et localisées dans le volume du corps à contrôler. Leur nomenclature est très étoffée et spécifique à chaque branche d'activité technologique et industrielle.

Dans les industries des métaux, il s'agirait de criques internes, de porosités, de soufflures, d'inclusion diverses susceptibles d'affecter la santé des pièces moulées, forgées, laminées et soudées.

Dans d'autres cas, il s'agirait simplement de la présence d'un corps étranger dans le produit en question. Ici le contrôle visuel généralement exclu d'office et l'on utilisera donc le CND (la radiographie, le sondage ultrasonore, ou encore des techniques mieux adaptées à certains cas comme l'émission acoustique, l'imagerie infrarouge, ..., etc [25, 33-40].

# II.4. Avantages et inconvénients du CND par ultrasons

#### II.4.1. Avantages

Les techniques ultrasonores ont l'avantage d'avoir une grande sensibilité de détection, et cela, compte tenu de la bonne pénétration des ondes ultrasonores dans un bon nombre de microstructures métallurgiques, sur des pièces présentant une épaisseur importante. De plus, elles ont la particularité de se prêter facilement au contrôle automatisé, permettant ainsi d'acquérir, de stocker et de traiter une grande quantité d'informations. Cette particularité peut être mise à profit pour :

- Obtenir une bonne localisation des défauts dans les trois dimensions. A noter toutefois qu'il existe une zone sous la surface de couplage pour laquelle l'écho de défaut peut être noyé dans l'écho d'émission ou d'interface et qu'une localisation précise devient aléatoire ;

- appliquer des techniques de traitement du signal aux informations contenues dans les échogrammes, AScan représentatifs du trajet de l'onde ultrasonore dans le matériau et améliorer ainsi la sensibilité de détection. Parmi ces techniques, il faut citer la soustraction du AScan moyen, le split spectrum et les ondelettes.

- Grand pouvoir de pénétration (plusieurs mètres dans l'acier forgé) ;

- Haute sensibilité de détection des défauts, notamment pour la recherche des défauts plans (dépend de la fréquence de l'onde ultrasonore) ;

- Localisation et dimensionnement des défauts ;
- Examen à partir d'une seule face souvent suffisant ;
- Détection instantanée, se prête bien à l'automatisation.

#### **II.4.2.** Inconvénients

- Pour les contrôles ' manuels' une grande expérience des opérateurs est nécessaire ;
- Méthode implique un très haut niveau de technicité ;
- Sensibilité à la géométrie (forme, rugosité) ;
- Sensibilité à la nature et à l'orientation des défauts ;
- Technique souvent très coûteuse (investissement et temps de contrôle).

Parmi les autres inconvénients, il faut citer d'une autre part, l'examen des pièces présentant un bruit important de structure, pour lesquelles il faut soit réduire ces hétérogénéités microstructurales génératrices de bruit par un traitement thermique adéquat (méthode lourde et pas toujours applicable), soit développer des traitements numériques du signal adaptés à ce problème.

# **II.5.** Domaines d'applications

Les méthodes d'examen ultrasonore non destructives sont nombreuses : par absorption, par réflexion, par résonance, suivant le phénomène acoustique mis en œuvre. Elles peuvent également se distinguer par la forme de l'énergie acoustique : continue ou impulsionnelle.

Les méthodes par absorption ou réflexion d'une énergie acoustique continue ne sont pratiquement plus utilisées, car elles n'indiquent pas la position de l'hétérogénéité dans la pièce, ne permettent pas de connaître un couplage défectueux des traducteurs et sont sensibles aux parcours parasites des ultrasons [25]. Les méthodes par résonance sont utilisées surtout pour la mesure des épaisseurs de parois dont une face seulement est accessible (conduites, tubes, réservoirs, etc.). Elles consistent à connaître, par un indicateur approprié, la fréquence ultrasonore pour laquelle la paroi vibre, sous le traducteur, en demi-longueur d'onde. La mesure peut être très précise sur des plaques possédant un bon état de surface. Elles sont dégradées par des irrégularités, telles que des couches diverses (peintures, dépôts), des plages de corrosion ou un usinage grossier. La méthode actuellement la plus utilisée est celle par réflexion d'impulsions ultrasonores (c'est cette méthode qui étét retenue dans notre travail de thèse). Elle permet de connaître la distance à la surface de l'hétérogénéité, d'avoir une idée de sa forme et de son épaisseur. Elle permet aussi d'être averti des conditions défectueuses qui perturbent l'examen.

Le champ d'application du contrôle ultrasonore, est la mise en évidence de l'estimation des dimensions des hétérogénéités qui se traduisent par la présence d'interfaces. Ces interfaces s'accompagnent d'une variation locale d'impédance acoustique (fissures, criques, porosités, inclusions, amas d'inclusions, ...etc.) dans des pièces métalliques, non métalliques et dans leurs assemblages (soudure). Lors de la phase de fabrication de ces pièces et/ou de les mettre en service [25, 40].

# **III.** Conclusion

Ce chapitre est divisé en deux grandes parties. Dans la première, nous avons donné quelques notions sur les ultrasons, leurs paramètres (la longueur et la fréquence d'onde, la célérité, l'impédance acoustique...etc.), leurs types, leurs génération et acquisition, ainsi que quelques applications.

Dans la deuxième partie, nous avons essayé de faire le point sur les différentes techniques du CND, et plus particulièrement les méthodes CND ultrasonores à cause le leurs nombreux avantages. Ces méthodes sont d'une grande importance dans la recherche et aussi dans l'industrie pour le contrôle de qualité.

# Chapitre 2

# Techniques classiques de traitement du signal pour le CND

# Titres du chapitre\_\_\_\_\_

- 1. Introduction
- 2. Quelques techniques de traitement du signal pour le CND
  - Corrélation ;
  - Transformée d'Hilbert ;
  - Analyse de Fourier ;
  - Distributions d'énergie (DWV, DPWV, DCW, ..., etc.);
  - Transformée en Ondelette.
- 3. Signaux de synthèse
- 4. Manipulation expérimentale et discussions des résultats
- 5. Conclusion

# **1. Introduction**

Le signal est le support physique de l'information, dont l'analyse consiste à extraire un petit nombre de valeurs caractéristiques pertinentes de cette information contenue dans ce dernier. Un signal généralement représente un phénomène physique, transportant de l'information utile à l'observateur. Il se caractérise par sa nature physique (électrique, optique, acoustique, ...etc.) et par son modèle mathématique (modulation, bruit blanc, ...etc.).

Le traitement du signal est la discipline qui, s'appuyant sur les enseignements de la théorie du signal et de l'information, les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée. Il trouve son champ d'application dans tous les domaines concernés par la perception, la transmission ou l'exploitation de ces informations [13, 40, 41].

Le signal reçu par les CND n'est pas parfait, il est affecté par des bruits (signaux parasites). La difficulté pratique, d'extraire les informations nécessaires pour caractériser le matériau et/ou détecter et localiser l'emplacement des échos, conduit à utiliser différentes méthodes de traitement du signal. Dans ce chapitre nous allons utiliser quelques méthodes de l'analyse temporelle et fréquentielle [4, 42, 43].

# 2. Techniques de traitement du signal pour les CND

Les techniques de traitement du signal étudiées dans ce chapitre sont : Intercorrélation, Transformée de Hilbert, Transformée de Fourrier à Court terme (TFTC), Techniques de distribution d'énergie dans le plan Temps fréquence (les classes de Cohen) telle que : Distribution de Wigner Ville, Distribution Pseudo Wigner Ville, Distribution de Choi Williams.Ainsi que la transformée en Ondelette Continue.

L'objectif de ces techniques est de : Mesurer l'épaisseur des matières ; Améliorer la sensibilité de détection des défauts (plane-volumétrique) ; Améliorer le rapport signal sur bruit ; Identifier les fissures dans les matériaux (dimension et orientation) et obtenir une haute probabilité de la détection des défauts pour caractériser les matériaux [25, 40, 44].

# 2.1. Corrélation

Les mesures des vélocités ultrasoniques, sont utilisées pour déterminer plusieurs paramètres

de la matière, comme le module de Young et le coefficient de Poisson. Pour cela, on utilise la corrélation par exemple, pour calculer le temps de retard et localiser les changements des propriétés dans le matériau (détection des défauts et estimer son dimension, estimation d'épaisseur de matériau,...), et aussi pour avoir une mesure précise de la vélocité.

Mathématiquement, la fonction d'intercorrélation permet de quantifier la ressemblance entre deux signaux. Cette fonction présente un maximum pour toute position où les deux signaux se superposent au mieux. Au delà de sa définition mathématique un peu abstraite, la fonction de corrélation est utilisée aussi dans nombreuses applications telles que la détection de signaux périodiques dans un bruit, la détection de périodes cachées et la réduction du bruit

#### 2.1.1. Corrélation pour le CND

La corrélation en CND est utilisée, pour mésurer le temps de décalage ou le tamps de retard, appelé aussi le temps de vol. Ce qui nous permettons par la suite l'estimation des dimensions de la piéce utilisée lors de l'exprérimentation.

Pour mesurer un décalage temporel entre deux signaux, nous utilisons les propriétés de la fonction d'intercorrélation (autocorrélation) [5, 13, 25, 26, 40, 45-48]. Elle est définie par :

$$\gamma_{xy}(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x^*(u) y(u+t) du \Leftrightarrow C_{xy}(f) = X(f)^* Y(f)$$
(2.1)

\* : signifie le conjugé.

La fonction d'intercorrélation est maximale pour un temps de retard  $\tau=\Delta t$ . L'autocorrélation permet de calculer le décalage entre les composantes du signal lui même.



Figure 2.1 : Intercorrélation de deux signaux

#### 2.2. Transformée d'Hilbert

Au début du  $20^{\text{éme}}$  siècle, le savant allemand David Hilbert a montré que le signal sin(*wt*) est la transformée de Hilbert de  $\cos(wt)$ . Ça nous donne la différence en phase de 90° qui est la propriété de base de la transformée d'Hilbert.

Soit un signal réel x(t) ayant comme transformée de Fourier la fonction X(f). Vue la symétrie hermitienne :  $X(f) = X_{re}(f) + j X_{im}(f) = X^*(-f)$ , c'est-à-dire que  $X_{re}(f)$  est une fonction paire et  $X_{im}(f)$  est une fonction impaire, les fréquences négatives peuvent être reconstruites de façon très simple à partir des fréquences positives [49,50]. Ces dernières n'apportent donc aucune information nouvelle sur le signal x(t), comme le montre la figure (2.2)



Figure 2.2 : Symétrie hermitienne du spectre

On définit le signal y(t) comme étant la transformée d'Hilbert du signal, noté:  $y(t) = TH\{x(t)\}$ , comme étant le signal en quadrature de x(t).

x(t) est l'entrée du filtre en quadrature, de réponse impulsionnelle  $h_0(t) = \frac{1}{\pi t}$ .

	Entrée x(t)	$h_0 (t) = \frac{1}{\pi t}$	Sortie y(t)
--	-------------	-----------------------------	-------------

Figure 2.3 : Fonction de transfert d'un filtre de quadrature

$$y(t) = x(t) * h_0(t)$$
(2.2)

$$Y(f) = -jSgn(f) X(f) = Y^{*}(-f)$$
(2.3)

Sgn : signifie le signe

La méthode analytique pour la détection d'enveloppe d'un signal x(t), sans l'utilisation d'un filtre RC, est basée sur l'utilisation de la transformée d'Hilbert.

L'obtention de l'enveloppe du signal x(t), se fait après le calcul du signal analytique z(t) (appelé aussi composite) :

$$z(t) = x(t) + j y(t)$$
 (2.4)

L'enveloppe d'un écho ultrasonore nous informe sur le temps de vol de l'onde ultrasonore dans la pièce à contrôler. Ce dernier est utile pour déterminer plusieurs paramètres de la matière en question, comme le module de Young et le coefficient de Poisson. Comme il nous permet, de déterminer avec précision l'épaisseur de la pièce, la vitesse de propagation, la position des défauts par rapport aux dimensions de la pièce dans le cas où cette dernière présente des défauts, ainsi que les amplitudes des échos souhaités, avec une précision mieux appréciable qu'à l'oeil nu [5, 16, 40].

. Dans le cas d'un retard pur  $\Delta t$  entre deux signaux, la réponse impulsionnelle h(t) est de la forme [25, 26]:

$$h_0(t) = \delta(t - \Delta t) \tag{2.5}$$

Par conséquent, la transformée de Hilbert (TH) de h(t) n'est autre que :



Figure 2.3 : Calcul du temps de décalage entre deux signaux

La transformée de Hilbert permet la génération de l'enveloppe instantanée du signal, qui ne dépend d'aucun paramètre extérieur. Mais cette transformée ne tient pas compte du **sens de variation (perte du signe)** des réflexions acoustiques qui se manifestent aux différentes interfaces. La transformée de Hilbert c'est la plus simple méthode pour obtenir la position de ces interfaces.

#### 2.3. Analyse de Fourier

L'analyse d'un signal consiste à mettre en évidence certains phénomènes (transitoires, périodiques, ...etc.) qui le composent.

La transformée de Fourier (TF) est un outil permettant de connaître le comportement fréquentiel d'un signal. La TF permet de décomposer un signal en une série de sinusoïdes à différentes fréquences. La fonction analysée peut être comparée à une partition dont les sinusoïdes. Donc cette transformation permet le passage d'un domaine (temporel) à un autre (fréquentiel)

Les formules d'analyse et de synthèse de la transformée de Fourier d'une fonction intégrable sont données par [49-52] :

Analyse: 
$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \exp(-i2\pi f t) dt$$
 (2.7)

Synthèse: 
$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) . \exp(i2\pi f t) df$$
 (2.8)

Ces formules montrent que pour le calcul d'une valeur fréquentielle X (f), il est nécessaire de connaître toute l'histoire temporelle de x(t) de  $(-\infty)$  à  $(+\infty)$ . Malgré l'utilisation vaste de cette transformation, elle présente plusieurs inconvénients au niveau de son interprétation physique. On peut en citer quelques uns :

• Elle est limitée dans le cas des signaux non stationnaires, c'est à dire les signaux dont leurs caractéristiques spectrales évoluent dans le temps avec d'autre terme. Avec la TF, on perd toute information relative au temps ;

 Non-causalité : il faut connaître tout le signal x(t) pour pouvoir calculer X(f), l'analyse en temps réel est impossible ;  Principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor : Bien qu'il fût découvert par Heisenberg en 1925 en mécanique quantique, son formalisme en traitement du signal a été établi par Gabor en 1946. Il est donné par :

$$\Delta T \cdot \Delta f \ge \frac{1}{4\pi} \tag{2.9}$$

Cette expression exprime, le compromis temps-fréquence pour une analyse. A un signal bref en temps, correspond un spectre fréquentiel très étendu [49, 52, 53].

Pour remedier à ces limitations, nous pouvons utiliser d'autres méthodes qui tiennent compte de l'information temporelle et de l'information fréquentielle à la fois. Ces types de méthodes sont connues par les méthodes d'analyse temps-fréquence (TFR : time frequency representation), dont l'objet principal est l'observation des variations de fréquence d'un signal en fonction du temps.

#### **2.3.1.** Transformée de Fourier à court terme (TFCT)

En CND, la représentation temporelle classique d'écho ultrasonore, ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples, tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne permet pas la localisation temporelle de ces composantes. Ainsi, partant des propriétés de ces échos et des limitations de la transformée de Fourier (TF), il est naturel de s'orienter vers un schéma d'analyse temps-fréquence multi-composantes [54].

La méthode qui est sans doute la plus intuitive, pour avoir des informations temporelles et fréquentielles sur le signal, c'est la transformée de Fourier à court terme. Elle permet de restreindre l'existence du signal autour d'un instant t grâce à une fenêtre d'analyse g(t), puis on prend sa transformée de Fourier (TF) :

Analyse: 
$$TFCT(f,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) g(t-b) \exp(-i2\pi f t) dt$$
 (2.10)

Synthèse : 
$$x(t) = \iint_{R} TFCT(f,b).G(f,b).df db$$
 (2.11)

On fait alors glisser cette fenêtre le long du signal, ce qui permet d'en mesurer le contenu spectral au cours du temps.

La TFCT consiste à faire coulisser une fenêtre d'analyse le long du signal étudié, onts dimensions sontées de façon à garantir les conditions de stationnarité. Malheureusement ces contraintes ne peuvent pas permettre une bonne résolution en temps et en fréquence simultanément [52, 54, 55].



Figure 2.4 : Transformée de Fourier à court terme

L'inconvénient principal de cette méthode est le compromis entre la résolution fréquentielle et temporelle.

#### 2.3.2. Spectrogramme

Le carré du module de la transformée du Fourier fenêtrée, est le spectrogramme du signal :

$$Spectrogram = \left| TFFG(f,b) \right|^2 = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g(t-b)\exp(-i2\pi f t) dt \right|^2$$
(2.12)

Le spectrogramme donne une distribution temps-fréquence de l'énergie dans le signal. L'inconvénient de cette méthode, outre sa faible résolution conjointe temps-fréquence, est que la taille de la fenêtre est constante. Il serait plus pertinent d'adapter la taille de la fenêtre d'analyse aux caractéristiques locales du signal ; c'est-à-dire, on associe une petite fenêtre d'analyse aux hautes fréquences et une largetre d'analyse pour les basses fréquences. L'analyse en ondelettesvise à apporter une solution à ce problème [12,25, 40,50].

#### 2.4. Distribution de Wigner Ville

Le carré de la transformée de Fourier est appelé le spectre de puissance et il caractérise l'énergie de la distribution d'un signal dans le domaine fréquentiel. Puisque la transformée de

Fourier reste linéaire, le spectre de puissance est une fonction quadratique de fréquence. On utilise également le carré de la transformée de Fourier à court terme (spectrogramme) pour décrire la distribution énergétique d'un signal dans le domaine temps-fréquence. La résolution du spectrogramme dépend de la sélection de la fonction d'analyse. Pour surmonter ces problèmes, nous présentons une méthode plus générale pour décrire la distribution énergétique d'un signal dans le distribution de Wigner-Ville [56].

La distribution de Wigner-Ville (DWV), joue un rôle primordial dans la théorie et la pratique de l'analyse temps/fréquence (RTF). Elle répond de façon favorable à l'amélioration de cette analyse mais reste toutefois limitée par le problème des termes interférentiels qui réduisent généralement la lisibilité d'un diagramme temps-fréquence et qu'il est en ce sens souhaitable de s'en débarrasser. Ceux-ci traduisent pratiquement le problème de séparation des composantes internes des bruits et celles du signal.

Pour mettre en oeuvre cette transformation, il convient d'utiliser une implémentation qui se rapproche d'un passage au signal analytique. Ceci permet de limiter le spectre du signal aux seules composantes positives). L'expression de la distribution de Wigner-Ville est donnée par [57, 58]:

$$DWV_{z}(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} z \left(t + \frac{\tau}{2}\right) z^{*} \left(t - \frac{\tau}{2}\right) \exp\left(-i2\pi f\right) d\tau \qquad (2.13)$$

Avec z(t) est le signal analytique.

Cette propriété est illustrée sur la figure suivante, où on considère comme signal de test une sinusoïde avec une modulation d'amplitude gaussienne. On présente également la représentation temporelle et le spectre du signal [57].



Figure 2.5 : Propriété de la conservation du support fréquentiel et temporel

#### 2.4.1. Problème des interférences

L'inconvénient de la distribution de Wigner-Ville est la bilinéarité. Cette dernière, est responsable de l'apparition de termes non souhaitables (supplémentaires) dits termes d'interférences, qui peuvent dans certains cas nuire la lisibilité de la représentation temps-fréquence obtenue.

Cette "limite" de la distribution de Wigner-Ville est un prix à payer pour toutes ses autres bonnes propriétés. En effet, la forme quadratique de celle-ci est à l'origine de la plupart des caractéristiques intéressantes de la distribution, mais elle est également à l'origine de la non linéarité de cette dernière. Considérons pour cela, un signal composé de deux termes  $x_1(t)$  et  $x_2(t)$  donné par :

$$\begin{aligned} x(t) &= x_1(t) + x_2(t) \implies \\ DWV_x(t,f) &= \int_{-\infty}^{+\infty} \left( x_1 \left( t + \frac{\tau}{2} \right) + x_2 \left( t + \frac{\tau}{2} \right) \right) \cdot \left( x_1^* \left( t - \frac{\tau}{2} \right) + x_2^* \left( t - \frac{\tau}{2} \right) \right) \cdot \exp\left( - 2j\pi f\tau \right) d\tau \\ \implies DWV_x(t,f) &= DWV_{x1}(t,f) + DWV_{x2}(t,f) + DWV_{x1x2}(t,f) + DWV_{x2x1}(t,f) \\ \implies DWV_x(t,f) &= DWV_{x1}(t,f) + DWV_{x2}(t,f) + 2.R_e \left[ DWV_{x1x2}(t,f) \right]. \end{aligned}$$

Avec :

 $DWV_{x1}(t, f)$  et  $DWV_{x2}(t, f)$  : Représentent les auto-termes (les termes propres).



2.  $R_e \left[ DWV_{x_1x_2}(t, f) \right]$ : Représentent les termes d'interférences (les termes croisés).



Le terme (2.  $R_e \left[ DWV_{x1x2}(t, f) \right]$ ) de cette expression est non nul et représente le terme dit d'interférence. Ceux-ci, augmentent rapidement puisque leur nombre est donné par le produit Q (Q -1)/2. Où Q est le nombre de composantes du signal x (t).

Ces termes nuisent à la lisibilité des représentations qui peuvent être faites à partir de la distribution, mais ils peuvent, dans certains cas **être utiles car ils contiennent une information sur la phase du signal**. Il peut donc être intéressant de bien comprendre les mécanismes qui sont à l'origine de l'apparition des termes interférentiels de manière à les différencier des termes non interférentiels, et d'autre part, pour en extraire une information utile.

D'aprés les équations au dessus, l'inconvénient majeur de ctte techniques, est l'apparition des termes supplimentaire (phénomènes d'interférence). Ces derniers faussent énormément la

# 2.4.2. Distribution de Wigner Ville pour le CND

La distribution de Wigner-Ville, est un outil bien adapté à l'étude des signaux non stationnaires. Cette distribution permet de connaître la repartition de l'énergie. Dans notre travail, on va chercher les positions temporelles de maximums de la distribution de Wigner Ville qui indiquent les positions des échos afin de caractériser et/ou détecter le défaut dans les spécimens considérés :

$$E_{i} = \max\left(DWV(t, f)\right)_{t}$$
(2.14)

Où DWV(t, f) est la distribution de Wigner-Ville. L'indice t dénote que le maximum de DWV(t, f), et est calculé à chaque instant t et pour toutes les fréquences f [58].

# 2.5. Distribution Pseudo Wigner Ville 'DPWV'

La classe de Cohen est formée d'un ensemble de distributions temps-fréquence de forme bilinéaire du signal et dépendant d'une fonction arbitraire à deux variables  $\Phi(\xi, \tau)$ : la fonction de paramétrisation ou noyau de la distribution. Ces distributions possèdent les propriétés d'invariance en temps et en fréquence. Elles sont bilinéaires par rapport au signal et offrent par conséquence plus d'informations que le spectre de puissance. L'expression générale des distributions de la classe de Cohen est donnée par l'équation :

$$C_{z}(t,f) = \int_{-\infty-\infty-\infty}^{+\infty+\infty+\infty} \exp(j2\pi\xi(s-t)) \Phi(\xi,\tau) z\left(s+\frac{\tau}{2}\right) z^{*}\left(s-\frac{\tau}{2}\right) \exp(-2j\pi f\tau) d\xi \, ds \, d\tau \qquad (2.15)$$

Avec  $\Phi(\xi, \tau)$  est le noyau de la distribution.

Une multitude de distributions peuvent s'obtenir à partir de la formule unifiée (2.15) suivant un choix approprié du noyau de la distribution. La distribution de Wigner-Ville est le membre le plus utilisé de la classe de représentations dite classe de Cohen [59]. Elle présente l'inconvénient de comporter, à cause de sa structure bilinéaire, des interférences entre les différentes composantes fréquentielles et/ou temporelles du signal.

Il existe d'autres types de transformations dérivées de la DWV qui ont été créées afin de diminuer les interférences dans la transformation de Wigner-Ville et conservent les propriétés de la classe de Cohen. Par exemple, la pseudo distribution de Wigner Ville, qui est proposée par Martin et Flandrin est une forme lissée de la DWV. Une partie des interférences subsistantes peut être supprimée en utilisant une fenêtre d'observation temporelle w(t) (à valeurs réelles) qui isolera les composantes fréquentielles non simultanées. La nouvelle représentation temps-fréquence ainsi obtenue est la distribution Pseudo Wigner-Ville [11].

La distribution Pseudo Wigner-Ville DPWV utilise les propriétés du signal analytique z(t) associé au signal réel x(t) et d'une fenêtre d'observation w(t) opérant un lissage temporel. Ainsi, la transformée de pseudo Wigner-Ville (PWVD) s'écrit

$$PWVD_{x}(t,f) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left| w \left( \frac{\tau}{2} \right) \right|^{2} z \left( t + \frac{\tau}{2} \right) z^{*} \left( t - \frac{\tau}{2} \right) \exp(-2.j\pi f\tau) d\tau$$
(2.16)

Où w(t) correspond à la fenêtre de lissage (type Hanning) dans le domaine du temps.

Un lissage temporel permet de diminuer ou supprimer une grande partie des interférences subsistantes.

L'implémentation de la DPWV lissée est basée sur la formulation discrète de l'équation (2.16). Le lissage intervient dans le domaine des fréquences.

$$PWVD_{X}(l,k) = \frac{1}{2.M} \sum_{n=0}^{M-1} w(n) z(l+n) w^{*}(-n) z^{*}(l-n) \exp\left(\frac{-2j\pi . km}{M}\right)$$
(2.17)

La distribution de pseudo Wigner Ville est une transformation qui représente le contenu spectral du signal non stationnaire comme carte bidimensionnelle de temps-fréquence. Elle évite en grande partie de la présence des limites d'interférences dans les régions où on s'attendrait à des valeurs de puissance nulle [59].

Elle a l'avantage de fournir une image temps-fréquence dont la concentration est aussi bonne que celle obtenue avec la DWV. En revanche, elle ne permet pas d'éliminer toutes les interférences connexes aux composantes du signal, parceque la recherche d'un noyau de forme adaptée au signal instantané permet de fournir un bon compromis entre la réduction des interférences et la concentration de la distribution. Si le signal possède plusieurs composantes au même instant, le noyau favorise les composantes d'énergie élevée [60, 61].

#### 2.6. Distribution de Choi-Williams 'DCW'

La distribution de Choi-Williams (CWD) emploie un grain exponentiel dans la classe généralisée des distributions bilinéaires de temps-fréquence pour réaliser une réduction des composants non souhaitables (termes croisés) de la distribution.

La distribution de Choi-Williams est l'une des fonctions de la classe de Cohen [21]. Elle a d'abord été proposée par Hyung-Ill Choi et William J. Williams en 1989. Cette fonction de distribution adopte le noyau exponentiel pour supprimer les termes d'interférences. Par conséquent, le noyau de la fonction de distribution Choi-Williams ne peut pas filtrer complétement les termes croisés qui résultent des composants qui diffèrent à la fois en temps et en fréquence [22]. Cependant, cette représentation a de très bonnes propriétés de description du contenu temps-fréquence des signaux.

La transformée la Choi-Williams est donnée par les équations suivantes :

$$CWD_{x}(t,f) = \int_{-\varpi}^{\varpi} \int_{-\varpi}^{\varpi} A_{x}(\eta,\tau) \Phi(\eta,\tau) \exp\left(2j\pi(\eta t - \tau.f)\right) d\eta d\tau$$
(2.18)

Avec

$$A_{x}(\eta,\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} z(t+\tau) z^{*}(t-\tau) \exp(-2j\pi t\eta) dt \qquad (2.19)$$

et

$$\Phi(\eta,\tau) = \exp\left[-\alpha \left(\eta\tau\right)^2\right]$$
(2.20)

 $\Phi(\eta, \tau)$  est la fonction du noyau, qui est habituellement un filtre passe-bas et est employé pour supprimer les interférences nocives pendant le traitement. Les fonctions du noyau sont des fonctions de deux variables qui définissant l'intégrité de DCW pour transformer l'équation générale d'un domaine à un autre domaine [62, 63].

La distribution de Choi et Williams a prouvé qu'il y a une différence entre la résolution des auto-termes et la résolution de termes croisés (suppression d'interférences). En particulier, la résolution trouvée par cette technique dépend directement du facteur  $\alpha$ . Si  $\alpha$  est petit, on obtient une bonne résolution avec une réduction considérable des termes croisés [19, 23, 62].

L'objectif principal de la DCW est de supprimer ou réduire au minimum les interférences et améliorer la lisibilité d'estimation par un bon choix de la fonction du noyau qui dépend du type de signal analysé pour faire un lissage temps-fréquence [63, 64].

#### 2.7. Transformée en ondelettes

sont équivalentes aux grandes fréquences.

La transformeé en ondelettes (T.O) est une méthode d'analyse en temps échelle. Elle diffère de la TFCT car elle peut avoir une fenêtre dont la largeur varie en position et en longueur. Ce qui permet de mesurer le contenu spectral du signal au cours du temps.

La transformée en ondelettes réalise une projection du signal sur un ensemble de fonctions appelées classiquement "ondelettes" et dont la construction diffère de celle de la TFCT : on change la variable fréquence f par celle d'échelle a. L'ondelette mère  $\psi$  est une fonction de moyenne nulle ayant le carctère oscillant pour assurer l'inversion de la T.O (l'ortogonalité). La famille des ondelettes translatées dans le temps et dilatées en échelle associée à  $\psi$  est

La famille des ondelettes translatees dans le temps et dilatees en echelle associee à  $\psi$  est définie comme suit [65-67]:

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$
(2.21)

 $\psi(t)$ : L'ondelette mère,  $\psi_{a,b}(t)$ : Les ondelettes filles ; a: Le paramètre d'échelle ; b: Le paramètre de translation.

Il existe une variété des fonctions d'ondelettes suivant les besoins de différentes applications. En général, l'ondelette est une petite onde qui a *une énergie finie* concentrée dans le temps. Dans la T.O, une grande échelle est équivalente aux petites fréquences et les petites échelles

Le paramètre b permet la translation temporelle de la fonction d'ondelette. Suivant le paramètre d'échelle a on peut dire qu'une :

- petite échelle permet une analyse très localisée en temps, ce qui implique une bonne résolution temporelle et une mauvaise résolution fréquentielle ;
- grande échelle permet une analyse sur un horizon plus large, ce qui implique une mauvaise résolution temporelle et une bonne résolution fréquentielle.

Alors on peut dire qu'à chaque fois l'échelle diminue, on obtient une amélioration dans la résolution temporelle. Dans le cas contraire, on obtient une amélioration dans la résolution fréquentielle [41,66, 67].



a- Pavage du plan temps-fréquence (TFCT)
 b- Pavage du plan temps-échelle (T.O)
 Figure 2.7 : Comparaison entre le pavage TFCT et T.O

La transformée en ondelette peut être introduite en utilisant l'analyse multirésolution, basée sur un processus de décomposition du signal en approximations et en détails à plusieurs niveaux. Le signal d'origine x(t), traverse deux filtres complémentaires, passe-haut et passe bas, et émerge en tant que deux signaux : respectivement le signal d'approximations A et le signal de détails D.

Il existe deux façons d'introduire les ondelettes : l'une à travers la transformée ondelettes continue et l'autre par l'analyse multirésolution [48, 50, 68-75].

# 2.7.1. Transformée en Ondelettes Continue (T.O.C)

L'expression générale de la transformée en ondelettes dans le cas continu est donnée par :

$$T_{x}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{R} x(t) \psi^{*}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt$$
(2.22)

Alors la TOC est le produit scalaire entre le signal x(t) et l'ondelette  $\psi_{a,b}(t)$ , donc on peut écrire :

$$T_x(a,b) = \langle x(t).\psi_{a,b}(t) \rangle$$
(2.23)

La quantité  $|T_x(a,b)|^2$  est appelée scalogramme de x(t).

$$|T.O(a,b)|^{2} = \left| a^{\frac{-1}{2}} \int_{-a}^{a} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \right|^{2}$$
(2.24)

Les coefficients d'ondelettes  $T_x(a,b)$  dépendent de deux facteurs a et b.

La TOC est calculée en faisant varier l'échelle sur la fenêtre d'analyse en décalant la fenêtre dans le temps, en effectuant le produit avec le signal puis en intégrant sur toute la durée. Les grandes échelles correspondent à des vues globales du signal sans aucun détail. Les faibles valeurs d'échelle correspondent à des vues détaillées. En termes de fréquence, de façon similaire, les basses fréquences (grandes échelles) fournissent une information globale sur le signal (habituellement sur toute l'étendue du signal) alors que les hautes fréquences (faibles échelles) donnent des informations détaillées sur un motif caché dans le signal (généralement de faible durée)

Donc, il y a une correspondance entre les échelles d'ondelettes et la fréquence comme suit :

- Basse échelle  $a \Rightarrow$  ondelette compressée  $\Rightarrow$  changement rapide de détails  $\Rightarrow$  haute fréquence f;
- Haute échelle  $a \Rightarrow$  ondelette dilatée  $\Rightarrow$  changement lent de détails  $\Rightarrow$  basse fréquence f.

La mise à l'échelle, en tant qu'opération mathématique, dilate ou compresse le signal [76-79].

# 2.7.2. Ondelettes et détection des échos

La transformée en ondelettes, est devenue un outil très puissant pour filtrer le signal (amélioration du rapport signal sur bruit), et aussi permet de localiser et déceler les composantes principales du signal [80].

La transformée en ondelettes continue est un tracé sur lequel l'axe des abscisses représente les variations temporelles et l'axe des ordonnées celles de l'échelle (ici inversement proportionnelle à la fréquence). La couleur prononcée à chaque point (x, y) représente l'importance de l'amplitude des coefficients. Nous obtenons ainsi les coefficients produits à différentes échelles pour différentes sections du signal analysé.

Les contours (projection sur le plan échelle temps) fournissent une représentation spectrotemporelle très claire pour permettre ainsi une mesure plus aisée du contenu fréquentielle ou des différentes durées des composantes ou l'intervalle les séparant.

La méthode que nous proposons pour l'estimation du temps de retard (temps de vol ou temps de parcours), est basée sur le concept énergétique de la transformée en ondelettes continue.

L'application de T.O.C sur le signal ultrasonore, avec un choix d'une ondelette d'analyse et d'un facteur d'échelle adapté. Cette estimation se fait par le calcul des coefficients les plus puissants par rapport aux autres coefficients, c-à-d le calcul des coefficients locaux correspond à chaque écho (classification des maximums locaux).

$$Echo_i = Max(C_i) \tag{2.25}$$

Une fois qu'on trouve les coefficients élevés, on peut déduire les positions temporelles correspondantes à chaque écho qui compose l'onde ultrasonore. Cette connaissance facilite la caractérisation, la détection et/ou la localisation des défauts dans la matière en question [2, 41,81-83].

#### 2.7.3. Méthode proposée pour le choix de l'ondelette analysante

Malheureusement le choix de l'ondelette mère adaptée à l'analyse du signal ultrasonore n'est pas une chose aisée pour arriver à une optimisation de l'objectif escompté qui est détection des défauts, et/ou la caractérisation des matériaux [83].

Dans ce travail, nous avons proposé un algorithme pour adapter la meilleure ondelette mère afin d'analyser le signal ultrasonore d'une façon très précise. L'idée principale est basée sur le calcul des coefficients d'ondelette de ce signal ultrasonore à une certaine échelle, puis la déduction de la valeur maximale des coefficients d'ondelette calculées pour chaque échelle, cà-d **les maximas locaux.** L'utilisation des coefficients d'ondelettes s'avère également un moyen efficace pour juger la corrélation entre le signal ultrasonore et l'ondelette analysante.

On considère un ensemble de bases d'ondelettes continues (Morlet, chapeau mexicain, ...etc) pour calculer les coefficients d'ondelettes du signal en question, puis comparer les résultats obtenus de chaque base avec les autres bases. Enfin, choisir la meilleure base qui possède une forme proche du signal ultrasonore. On choisit la base ayant **les maximas locaux plus importants** par rapport aux autres bases.

Le processus du choix de l'ondelette mère est illustré par l'algorithme ci-dessous :



Figure 2.8 : Algorithme du choix de l'ondelette mère

#### 2.7.4. Méthode proposée pour le choix du facteur d'échelle adapté

Pour estimer le facteur d'échelle adapté pour analyser les signaux ultrasonores, nous avons proposé une méthode simple et facile à manipuler. Cette méthode est basée sur le calcul des coefficients de la transformée en ondelette continue à un facteur d'échelle (P) très grand (on prend par exemple le facteur d'échelle P=500 pour les signaux ultrasonores) à l'aide d'une base d'ondelettes optimale. Par la suite on calcule le facteur d'échelle Pm qui correspond au coefficient d'ondelette maximal, c-à-d, le facteur d'échelle du coefficient d'ondelette qui correspond au motif du signal le plus énergétique (la plus basse fréquence dans le signal). Ce facteur d'échelle permet de connaître les comportements temporels et fréquentiels de l'information essentielle du signal ultrasonore.

 $Max(Coeff_i) \Rightarrow Motif \ le \ plus \ energetique \Rightarrow \ la \ plus \ basse \ fréquence \Rightarrow \ le \ grand \ facteur$ d'échelle significatif (Pm)

Une fois le facteur d'ondelette Pm trouvé, on peut directement déduire le facteur d'échelle adapté  $P_{adp}$  par la relation suivante :

$$P_{adp} = Pm \qquad \underbrace{\text{Lisibilité}}_{Padp} = Pm * P_{\text{Lisib}} \tag{2.26}$$

Avec :  $P_{Lisib} \ge 1.2$ . Ce facteur permet d'améliorer la lisibilité des coefficients d'ondelette dans le plan temps-fréquence.

### 3. Manipulation expérimentale et discussions des résultats

Dans cette partie, nous allons appliquer les techniques de traitement du signal décrites précédemment, sur les signaux réels mésurés lors de notre expérimentation. Le premier signal (signal réel 01), résulte de l'échantillon pâte du ciment. Quant au deuxième (signal réel 02), résulte de l'échantillon mortier.

L'objectif du travail est de calculer la vitesse de propagation dans le premier échantillon, (l'épaisseur de la pièce est  $e_p = 2.5 \text{ cm}$ ) et de détecter le défaut dans le deuxième échantillon 'mortier' ( $v_2 = 3960 \text{ m/s}$ ). Dans notre cas, le calcul d'épaisseur, va correspondre à la profondeur du défaut. En effet, nous avons placé un petit morceau d'aluminium dans le mortier et on va le considérer comme un défaut, c-à-d une variation d'impédance.

Le calcule de la vitesse de propagation et d'épaisseur de défaut est basé sur la connaissance du temps de vol  $T_v$ :  $T_v = 2.e_p / v$ 

Nous avons utilisé le MATLAB version 6.5, pour valider les techniques de traitement du signal étudiées.

#### 3.1. Description de système de mesure

Pour notre travail, nous avons employé comme technique des essais non destructifs par ultrasons : la méthode d'impulsion écho (pluse-écho) en immersion en incidence normale dans la direction longitudinale. Le schéma de cette experience est présenté sur la figure (2.10).



Figure 2.9 : Pulse-écho par immersion

Elle comporte :

- Une cuve comportant le support porte-échantillon (nous avons utilisé des échantillons de forme prismatique.

- Un transducteurs piézo-électriques de fréquence 0.5 Mhz pour premier échantillon, et un autre de 2.25 Mhz pour le deuxième, qui jouent le rôle d'un convertisseur électrique/ultrason, sachant que l'augmentation de la fréquence provoque une bonne détection des défauts s'ils existent. Les impulsions émises par le transducteur sont générés par un émetteur/récepteur ultrasonique (Panametrics 5077PR, 606V), relié avec un oscilloscope numérique (Tektronics TDS 1002), pour visualiser les échos émis et réfléchis.

- Un ordinateur pour afficher les signaux mésurés.
- Deux échantillons, Pâte du ciment et Mortier.

Dans cet essai, nous avons rempli la cuve de telle sorte que le convertisseur électrique/ultrason et la pièce à contrôler soient immergés. La partie principale de l'essai est le transducteur qui tient l'échantillon sous contrôle, sachant que le mode d'excitation est impulsionnel avec un angle d'incidence de 0°(incidence normale) et le type des ondes généreés par le transducteur est longitudinal.

La figure (2.11) représente les signaux mésurés pour les deux échantillons considérés.



Figure 2.10 : a- Signal 01 'pièce01 : pâte du ciment', b- Signal 02 'pièce02 : mortier'
#### 3.2. Application de la corrélation

Dans cette première application, on calcule le temps de retard entre les échos obtenus par le transducteur, à savoir : l'écho de l'interface et ceux du fond et de défaut respectivement.

L'échantillon de la pâte de ciment (piéce 01) est caracterisé par une épaisseur  $d_1$ =2.5 cm, une longueur  $L_1$  = 6 cm et une hauteur  $H_1$  = 7.5 cm.

Tandis que l'échantillon du mortier (piéce 02) presente un défaut (morceau d'alumimuim) insiré à la distance  $e_p$  ..?. La piéce 02 est d'épaisseur  $d_2 = 2.8$  cm, de longueur  $L_2 = 6.5$  cm et de hauteur  $H_2 = 7.5$  cm.

La vitesse de propagation de l'onde dans la première pièce 01 est inconnue ; mais celle dans la pièce 02 est  $v_2 = 3960 \text{ m/s}$ . Sachant que le pas d'échantillonnage pour les deux signaux est le même  $Te = 4.10^{-8}$  sec .

Chaque signal ultrasonore, comprend trois ou quatre Composantes : E1 : impulsion d'attaque, E2 : Echo de Face (écho d'interface) et E3 : Echo de fond (face interne de la pièce), Ed : Echo de défaut

Dans ce travail, nous avons utilisé l'équation donnant la distance en fonction de la vitesse pour calculer le temps de vol et par la suite estimé la vitesse de propagation ou détecter l'emplacement de défaut s'il existe.

x = v. t, pour notre cas le transducteur joue le rôle d'un émetteur /récepteur, c-à-d, x = 2.x $2.x = v. t => 2.x = v. T_v => T_v = 2.e_p/v$ , avec x: ladistance traversée par l'onde,  $T_v$ : temps de vol,  $e_p$ : épaisseur traverse par l'onde ultrasonore et v: vitesse de propagation.

L'autocorrélation est maximale pour un retard nul ( $|C_x(\tau)| \le C_x(0)$ ) (inégalité de Schwartz). Le retard entre les échos est donné par l'abscisse des maximums de l'autocorrélation entre les pics (écho de face, écho de fond et l'écho de défaut, pour notre cas).

Les résultats obtenus sont donnés par les figures (2.11) et (2.12) et le tableau (2.1) :



Figure 2.11 : Autocorrélation du signal 01(à gauche) et du signal 02 (à droite)



Figure 2.12 : Zoom corrélation\_échos du signal 01(à gauche) et du signal 02 (à droite)

Signaux	Signal 01	Signal 02
Écho de Face	56.60 µs	60.20 µs
Écho de Fond /Défaut	73.08 µs	65.12 μs
Temps de Vol	16.48 μs	4.92 µs
Vitesse de propagation	3034 m/s	$v_2 = cst = 3960 m/s$
Épaisseur Relative	Sans défaut	0.97 cm

**Tableau 2.1 :** Résultats obtenus par la corrélation

En exploitant les signaux récus dans les figures (2.11) et (2.12), on peut déterminer les résultats rassemblés dans le tableau (2.1) :

- Le temps de décalage dans la pièce 01 est  $T_{V1} = T_{E.FOND} - T_{E.FACE} = 16.48 \ \mu s$ , ce qui nous permet d'estimer la vitesse de la propagation de l'onde ultrasonore dans la pâte du ciment avec la connaissance d'épaisseur totale de la pièce à partir de la relation  $v_1 = 2.E_p / T_{v1} = 3034 \ m/s$ .

- Le temps de décalage dans la pièce 02 est  $T_{V2} = T_{E.DEFAUT} - T_{E.FACE} = 4.92 \ \mu s$ . A partir de ce dernier et de la vitesse de propagation de l'onde dans le mortier  $v_2 = 3960 m/s$ , nous pouvons déduire l'épaisseur relative de défaut (localiser l'emplacement de défaut dans la pièce à contrôler) par la relation  $E_r = T_{v2} \cdot v_2 / 2 = 0.97 \ cm$ .

## 3.3. Application de la transformée de Hilbert

L'enveloppe y d'un signal x est égale à la norme du signal analytique  $S_a$ . Ce calcul a été réalisé par une des fonctions intégrées du logiciel Matlab :|TH(x)| = abs(hilbert(x)) et  $|S_a| = |x(t) + jTH(x(t))|$ 



Figure 2.13 : T.H. du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite)

D'après les figures, les paramètres calculés par TH sont regroupés dans le tableau 2.2 :

Signaux	Signal Ultrasonore 01	Signal Ultrasonore 02		
Écho de Face	57.28 μs	60.60 µs		
Écho de Fond /Défaut	73.24 µs	65.32 μs		
Temps de Vol	15.96 µs	4.72 μs		

Célérité	3132.8 m/s	$v_2 = cst = 3960  m/s$
Épaisseur Relative	Pas de défaut	0.93 cm

Tableau 2.2 : Résultats obtenus par la transformée d'hilbert

Cette méthode ne permet pas de tenir compte du sens de variation du signal, et donc ignore le signe des gradients rencontrés et par la suite le sens des variations.

$$T_{V1} = T_{E.FOND} - T_{E.FACE} = 15.98 \ \mu s \implies v_1 = 3132.8 \ m/s$$
  
$$T_{V2} = T_{E.DEFAUT} - T_{E.FACE} = 4.72 \ \mu s \implies E_r = 0.93 \ cm$$

On observe que les valeurs du temps de vol, sont sensiblement égales à celles trouvées par l'autocorrélation.

## 3.4. Application de la TFCT et spectrogramme

Cette partie consiste en l'application de la transformée de Fourier à Court terme sur les signaux à contrôler pour connaître leur comportement fréquentiel et temporel.

Nous allons localiser leurs fréquences temporellement, à l'aide d'une fenêtre glissante de type Hamming de largeur  $0.64 \,\mu s = 16$  échantillons (c-à-d, le signal est décomposé en 156 segments) en une première étape, et en deuxième étape, nous allons utiliser une fenètre de largeur de  $2.56 \,\mu s = 64$  échantillons (le signal décompsé en 39 segment).

Les calculs de décalage temporel entre les échos réfléchis par la pièce 01 et la pièce 02, sont donnés dans les tableaux suivants :

Signal 01				Signal 02		
	Segment	Temps	Temps de T <sub>v</sub>	Segment	Temps	Temps de T <sub>v</sub>
Écho de Face	91	58.24 µs	16.00 µs	96	61.44 μs	4.48 <i>us</i>
Écho de Défaut	Néant	Néant		103	65.92 μs	
Écho de Fond	116	74.24 μs		/	/	
Vitesse / Épaisseur		3125 m/s	s		0.89 cm	

Tableau 2.3 : Résultats obtenus par TFCT et le spectrogramme avec une fenètre de largeur

Signal 01				Signal 02		
	Segment	Temps	Temps de $T_v$	Segment	Temps	Temps de T <sub>v</sub>
Écho de Face	24	61.44 μs		25	64.0 µs	5 10
Écho de Défaut	Néant	Néant	15.36 μs	27	69.12 μs	$5.12 \mu s$
Écho de Fond	30	76.80 μs		/	/	
Viteese / Épaisseur		3255.2 m/s	5		10.1 cm	

Tableau 2.4 : Résultats obtenus par TFCT et le spectrogramme avec une fenètre de largeur

## FG= 2.56 μs



Figure 2.14 : TF du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite)



**Figure 2.15 :** TFTC du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite) pour une fenêtre de largeur  $FG=0.64 \ \mu s$ 



Figure 2.16 : Spectrogramme du signal 01 et du signal 02 avec  $FG = 0.64 \ \mu s$ 



Figure 2.17 : Contours du spectrogramme du signal 01 et signal 02 avec  $FG = 0.64 \ \mu s$ 

Pour l'analyse par TFCT, nous remarquons que la localisation temporelle des positions des échos pour chaque signal est mauvaise par rapport aux techniques purement temporelles (la transformée d' Hilbert et la corrélation).

D'autre part, nous remarquons que l'application de la TFCT avec une fenêtre Hamming de largeur 2.65  $\mu s$ , donne des résultats meilleurs que ceux trouvés par une fenêtre de largeur 0.65  $\mu s$ . TFCT est donc très sensible au choix la fenêtre glissante (type et taille).

La transformée de Fourier à court terme, présente l'avantage d'être applicable aux signaux non stationnaires (découpage du signal en plusieurs segments), mais son inconvénient est la longueur fixe de la fenêtre glissante (faible résolution conjointe temps-fréquence). Pour éviter ce dernier inconvénient, nous avons besoin d'un autre outil, qui permet de résoudre le problème du compromis temps-fréquence.

## 3.5. Application des distributions Temps-Fréquence

## **3.5.1.** Application de la distribution de Wigner Ville (DWV)

Nous avons appliqué la distribution de Wigner Ville sur les signaux ultrasonores réels afin de détecter et de localiser l'emplacement exact du défaut. On détermine les positions temporelles et fréquentielles de chaque écho dans les signaux traités. Le problème d'atténuation est bien clair dans cette application de DWV, car l'impulsion d'attaque et l'écho de face ont une puissance plus grande que l'écho du fond ou du défaut (la puissance diminue par la propagation). Pour remédier à ce type de problème, on trace seulement les échos rétrodiffusés dans son échelle appropriée. Les résultats obtenus sont donnés par les figures suivantes :







Figure 2.19 : Représentation échantillons-fréquence par la distribution Wigner Ville



Figure 2.20 : Représentation temps-fréquence par la distribution Wigner Ville



Figure 2.21 : Représentation temps-amplitude par la distribution Wigner Ville

Le but de ce calcul est de localiser l'emplacement du défaut dans le mortier et d'estimer la vitesse d'onde ultrasonore dans la pâte du ciment à l'aide de la distribution de Wigner Ville.

Les figures (2.19-21) montrent que la distribution de Wigner Ville est un outil efficace pour l'analyse temps-fréquence, puisqu'elle donne une bonne résolution conjointe, et nous permet ainsi de localiser avec exactitude les positions temporelles et fréquentielles de chaque écho. D'autre part, nous remarquons clairement le problème de la bilinéarité de cette distribution par l'apparition de termes non souhaitables (interférences). Ce dernier peut nuire à la lisibilité de la représentation temps-fréquence et aussi, ils sont responsables aux fausses lectures pour les résultats.

Une meilleure solution pour éviter ces problèmes et d'ajouter un noyau pour faire un lissage dans le signal. Ce lissage permet d'opter (d'avoir) une résolution acceptable et une élimination modérée des termes des interférences.

## 3.5.2. Application de la distribution de Pseudo Wigner Ville (DPWV)



L'application de cette distribution permet d'obtenir les figures suivantes :

Figure 2.22 : Représentation temps-fréquence par la distribution Pseudo Wigner Ville



**Figure 2.23 :** Représentation *temps-amplitude* par la distribution Pseudo Wigner Ville Les figures (2.22) et (2.23) montrant des améliorations des performances apportées par DPVW, on cite :

- Minimisation ou disparition des termes d'interférences avec une bonne lisibilité des résultats.
- Une bonne résolution conjointe temps fréquence, grâce au noyau de lissage.

- Amélioration de rapport signal/bruit.

## 3.5.3. Application de la distribution de Choi-Williams (DCW)

Dans cette section, nous avons exploité la distribution de Choi-Williams, pour détecter et localiser l'emplacement exact des échos et aussi diminuer l'effet du bruit au niveau des échos du signal ultrasonore.

Les caractéristiques physiques de la fonction du noyau (fenêtres) exploitée par distribution de Choi-Williams sont les mêmes pour le spectrogramme et le PWVD (taille et type).

Nous constatons que les échos des faces externes et internes sont apparaissent clairement dans la figure (2.25) et aussi dans la représentation temps-fréquence de Choi-Williams en figure (2.24).



Figure 2.24 : Représentation temps-fréquence par la distribution Choi-Williams



**Figure 2.25 :** Représentation *temps-amplitude* par la distribution Choi-Williams Les résultats obtenus montrent bien l'efficacité de cette méthode pour visualiser les échos réfléchis, et donne un avantage d'éliminer tous les composants supplémentaires (notifs) et ne garde que la plage susceptible de contenir l'écho cible ou désiré. Donc, on peut dire qu'elle apporte une solution au problème de détection de défauts noyés dans le bruit.

Signaux		Signal 01			Signal 02			
Temps (s)	T. <sub>E2</sub>	T. <sub>E3</sub>	$T_v$	vitesse	T. <sub>E2</sub>	T. <sub>Ed</sub>	Tv	Défaut
	μs	μs	$\mu s$	m/s	μs	$\mu s$	μs	ст
Spectrogram	38.24	54.24	16.00	3125	40.44	45.56	5.12	1.01
DWV	37.32	53.04	15.72	3180.7	40.40	45.32	4.92	0.97
DPWV	37.36	53.28	15.92	3140.7	40.44	45.32	4.88	0.97
DCW	37.36	53.32	15.96	3132.8	40.40	45.28	4.88	0.97

Tableau 2.5 : Résultats obtenus par les distributions d'énergie (DWV, DPWV, DCW)

Les mesures et courbes montrent que le temps de retard entre l'écho de face et l'écho de fond ou l'écho de défaut peut être facilement mesuré avec l'utilisation des techniques de traitement du signal basées sur la distribution d'énergie dans un plan temps-fréquence Alors ces techniques ont démontré leur capacité pour localiser et détecter les défauts, puisqu'elles agissent comme un «microscope» avec lequel nous pouvons observer différentes parties du signal. Enfin, les résultats estimés confirment la robustesse de ces méthodes et leur précision en détection des irrégularités.

## 3.6. Application de latransformée en ondelettes continue (TOC)

Les performences de la transformée en ondelettes dépendent implicitement de leurs paramétres propes (l'ondelette mère et le facteur d'échelle) et aussi du le signal traité lui méme.

## 3.6.1. Choix de l'ondelette analysante

Dans cette étape; nous allons décomposer les deux signaux ultrasonores étudiés; en utilisant un ensemble de bases d'ondelettes jusqu'à un certain facteur d'échelle (P = 300) pour les deux signaux. Puis déduire les meilleures bases d'ondelettes qu'elles ont l'allure la plus proche pour chaque signal. Les résultats trouvés sont donnés dans les deux tableaux ci-dessous.

Les résultats obtenus montrent que les coefficients d'ondelettes calculés par la famille d'ondelettes 'db4', 'Haar' et 'Meyer' sont les mieux adaptés pour analyser le premier signal ultrasonore (la ressemblance entre l'allure du signal et ce type des bases est mieux que les autres bases). Par contre la famille d'ondelettes 'Morlet' et 'Meyer' donnent de bons résultats pour analyser le deuxième signal ultrasonore.

D'après ces observations, nous pouvons déduire que les base optimales pour les deux signaux sont respectivement : l'ondelette mére 'db4' et l'ondelette mère 'Morlet'.

Base	Morlet	db4	db10	Haar	Mexh	Meyer
Eche1	2.0982	3.3613	2.5336	1.4*10^-15	10.6401	2.4800
Eche10	28.1659	35.5727	28.3841	36.9418	81.3395	37.4995
Eche20	45.4400	48.2628	44.2407	54.0709	93.2245	50.0349
Eche30	47.1564	71.5470	78.3895	66.9687	67.1170	64.7854

Eche40	75.8113	111.0320	79.7654	77.7537	49.0155	91.9865
Eche50	89.5676	113.5212	90.8310	87.1923	37.4541	100.8551
Eche60	90.5711	106.2946	98.0397	95.7111	30.1692	100.4771
Eche80	77.4431	93.1285	92.0383	94.5734	25.1410	83.7338
Eche90	71.2885	83.5849	85.5095	89.9989	25.2609	77.1254
Eche100	66.4500	74.3058	79.5735	85.5918	24.3266	71.1377
Eche120	57.7653	60.5081	70.3043	78.5618	23.2792	60.5364
Eche140	49.6582	53.2191	62.7137	72.9596	21.3330	52.2783
Eche150	45.7057	49.8578	59.2851	70.7864	20.8311	50.1293
Eche160	42.9764	46.4676	56.0053	68.4880	20.1668	48.0003
Eche180	39.9021	41.3299	50.4813	63.9769	19.5931	45.6747
Eche200	36.8681	38.9231	46.6398	58.7534	18.4381	42.3145
Var.Max (TOC)	92.0408	114.8236	98.4202	101.3608	100.7480	101.1684

 Tableau 2.6 : Choix de l'ondelette analysante pour le signal 01

Base	Morlet	db4	db10	Haar	Mexh	Meyer
Eche1	0.3165	0.3721	0.2695	1.5*10^-16	1.6382	0.3096
Eche10	3.6662	3.0957	3.6220	2.9823	2.3863	3.4824
Eche20	1.6290	2.2029	1.9433	1.5628	2.6947	2.1295
Eche30	1.8778	2.1115	2.0306	1.8602	2.6152	1.7868
Eche40	0.8611	1.9555	1.2070	1.9550	2.1657	1.2867
Eche50	1.5953	1.7087	1.7915	1.9226	1.7753	2.0716

Eche60	2.1654	2.1881	2.2631	2.6561	1.4917	2.4647
Eche80	2.3853	2.4573	2.3783	2.7898	1.1181	2.6347
Eche90	2.3399	2.4970	2.1613	2.6489	0.9941	2.6259
Eche100	2.1187	2.4452	1.9272	2.6319	0.8970	2.2842
Eche120	1.7868	2.0902	1.5746	2.3976	0.7079	2.0181
Eche140	1.9263	1.7812	1.3588	2.1764	0.6481	2.1189
Eche150	1.7084	1.6722	1.2850	2.0861	0.5991	1.8965
Eche160	1.4434	1.5825	1.2063	1.9652	0.4987	1.5999
Eche180	1.4672	1.4204	1.1144	1.9087	0.4856	1.6434
Eche200	1.3557	1.2658	1.0151	1.8625	0.4828	1.5268
Var.Max (TOC)	3.9991	3.1372	3.6477	2.9990	3.1830	3.7093

**Tableau 2.7 :** Choix de l'ondelette analysante pour le signal 02

## 3.6.2. Choix du facteur d'échelle

Dans la deuxième partie, nous allons adapter le facteur d'échelle des signaux ultrasonores étudiés. Nous décomposons les deux signaux par la transformée en ondelettes à 200 échelles en utilisant la base d'ondelettes optimale pour les deux signaux ('db4' et 'Morlet' respectivement). Les résultats obtenus sont rassemblés dans le tableau suivant :

Signaux	$Valeur Max (coeff_i)$	$P_m$	$P_{adp}$
Signal 01 ' <b>db4</b> '	114.8236	45	160
Signal 02 'Morlet'	3.9991	09	80

## Tableau 2.8 : Choix du facteur d'échelle

Ce tableau montre que le facteur d'd'échelle de la TOC qui permet la connaisance du comportement temporel et fréquentiel de l'information essentielle pour le premier signal est :

 $P_{m1} = 45$ , et pour le deuxième signal, il est  $P_{m2} = 9$ . Pour améliorer la lisibilité du tracé temps-échelle, nous adaptons les facteurs d'échelle  $P_{adp}1 = 160$  et  $P_{adp}2 = 80$ .

Pour vérifier la relation entre la base d'ondelettes et le facteur échelle, nous avons calculé le facteur d'échelle pour un ensemble de bases d'ondelettes pour le premier signal ultrasonore, et les résultats obtenus sont donnés par ce tableau :

Base	db4	Meyer	Aeyer Morlet Mexh	
$Max(coeff_i)$	114.8236	101.1684	92.0408	100.7480
$P_m$	45	53	58	15

Tableau 2.9 : Relation entre la base d'ondelettes et le facteur échelle

Ces résultats montrent que le facteur d'échelle dépend du signal lui-même et l'ondelette d'analyse utilisée.

## 3.6.3. Détection de défauts et caractérisation des matériaux

D'après les résultats précédents, Nous avons utilisé l'ondelette daubechies d'ordre 4 ('db4') pour décomposer le premier signal en 160 échelles et l'ondelette de ('Morlet') pour décomposer le deuxième en 80 échelles.

Le temps de retard entre l'écho de face et l'écho de fond (défaut) peut être facilement mesuré avec l'utilisation des coefficients d'ondelette.

Nous constatons d'après la figure (2.26) que les basses fréquences sont représentées en partie haute de l'image et les hautes fréquences en partie basse de celle-ci. D'autre part la figure (2.27) permet de voir la distribution de l'énergie des signaux dans le plan temps –échelle (temps-fréquence).

Les figures (2.27), (2.28) et (2.29) indiquent que les échos fondamentaux (écho de face et écho de fond/ défaut), peuvent étre localiser comme suit :

Pour le signal ultrasonore 01

$$\{(57.68 \ \mu s, 72.96 \ \mu s) \Rightarrow \{T_{v_1} = 15.28 \ \mu s \qquad \Rightarrow Vitesse = 3272.3 \ m/s$$

Pour le signal ultrasonore 02

$$\{(60.48 us, 65.40 \ \mu s) \Rightarrow \{T_{v_1} = 4.92 \ \mu s \Rightarrow Epaisseur \_relatif = 0.97 \ cm\}$$

Les résultats sont groupés dans le tableau 2.10.

La transformée d'ondelette a démontré sa robustesse pour localiser et détecter les défauts, puisqu'elle agit comme un « microscope » avec lequel nous pouvons observer différentes parties du signal.



Figure 2.26 : T.O.C (temps-échelle) du signal 01 (à gauche) et du signal 02 (à droite)



Figure 2.27 : Contours temps-échelle (scalogramme) du signal 01 et signal 02



Figure 2.28 : Analyse en ondelettes (3D) pour le signal 01 et le signal 02 (temps -échelleamplitude)



**Figure 2.29 :** Représentation temps-fréquence par la TOC : ('db4') pour le signal 01 et ('morlet') pour le signal 02

Signal 01			Signal 02				
Echos	C <sub>TOC</sub>	Temps μs	Temps vol μs	Echos	C <sub>TOC</sub>	Temps μs	Temps vol <i>us</i>
E.Face	C21= 49.0241	57.68		E.Face	C9 =3.9991	60.52	

E.Font	C26 = 10.0707	72.96	15.28	E.Défaut	C9 =0.8097	65.44	4.92
Vitesse	327	2.3 m/s		Epaisseur	0.97 cm		

Tableau 2.10 : Résultats obtenus par la transformée en ondelettes cotinue

## 4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié les différentes méthodes classiques de traitement du signal temporelles et fréquentielles (corrélation, transformée de Hilbert, TF), aussi les techniqes temps-fréquence.

Les résultats trouvés permettent de déduire que la TH ignore le sens de variation et elle est sensible au bruit et que la fonction d'intercorrélation est très efficace, puisqu'elle restitue le sens de variation du signal et elle permet aussi de réduire l'effet du bruit.

L'obtention d'une forte probabilité de détection des défauts et une bonne caractérisation du milieu de propagation, impose l'application de méthodes plus avancées de traitement du signal. Pour cela, on a des techniques de traitement du signal utilisant le balayage temps-fréquence, sont appliquées. Le plan temps-fréquence permet de découvrir le comportement fréquentiel et temporel du signal en parallèle et de discriminer entre les positions temporelles et fréquentielles des interfaces internes et externes des matériaux traités.

Les tehniques de traitememt du signal de type temps-fréquence exploitées dans ce chapitre (TFCT, spectrogramme, DWV, DPWV, DCW, T.O.C), montrent leur éfficacité et leur précision pour la détermination des positions des interfaces (écho de face, écho de fond/déeaut) des pièces analysées. Ce qui permet par la suite de caractériser la pâte du ciment et de détecter le défaut eventuel dans le mortier.

## Chapitre 3

# Techniques avancées de traitement du signal

Ti	Titres du chapitre					
1.	Introduction					
2	Décomposition Modale Empirique, EMD					
3	Transformée de Hilbert Huang, HHT					
4	Méthode proposée : Algorithme de détection d'échos par EMD/TOC					
5	Split Spectrum Processing					
6	Application et Discussion					
7	Conclusion					

#### **1. Introduction**

L'écho ultrasonore est de nature non stationnaire, ceci est dû au milieu de propagation non uniforme, qui contient des discontinuités provoquant la variation de la fréquence de l'onde reçue par rapport à l'onde émise. Il est non linéaire et se forme de plusieurs composantes fréquentielles (signaux multi-composantes) [1, 4, 6]. Ce signal est bref, ne se répète que rarement, et se manifeste par des oscillations évoluant au cours du temps. Dans de telles situations, la représentation temporelle classique d'écho ultrasonore, ne donne pas une bonne perception des composantes oscillantes multiples, tandis que la représentation fréquentielle (transformée de Fourier) ne permet pas la localisation temporelle de ces composantes. Ainsi, partant des propriétés de ces échos et des limitations de la transformée de Fourier (TF), il est naturel de s'orienter vers un schéma d'analyse multi-composantes adapté aux signaux traités. En effet, l'objectif de cette analyse est de mesurer la période du vol des différents échos, et prélever l'épaisseur du défaut, et calculer la vitesse de propagation des ultrasons en matière étudiée. Par la suite, déterminer alors les constantes élastiques, à savoir, le module de Young et le coefficient de Poisson qui permettent de décrire les propriétés mécaniques des matériaux et résolvent les problèmes de détection de caractérisation des matériaux et de détection des défauts [8, 13, 14.].

Dans ce contexte, on essaye d'augmenter la visibilité et la résolution des échos rétro-diffusés par des techniques de traitement du signal adaptées, pour caractériser, détecter et localiser les imperfections présentes dans les matériaux utilisés. Les techniques adoptées dans cette partie sont: la décomposition empirique modale (EMD), la transformée de Hilbert Huang (HHT) et la technique connue sous le nom, split spectrum processing (SSP) et la Split Spectrum Processing Adaptée A-SSP, et on termine par une combinaison des techniques de traitement du signal EMD/T.O.C.

## 2. Décomposition Empirique Modale EMD

La plupart des données issues de phénomènes physiques présentent deux difficultés de taille : les signaux observés sont non-stationnaires et les processus analysés sont non-linéaires. L'analyse fréquentielle de Fourier est limitée face à ce type de signaux. La définition même de la transformée de Fourier nécessite la connaissance du signal pour toutes les valeurs réelles du temps, ce qui est évidemment impossible dans le cas de l'analyse en temps réel. D'autre part, l'analyse temps-fréquence est basée sur une connaissance du contenu fréquentiel à travers une petite fenêtre d'analyse mobile et variable d'une position à une autre dans l'axe temporel [41, 43, 45, 51, 57, 66, 83].

L'inconvénient principal de ces dernières approches est que les fonctions de base sont fixées, et n'assortissent pas nécessairement la nature variable des signaux (sensibilité à la fenêtre choisie).

N.E. Huang a introduit en 1998 une technique de décomposition locale de signaux appelée : Décomposition Modale Empirique (Empirical Mode Decomposition EMD). L'EMD est une méthode algorithmique de décomposition spectrale adaptative : Au lieu d'analyser le signal dans une base fixée comme Fourier, on construit au fur et à mesure les fonctions de base. La méthode proposée par Huang et all, présente l'énorme avantage de décomposer localement les signaux, et agit de manière totalement adaptative [84]. Aucune base de décomposition n'est fixée a priori mais dépend uniquement du signal étudié. Une condition suffit pour appliquer l'EMD : être en présence d'au moins une oscillation, c'est à dire avoir un signal présentant au moins deux extremas locaux [84-94].

## 2.1. Principe

L'essentiel de la méthode est d'identifier les modes oscillants intrinsèques par leurs échelles de temps caractéristiques dans les données et puis de décomposer les données en conséquence. L'EMD permet de décomposer un signal en une somme finie de composantes ("modes") appelées "Intrinsic Mode Functions" Fonctions Intrinsèques de Mode ( $IMF_s$ ).

La Fonction Intrinsèque de Mode est une fonction vérifiant les conditions suivantes:

- La fonction oscille autour de 0 ;

- Le nombre de passages à zéro du signal diffère d'au plus 1 avec son nombre d'extremas ;

- L'enveloppe moyenne de la fonction est nulle [84,86].

## 2.2. Algorithme de décomposition en sous bandes : Algorithme de Tamisage

Tout signal x(t) peut être considéré comme la superposition d'une composante lente a(t) (basses fréquences) appelée approximation et une composante rapide d(t) (hautes fréquences) appelées détail. Ces composantes sont des  $(IMF_s)$  interprétées comme étant des ondes non stationnaires [87].



**Figure 3.1 :** Décomposition du signal x(t) en une composante rapide d(t) et une composante lente a(t)

Le principe de cette technique implique la décomposition adaptative du signal x(t) donné en une série de composants d'oscillations (dans une somme de fonctions), qui sont de la même longueur que le signal original, et préservent les variations de la fréquence avec le temps. Ces fonctions (*IMF*<sub>s</sub>) obtenues doivent remplir deux conditions :

(1) - Dans l'ensemble de données, le nombre d'extremums et le nombre de passages à zéro doivent être égale ou diffère par au plus un: (Avoir les mêmes nombres de passages à zéro et d'extremas *nombred'extremams – passage à zéro du signal* |=0 ou1).

(2) - À un point quelconque, la valeur moyenne de l'enveloppe définie par les maximums locaux et de l'enveloppe définie par des minimums locaux est égale à zéro. (Être symétrique en ce qui concerne le moyen local).

L'algorithme de tamisage se compose de deux étapes principales :

★ Étape 1 : Ètant un signal x(n), trouver les maximums locaux du signal, tous les maximums sont reliés par une ligne de splines cubiques comme enveloppe supérieure. Puis chercher les minimums locaux du signal, tous les minimums sont reliés par une ligne de

splines cubiques comme enveloppe inférieure. La moyenne de l'enveloppe supérieure et de l'enveloppe inférieure est désignée par  $m_1(n)$ ,

$$h_1(n) = x(n) - m_1(n)$$
 (3.1)



Figure 3.2 : a- Enveloppe supérieure et inférieure, b- Enveloppe moyenne

Si  $h_1(n)$  répond à toutes les conditions des  $(IMF_s)$ , il est le premier  $(IMF_s)$ .

★ Étape 2 : Si  $h_1(n)$  ne remplit pas les conditions des (*IMF*), il sera traité comme le signal d'origine, et l'étape 1 est répétée.  $m_{11}(n)$  est la moyenne de l'enveloppe supérieure et de l'enveloppe inférieure de  $h_1(n)$ , puis :

$$h_{11}(n) = h_1(n) - m_{11}(n) \tag{3.2}$$

Si  $h_{11}(n)$  répond à toutes les exigences des  $(IMF_s)$ , il est le premier  $(IMF_s)$ . Si  $h_{11}(n)$  ne répond pas à toutes les exigences des (IMF), l'étape 1 est répétée continuellement jusqu'au temps de k et jusqu'à ce que  $h_{1k}(n)$  soit une  $(IMF_s)$ , c'est à dire :

$$h_{1k}(n) = h_{1(k-1)}(n) - m_{1k}(n)$$
(3.3)

Il est indiqué comme premier composant  $c_1(n)$  de l'IMF(n) de x(n), *c'est-à-dire*, que  $c_1(n) = h_{1k}(n)$ . Puis  $c_1(n)$  est enlevé de x(n) pour obtenir le résidu  $r_1(n)$ , c'est-à-dire :

$$r_1(n) = x(n) - c_1(n) \tag{3.4}$$

Le résidu  $r_1(n)$  est traité comme nouveau signal. Puis les étapes 1 et 2 seront répétées pour obtenir le deuxième  $(IMF_s)c_2(n)$ . Ce procédé est répété.

Pour garantir que les composantes des  $(IMF_s)$  maintiennent assez de sens physiques des modulations d'amplitude et de fréquence, nous devons déterminer un critère pour que le processus de tamisage s'arrète. Ceci est accompli en limitant la taille de l'écart type calculé des deux résultats de tamisage consécutifs. Habituellement, l'écart type est placé entre 0.2 à 0.3.

$$ET = \sum_{n=0}^{T} \frac{\left| h_{1(k-1)}(n) - h_{1k}(n) \right|^2}{h_{1(k-1)}^2(n)}$$
(3.5)

Noter que l'EMD n'emploie aucun filtre ou fonction prédéterminée d'ondelettes. C'est entièrement une méthode conduite par données [86-88].

Pour reconstruire le signal original à partir d'une EMD, on utilise l'expression suivante :

$$x(n) = r_{l}(n) + \sum_{i=1}^{l} c_{i}(n)$$
(3.6)

On peut résumer les étapes de cet algorithme par cet organigramme



Figure 3.3 : Organigramme d'algorithme EMD originale

#### 3. Transformée de Hilbert Huang HHT

L'objectif de l'EMD est de réaliser une décomposition temporelle en signaux monocomposante pour calculer leurs fréquences instantanées (FI) définies comme étant la dérivée de la phase du signal analytique. Dans la section précédente, nous avons vu le principe de la décomposition d'un signal en ( $IMF_s$ ). L'EMD seule n'est pas une analyse temps-fréquence, pour rendre la fréquence instantanée applicable, Huang et al [84], présente un processus qui combine la transformée de Hilbert et l'EMD. Cette combinaison permet d'estimer la fréquence instantanée (FI) et l'amplitude instantanée (AI) de chaque IMF. La combinaison de l'EMD et de la transformée de Hilbert est appelée la Transformée de Hilbert-Huang (HHT). Ainsi, la représentation temps-fréquence issue de la HHT est construite à partir des FI et AI estimées. L'image temps-fréquence est élaborée à partir de l'ensemble des couples ( $AI_k(t), FI_k(t)$ ).

#### 3.1. Principe

La transformée d'Hilbert c'est une méthode d'analyse bien connue dans le domaine de traitement du signal, essentiellement définie comme la convolution du signal x(t) avec un signal défini par  $\left(\frac{1}{\pi t}\right)$  et peut souligner les propriétés locales de x(t), comme suit :

$$H(x(t)) = \left(\frac{1}{\pi . t} * x(t)\right) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} g(t - \tau) . x(\tau) . d\tau$$
(3.7)

D'après cette relation, on peut calculer le signal analytique z(t) de x(t) :

$$z(t) = x(t) + i H\{x(t)\} = a(t) . \exp(i.\varphi(t))$$
(3.8)

Où

$$a(t) = \sqrt{x(t)^{2} + H(x(t))^{2}}$$
(3.9)
$$(H(x(t)))$$

$$\varphi(t) = \arctan\left(\frac{H(x(t))}{x(t)}\right)$$
(3.10)

a(t) est l'amplitude instantanée de x(t); elle renseigne sur la variation de l'énergie de x(t)dans le temps) et  $\varphi(t)$  est la phase instantanée de x(t). Une propriété importante de Hilbert, est que la dérivée temporelle de la phase  $\varphi(t)$  représente la fréquence instantanée f(t) du signal x(t), exprimée comme suit :

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt}$$
(3.11)

La transformée de Hilbert Huang basée sur la décomposition de signal étudié en plusieurs sous bande  $(IMF_s)$  par l'EMD, puis l'application de Hilbert sur chaque (IMF) afin d'obtenir le spectre d'amplitude de Hilbert et la fréquence instantanée à l'aide des équations suivantes :

$$x(t) = \sum_{i=1}^{n} c_i(t) + r_n(t)$$
(3.12)

$$H_i(t) = H(c_i(t)) \tag{3.13}$$

$$a_i(t) = \sqrt{c_i(t)^2 + H_i(t)^2}$$
(3.13)

$$\varphi_i(t) = \arctan\left(\frac{H_i(t)}{c_i(t)}\right)$$
 et  $w_i(t) = \frac{d\varphi_i(t)}{dt}$  (3.14)

Les équations (3.13) et (3.14) représentent respectivement l'amplitude et la phase de chaque sous bande. Ces équations permettent de reconstruire le signal décomposé par l'EMD à partir de l'expression suivante :

$$x(t) = \operatorname{Re}\sum_{j=1}^{m} a_{j}(t) \exp(i\varphi_{j}(t)) = \operatorname{Re}\sum_{j=1}^{m} a_{j}(t) \exp(i\int w_{i}(t)dt)$$
(3.15)

L'équation (3.15) est appelée le spectre d'amplitude de Hilbert (spectre de Hilbert). On voit qu'il peut être considéré comme une transformée de Fourier avec des amplitudes variables en temps et en fréquence.

$$TF(x(n)) = \sum_{n=1}^{\infty} x(n) \exp(-i2\pi . n. f)$$
(3.16)

Par identification, on peut déduire la fréquence instantanée de chaque IMF :

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\varphi(t)}{dt} = \frac{1}{2\pi} w_i(t)$$
(3.17)

L'équation (3.17) est une distribution en temps et en fréquence de l'amplitude qui est appelée le spectre de Hilbert-Huang HHT. On voit que la HHT peut être considérée comme une forme

généralisée de la transformée de Fourier avec des amplitudes variables en temps et en fréquence (c'est une transformation temps-fréquence) [13, 44, 84-86, 90-94].

## 3.2. Algorithme de HHT pour la détection des défauts

La procédure proposée par Hilbert-Huang est basée sur la combinaison d'un estimateur de la fréquence instantanée et la méthode de décomposition modale empirique, afin d'estimer les instants de chaque composante fréquentielle du signal étudié. On peut résumer cette procédure par l'organigramme suivant :



Figure 3.4 : Algorithme de Hilbert Huang pour la détection/caractérisation

#### 4. Méthode proposée : Algorithme de détection d'échos par EMD/TOC

La décomposition empirique Modale (EMD) est une technique de traitement du signal temporelle, utilisée pour traiter et débruiter des signaux stationnaires et non stationnaires, puisque elle a le pouvoir de mesurer (préserver) les changements locaux dans un signal grâce â une fonction de base n'est fixée et dérivée du signal lui-même. Par conséquent, l'analyse est adaptative. L'EMD peut décomposer le signal original en un nombre restreint d'IMFs, qui sont de la même longueur que le signal original, et préserver les variations de fréquence avec le

temps, c-a-d que les IMFs contiennent l'information fréquentielle simulée des différentes bandes du signal ultrasonore. L'EMD seule n'est pas une analyse temps-fréquence, pour estimer les fréquences de sous bandes IMFs et calculer leur énergie. Nous avon besoin d'un outil d'analyse fréquentiel ou d'analyse temps-fréquence tel que FFT, TFCT, TOC...etc.

L'algorithme proposé dans ce travail vise deux objectifs : le premier est la détection exacte des échos refléchis par chaque interface interne ou externe ; le deuxième objectif c'est l'extraction du vrai signal ultrasonore (signal ultrasonore ne peut pas être extrait exactement), c-a-d l'amélioration du rapport signal/bruit. Cet algorithme est basé essentiellement sur la sélection des sous bandes ( $IMF_s$ ) significatives (les plus énergiques.)

Pour trouver les sous bandes ( $IMF_s$ ) du signal ultrasonore, le critère de sélection est basé sur l'application de la transformée en ondelette continue sur chaque sous bande IMFs afin de :

- Déterminer distribution d'énergie de chaque sous bande  $(IMF_s)$ , et quelles sont les sous bandes  $(IMF_s)$  les plus énergiques (li ont une densité spectral élevé).
- Sélectionner les sous bandes  $(IMF_s)$  qui permettent de détecter les fréquences du chaque motif (composante) du signal ultrasonore étudié.

L'algorithme de la méthode proposée, est basé sur la décomposition modale empirique du signal ultrasonore en plusieurs bandes fréquentielles ( $IMF_s$ ). L'estimation des fréquences des motifs essentiels du signal est assurée par la transformée en ondelettes continue (Sélectionner les sous bandes IMFs du signal ultrasonore significatives). Enfin, la reconstruction du signal d'approximation  $S_a(t)$  par les ( $IMF_s$ ) sélectionnées lineairement ou non lineairement (Maximisation, seuil de la polarité PT,...etc), et celle du signal de detail  $S_d(t)$  par combinaison lineaire des ( $IMF_s$ ) non sélectionnées [13, 41, 43, 44, 84-94] :

$$S_d(t) = residu + \sum_{j}^{m} IMF_i(t)$$
(3.18)

Ainsi cet algorithme, permet de localiser (détecter) les échos réfléchis par les interfaces internes ou externes à partir du signal d'approximation, et d'améliorer le rapport signal/bruit (supprimer une partie de bruit de structure).

L'étapes de l'algorithme proposé (EMD/TOC) peuvent être résumées comme suit :

• Étape 1 : Décomposer le signal ultrasonore x(t) par EMD pour obtenir les sous bandes IMFs;

**\div** Étape 2 : Appliquer la TOC à chaque sous bandes (*IMF<sub>s</sub>*) (l'ondelette analysante adaptée);

Étape 3 : Sélectionner les sous bandes (*IMF<sub>s</sub>*) dont la densité epectral est plus élevée (les motifs essentiels du signal) par rapport aux autres sous bandes;

$$IMFv_{j}(t) = \begin{cases} IMF_{j}(t) & si \quad IMF_{j} \quad Significative \\ 0 & si \ non \end{cases}$$
(3.19)

• Étape 4 : Construire le signal d'approximation  $S_a(t)$  par les conbinaisonlineaire ou non lineaire de sous bandes (*IMFv<sub>s</sub>*) sélectionnées, et le signal de détail  $S_d(t)$  par les sous bandes (*IMF<sub>s</sub>*) non sélectionnées lineairement :

$$\begin{cases} S_a(t) = \sum_{j=1}^{m} IMFv_j \\ Sd(t) = résidu + \sum_{i=1}^{n} IMF_i \end{cases}$$
(3.20)

- Signal d'approximation  $S_a(t)$ : contient une grande partie de l'information pertinente.
- Signal de détail  $S_d(t)$ : contient une grande partie du bruit de structure et une faible partie de l'information pertinente (squelette,...etc.).

 Étape 5 : Détecter les échos de chaque interface pour caractériser la matière ou localiser d'éventuels défauts.



Figure 3.5 : Algorithme de la méthode proposée

## 5. Split Spectrum Processing S.S.P

Actuellement, les recherches dans le domaine du contrôle non destructif par ultrasons visent à réduire le bruit du signal.

Le bruit du signal ultrasonore provient soit du bruit électronique du système d'acquisition, soit des réflexions parasites de l'onde par les joints de grains du matériau (bruit de la structure). Le bruit électronique peut être réduit par moyennage de plusieurs signaux acquis à intervalles de temps successifs. Cependant, le bruit de structure ne relève pas d'un phénomène aléatoire et le simple moyennage temporel n'est pas efficace. Une technique de traitement du signal par division du spectre (en anglais : Split Spectrum Processing (SSP)) est alors employée [95].

Introduite en 1979, la SSP est considéré comme étant que une solution optimale au problème de l'impulsion ultrasonique dans un bruit structural. La SSP c'est une technique fondée sur l'hypothèse que les lois de variations de l'amplitude avec la fréquence sont différentes entre les grains et les défauts. Le principe est de découper le spectre du signal en plusieurs bandes successives de fréquence à l'aide de fenêtres de filtrage (passe–bande) [96]. Les signaux temporels obtenus par la transformation de Fourier inverse de ces différents spectres (x<sub>i</sub> (t)\*W<sub>i</sub>), sont ensuite moyennés pour reconstruire le signal final. Au lieu de moyenner les signaux, certains auteurs proposent l'aide des critères de recombinaison tels que la minimisation, la moyenne géométrique, et la variance,...etc. Cette technique permet de déterminer toutes les fréquences existantes et détecter des échos de défauts dans des signaux fortement bruités [36].



Figure 3.6 : Schéma bloc de la technique Split Spectrum Processing SSP

## • Filtrage

La première étape dans la technique SSP, est d'obtenir un certain nombre de composants de fréquences d'un signal ultrasonique spécifique. Ceci peut être réalisé en filtrant le signal original à l'aide d'un ensemble de filtres passe-bande comme l'illustre la figure (3.7) :



Figure 3.7 : Filtrage avec SSP

La séparation optimale de fréquences des filtres gaussiens est :  $\Delta f = \frac{1}{T}Hz$ 

Théoriquement, un signal limité dans le temps produit une largeur de bande infinie. Cependant, en raison de la réponse fréquentielle du filtre, le spectre utilisable est limité à une bande de fréquence B Hz.

Le nombre N de bandes de fréquence non corrélées de largeur de bande B est :  $\hat{N} = \frac{B}{\Delta f} = BT$ 

Ainsi le nombre N de filtres, qui pourraient être utilisés est: N = N + 1 = BT + 1

Dans la SSP, les filtres utilisés sont des filtres gaussiens. La fonction de chaque filtre est définie par :

$$G(n) = (2\pi\sigma^2)^{-1/2} \exp\left(-\frac{(n-m)^2}{2\sigma^2}\right)$$
(3.21)

*m* : La valeur moyenne ;  $\sigma^2$  : La variance.

Les filtres passe-bande gaussiens utilisés dans notre cas sont centrés dans les fréquences  $f_1, f_2, ..., f_N$ .

La SSP est très sensibles à ces propres paramètres. Cette sensibilité est due à cause de leurs choix manuel tels que [97]-[98] : Le nombre de filtres passe-bande ; La largeur totale de

bande du spectre ; La largeur de bande de chaque filtre ; Le type de filtre ; Le chevauchement des filtres.

## • Nombre de filtres passe-bande

Le nombre de filtres passe-bande peut varier de trois jusqu'à deux cent bandes. La raison principale c'est que chaque fréquence dans le spectre peut être exploitée. D'après la littérature le rapport final signal/bruit est proportionnel au nombre de bandes de fréquence.

## • Largeur totale de la bande du filtre

La largeur de la bande d'un capteur est habituellement définie par le point de descente de -6dB (amplitude de 50%), et ceci est appliqué dans la plupart des applications de la SSP. Dans certains cas, où les filtres proposés ont une limite supérieure de fréquences, cette fréquence caractéristique des filtres, doit être inférieure à celle du transducteur utilisé.

## • Largeur de bande de chaque filtre

En général, on utilise des filtres à bande de fréquence égale. Un cas particulier, c'est l'utilisation des filtres dont la largeur de bande est proportionnelle à la fréquence. Celle-ci peut être mis à profit pour optimiser le filtrage par ondelettes dans la technique SSP.

## • Type de filtre

Le type de filtre le plus utilisé est un filtre gaussien. On peut aussi faire appel à d'autres filtres, tels que le filtre de Wiener, utilisant un algorithme SSP modifié.

## • Chevauchement des filtres

Dans la pratique, on tolère un chevauchement de 0 jusqu'à 25%. Un manque de chevauchement conduit à la perte des composantes de fréquence, tandis qu'un grand chevauchement conduit à la perte des avantages de la SSP.



Figure 3.8 : Chevauchement de six filtres passe-bande

## • Recombinaison des signaux filtrés

Le signal est décomposé sur un certain nombre de bandes de fréquences, qui sont ensuite recombinées. Cette recombinaison permet de localiser ces fréquences, et par conséquent déterminer la partie du signal qui représente les échos d'interface.

Un certain nombre de techniques ont été développées : la variance ; minimisation (Min) ; maximisation (Max) ; moyenne géométrique GM (geometric mean) ; seuil de la polarité ST (polarity threshold) ; seuil de la polarité avec échelle PTWS (polarity threshold with scaling) ; multiplication de la fréquence FM (frequency multiplication) ; mettre au carré et addition des composantes de fréquence (squaring and adding frequency components SAFC) ; Puissance x et ajouter des composants de fréquence (Power x and adding frequency components PAFC) ; la déviation de phase (phase deviation).

Les équations décrivant ces algorithmes de recombinaison sont indiquées dans le tableau 3.1. Dans tous ces algorithmes la notation suivante est employée :

A : amplitude du signal après la recombinaison ; X : amplitude du signal après filtrage ; n : indice inférieur pour le nombre de filtres (par exemple entre 1 et 6 pour un système de 6 filtres) ; i : le nombre d'échantillonnage ;  $A_i$  : l'amplitude du signal recombiné au point i ;  $X_{ni}$  : l'amplitude du signal du point de filtre n [86, 98-105].

Minimisation ( <b>Min</b> )
$A_{i} = \min( X_{1i} ,  X_{2i} ,  X_{3i}  X_{ni} )$
Polarity Threshold ( <b>PT</b> )
$A_i = \min  X_{1i}, X_{i2}, X_{i3}, \dots X_{ni} $ Si all $X_{ni} > 0$
$A_i = \min  X_{1i}, X_{i2}, X_{i3}, \dots X_{ni} $ Si all $X_{ni} < 0$
$A_i = 0$ Si all $X_{ni} = 0$
Polarity Threshold With Scaling (PTWS)
Posi= nombre d'amplitudes positives
Negi=n-posi
$A_{i} = (((posi) - (negi))/n)^{(n/2)} \min( X_{1i} ,  X_{2i} ,  X_{3i} ,  X_{ni} )$

frequency multiplication (FM)
$A_{i} =  X_{1i} * X_{2i} * X_{3i} * \dots * X_{ni} $
Squaring and Adding Frequency Components (SAFC)
$A_{i} = X_{1i}^{2} + X_{2i}^{2} + X_{3i}^{2} + \dots + X_{ni}^{2}$
Power x and Adding Frequency Components (PAFC)
$A_{i} = ( X_{1i} ^{\wedge} x) + ( X_{2i} ^{\wedge} x) + ( X_{3i} ^{\wedge} x) + \dots + ( X_{ni} ^{\wedge} x)$
Où X est un rangement constant entre 0.25 et 4
Maximisation (Max)
$A_{i} = \max( X_{1i} ,  X_{2i} ,  X_{3i}  X_{ni} )$
Geometric Mean GM
$A_i = ( X_{1i} ,  X_{2i} ,  X_{3i}  X_{ni} )^{1/n}$
Variance (Var)
$A_{i} = \operatorname{var}( X_{1i} ,  X_{2i} ,  X_{3i}  X_{ni} )$

Tableau 3.1 : Quelques critères de recombinaison des signaux filtrés

Dans ce qui suit, on va développer une méthode SSP afin d'adapter les paramètres sensibles, et rendre cette méthode complètement ou totalement adaptative.

## 5.1. Adapted Split Spectrum Processing A-SSP

La signature spectrale d'un signal ultrasonique peut être caractérisée par un ensemble de résonances ultrasoniques liées à la forme matérielle, à la taille et aux propriétés physiques. Beaucoup de méthodes sont employées pour caractériser cette signature dans le domaine de fréquences ou dans le domaine du temps. Dans les deux cas, on ne peut pas tenir compte de tous les phénomènes physiques. Pour les raisons de limitations de SSP classique et leur sensibilité à ses propres paramètres comme, le nombre des filtres utilisés et de leur passage de bande, la largeur de bande, le type de chaque filtre, les filtres de bande passante utilisés dans la décomposition de SSP ont la largeur de bande absolue constante, ... etc. D'autre part, Les recherches ont prouvé que la technique SSP est assez sensible à la région de fréquence employée pour obtenir les signaux à bande étroite. En conséquence, l'exécution de la SSP est

fortement influencée par la région spectrale utilisée, c-à-d que SSP est limitée à la détection des cibles simples ou des cibles multiples ayant les caractéristiques spectrales semblables.

La A-SSP est un développement de la SSP classique, qui aborde le problème multi-cibles complexe de détection, augmente simultanément la visibilité de de l'image interne de la cible, améliorer le SNR, et aussi permet d'éviter les limitations liées implicitement par paramètres propres de la SSP conventionnelle. La A-SSP combine deux techniques de traitement du signal, la SSP conventionnelle et la décomposition modale empirique EMD avec des opérations linéaires et non linéaires pour reconstruire le signal désiré.

La A-SSP conserve le principe de la SSP mais avec des améliorations et des ajustements importants. Elle découpe le spectre du signal en plusieurs bandes successives de fréquences d'une manière adaptative à l'aide de la EMD. Les sorties temporelles obtenues par EMD sont intrinsèques au signal original et adaptées (nombre de sorties est fixé). Après la décomposition, un filtrage optimal du spectre de chaque sous signal à l'aide des filtres passe bande (utilisé filtre passe bande gaussien). Enfin, on compose les signaux par les sorties temporelles obtenues par la transformation de Fourier inverse à l'aide des critères de recombinaison pour augmenter la visibilité et découvrir les motifs masqués [86].

L'algorithme général de cette technique proposée est illustré par l'organigramme suivant :



**Figure 3.9 :** Schéma bloc de la technique Split Spectrum Processing Adapté A-SSP Les étapes principales de A-SSP sont :
- Décomposition spectrale du signal par EMD et détecter ses modes oscillants, ce qui permet de préserver les changements locaux dans le signal.

- Transfert au domaine spectral à l'aide de la transformée de Fourier pour découvrir le comportement fréquentiel d'un signal, et détecter la fréquence centrale :

$$FIMF_{i}(f) = FFT(IMF_{i}(t))$$
(3.22)

Avec :  $IMF_i(t)$  la bande fréquentielle i ;  $FIMF_i(f)$  Le spectre de la bande fréquentielle i.

- Dans l'étape du filtrage passe bande, on grade le même principe de la SSP classique, c a d, on se basant sur les filtres passe bande gaussiens pour filtrer le spectre des IMFs (sous bande sortie) avec un choix des fréquences centrales propres pour chaque sortie d'EMD  $(f_{C1}, f_{C2}, ..., f_{CN})$ . Le filtre basse bande ne doit laisser passer que les fréquences approchées à la fréquence centrale [86] :

$$f_c - \Delta f \text{ et } f_c + \Delta f \tag{3.23}$$

La fonction de chaque filtre est définie par :

$$G(n) = (2\pi\sigma^2)^{-1/2} \cdot \exp\left(-\frac{(n-m)^2}{2\sigma^2}\right)$$
(3.24)

Parmi les caractéristiques importantes du filtre, on peut citer : La fréquence centrale, Le type de filtre.



Avec fc est la fréquence centrale de signal (la sous bande)

#### 5.2. Algorithme de recombinaison proposée

Il existe un ensemble de méthodes de la recombinaison pour regrouper les sous signaux traités par la SSP, et reconstruire le signal global. Ces critères sont des modèles mathématiques linéaires et non linéaires et dépendent de la nature du signal à reformer. L'algorithme de recombinaison proposé est basé sur le choix des sorties (IMFs) filtrés qui s'approchement plus du signal décomposé (densité spectrale élevé) et ainsi de l'information pertinente. On va sélectionner les sorties filtrées selon leurs énergies, et on prend les sorties qui contiennent la majorité de l'information pertinente. Le critère de sélection consiste à calculer le SNR pour mesurer la différence d'énergie entre le signal original x(t) et les sous signaux filtrés  $x_{si}(t)$ 

$$SNR = 10.\log_{10} \left( \sum_{i=1}^{N} \frac{x^2(j)}{(x(j) - x_{Si}(j))^2} \right)$$
(3.25)

Après l'étape de choix, une recombinaison linéaire (opération de somme) des signaux de sortie sélectionnées ( $X_{Ni}$  sél), et une recombinaison non linéaire du reste des signaux de sortie non sélectionnées ( $X_{Ni}$  nsél) sont faites par une des opérations non linéaires citées cidessus (tableau 3.1). Enfin, une sommation de la sortie obtenue par les deux recombinaison, est obtenue comme suit :

$$Ai = sum \left( X_{fi} \, s\acute{el} \, \right) + Max \left( X_{fi} \, ns\acute{el} \, \right) \tag{3.26}$$

Le critère de recombinaison proposé est illustré par la figure (3.10) :



Figure 3.10 : Schéma fonctionnel du critère de recombinaison proposé

Avec : O.N.L représente l'opérateur non linéaire (soit : Max, PAFC, VAR, GM, SAF ... etc.).

#### 6. Résultats et discussions

Dans cette partie, nous nous sommes intéressés par le calcul du retard entre les échos obtenus par le transducteur ('émetteur/récepteur'), les échos de l'interface (face avant de la pièce), les

échos de fond et de défaut dans les pièce (face interne et arrière des pièces) respectivement. Pour la pièce pâte de ciment (la pièce 01 d'un épaisseur  $d_1 = 2.5$  cm, une longueur  $L_1 = 6$  cm et un hauteur  $H_1 = 7.5$  cm) et pour le la pièce mortier (la pièce 02, présente un défaut. Elle est d'épaisseur  $d_2 = 2.8$  cm, de longueur  $L_2 = 6.5$  cm et de hauteur  $H_2 = 7.5$  cm).

La vitesse de propagation de l'onde dans la première pièce (pièce pâte de ciment) est inconnue ; mais celle dela pièce 02 est  $v_2 = 3960$  m/s. Sachant que le pas d'échantillonnage pour les deux signaux est le même  $T_e = 4.10^{-8}$  sec. Chaque signal ultrasonore, comprend trois ou quatre composantes : E1 : impulsion d'attaque, E2 : Echo de Face (écho d'interface) et E3 : Echo de fond (face interne de la pièce), Ed : Echo du défaut.

#### 6.1. Décomposition Modale Empirique et la HHT

Nous allons appliquer la décomposition Empirique modale EMD sur les signaux réels afin de découvrir les différentes bandes fréquentielles de chaque signal, de détecter les modes oscillants et localiser l'information pertinente propre de chaque écho. EMD est une technique purement temporelle.

Pour tracer un plan temps-fréquence, on a besoin d'utiliser la transformée de Hilbert Huang (HHT). La HHT est une transformation temps fréquence, elle permet de positionner correctement les échos du signal ultrasonore étudié afin de calculer exactement l'épaisseur relative du défaut dans la pièce02 et la vitesse de propagation ultrasonore dans la pièce01. Les résultats sont illustrés par les figures et les tableaux suivants :



Figure 3.11 : a- Signal 01 'pièce01 : pâte de ciment', b- Signal 02 'pièce02 : mortier'



a- Signal 01 ('Pâte de Ciment')

Figure 3.12 : Fonctions intrinsèques modales IMF du signal 01 et leurs spectres.



b- Signal 02 ('Mortier')

Figure 3.13 : Fonctions intrinsèques modales IMF du signal 02 et leurs spectres



Figure 3.14 : Spectre de Hilbert Huang 2D (contour) pour le signal 01 et le signal 02 (Temps —IMFs)



Figure 3.15 : Spectre de Hilbert Huang pour le signal 01 et le signal 02



Figure 3.16 : Spectre d'amplitude de Hilbert Huang 3D pour deux signaux



Figure 3.17 : Transformée Hilbert Huang HHT pour le signal 01 et le signal 02 (phase en degré)

Signal 01			Signal 02			
Echos	E.Face	E.Fond	Echos	E.Face	E.Défaut	
IMF <sub>s</sub>	1	2	IMF <sub>s</sub>	1&2	1	
Temps $\mu s$	57.76	73.08	Temps µs	60.48	65.40	
Temps de vol <i>µs</i>	15.32		Temps vol $\mu s$	4.92		
Vitesse <i>m/s</i>	3263.7		Epaisseur cm	0.97		

**Tableau 3.2:** Calcul de temps de vol, célérité et l'épaisseur relative au défaut pour les deuxpièces par l'EMD et la HHT

Les résultats trouvés prouvent que l'EMD est une méthode basée sur la décomposition du signal en différentes bandes de fréquences par l'échelle de temps pour obtenir un nombre restreint des fonctions Modales Intrinsèques (d'IMF), qui contiennent l'information de différentes bandes fréquentielles du signal.

A partir des IMF, on peut extraire d'une manière et précise automatique les composantes du signal ultrasonore (les échos du signal) à l'aide de l'énergie de chaque bande, c'est-à-dire que l'essentielle de l'information du signal est concentrée dans les IMF les plus énergétiques.

Pour notre application, on observe clairement l'apparition de l'écho de face E2 dans l'IMF1, et l'écho de fond E3 dans l'IMF2 pour le signal 01. Donc, le temps de parcourt entre l'écho de face E2 et l'écho de fond E3 et la vitesse de propagation ultrasonore dans la Pâte de ciment ont été calculés à partir des IMFs et/ou du spectre d'Hilbert.

D'autre part l'essentiel de l'information du deuxième signal ultrasonore, est concentrée dans la quatrième sous bande (IMFs) ; c'est-à-dire que l'écho de face apparaît dans l'IMF1, et l'écho de défaut dans l'IMF1. Donc, le temps de parcourt entre l'écho de face E2 et l'écho de défaut Ed et l'épaisseur relative au défaut  $E_r$  dans le mortier ont été calculés à partir des IMF et/ou du spectre d'Hilbert.

Cette méthode est une technique simple, puissante et efficace pour traiter, localiser les défauts et/ou caractériser des signaux ultrasonores.

# 6.2. Méthode proposée (combinaison EMD/TOC)

Dans cette partie, nous allons implémenter l'algorithme proposé à l'aide le logiciel Matlab sur les signaux ultrasonores obtenus expérimentalement, sachant que les ondelettes mères adaptées aux signaux ultrasonores (Pâte de ciment et Mortier) sont respectivement : 'db4' et 'Morlet'.

Notre objectif est de localiser l'emplacement temporel des échos dans chaque signal, et on essaye de caractériser et/ou de détecter les défauts à partir du temps de vol. Les résultats obtenus après l'application de cette méthode proposée, sont illustés par les figures et tableaux ci dessous :



#### a- Signal 01 ('Pâte de Ciment')

Figure 3.18 : IMFs du signal 01 et la représentation temps-fréquence (TOC) du chaque IMFs

Les résultats obtenus montrent que les  $IMF_1$ ,  $IMF_2$  et  $IMF_3$  sont les sous bandes significatives pour le premier signal. Ils permettent de localiser (détecter) les échos réfléhis par chaque interface en temps et en fréquences. Ces ( $IMF_s$ ) possèdent une énergie plus grande que les autres.



Figure 3.19 : Signal d'approximation et sa représentation temps-fréquence (TOC)



Figure 3.20 : Signal de détail et sa représentation temps-fréquence (TOC)



b- Signal 02 ('Mortier')

Figure 3.21 : IMFs du signal 02 et la représentation temps-fréquence (TOC) de chaque IMFs

L'écho de face apparaît dans les quatre premiers  $IMF_s$ , et l'écho de défaut est visible seulement dans le premier IMFs. Alors, les sous bandes significatives pour le deuxième signal, sont  $IMF_1$ ,  $IMF_2$ ,  $IMF_3$  et  $IMF_4$ .



Figure 3.22 : Signal d'approximation et sa représentation temps-fréquence (TOC)



Figure 3.23 : Signal de détail et sa représentation temps-fréquence (TOC)

Après la sélection des sous bandes IMFvs pour chaque signal ultrasonore, on reconstruit le signal d'approximation par IMFvs par un algorithme de recombinaison linéaire et le signal de détail pour chaque signal ultrasonore.

Les figures ci-dessus indiquent que les échos fondamentaux (écho de face et écho de fond, défaut), sont concentrés autour de :

a – Signal ultrasonore 01

(E.Face, E.Fond) = { $(57.68 \ \mu s, 72.96 \ \mu s) \Rightarrow$  { $T_{V1} = 15.28 \ \mu s \Rightarrow$  Vitesse = 3272.3.m/s

b-Signal ultrasonore 02

(E.Face, E.Défaut) = { $(60.52 us, 65.44 \ \mu s) \Rightarrow$  { $T_{v_1} = 4.92 \ \mu s \Rightarrow Epaisseur \_relatif = 0.97 \ cm$ 

Enfin, on conclut que la méthode proposée présente plusieurs avantages, particulièrement, elle permet de décomposer localement les signaux, et procéder d'une manière totalement adaptative grâce à l'EMD (aucune base de décomposition n'est fixée a priori mais dépend uniquement du signal étudié). En plus, cette recombinaison de la transformée en ondelettes et EMD permettre d'obtenir une bonne estimation des fréquences de chaque motif du signal (détecter le plus petit changement local dans le signal traité.

#### 6.3. Adapted Split Spectrum Processing A-SSP

La SSP basé sur la décomposition du signal en plusieurs bandes fréquentielles à l'aide des filtres passe bandes, pour la détection et l'identification des interfaces internes et externes, et ainsi que la suppression de bruit. L'inconvenant majeur réside implicitement dans le choix des filtres passe bandes (tailles, types, ... etc.) et leur décomposition. Pour éviter ce problème, on a proposé une méthode nommée A-SSP. L'objectif de ce travail est de valider l'algorithme de la méthode proposée A-SSP sur des signaux synthétiques et des signaux réels, et découvrir leurs performances (avantages et inconvenants).

Nous avons appliqué la technique « Split Spectrum Processing SSP conventionnelle (classique) » et « Adapted Split Spectrum Processing A-SSP » sur les signaux ultrasonores étudiés afin d'améliorer le rapport signal/bruit, et de mesurer le temps de parcours (temps de décalage) entre l'écho d'entrée (écho de face) et l'écho de fond pour la pièce pâte de ciment, et l'écho de défaut pour la pièce mortier. Une étude comparative entre SSP classique et A-SSP est faite mettant en évidance la rebustesse de la méthode proposée.

Les résultats et les mesures obtenus par l'application de la A-SSP et SSP classique sont donnés par les figures et le tableau ci dessous :

Signal 01 'Pâte de ciment'



Figure 3.24 : Signal ultrasonore 01 et son amplitude



Figure 3.25 : Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de

# maximisation



**Figure 3.26 :** Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = Max)



Figure 3.27 : Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de PAFC



**Figure3.28 :** Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = PAFC)



Figure 3.29 : Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de VAR



**Figure 3.30 :** Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = VAR)



Figure 3.31 : Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de MG



Figure 3.32 : Sorties du signal 01 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = MG)



Signal 02 ('Mortier')

Figure 3.33 : Signal ultrasonore 02 'Mortier' et son amplitude



Figure 3.34 : Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de Max



**Figure 3.35 :** Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = Max)



Figure 3.36 : Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de PAFC



Figure 3.37 : Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = PAFC)



Figure 3.38 : Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de VAR



Figure 3.39 : Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = VAR)



Figure 3.40 : Sorties du signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de MG



**Figure 3.41 :** Sorties du Signal 02 obtenues respectivement par A-SSP et SSP: ALG de recombinaison proposé (opérateur non linéaire = MG)

ALC	SSP Con	iventional	A-SSP		
G CO	Tv (µs)	Vitesse de	Tv (µs)	Vitesse de	
MB		Propagation m/s		Propagation m/s	
MAX	16.28	3071.3	16.32	3063.7	
MAX Proposé	15.72	3180.7	16.32	3063.7	
PAFC	1.632	3063.7	16.32	3063.7	
PAFC Proposé	1.632	3063.7	16.32	3063.7	
VAR	16.24	3078.8	16.32	3063.7	
VAR Proposé	15.72	3180.7	16.32	3063.7	
MG	15.16	3298.2	15.68	3201.0	
MG Proposé	15.16	3298.2	16.32	3063.7	

**Tableau 3.3 :** Résultats : obtenus par A-SSP et SSP conventionnelle pour différentsalgorithmes de combinaison (SSP avec 8 Filtres) : Signal 01

ALC	SSP Con	ventional	A-SSP		
3 CO	TV (µs)	Epaisseur	TOF (µs)	Epaisseur	
MB		(cm)		(cm)	
MAX	4.92	0.97	4.88	0.97	
MAX Proposé	4. 64	0.92	4.88	0.97	
PAFC	4.64	0.92	4.88	0.97	
PAFC Proposé	4.64	0.92	4.88	0.97	
VAR	4.92	0.97	4.88	0.97	
VAR Proposé	4.88	0.97	4.88	0.97	
MG	4.64	0.92	4.64	0.92	

MG Proposé	4.88	0.97	4.88	0.97
------------	------	------	------	------

**Tableau 3.4:** Résultats obtenus par A-SSP et SSP conventionnelle pour différentsalgorithmes de combinaison (SSP avec 8 Filtres) : Signal 02

Les résultats et figures obtenus l'éfficacité des methodes A-SSP et SSP conventionnelles pour la localisation temporelle des composantes internes d'un signal (dans notre cas la localisation précise des échos réfléchis). En effet, les figures obtenes montrent que la reconstruction du signal par l'algorithme de maximisation, Power x and adding frequency components PAFC et l'algorithme de variance (VAR) sont mieux que les autres, puisque la ressemblance entre les représentations temporelles obtenues et la représentation temporelle d'origine du signal ultrasonore traité sont très proches, avec une bonne visibilité des échos rétro-diffusés.

A partir des figures (3.25, 3.27, 3.29. 3.31 et 3.34, 3.36, 3.38, 3.40), on peut conclure que la méthode A-SSP proposée donne de bons résultats et améliore les performances de la SSP conventionnells (visibilité, localisation des composantes, ..., etc.) grâce à son avantage de la décomposition adaptative par l'EMD. D'autre part, et selon Les figures figures (3.26, 3.28, 3.30. 3.32 et 3.35, 3.37, 3.39, 3.41), la localisation ou la détection des interfaces internes et externes par l'A-SSP et SSP conventionnelle utilisent l'algorithme de recombinaison proposé (*SE*) est précise et très claire, si on la compare avec autres algorithmes de recombinaison.

Le tableau (3.3) montre les mesures du temps du vol (Tv) et de la vitesse de propagation par l'A-SSP proposée et le SSP conventionnelle, utilisent des algorithmes de recombinaisons non linéaires et l'algorithme de recombinaison proposé (SE) avec différents opérateurs non linéaires de combinaison (MAX, VAR, ..., etc.) pour piéce 01. Les mesures obtenues par la A-SSP proposée avec tous les algorithmes de recombinaison non linéaire (Tv=16.32  $\mu$ s et V=3063.7 m/s) ; sont les méme sauf que trouvée par l'algorithme de MG (Tv=15.68  $\mu$ s et V=3201.0m/s). Parcontre, les résultats trouvés par SSP conventionnelle sont différents d'un algorithme à un autre.

Le tableau (3.4) prouve également que les mesures de l'épaisseur par l'A-SSP proposée avec les différents algorithmes non linéaires dans la technique proposée de recombinaison sont les mêmes pour piéce 02, et sont différentes pour l'espèce conventionnelle. Suite à ces remarques,

on peut conclure que les résultats trouvés par SSP conventionnelle sont très sensibles aux paramètres des filtres et à l'algorithme utilisé pour recombiner les sorties filtrées. Cependant, la méthode proposée A-SSP réduit le niveau de bruit et identifie avec succès les échos réfléchiss de la surface, des cibles d'arrière et internes qui ne sont pas aisément évidentes dans les données non traitées.

# 7. Conclusion

L'objectif principal de ce chapitre est d'améliorer percetion (représentation) de l'information trouvée par l'essai non destructif de la matière (de pâte ciment et mortier), en se basant sur des techniques de traitement du signal basée sur la décomposition de signal en plusieurs bandes fréquentielles. Les techniques que nous adoptés sont : EMD, HHT et A-SSP.

EMD est une méthode temporelle de traitement du signal, avec l'avantage de décomposer localement les données, et agir d'une manière totalement adaptative. Aucune base de décomposition n'est fixée a priori mais dépend uniquement du signal étudié. La recombinaison de EMD ave la transformée Hilbert permettre d'obtenir une bonne estimation des fréquences de chaque motif du signal (détecter le plus petit changement local en signal traité), cette recombinaison nommée Hilbert Huang Transform HHT. Ces deux méthodes ont montré leur efficacité, leur robustesse et leur pouvoir de bien localiser exactement les positions des échos de chaque signal ultrasonore, ce qui nous permet aisément la détection de défauts dans la matière contrôlée s'ils existent et caractériser cette matière (vitesse de propagation ultrasonore dans le matériau étudié).

La technique SSP est basée sur la diversité des fréquences. Une fois le signal décomposé en plusieurs bandes, un filtrage spectral gaussien de chaque sous bande afin d'améliorer le rapport signal/bruit. Une recombinaison des sorties filtrés par les algorithmes de recombinaison linéaire et non linéaire pour déterminé l'endroit exact des fréquences qui représentent les échos réfléchis. Avec cette technique, nous avons obtenu une réduction du bruit en signaux qui traitent les matériaux granulaires (de pâte ciment et mortier). Cependant la recombinaison d'algorithmes utilisée dans la technique de SSP est sensible aux paramètres des filtres, à savoir la bande de fréquences, la largeur de bande de chaque filtre.

Les résultats montrent non seulement l'éfficacité de la A-SSP à la détection des cibles multiples simultanément, mais également, sa capacité de détecter les défauts qui ne sont pas aisément évidents dans les données traitées. Ces dernièrs nous permettent de conclure que la A-SSP proposée, est une technique adaptative, robuste et éfficace pour traiter n'importe quel signal ultrasonore, et ainsi, ses performances sont meilleures que la SSP conventionnelle.

# Chapitre 4

# Modélisation et estimation du signal ultrasonore

# Titres du chapitre

- 1. Introduction
- 2. Modélisation paramétrique des signaux ultrasonore
  - 2.1. Modélisation du signal ultrasonore par un modèle d'écho gaussien
- 3. Estimation d'écho par l'algorithme du Maximum de Vraisemblance MV
- 4. Algorithme d'estimation EM (Expectation and Maximization)
- 5. Résultats et discussion
- 6. Conclusion

#### 1. Introduction

Le problème des essais non dustructifs par ultrasons est que le signal reçu est entaché par des bruits de structure interne des matériaux ce qui peut masquer les échos rétro-diffusés [41]. Par conséquent, la dégradation dans l'estimation des paramètres nécessite une évaluation quantitative de l'erreur [44].

Plusieurs auteurs proposent des algorithmes afin de résoudre les problèmes de chevauchement des échos rapprochés dans le temps posé par le contrôle ultrasonore notamment la mesure des fines épaisseurs. Ces algorithmes sont basés sur des fonctions permettant de faire un passage d'un espace à un autre, pour découvrir l'information pertinente du signal ultrasonore (l'intercorrélation, Hilbert, transformée des ondelettes, EMD, ...etc.). Les chercheurs montrent que ces fonctions n'ont pas donné des mesures précises et satisfaisantes puisqu'elles sont très sensibles aux signaux à faible SNR. Pour remédier à ce problème, les chercheurs se dirigent vers les techniques de traitement du signal paramétriques. Ces méthodes permettent de modéliser l'information en question et d'estimer le modèle. Les algorithmes les plus classiques et les plus utilisés pour ce type de problème, l'algorithme des moindre carrés (MCR) pour les signaux linéaires, l'algorithme du maximum de vraisemblance (MLE), et l'algorithme d'espérance-maximisation (EM).

Dans ce chapitre, notre travail de thèse est alors orienté vers le développement d'un modèle paramétrique du signal pour analyser les échos ultrasonores rétro-diffusés. Cette phase de modélisation et d'estimation est très importante pour la caractérisation d'un matériau : son dimensionnement, et la détection des défauts éventuels. Pour se faire, en utilisant un modèle d'estimation d'écho ultrasonore (MEEU). Ce modèle est sensible aux caractéristiques du signal, c'est-à-dire le temps d'arrivée, la fréquence centrale, l'amplitude, la phase et la largeur de bande de l'écho ultrasonore [86].

#### 2. Modélisation paramétrique des signaux ultrasonores

La modélisation paramétrique repose sur une idée essentielle : celle de l'existence d'un modèle générateur qui décrit l'évolution du signal x(t) [106] :

• Adéquation du modèle

Le modèle induit une règle d'évolution, en général temporelle, du signal; cette règle peut permettre de bien modéliser une classe de signaux, mais être complètement en défaut pour d'autres classes. Discerner les limites de la classe de signaux pour laquelle un modèle présente une bonne adéquation, est un problème difficile, qui ne connaît pas de solution générale. Les tests d'adéquation sont le plus souvent spécifiques, et n'apportent que des certitudes limitées. En conséquence, le choix d'un modèle relève souvent plus d'une heuristique que d'une démarche rigoureuse.

• Adéquation du vecteur paramètre au modèle

Le choix du vecteur  $\theta$  qui permet de rapprocher au mieux le modèle du signal physique, doit être estimé, à partir de quantités observables du signal : en général il s 'agit d'une suite finie d'échantillons du signal lui-même. Cela revient donc à résoudre un problème strictement paramétrique.

Si l'on suppose résolu les deux problèmes évoqués ci-dessus (choix d'un modèle adéquat, existence d'une méthode d'estimation paramétrique), le bénéfice peut être considérable : on a remplacé le problème d'analyse ou de traitement du signal par un problème équivalent de manipulation d'un vecteur paramètre, dont on verra par la suite qu'il est en général beaucoup plus court que le signal lui-même [107-109].

### 2.1. Modélisation du signal ultrasonore par un modèle d'écho gaussien

Dans le contrôle ultrasonore et avec une représentation de type A-scan, le signal d'écho rétro-diffusé d'un réflecteur plan peut être modélisé par :

$$s(\theta;t) = \beta .\exp\left(-\alpha(t-\tau)^2\right) \cos\left(2\pi f_c(t-\tau) + \varphi\right)$$
(4.1)

Avec :  $\theta = [\alpha \ \tau \ f_c \ \phi \ \beta]$  est le vecteur des paramètres,  $\alpha$  est le facteur de largeur de bande,  $\tau$  est le temps d'arrivée,  $f_c$  est la fréquence centrale,  $\varphi$  est la phase et  $\beta$  est l'amplitude d'écho. En raison de sa forme d'enveloppe gaussienne, ce modèle est appelé (modèle d'écho gaussien).

Ces paramètres ont des significations intuitives pour un réflecteur plan idéal dans un chemin de propagation homogène [110]. Le temps d'arrivée  $\tau$  est lié à l'endroit du réflecteur. Le

facteur de largeur de bande  $\alpha$  détermine la largeur de bande de l'écho ou la durée de l'écho dans le domaine temporel. La fréquence centrale  $f_c$  est régie par la fréquence centrale du traducteur ultrasonore et les caractéristiques fréquentielles du milieu de propagation.

Pour étudier son effet sur l'estimation, un bruit peut être inclus dans le modèle. Le bruit provient de la mesure, caractérisé comme un bruit blanc additif. Alors, l'écho ultrasonore d'un réflecteur plan peut être modélisé comme suit :

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{s}(\theta, t) + u(t) \tag{4.2}$$

Avec  $s(\theta,t)$  est le modèle Gaussien de l'écho donné par l'équation (4.2) et u(t) dénote le bruit blanc additif. Ce modèle peut être généralisé à un modèle multiple écho. En effet, supposons qu'un signal écho du type gaussien pour chaque réflecteur, les échos reçus peuvent être modélisés par M-échos Gaussiens superposés :

$$y(t) = \sum_{m=1}^{M} \beta_m \exp\left(-\alpha_m (t - \tau_m)^2\right) \cdot \cos\left(2\pi f_{;Cm}(t - \tau_m) + \varphi_m\right) + u(t)$$
(4.3)

Les paramètres de chaque écho peuvent être groupés dans un vecteur paramètre exprimé par  $\theta_m = [\alpha_m \ \tau_m \ f_{cm} \ \varphi_m \ \beta_m]$ , Chaque vecteur de paramètre définit la forme de l'écho correspondant. Le modèle dans l'équation (4.3) peut être réécrit sous la forme:

$$y(t) = \sum_{m=1}^{M} s(\theta, t) + u(t)$$
(4.4)

Où  $s(\theta,t)$  représente le modèle Gaussien du signal écho.

Noter que chaque vecteur  $\theta_m$  représente les paramètres, la forme et l'endroit de l'écho correspondant [111]. Ce système est illustré schématiquement par la figure suivante :



Figure 4.1 : Modèle du signal ultrasonore des échos rétro-diffusés

Dans cette étude, nous procédons à l'estimation des paramètres des échos gaussiens à partir du signal contenant des échos rétro-diffusés sans et avec bruit blanc additif.

#### 3. Estimation d'écho par l'algorithme du Maximum de Vraisemblance

Le modèle ultrasonore des échos rétro-diffusés en absence ou en présence du bruit blanc se compose de plusieurs paramètres qui sont liés aux propriétés physiques des réflecteurs et les caractéristiques de la fréquence du milieu de propagation. L'estimation de ces paramètres est souhaitable pour l'évaluation quantitative des échos ultrasonores.

Le modèle d'observation de l'équation (4.2) pour un écho ultrasonore peut être réécrit sous la forme discrète suivante :

$$x = s(\theta) + u \tag{4.5}$$

 $s(\theta); \theta \in \mathbb{R}^5 \to s(\theta): \theta \in \mathbb{R}^5$  est un vecteur gaussien d'écho défini par le modèle :

$$s(\theta, t(nT)) = \beta . \exp\left(-\alpha (t(nT) - \tau)^2\right) \cos\left(2\pi f_c(t(nT) - \tau) + \varphi\right)$$
(4.6)

Avec :  $n=0, 1, 2, \dots, N-1$ , x est le vecteur des observations estimées  $x \in \mathbb{R}^n$ .

Où t(nT) sont les échantillons discrets du temps t et T est la période d'échantillonnage. Les paramètres de l'écho sont stockés dans le vecteur de paramètre,  $\theta = [\alpha \tau f_C \phi \beta]$ .

L'estimation par le maximum de vraisemblance (MV) de  $\theta$  est définie comme la valeur du paramètre qui maximise la fonction de vraisemblance donnant la fonction de densité de probabilité commune des observations *x*.

$$p(x,\theta) = \frac{1}{2\pi^{\frac{N}{2}} \|c(\theta)\|^{\frac{1}{2}}} \cdot \exp\left(\frac{1}{2} (x - u(\theta))^{T} c^{-1}(\theta) (x - u(\theta))\right)$$
(4.7)

Où  $\mu(\theta) \Box ==E\{s(\theta)+v\}$ : est le vecteur moyen, et  $C(\theta) =\{E(x-\mu(\theta))(x-\mu(\theta))^T\}$ : est la matrice de covariance des observations [111, 112].

Pour le cas d'un bruit blanc et d'un vecteur de paramètres du modèle d'observation constant,  $\mu(\theta) = s(\theta)$  et  $C(\theta) = \sigma^2 I$ , la fonction de vraisemblance peut s'écrire :

$$J(\theta) = (x - s(\theta))^{T} + (x + s(\theta)) = ||x - s(\theta)||^{2}$$

$$(4.8)$$

Le maximum de vraisemblance de  $\theta$  peut être trouvé en réduisant au minimum cette fonction objective dans laquelle on utilise les données observées *x* et le modèle *s*( $\theta$ ). Dans ce contexte, on s'est basé sur l'algorithme de Gauss-Newton (GN) conçu spécialement pour les calculs rapides et répond à notre problème spécifique. Prenant le modèle d'écho Gaussien, la formule d'itération de Gauss-Newton permettant l'estimation du vecteur de paramètre peut être écrite [113] :

$$\theta^{k+1} = \theta^k + \left(H^T(\theta^k)H(\theta^k)\right)^{-1}H^T(\theta^k)(x-s(\theta))$$
(4.9)

Où H ( $\theta$ ) représente les gradients du modèle des paramètres dans le vecteur de paramètre  $\theta = [\alpha \tau f c \phi \beta]$  donné par :

$$H(\theta) = \left[\frac{ds(\theta)}{d\alpha} \quad \frac{ds(\theta)}{d\tau} \quad \frac{ds(\theta)}{df_C} \quad \frac{ds(\theta)}{d\varphi} \quad \frac{ds(\theta)}{d\beta}\right]$$
(4.10)

L'algorithme de Gauss-Newton peut être mis en œuvre à travers les étapes suivantes :

- **Etape 1**: Initialiser le vecteur de paramètres  $(\theta^0)$  et poser k=0 (nombre d'itération);
- **Etape 2**: Calculer les gradients de  $H(\theta^k)$  et le modèle  $s(\theta^k)$ ;
- Etape 3 : Itérer le vecteur de paramètres :

$$\theta^{k+1} = \theta^k + \left(H^T(\theta^k)H(\theta^k)\right)^{-1}H^T(\theta^k)(x-s(\theta));$$

• **Etape 4 :** Tester la convergence :

$$\left\|\theta^{k+1}-\theta^k\right\| \prec Tolérance, \quad alors \ stop \ ;$$

• **Etape 5**: Initialiser k=k+1 et allez à l'étape 2 [20].



Figure 4.2 : Algorithme du maximum de vraisemblance

# 4. Algorithme d'espérance maximisation

Il s'agit d'un algorithme récursif très utilisé pour estimer les paramètres d'un modèle à variables cachées. Il a été introduit initialement par Baum et al. (1970), puis étendu par la suite aux modèles à variables cachées plus généraux par Dempster et al. (1977) et aux modèles MS-AR par Hamilton (1990).

L'algorithme d'estimation-maximisation (Expectation Maximization, EM) est une approche générale qui fait un calcul itératif pour trouver des estimateurs du maximum de vraisemblance lorsque les données sont incomplètes. L'algorithme EM est devenu un outil populaire dans les problèmes d'estimation statistique portant sur des données inachevées, ou dans les problèmes qui peuvent se poser dans une forme similaire, telle que les estimations mélangées. L'algorithme EM a été également employé dans divers cadres d'estimation de mouvement et des variantes.

L'algorithme EM est utilisé pour trouver les paramètres de maximum de vraisemblance d'un modèle statistique dans les cas où les équations ne peuvent pas être résolues directement. Typiquement ces modèles impliquent des variables latentes en plus des paramètres inconnus et des observations connues de données. C'est-à-dire, oú il y a des valeurs absentes parmi les données, ou le modèle peut être formulé plus simplement en assumant l'existence des points de repères inaperçus additionnels. Par exemple, un modèle de mélange peut être décrit plus simplement en supposant que chaque point de repères observé a un point de repères inaperçu correspondant.

L'algorithme EM procède à partir de l'observation que ce qui suit est une manière de résoudre numériquement un ensemble d'équations. On peut simplement sélectionner des valeurs arbitraires pour un des deux ensembles d'inconnus (l'ensemble initial), les employer pour estimer le deuxième ensemble, puis employer ces nouvelles valeurs pour trouver une meilleure évaluation du premier ensemble, et puis continuer à alterner entre les deux jusqu'à la bonne convergence entre l'ensemble estimé et l'ensemble d'oservation [114]. A chaque itération de l'algorithme, il y a deux étapes, à savoir l'étape d'Espérance  $\mathbf{E}$  (Expectation) et l'étape Maximisation M.

#### • Etape E

L'étape E (Expectation), c'est-à-dire l'étape d'espérance, consiste à prendre l'espérance conditionnelle de la fonction de log-vraisemblance des données complètes sachant les données observées.

#### • Etape M

Dans l'étape M, on doit optimiser la fonction de maximisation de la log-vraisemblance obtenue à l'étape E, pour trouver un estimateur qui maximise cette fonction. Ces étapes sont répétées itérativement jusqu'à la convergence et l'obtention de l'estimateur du maximum de vraisemblance.

Dans le paragraphe précédent (§3), on a utilisé l'algorithme MV pour estimer les paramètres d'un seul écho, et pour que l'algorithme Gauss-Newton génère des solutions optimales, on doit utiliser une initialisation raisonnable. Cependant, la résolution du problème général dans le cas des échos multiples superposés sans ou avec bruit blanc par le maximum de vraisemblance exige la minimisation de l'expression suivante :

$$\left\| y - \sum_{m=1}^{M} s(\theta_m) \right\|^2 \tag{4.11}$$

Le terme y est le vecteur d'observation qui contient M échos plus le bruit. En général, la minimisation de l'équation (4.11) n'est pas pratique en raison du volume des calculs et du faible potentiel de convergence [115]. L'algorithme espérance-maximisation (EM) sera appliqué pour l'estimation des paramètres des signaux superposés.

L'algorithme EM traduit l'estimation de M échos superposés par M échos estimés séparément. Chaque itération de l'algorithme consiste en une étape d'Espérance et une étape de Maximisation. Nous définissons  $x_m$  comme données inobservables et pour le M<sup>*i*</sup>*ème* écho un vecteur de bruit blanc *u*.

$$x_m = s(\theta_m) + u_m \tag{4.12}$$

Ces données inobservables représentent un écho simple dans le bruit et se relient aux données observables par la transformation linéaire suivante :

$$y = \sum_{m=1}^{m} x_m \tag{4.13}$$

 $x_m$  et y sont des séquences aléatoires gaussiennes. On a montré qu'on peut calculer le maximum de vraisemblance des paramètres des vecteurs  $\theta_m$  qui dépendent des données  $x_m$ . Le maximum de vraisemblance de  $\theta_m$  maximise la densité de probabilité associée aux données d'observation  $x_m$ . Cependant, les données d'observations  $x_m$  ne sont pas directement disponibles.

Etant donnée la transformation linéaire dans l'équation (4.12), l'espérance de  $x_m$  peut être calculée en termes de données observées et la valeur courante estimée des paramètres du vecteur est exprimée par :

$$\hat{X}^{k} = s\left(\theta_{m}^{k}\right) + \beta_{m}\left(y - \sum_{w=1}^{M} s\left(\theta_{w}^{k}\right)\right)$$
(4.14)

Avec:  $\sum_{m=1}^{m} \beta_m = 1$ 

C'est l'étape d'espérance (Étape *E*) de l'algorithme EM. L'étape de maximisation (Étape *M*) implique la maximisation de la fonction de probabilité liée au vecteur correspondant des paramètres en utilisant le signal estimé de l'Etape *E*. Alors on a M Etapes, itérées du vecteur de paramètres  $\theta_m^{(k)}$  pour la minimisation:

$$\theta_m^{k+1} = \arg_{\theta_m} \min \left\| \hat{X}_m^k - s(\theta_m^k) \right\|^2$$
(4.15)

Le résumé de l'algorithme EM qui permet d'estimer les paramètres de M échos superposés et bruités, peut être implémenté en suivant les étapes suivantes :

- **Etape 1 :** Initialiser le vecteur de paramètres  $\Theta = \left[\theta_1^{(0)} : \theta_2^{(0)} : ... : \theta_m^{(0)}\right]$  et poser k=0 (nombre d'itération)
- Etape 2 : Pour *m*=1,2,...*M*, Calculer l'espérance des échos (Etape E) :

$$x_m^{(k)} = s\left(\theta_m^{(k)}\right) + \frac{1}{M}\left(y - \sum_{i=1}^M s\left(\theta_i^k\right)\right)$$
(4.16)

• Etape 3 : Pour *m*=1,2,...*M* itérer le vecteur paramètres correspondant (Etape M) :

$$\theta_m^{k+1} = \arg_{\theta_m} \min \left\| \hat{X}_m^k - s(\theta_m^k) \right\|^2$$
(4.17)

• Etape 4 : Tester la convergence :

$$\theta^{(k+1)} - \theta^{(k)} \ll \text{Tolérance, alors stop}$$
 (4.18)

• **Etape 5 :** si non initialiser k=k+1 et aller à l'étape 2.

Dans l'étape 2 de l'algorithme (Étape E), les signaux d'espérance sont calculés en utilisant l'estimation courante des paramètres  $\theta_m^k$  et les données observées y. Puis, en utilisant ces signaux estimés, dans l'étape M,  $\theta^{(k+1)}$  est calculé pour chaque signal comme estimation du maximum de vraisemblance de  $\theta_m^k$ . En d'autres termes, l'étape M correspond au Maximum de vraisemblance d'un écho simple en utilisant les données estimées  $\theta_m^k$ . Noter que l'étape M peut être mise en application en utilisant l'algorithme de Gauss-Newton développé dans la partie d'estimation d'un seul écho. La Gaussienne initiale pour l'algorithme serait l'estimation courante de la  $m^{ieme}$  ensemble de paramètres, et les données seraient l'espérance du  $m^{ieme}$  écho du signal. Puis, l'algorithme renvoie le Maximum de vraisemblance pour le  $m^{ieme}$  écho.

Une fois le *MV* pour chaque écho est exécuté, l'espérance de chaque écho, dans la prochaine étape E,  $X_{m+1}^{k}$  peut être calculée par $\theta_m^{k+1}$  et ainsi de suite. Lorsque tous les paramètres sont mis à jour, la norme de l'amélioration des vecteurs de paramètre est comparée à la tolérance fixée par l'utilisateur pour voir la convergence dans l'étape 4 de l'algorithme. Sinon, les étapes 2 et 3 seront répétées en utilisant les paramètres estimés de l'itération précédente [114-125].



Figure 4.3 : Algorithme d'espérance maximisation (Expectation-Maximisation) EM

#### 5. Résultats et discussion

Dans cette application, on va calculer le retard entre les échos obtenus par le transducteur : les échos de l'interface (face avant de la pièce), les échos de fond et de défaut dans les pièce (face interne et arrière des pièces) respectivement, pour la pièce01 (pâte de ciment ) et pour le la pièce 02 (mortier).

La vitesse de propagation de l'onde dans la pièce 01 est inconnue ; mais celle dans la deuxième pièce 02 est  $v_2 = 3960 \text{ m/s}$ . Sachant que le pas d'échantillonnage pour les deux signaux est le même  $T_e = 4.10^{-8} \text{ sec}$ .

Dans ce travail, on ajoute aux deux signaux ultrasonores utilisés deux bruits blancs gaussiens avec SNR d'entrée égale à 25 dB.



Figure 4.4 : a- Signal 01 'pièce01 : pâte de ciment', b- Signal 02 'pièce02 : mortier'

# 5.1. Estimation des signaux par Maximum du vraisemblance MV

Dans cette partie, nous avons appliqué l'algorithme de maximum du vraisemblance (MV) sur les signaux ultrasonores mesurés (les observations) pour estimer les paramètres du modèle d'écho gaussien proposé de chaque écho réfléchi par les interfaces du matériau traité, afin de caractériser la matière et/ou détecter l'éventuel défaut, et ainsi pour tester les performances de cet algorithme.

L'estimation des échos ultrasonores par Maximum de vraisemblance MV est basé sur le modèle d'écho gaussien. Ce dernier est très efficace dans cas ou le chevauchement des échos réfléchis par les interfaces est nul. L'implémentation de l'algorithme MV sur PC, en utilisant le langage de programmation MATLAB, nous a donné les résultats suivants :



#### A- Signal 01

Estimation de l'écho de la face pour le signal 01

Nous avons appliqué les étapes de l'algorithme du maximum de vraisemblance sur l'écho de face du premier signal pour déterminer les paramètres du son modèle d'écho gaussien :

$$S_1(\theta^1;t) = \beta_1 \cdot \exp\left(-\alpha_1(t-\tau_1)^2\right) \cos\left(2\pi f_{C1}(t-\tau_1) + \varphi_1\right)$$

Les résultats trouvés sont donnés par le tableau et les figures suivants :

θ	β	α	τ	$f_{c}$	φ
Conditions Initiales	18	1,8.10^12	13,58*10^ (-6)	0,6.10^6	10.027
Paramètres Optimaux	13.993	1,006.10^12	1,328.10^ (- 5)	8,453.10^5	4.044

**Tableau 4.1 :** Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho de la face

 Alors le modèle d'écho gaussien pour l'écho de la face du signal 01 est sous la forme :

$$S_{1}(\theta^{1};t) = 13.99 \cdot \exp\left(-1.006 * 10^{12} \left(t - 1.328 * 10^{-5}\right)^{2}\right) \cos\left(2\pi \cdot 8.45 * 10^{5} \left(t - 3.328 * 10^{-5}\right) + 4.044\right)$$



Figure 4.6 : a- Echo observé 01, b- Echo Estimé 01



Figure 4.7 : a- Superposition entre l'écho observé 01 et l'écho estimé, b- Erreur entre l'écho observé 01 et l'écho estimé 01
#### **Solution** Section 4 Secti

On applique l'algorithme sur l'écho de l'interface arrière du signal 01 pour déterminer ses paramètres propres du modèle d'écho gaussien :

$$S_{2}(\theta^{2};t) = \beta_{2}.\exp(-\alpha_{2}(t-\tau_{2})^{2})\cos(2\pi f_{C2}(t-\tau_{2})+\varphi_{2})$$

Les résultats tr ouvés sont donnés par le tableau et les figures suivants :

Conditions Initiales	-2.8	0.8*10^12	9.7*10^(-6)	0.9*10^6	1
Paramètres Optimaux	2.5155	7.76*10^11	9.312*10^ (- 6)	8.4*10^5	-1.5372

Tableau 4.2 : Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho du fond



Figure 4.8 : a- Echo observé 02, b- Echo Estimé 02



Figure 4.9 : a- Superposition entre l'écho observé 02 et l'écho estimé, b- Erreur entre l'écho observé 02 et l'écho estimé 02

Le deuxième modèle d'écho estimé est donné par l'équation :

$$S_{2}(\theta^{2};t) = 2.515.\exp\left(-7.76*10^{11}\left(t-9.312*10^{-6}\right)^{2}\right)\cos\left(2\pi.8.4*10^{6}\left(t-9.312*10^{-6}\right)-1.5372\right)$$

Donc, on peut déduire le modèle du signal ultrasonore 01, comme suit :

$$X_1(t) = \sum \delta(n - nt) + S_1(t) + S_2(t)$$

Alors, le modèle du signal ultrasonore rétro-diffusé par la Pâte de ciment serait :

$$X_{1}(t) = \left(\sum_{d=50}^{200} \delta(n-dt)\right) + 13.99 \cdot \exp\left(-1.006 * 10^{12} \left(t-1.33 * 10^{-5}\right)^{2}\right) * \\ \cos\left(2\pi \cdot 8.45 * 10^{5} \left(t-1.328 * 10^{-5}\right) + 4.044\right) - 2.515 \cdot \exp\left(-7.76 * 10^{11} \left(t-9.312 * 10^{-6}\right)^{2}\right) * \\ \cos\left(2\pi \cdot 8.4 * 10^{6} \left(t-9.312 * 10^{-6}\right) - 1.5372\right)$$



Paramètres	T <sub>0</sub>	τ	$\mathbf{T}_{Echo} = (\mathbf{T}_0 + \boldsymbol{\tau})$	
Echo- Face	$t_0 = 1100 * te = 44 * 10^{(-6)}$	1.328.10^ (- 5)	57.28*10^(-6)	
Echo-Fond	$t_0 = 1600 * te = 64.10^{-6}$	9.312*10^ (- 6)	73.31*10^(-6)	
Temps	de Vol TV (us)	16.03		
Cé	élérité (m/s)	3119	.2	

Tableau 4.3: Résultats obtenus par l'application MV sur le signal 01



### **B- Signal 02**

#### **\*** Estimation de l'écho de la face pour signal 02

On va chercher les paramètres du modèle d'écho gaussien pour l'écho de la face (signal 02), on se basant sur l'algorithme du maximum de vraisemblance :

$$E_{1}(\theta^{1};t) = \beta_{1} \cdot \exp(-\alpha_{1}(t-\tau_{1})^{2}) \cos(2\pi f_{C1}(t-\tau_{1})+\varphi_{1})$$

Les résultats trouvés sont donnés par le tableau et les figures suivants :

θ	β	α	τ	$f_{c}$	arphi
Conditions Initiales	1.01	2.22*10^12	1.295*10^ (-5)	2.20*10^6	-42.12
Paramètres Optimaux	1.2796	2.228*10^12	1.3138*10^ (-5)	2.2*10^6	-39.457

**Tableau 4.4 :** Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho de la face

Ce tableau, permet de composer le modèle paramétrique de premier écho ultrasonore :



Figure 4.13 : a- Superposition entre l'écho observé 01 et l'écho estimé, b- Erreur entre l'écho observé 01 et l'écho estimé

#### \* Estimation de l'écho du défaut pour le signal 02

Echantillon

De même, on applique MV sur l'écho du défaut (signal 02) pour déterminer ses paramètres propres du modèle d'écho gaussien :

$$E_{2}(\theta^{2};t) = \beta_{2}.\exp(-\alpha_{2}(t-\tau_{2})^{2})\cos(2\pi f_{C2}(t-\tau_{2})+\varphi_{2})$$

Les résultats trouvés sont donnés par le tableau et les figures suivants :

θ	β	α	τ	$f_{C}$	φ
Conditions Initiales	0.36	3.10^12	2.8.10^ (-6)	2.18.10^6	-9
Paramètres Optimaux	0.3525	6.005.10^12	2.5023^ (-6)	2.222.10^6	-13.683

Tableau 4.5 : Résultats d'estimation des paramètres du modèle gaussien de l'écho du défaut



Le modèle paramétrique de cet écho est donné par :

Figure 4.15 : a- Superposition entre l'écho observé 01 et l'écho estimé, b- Erreur entre l'écho observé 01 et l'écho estimé

A partir des résultats trouvés et l'équation ci dissous, nous pouvons former un modèle paramétrique global de signal ultrasonore 02 (Mortier) :

$$X_{2}(t) = \sum \delta(n - nt) + E_{1}(t) + E_{2}(t)$$

$$X_{2}(t) = \left(\sum_{d=50}^{200} \delta(n-dt)\right) + 1.279 \cdot \exp\left(-2.228 \times 10^{12} \left(t-1.3138 \times 10^{-5}\right)^{2}\right) \times \cos\left(2\pi \times 2.2 \times 10^{6} \left(t-1.3138 \times 10^{-5}\right) - 39.457\right) + 0.3525 \cdot \exp\left(-6.005 \times 10^{12} \left(t-2.5023 \times 10^{-6}\right)^{2}\right) \times \cos\left(2\pi \times 2.22 \times 10^{6} \left(t-2.5023 \times 10^{-6}\right) - 13.68\right)$$



Figure 4.16 : Signal ultrasonore estimé 02 par MV

Paramètres	T <sub>0</sub>	τ	$\mathbf{T}_{Echo} = (\mathbf{T}_0 + \boldsymbol{\tau})$	
Echo- Face	$t_0 = 1180 * te = 47.2 * 10^{(-6)}$	1.3138*10^ (-5)	60.34*10^(-6)	
Echo-Défaut	$t_0 = 1570 * te = 62.8.10^{-6}$	2.502*10^ (- 6)	65.302*10^(-6)	
Temps	de Vol TV (us)	4.962		
Épaisse	ur Relative (cm)	0.98	3	

Tableau 4.6 : Résultats obtenus par l'application MV sur le signal 02

D'après la simulation, on observe que les échos estimés par l'algorithme de Maximum de vraisemblance MV ont reproduit fidèlement les échos simulés. Aussi, ils permettent de reformer le modèle mathimatique de chaque écho d'interface à l'aide d'un modèle d'écho gaussien, et par la suite le modèle complet du signal.

D'autre part, on remarque que cette méthode d'estimation est très sensible aux paramètres initiaux ( $\theta_0$ ), ce qui agit directement sur les résultats finaux d'estimation.

### 5.2. Estimation des échos par l'algorithme d'espérance maximisation

Dans cette application, on s'est intéressé à l'estimation du modéle des échos ultrasonores rétro-duffisés par les interfaces internes et externes par l'algorithme d'estimation EM. Les figures (4.17 et 4.18) présentent les échos réfléchis par la pâte de ciment et le mortier.



Figure 4.17 : a- Échos rétro-diffusés par la piéce 01, b- Addition de BBG avec SNR = 15 dB



Figure 4.18 : a- Échos rétro-diffusés par la piéce 02, b- Addition de BBG avec SNR = 15 dB

Notre objectif principal est d'estimer le vecteur des paramètres globaux qui donnent les estimations des échos d'observation dans chaque signal ultrasonore et par la suit de faire modéliser le signal traité (extraction du modèle mathématique du signal).

Pour valider les résultats et justifier les décisions par la manipulation de l'algorithme EM sur un modèle d'écho gaussien, nous avons ajouté un bruit Gaussien blanc avec un SNR d'entrée (15 dB) pour les deux signaux traités, puis on calcule la ressemblasse entre le signal original et le modèle estimé par EM (coefficients de corrélation, SNR). Les calculs trouvés sont donnés et classés comme suit:



#### Paste cement sample (Signal 01)

Figure 4.19 : a- Superposition de signal bruité et signal estimé, b- Superposition du signal observé et signal estimé



Figure 4.20 : a- Erreur d'estimation du signal bruité et signal estimé, b- - Erreur d'estimation du signal observé et signal estimé



Figure 4.21 : a- Signal estimé, b- Cross-correlation du signal estimé et le signal observé

Paramètres	β	α	τ	$f_{C}$	φ
Echo-Face	11.64	6.9378*10^11	3.730*10^ (- 5)	8.662*10^5	45.004
Echo-Fond	2.1146	4.5463*10^11	5.3312*10^ (- 5)	8.361*10^5	1.6069
Temps de TV ( us)			16.012		
Vitesse de propagation (m/s)			3122.7		
Coefficient de corrélation (Signal observé et			C	.9730	
Signal estimé)					

Tableau 4.7 : Résultats obtenus par l'algorithme EM pour le signal 01



## **\*** Mortier (Signal Ultrasonore 02)

Figure 4.22 : a- Superposition du signal bruité et signal estimé, b- Superposition du signal observé et signal estimé



Figure 4.23 : a- Erreur d'estimation du signal bruité et signal estimé, b- Erreur d'estimation du signal observé et signal estimé



**Figure 4.24 :** a- Signal estimé, b- Cross-correlation du signal estimé et le signal observé Le tableau ci-dessous, donne les paramètres de chaque écho rétro-diffusé par les interfaces de mortier :

Paramètres	β	α	τ	$f_{c}$	φ
Echo-Face	1.069	3.9554*10^12	4.0340*10^ (- 5)	2.176*10^6	27.648
Echo-Défaut	0.33511	1.4791*10^12	4.5310*10^ (- 5)	2.155*10^6	0.75166
Temps de TV ( us)			4.970		
Épaisseur Relative (cm)			0. 98		
Coefficient de corrélation (Signal observé			0.8917		
et Signal estimé)					

**Tableau 4.8 :** Résultats obtenus par l'algorithme EM pour le signal ultrasonore 02

La fonction de corrélation permet de quantifier la ressemblance entre deux signaux quelconque. Cette fonction présente un maximum pour toute position où les deux signaux se superposent au mieux, ainsi nous pouvons utiliser cette la fonction dans nombreuses applications telles que la détection de signaux périodiques dans un bruit, la détection de périodes cachées et la réduction du bruit.

Dans le but d'évaluer quantitativement l'estimation obtenue des paramètres du modèle d'écho gaussien par l'algorithme EM, nous avons procédé au calcul des coefficients de la corrélation entre les signaux expérimentaux et les signaux estimés, afin de juger la ressemblance. La similitude trouvée dans les deux cas est très élevée, comme elle est montrée dans les deux tableaux ci-dessus. Ces valeurs démontrent aussi la robustesse de l'algorithme d'estimation EM, puisque les signaux mesurés se superposent avec les signaux expérimentaux avec un taux ressemblance (taux 01 = 97.30 % et taux 02 = 89.17 %) respectivement pour la pâte de ciment et le mortier.

En plus, l'algorithme EM permet non seulement d'estimer les paramètres du modèle proposé mais d'en détecter les défauts, les positions temporelles des échos réfléchis et les distances entre les interfaces internes et externes de la matière et par conséquent faire une bonne caractérisation.

### 6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différents résultats de l'application de l'algorithme Maximum de vraisemblance (MV) et l'algorithme (EM) espérance-maximisation sur des signaux expérimentaux avec et sans défauts. Nous avons utilisé un modèle d'écho gaussien pour estimer les paramètres de chaque écho rétro-diffusé et reformer le modèle global de signal. Á partir des résultats obtenus, nous avons pu déterminer avec précision les positions des différentes échos donc les profondeurs entre les interfaces internes et externes. Cette procedure nous permet de caractériser la matière (vitesse de propagation de l'onde) et ainsi de détecter les défauts. Les calculs du temps de vol, la vitesse de propagation et l'emplacement de défauts trouvés sont très satisfaisants comparés avec les résultats obtenus par les techniques de traitement du signal vues dans les chapitres précédents.

# **Conclusions et Perspectives**

• Conclusions

 $\circ$  Perspectives

#### **1.** Conclusions

D'une façon générale dans l'industrie, lors de la fabrication, l'assemblage ou l'utilisation de pièces industrielles, des défauts sont susceptibles d'apparaître et peuvent engendrer de graves conséquences. Les techniques de contrôle non destructif permettent, entre autres, d'anticiper ce genre de problèmes et les affaiblir. Les matériaux généralement sont sujets à l'apparition de défauts de structure: fissuration, délaminage, présence d'eau, porosité, défauts de collage, ...etc. Afin de détecter au plutôt leur présence, de nombreuses techniques du traitement de signal ont été appliquées et développées pour extraire fidèlement l'essentielles de l'information et fournir des informations sur la santé d'une pièce ou d'une structure (donnant un bon judjement sur sa composition interne).

Le travail que nous avons mené dans le cadre de cette thèse, concerne la caractérisation, la détection et la localisation des défauts dans les matériaux en utilisant un contrôle non destructif ultrasonique basé sur la technique impact-écho avec échantillon prismatique. L'objectif principal de ce travail, est d'exploiter des outils de traitement du signal pour le réaliser. Pour ce faire, nous avons utilisé des méthodes de traitement du signal classiques et avancées, basées sur l'analyse temporelle et fréquentielle, le filtrage dans le plan temps-fréquence et d'autres méthodes à caractère multirésolution. Ces méthodes nous permettent de bien découvrir l'information pertinente du signal reçu du matériau en question.

Dans cette thèse, nous avons mesuré le temps de parcourt entre les échos réfléchis par chaque interface dans les échantillons à contrôler, permettant une bonne caractérisation, détection et localisation. Dans ce travail de thèse nous avons utilisé : l'analyse temporelle et fréquentielle (corrélation, split spectrum processing conventionnelle (SSP), transformée d'Hilbert et transformée de Fourier), l'analyse temps-fréquence (Fourier à court terme, Distribution Wigner-Ville, Distribution Pseudo Wigner-Ville et la Distribution de Choi-Williams) et enfin les méthodes adaptées de traitement du signal à caractère multirésolution (les ondelettes, la décomposition modale empirique (EMD) et split spectrum processing adaptative (A-SSP)). La A-SSP est une première contribution de notre travail de thèse. Elle est basée sur le principe de la SSP classique mais avec des améliorations et des ajustements adaptatifs importants. Elle aborde le problème de détection multi-cible complexe et augmente

simultanément la visibilité de paille et le SNR. Elle combine la SSP conventionnelle et la EMD avec des opérations linéaires et non linéaires pour reconstruire le signal original. Elle découpe d'une façon adaptative le spectre du signal en plusieurs bandes successives de fréquence en utilisant l'EMD. Puis, elle utilise un filtrage optimal gaussien du spectre adapté aux IMFs obtenues. Enfin, une transformation de Fourier inverse est appliquée suivie par des critères de recombinaison linéaires et non linéaires. Dans cette phase, un algorithme de recombinaison est proposé et faisant l'objet d'une deuxième contribution. Il est basé sur une selection des motifs du signal le plus enérgétiques pour les combiner linéarement sans rejeter les autres.

La troisième contribution de cette thèse doctorale, est orientée vers le développement d'un modèle paramétrique du signal ultrasonore reçu, pour analyser les échos ultrasonores rétrodiffusés. Et par la suite, caractériser, détecter et localiser les échos. Cette phase est très importante, pour l'analyse d'un matériau, sa caractérisation, son dimensionnement, et la détection des défauts éventuels. Le modèle adopté pour ce type de problème dans cette thèse, est le modèle d'écho gaussien. Le problème qui reste, est de trouver des méthodes qui permettent d'identifier où d'estimer les paramètres du modèle en question. Nous avons utilisé l'algorithme maximum de vraisemblance (ML : Maximum Likelihood) et l'algorithme d'espérance-maximisation (EM : Expectation and Maximisation).

Les résultats de simulation montrent que la fonction d'autocorrélation, et la transformée d'Hilbert sont des outils privilégiés pour calculer le temps de décalage et ensuite déduire la vitesse de propagation et l'emplacement de défauts dans les matériaux contrôlés. La transformée d'Hilbert a l'inconvénient d'ignorer les signes du signal. Les techniques d'analyse temps-fréquence ou d'analyse temps-échelle ont prouvé leur succès dans la localisation des échos en temps et en fréquence, c-à-d, améliorer la visilibité de l'information pertinente de chaque écho dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentiel, ce qui nous permet de contrôler les propriétés et la santé des matériaux en question d'une façon très précise. Les méthodes de traitement du signal adaptées à caractère multirésolution telle que l'A-SSP et la HHT, présentent une puissante capacité de détection et de localisation des échos

de la vitesse de propagation (cas de la pâte de ciment). Et d'autre part, de détecter et localiser les défauts en calculant leurs épaisseurs (cas de mortier).

En général, les résultats de simulation et d'expérimentation sont encourageants. Les cas traités dans cette thèse, sont souvent ceux où les signaux ultrasonores présentent des échos séparés et ne se chevauchent pas. Mais on peut trouver des cas où les signaux ultrasonores traités présentent des échos non séparés et se chevauchent. Qui pose un grand problème !

## 2. Perspectives et suggestions pour de futurs travaux de recherche

Comme perspectives de cette thèse, on lance les propositions suivantes :

- Amélioration du modèle du signal ultrasonore et de le comparer au modèle mélange des gaussiennes proposé par Jaafar Sanii et al. [98] ;
- Utilisation des méthodes d'estimation et de séparation paramétriques et non paramétriques, aveugles et non aveugles ;
- Application des méthodes étudiées sur d'autres type de matériaux et à d'autres techniques d'ultrason autre que l'impact-écho, et à d'autres formes d'échantillons pour une éventuelle généralisation ;
- Extension des méthodes étudiées pour les cas des images ultrasonores ;
- Classification des défauts pour chaque type de matériau ;
- Modélisation des différents types de bruit et pour différents matériaux et différentes techniques d'ultrason.
- Etude de la propagation des ondes ultrasonores dans différents milieux dans le cas 1D et 2D.

## **Bibliographie**

- [1] S. Ghada, 'Elastographie ultrasonore tridimensionnelle de l'estimation des déformations au module de Young des tissus biologiques', Thèse de Doctorat. Institut National des sciences appliquées de Lyon, France, 2006.
- [2] S. Lonné, 'Modélisation de la propagation ultrasonore dans les matériaux composites obtenue par le procédé de fabrication RTM', thèse de Doctorat en génie mécanique, université de Bordeaux 1, France, 2003.
- [3] A. Kassem, 'Contributions à la faisabilité d'un système sur puce dédie à l'image par ultrasons', Thèse de Doctorat en électrique, université de Montréal, Canada, 2004.
- [4] R. Drai, F. Sellidj, M. Khelil and A. Benchaala, 'Elaboration of some signal processing algorithms in ultrasonic techniques: application to material NDT', ultrasonics, Vol 38, pp. 503-507, 2000.
- [5] T. Bouden, S. Dib, K. Aissaous and M. Grimes, 'Signal processing methods for materials defects detection', IEEE international ultrasonics symposium (IUS), Rome, Italy 20-23 Septembre, 2009.
- [6] A. Bouhadjera, 'Determination of third order elastic constants using a simple ultrasonic apparatus', WCU 2003, Paris, France, september 7-10, 2003.
- [7] A.H. Nayfeh, D.E.Chimenti, 'Ultrasonic wave reflection from liquid–coupled orthotropic plates with application to fibrous composites', Journal. Appl. Mech., Vol 55, pp. 863–870, 2001.
- [8] C.H. Chen, 'Ultrasonic and advanced methods for non-destructive testing and material characterization', Chapter 01, 'Fundamental models and measurements for ultrasonic nondestructive evaluation systems', Book, pp 3-33, université de Massachusetts Darthmouth, U.S.A, 2007.
- [9] J. Krautkramer, H. Krautkramer, 'Ultrasonic Testing of Materials', 4<sup>th</sup> ed, Springer-Verlag, pp. 160-220, 1990.
- [10] M. Grimes, M. Khebli, S.Haddad, T. Benkdidah, and A. Bouhadjera, 'Prism technique and FDTD for Ultrasonic Evaluation of materials', colloque international sur les matériaux émergents (CIME'2007), 2007.

- [11] T. Bouden, F. Djerfi, and S. Dib, 'Apport de Wigner Ville et Des Odelettes Pour les Contrôles Non Destructifs', second international conference on systeme and information processing ICSP'11, May 15-17, Guelma, Algérie, 2011.
- [12] M. Dauzat, 'Ultrasonographie vasculaire diagnostique', (théorie et pratique) Ed, Vigot. 1991.
- [13] S. Haddad, A. Bouhadjera, M. Grimes and T. Benkedidah, 'A New Ultrasonic Signal Processing Scheme for Detecting Echoes of Different Spectral Characteristics in Concrete Using Empirical Mode Decomposition', Russian journal of nondestructive testing, vol 47, N 9, pp. 642-649, 2011.
- [14] A. Bouhadjera, C. Bouzrira, 'High-frequency ultrasonic testing of young cement-based materials using the prism technique', NDT & E international, 38, pp. 135-142, 2005.
- [15] Ch Chen, 'Ultrasonic and advanced methods for non-destructive testing and material characterization', Book published by world scientific publishing Co. Pte. Ltd, ultrasonic NDE lab, university of Massachusetts Dartmouth, 25 January, 2007.
- [16] P. Brassier, 'débitmètre par technique ultrasonore en milieu gazeux industriel', thèse de doctorat, université de bordeaux I, France, octobre 2000.
- [17] P. zetlaoui, 'Ultrasons et anesthésie Régional : Echographie en anesthésie réanimation', le kremlin bicêtre 94275, pp. 209-223, 2004.
- [18] M. Thomas, 'Ondes de Lamb dans les milieux stratifiés: Application a la surveillance in situ et en temps réel de l'endommagement de structures composites', Thèse de doctorat, institut national des sciences appliquées INSA de Lyon, France, 2001.
- [19] M. D. Istrate, 'Détection et reconnaissance des sons pour la surveillance médicale', Thèse de doctorat de l'INPG, 2003.
- [20] H. Zaidi, 'Méthodologies pour la Modélisation des Couches Fines et du Déplacement en Contrôle non Destructif par Courants de Foucault : Application aux Capteurs Souples', Thèse de Doctorat, Université de Paris- Sud, France, 2012.
- [22] L.W. Schmerr, S.J. Song, 'Ultrasonic Nondestructive Measurement Systems Models and Measurements', (Springer, Cambridge, MA), 2007.
- [23] R. Harhout, 'Dispersion et atténuation des ondes ultrasonores dans des matériaux métalliques soumis aux contraintes', thèse de magistère en génie mécanique, université de M'hamed Bougara de boumerdes, 2006.
- [24] M.A. Ploix, 'Etude de l'atténuation des ondes ultrasonores. Application au contrôle non destructif des soudures en acier inoxydable', Thèse de doctorat, institue national des

sciences appliqué de Lyon, France, 2006.

- [25] N. Benhadda, 'Etude pour la Réalisation d'un Capteur à Courants de Foucault en Mode Différentiel pour le Contrôle non Destructif (CND)', Thèse de doctorat en sciences, spécialité electronique, université Hadj Lakhdar de Batna, Algérie, 2015.
- [26] T. Bouchala, 'Développement de méthodes rapides pour la résolution des problèmes directe dans les systèmes de CND par courant de Foucault', Thèse de doctorat en sciences, spécialité electronique, université Hadj Lakhdar de Batna, Algérie, 2014.
- [27] M. Bentoumi, 'Outils pour la détection et la classification : Application au diagnostic de défauts de surface de rail', Thèse de doctorat, spécialité Automatique et Traitement Numérique du signal, université Henri Poincaré- Nancy 1, France, 2004.
- [28] J. Dumont-Fillon, 'Contrôle Non Destructif CND', technique de l'inginieur, référence R 1400, école central de Paris, 1996.
- [29] G.M. Javier, G.G. Jaime and V.S. Ernesto, 'Non-Destructive Techniques Besed on Eddy Current Testing', Sonsors journal, pp. 2525-2565, 2011.
- [30] V. Doirat, 'Contribution à la Modélisation de Systèmes de Contrôle non destructif par Courants de Foucault Application à la Caractérisation Physique et Dimensionnelle de Matériaux de l'aéronautique', Thèse de Doctorat, université de Nantes, France, 2007.
- [31] E. Kuhn, 'Control Non Destructif D'un Matériau Excité Par une Onde acoustique ou Thermique Observation par Thermographie', Thèse de doctorat, spécialité, energétique et génie des procédés, université Paris Ouest Nanterre la défense, France, 2013.
- [32] H. Zaidi, 'Méthodologies pour la Modélisation des Couches Fines et du Déplacement en Contrôle non Destructif par Courants de Foucault : Application aux Capteurs Souples'. Thèse de doctorat, université, Paris- Sud, France, 2012.
- [33] G. De Angelis, M. Meo, D.P. Almond, S.G. Pickering, and S.L. Angioni, 'A new technique to detect defect size and depth in composite structures using digital shearography and unconstrained optimization', NDT & E International, vol 45, N 1, pp. 91 96, 2012.
- [34] M. Bentoumi., G. Bloch., P. Aknin, and G. Millérioux, 'Blind Source Separation for detection and classification of rail surface defects, Studies in Applied Electromagnetics and Mechanics (SAEM)', Electromagnetic nondestructive evaluation(VIII) (9th Int. Workshop on electromagnetic nondestructive evaluation E'NDE, Saclay, May 15-16, France, 2003.
- [35] M. Wanin, 'Evaluation non destructive de la qualité des matériaux (Partie 1)', Techniques de l'ingénieur, dossier M4131, Mars 2002.

- [36] J. Antoni, M. Sidahmed, 'Contrôle et diagnostic à partir des signaux acoustiques et vibratoires', Spécial congrès surveillance 5, acoustique & techniques, N 38, 2004.
- [37] V. Carmona, 'Etude de l'endommagement de matériaux composites par tomographie X et émission acoustique', Thèse de doctorat en génie des matériaux, Institut national des sciences Appliquées de Lyon, France, Juillet 2009.
- [38] A Zaoui, 'Contribution à la Modélisation de CND par Matrice à Courants de Foucault', Thèse de doctorat, Ecole militaire polytechnique, Alger, 2008.
- [39] PH. Beltrame, 'Modélisation de la Perturbation Electromagnétique au Voisinage d'une Fissure Mince dans un Matériau Conducteur. Application au Contrôle Non Destructif par Courants de Foucault', Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, 2002.
- [40] N. Benhadda, 'Modélisation des Capteurs Inductifs à Courant de Foucault', Thèse de magister en électronique option, Matériaux électrotechnique, université de El Hadj Lakhdar Batna, Algerie, 2006.
- [41] T. Bouden, M. Nibouche, F. Djerfi and S. Dib, 'Improving Wavelet Transform for the Impact-Echo Method of Non Destructive Testing', Lecture Notes in Electrical Engineering Future Communication, Computing, Control and Management, Vol 141, pp. 241-247, DOI 10.1007/978-3-642-27311-7\_32, Springer Berlin Heidelberg, 2012, (SCI IF = 0.068). http://link.springer.com/chapter/10.1007%2F978-3-642-27311-7\_32#page-1.
- [42] M. Berke, 'Non-destructive Material testing with Ultrasonics- Introduction to the Basic principales', NDT, Vol 5, pp. 8-9, September 2000.
- [43] T. Bouden, F. Djerfi, S. Dib, M. Nibouche and T. Benkedidah, 'Improving Signal Processing Of The Impact-Echo Method Using Hilbert Huang And Wavelet Transforms', MENDT 7, Bahrain; December 2012. http://www.ndt.net/article/mendt2012/papers/NDT-025.pdf.
- [44] T. Bouden, F. Djerfi, M. Nibouche and S. Dib, 'Hilbert Huang Transform for enhancing The Impact-Echo Method of Non Destructive Testing', Regular paper in Journal Automation & Systems Engineering (JASE), ISSN: 1112-8542, Vol 6, Issue 4, pp. 172-184, December 2012, (J Autom Syst Eng) JournalSeek; GIF: 2013=0.521 (DRJI) http://jase.esrgroups.org/.
- [45] L. Zaghba, 'Technique de traitement de signal pour la caractérisation par ultrasons des matériaux complexes', Thèse de magister en électronique, université de Jijel, 2005.
- [46] B.P.C. Rao, T. Jayakumar and B. Raj, 'Cross-correlation teschnique for precise ultrasonic measurements', Journal acoustical society of India, Vol 3, pp. 45-50. 1992.

- [47] S. Catheline, 'Interferometrie-speckle ultrasonore : application à la mesure d'élasticité', Thèse de doctorat spécialité acoustique Physique, Université Paris VII. 1998.
- [48] M.M. Bilgutary, E.S. Furgason, and V.L. Newhouse, 'Evaluation of random signal correlation for ultrasonic signal correlation for ultrasonic flaw detection', IEEE Trans. Sonzcs Ultrason, A.V. Oppenheim, R.W. Shafer, Dzgital Szgnal Processing, New Jersey, Prentice-Hall, USA, 1975.
- [49] R.N. Bracewell, 'The Fourier Transform and Its Applications', 2<sup>nd</sup> ed, p. 474. McGraw-Hill, New York, 1986.
- [50] A. Quinquis, C. Ioana, 'Représentation Temps Fréquence et Temps Echelle', Centre de recherche : Extraction et exploitation se l'information environnements incertains, ENSIETA, BREST, France, 2002.
- [51] A.O. Andrade, P.J. Kyberd and S. Nasuto, 'Time-frequency analysis of surface electromyographic signals via Hilbert spectrum', in S.H. Roy, P. Bonato, J. Meyer (Eds), XVth ISEK Congress—An Invitation to Innovation, Boston, MA, USA, 2004.
- [52] S. Dos Santos, 'Traitement de signal : Signaux Déterministes (TS1) et Signaux Aléatoires (TS2)', École nationale d'Ingénieurs du Val de Loire, université François-Rabelais de Tours, France, 2009.
- [53] G. Strang, 'Wavelet transforms vs. Fourier transforms', Bull.Amer. Math. Soc., Vol 28, pp 288-305, 1993.
- [54] B. Boashash, 'Time-Frequency Signal Analysis and Processing: A Comprehensive Reference', Elsevier Science, Oxford, 2003.
- [55] A. Quinquis, 'Représentations temps-fréquence', support de cours, ENSIETA, 1995.
- [56] W. Gaohui, S. Jun, Z. Dezhi,G. Huasong, S. Wulan and L. Yan, 'Ultrasonic NDE of thin Composite plate Based on an enhanced Wigner-Ville distribution', 17<sup>th</sup> world conference on non destructive testing, Shanghai, China, 25-28 Oct 2008.
- [57] S. Qian, D. Chen, 'Joint Time-Frequency Analysis: Methods and Applications', Chap 5, Prentice Hall, N.J., 1996.
- [58] J.V. Fuente, L. Vergara, J. Gosalbez, and R. Miralles, 'Time-frequency analysis of ultrasonics backscattering noise for non destructive characterisation on cement pastes', In 8<sup>th</sup> ECNDT, Barcelona, Espaigne, October 2002.
- [59] L. Cohen, 'Time-frequency distributions. A review', Proceedings of IEEE, Vol 77, N 7,

1989.

- [60] M.W. Malik, A. Saniie, 'Generalized Time-Frequency representation of Ultrasonic Signals,' Proc. IEEE Ultrason. Symp, Publ. N 1051-1117/93, pp 691-695, 1993.
- [61] M. Levanda, V. Fleurov, 'Wigner quasi-distribution function for charged particles in classical electromagnetic fields', Annals of Physics, Vol 292, pp 199-231, 2001. http://arxiv.org/abs/cond-mat/0105137.
- [62] Z. Y. Guo, L.G. Durand, and all, 'Comparison of Time-Frequency Distribution Techniques for Analysis of Simulated Doppler Ultrasound Signals of the Femoral-Artery', IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol 41, N 4, pp 332-342, 1994.
- [63] H.I. Choi, W.J. Williams, 'Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels', IEEE Trans, On Acous. Proc, Vol 37, N 6, pp 862-871, 1989.
- [64] Y. Zhao, L.E. Atlas, and R.J. Marks, 'The use of cone-shape kernels for generalized timefrequency representations of non stationary signals', IEEE Trans, Acoustics, Speech, Signal Processing, Vol 38, N 7, pp 1084-1091, July 1990.
- [65] S.G. Mallat, 'A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation', IEEE trans.on pattern anal.and machine intell, Vol PAMI-11, N 7, pp 674-693,1989.
- [66] S. Mallat, 'A Wavelet Tour of signal processing', Academic Press, 1998.
- [67] R. Kažys, D. Pagodinas and O. Tumšys, 'Detection of defects in multilayered plastic cylindrical structures by ultrasonic method', Ultragarsas (Ultrasound), Kaunas: Technologija, N 2 (43), pp 7- 12, 2002.
- [68] P. Flandrin, 'Temps-fréquence', Hermès science publication, 1998.
- [69] A. Quinquis, C. Ioana, 'Représentation Temps Fréquence et Temps Echelle', Centre de recherche : Extraction et exploitation se l'information environnements incertains, ENSIETA, BREST, France, 2002.
- [70] S. Mallat, WL. Hwang, 'Singularity Detection and Processing with Wavelets', IEEE Transactions on Information Theory; Vol 38, pp 617-643, 1992.
- [71] S. M. Debbal et F. Bereksi-Reguig : 'Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phonocardiogrammes en fonction des souffles surajoutés', Afrique SCIENCE 01(1) (2005) 1 13 ISSN 1813-548X. Université A.B.Bekr Belkaid, Tlemcen 2005.
- [72] C. Ducottet, 'Ondelettes, analyse de singularités lissées et traitement d'hologrammes numériques de micro-particules', Thèse de doctorat, université Jean Monnet Saint-Étienne,

France, Novembre 2003.

- [74] S. Mallat, S. Zhong, 'Characterization of signals from multiscale edges', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 14, N 7, 1992.
- [75] S. Assous, 'Analyse Temps-fréquence par la transformée en s et interprétation des signaux de fluxmètre laser doppler : application au diagnostic', Thèse de doctorat en automatique et traitement de signal, Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Centre de d'Angers. France, 2005.
- [76] A. Abbate, 'Signal Detection and Noise Suppression Using a Wavelet Transform Signal Processor: Application to Ultrasonic Flaw Detection', IEEE UFFC, Vol 44, Janvier 1997.
- [77] I. Daubechies, 'The wavelet transform, time-frequency localization and signal analysis', IEEE Trans, Inform, Theory, Vol 36, Issue 5, pp 961-1005, 1990.
- [78] Paul S Addison, 'Wavelet transforms and the ECG', Institute of physics publishing physiological measurement, physiol. Meas. 26, R155–R199, 2005.
- [79] N. Michalodimitrakis and T. Laopoulos, 'On the Use of Wavelet Transform in Ultrasonic Measurement Systems', Proceedings of the 18<sup>th</sup> IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Vol 1, pp 589-594, 2001.
- [80] M. Vacher, D. Istrate 'Transformée en Ondelettes', Lecture Notes en Communication Langagière et Interaction Personne-Système CLIPS, France, Septembre 2004.
- [81] P. Abry, A. Aldroubi, 'Designing Multiresolution Analysis-type Wavelets and their Fast Algorithms', Journal of Fourier Analysis and Applications, Vol 2, pp 135-159, 1995.
- [82] E. Lepennec, S. Mallat, 'Sparse geometric image representation with bandelets', in submitted to IEEE Trans. on Image Process, 2003.
- [83] A. Mojsilovic, V. Popvic and D.M Rakov, 'The Selection of Optimal Wavelet Basis For Texture Characterization', IEEE Transactions on Image Processing, Vol 9, N 12, pp 2043-2050, 2000.
- [84] N.E. Huang, Z. Shen, S.R. Long, M.C. Wu, H.H. Shih, Q. Zheng, N.C. Yen, C.C. Tung, and H.H. Liu, 'The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis', Proceedings of the Royal Society of London, Uk, Vol 454, pp 903- 1005, 1998.
- [85] S. Zhi-qiang, J.M. Zhou and P. Zhou, 'Application of Hilbert-Huang transform to denoising in vortex flowmeter', Vol 13,N 5, School of Energy Science and Engineering, Central South

University, 2006.

- [86] T. Bouden, F. Djerfi and M. Nibouche, 'Adaptatied Split Spectrum Processing A-SSP for Ultrasonic Signal in the Pulse Echo Test.' Russian Journal of Nondestructive Testing, Vol 51, N 4, pp 245-257, 2015.
- [87] Y. Mao et P. Que, 'Noise Suppression and Flaw Detection of Ultrasonic Signals via Empirical Mode Decomposition', Russian Journal of Non destructive Testing, Vol 43, N 3, pp 196–203, 2007.
- [88] S. Haddad, M. Grimes, T. Benkedidah, and A. Bouhadjera, 'Ultrasonics Signal Processing Based on Combined Use of Empirical Mode Decomposition and Split Spectrum Processing Using the Prism Technique', Nondestructive Testing of Materials and Structures (RILEM Bookseries) by Mehmet Ali Tasdemir and Oral Buyukozturk (SPRINGER VERLAG), pp 143-148, 2013.
- [89] G. Rilling, P. Flandrin, 'One or two frequencies? The empirical mode decomposition answers', IEEE Trans. Signal Processing, pp. 85–95, Jan. 2008.
- [90] M. Yimei, Q. Peiwen, Z. Qi, 'Ultrasonic thickness inspection of oil pipeline based on marginal spectrum of Hilbert-Huang Transform', 17<sup>th</sup> World Conference on Non destructive Testing, Shanghai, China, 25-28 Oct 2008.
- [91] J.C. Cexus, 'Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT)', Thèse de doctorat, université de Rennes 1, France, 2005.
- [92] L. Yufeng, E. Oruklu and J. Saniie, 'Application of Hilbert-Huang transform for ultrasonic nondestructive evaluatio', Ultrasonics Symposium (IUS), IEEE International, Beijing, 2-5 Novembre 2008.
- [93] H. H.Shih, Q Zheng, N. C Yen, C. C Tung, and H. H Liu, 'The Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum for Nonlinear and Nonstationary', Time Series Analysis, Proc. R. Soc, Vol 454, pp 903–995, London ,1998.
- [94] Y. MAO, P. QUE, 'Application of Hilbert-Huang signal processing to ultrasonic nondestructive testing of oil pipelines', Journal of Zhejiang university science A, vol 7, N 2, pp 130-134, 2006.
- [95] Qi. Tian, N.M. Bilgutay, 'statistical Analysis of Split Spectrum Processing for Multiple Target Detection', IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and frequency control, Vol 45, pp 251-256, Janvier 1998.
- [96] M. Karaguz, N.M. Bilgutay, T. Akgul and S. Popovies, 'Defect detection in concrete using split spectrum processing', Porceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, Vol 1 ,pp 843-

846, Augstos 1998.

- [97] M. G. Gustafsson, T. Stepinski, 'Split spectrum algorithms rely on instantaneous phase information-a geometrical approach', IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectrics, Frequency Control, Vol 40, N 6, pp 659-665, Novembre 1993.
- [98] J. Saniie, D. T. Nagle, and K. D.Donohue, 'Analysis of OS Filters Applied to Ultrasonic Flaw Detection Using Split-Spectrum Processing', IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectrics, Frequency Contr'ol, Vol 38, N 2, pp 133-140, March 1991.
- [99] P. Karpur, O.J. Canelones, 'Split spectrum processing: a new filtering approach for improved signal-to-noise ratio enhancement of ultrasonic signals', Ultrasonics, Vol. 30, N 6, pp 351-357, May 1992.
- [100] P. Rubbers, C.J. Pritchard, 'An overview of Split Spectrum Processing', Ndt. net, Vol. 8, Augstos 2003.
- [101] P.J. Chen, T. Chen, 'Measurements of acoustic dispersion on calcaneus using spilt spectrum processing technique', Medical Engineering and Physics, Vol 28, N 2, pp 187-193, March 2006.
- [102] J.-D. Aussel, 'Slip-spectrum processing with finite impulse response filters of constant frequency-to-bandwidth ratio', Ultrasonics, Vol. 28, pp 229-240, 1990.
- [103] C. Cudel, M. Greyillot, J.J. Meyer. and L. Simonim, 'Detecting echoes of different spectral characteristics in absorbing media by variable moving bandwidth SSP minimization', Proceeding of the IEEE Ultrasonics symposium, Vol 1, pp 785-788, October 2002.
- [104] M. Grévillot, 'Quantification des mobilités inter et intra vertébrales au niveau du rachis lombaire par voies optique et ultrasonore. Détection des échos spéculaires par traitements du plan temps-fréquence', Thèse doctorat, université de Haute-Alsace, spécialité EEA, France, Juin 1999.
- [105] B. Gold, N. Morgan, 'Speech and Audio Signal Processing: Processing and Perception of Speech and Music', John Wiley & Sons, New York, NY, pp 28-38, 2000.
- [106] A. Kourgli, 'Analyse variographique, modélisation et synthèse de textures appliquées aux images numériques' Thèse de doctorat spécialité electronique, université des sciences et de la technologie "Houari BOUMEDIENE", Algerie, 2007.
- [107] T.K. Moon, 'Mathematical methods and algorithms for signal processing', Prentice Hall, 2000.
- [108] P. Lafaye de Micheaux, 'Tests d'indépendance en analyse multi-variée et tests de normalité

dans les modèles ARMA', Thèse de doctorat spécialité information, structures, systèmes, université Montpellier II. Sciences et Techniques du Languedoc, France, 2002.

- [109] I. Claude, A. Smolarz, A. 'A new textured image segmentation algorithm by autoregressive modelling and multiscale block classification', Proceedings of Sixth IEEE, International Conference on Image Processing and its applications, pp 586-590, Dublin, Ireland, 14-17 July 1997.
- [110] R. Demirli, J. Saniie, 'Model-based estimation of ultrasonic echoes. Part I: Analysis and algorithms', IEEE Trans, Ultrasonic, Ferroelect, Freq. Centr, Vol. 48, pp 787-802, May, 2001.
- [111] R. Demirli and J. Saniie, "Model-based estimation of ultrasonic cchoes Part II: Nondestructive Evaluation Application", IEEE Trans. Ultrason, Ferroelect, Freq. Contr, Vol 48, N 3, pp 803-811, May 2001.
- [112] J. Bennet, A. Khotanzad, 'Maximum likelihood estimation methods for multispectral random field image models', IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 21, N 6, pp 537-543, 1999.
- [113] M. Bentoumi, 'Outils pour la détection et la classification : application au Diagnostique de défauts de surface de rail', Thèse de doctorat spécialité automatique et traitement numérique du signal, école doctorale le IAEM Lorraine, Nancy, France, 2004.
- [114] O. Cappé, E. Moulines, 'Online Expectation Maximization algorithm for latent data models', Journal Roy. Statist. Soc. B, Vol 71, N 3, pp 593-613, 2009.
- [115] A. Benammar, R. Drai, A. Kechida, and A. Guessoum, 'Estimation des signaux d'échos ultrasonores rapprochés', Cinquième conférence génie électrique CGE'05, EMP Bordj Elbahri Alger, 16-17 Avril 2007.
- [116] M. Grimes, A. Bouhadjera and S. Haddad, and T. Benkedidah, 'In vitro estimation of fast and slow wave parameters of thin trabecular bone using space-alternating generalized expectation-maximization algorithm', Journal Ultrasonics, Vol 52, Issue 5, pp 614-621, July 2012.
- [117] O. Cappé, E. Moulines, 'expectation-maximization algorithm for latent data models', Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Statistical Methodology, Vol. 73, pp 792-, Issue 5, November 2011.
- [118] S. Hidot, C. Saint-Jean, "An Expectation-Maximization algorithm for the Wishart mixture model: Application to movement clustering', Journal Pattern Recognition Letters, Vol 31, Issue 14, pp 2318-2324, Elsevier Science Inc. New York, NY, USA, October 2010.

- [119] O. Cappé, 'Online EM algorithm for Hidden Markov Models', Journal Comput. Graph. Statist, Vol 20, N 3, pp 728-749, 2011.
- [120] F. Dellaert, 'The Expectation Maximization algorithm', College of Computing, Georgia Institute of Technology, Technical Report number GIT-GVU-02-20, Feb 2002.
- [121] M. Feder and E. Weinstein, 'Parameter estimation of superimposed signals using the EM algorithm', IEEE Trans, Acoust.Speech Signal Processing, Vol. 36, N 4, pp 477-489, April 1988.
- [122] T. Delleji, M. Zribi and A. Ben Hamida, 'The EM Algorithm and Bootstrap Approach Combination for Improving Satellite Image Fusion', International Journal of Signal Processing, Vol 4, N 1, ISSN 1304-4478, 2007.
- [123] C. Tomasi, 'Estimating Gaussian Mixture Densities with EM', A Tutorial, 2004.
- [124] S.E Bialkowski, 'Expectation-maximization (EM) algorithm for regression, deconvolution, and smoothing of shot-noise limited data', Journal of Chemomerrics, 1991.
- [125] G. McLachlan and T. Krishnan, 'The EM algorithm and extensions ', Wiley series in probability and statistics, John Wiley & Sons, 1997.

## Annexe

Dans notre travail, on a appliqué deux essais non destructif ultrasonore de mode (Pulse-Echo) sur des spécimens de type Pâte de ciment et Mortier pour justifier notre partie théorique. Pour une étude bien claire, nous avons besoin de savoir les composantes essentielles qui constituent le mortier.

## Pâte de ciment

La pâte de ciment est composée principalement de ciment (C) et d'eau (E). Soit E et C les concentrations (en masse) d'eau et de ciment pour un volume unité de pâte. Dès que l'on mélange le ciment avec l'eau, l'hydratation va commencer et les propriétés de la pâte sont évolutives dans le temps. Tant que cette hydratation n'est pas trop avancée, la pâte reste plus ou moins malléable, ce qui permet de lui faire épouser par moulage la forme désirée. Mais après un certain temps les cristaux d'hydrates prenant de plus en plus d'importance, le mélange se raidit, on dit qu'il fait prise, et le matériau commence alors à s'apparenter plus à un solide qu'à un fluide.

La pâte de ciment joue un rôle très important pour solidariser les squelettes granulaires du béton. Elle est un des facteurs influençant la qualité, le prix et les propriétés mécaniques du béton. En général, la pâte pure de ciment est pratiquement peu utilisée et même pour déterminer la classe de la résistance des ciments, on mesure à travers des mortiers. Bien souvent, un ou plusieurs adjuvants sont également associés au ciment pour influer sur les qualités de la pâte. En outre, les divers ajouts jouent un grand rôle pour modifier les propriétés selon leurs domaines d'emploi. Ce type de pâtes s'appelle aussi les coulis.



Les coulis de ciment sont des mélanges fluides de :

- Ciment (ou autre liant);
- Eau ;
- Adjuvants et ajouts divers (éventuellement).

Les coulis sont différents les uns des autres, suivant:

- La nature du ciment: normalisé des CPA au CLK; spéciaux;
- La quantité d'eau (le rapport de E/C est souvent compris entre 0,5 et 5):
- La présence de certains adjuvants:
  - rétention d'eau ;
  - fluidifiant ;
  - retardateur de prise ;
  - rigidifiant ;
  - accélérateur de prise ;
  - $\circ$  expansifs.
- L'ajout de certaines substances:
  - argile, bentonite ;
  - kieselguhr, silice fine ;
  - $\circ$   $\;$  cendres volantes, fillers, laitier en poudre ;
  - o chaux;
  - $\circ$  sable fin (0/1 mm).

## • Les principales applications

- travaux souterrains:
  - comblement de carrières ;
  - remplissage de grosses cavités ;
  - o injection dans les failles et les grosses fissures des roches fissurées ;
  - injection dans des sols pulvérulents (consolidation); préfabriqués, parois moulées ;
  - parois aux coulis auto-durcissant et panneaux ;
  - calage de voussoirs préfabriqués (dans la réalisation de tunnels).
- voile d'étanchéité dans le sol (cas des barrages) ;
- injection dans un squelette de granulats mis en place au préalable ;

- scellement de tirants d'ancrage ;
- scellement et calage de machines ;
- consolidation de dalles (support) ;
- réalisation de sols semi-rigides ;
- régénération de maçonneries et joints divers ;
- injection dans le cas de puits de pétrole ;
- injection de gaine du béton précontraint.

## • Mortier

Le mortier est un mélange homogène, très serve pour réaliser les maçonneries, les enduits et les chapes. Le mortier est constitue toujours trois matières : le sable, liant et Eau. Il existe plusieurs catégories de mortier selon le type et la quantité de leurs composantes comme montré la figure suivante :



Pour notre essai, le mortier utilisé constitue une quantité de 125 g de sable et 125 g de ciment, c a d le rapport ciment/sable = 1 avec 65 g d'eau pour le mouillage :



## ♦ Forme Prismatique



Forme prismatique

Á partir de la recherche bibliographie, j'ai trouvé que la valeur de la propagation d'onde ultrasonore émise par une sonde de fréquence 0.5 Mhz, qui traverse une pièce de pâte de ciment est généralement comprise entre [2600 m/s 3400 m/s].

D'autre part, j'ai trouvé que la valeur de la propagation d'onde ultrasonore émise par une sonde de fréquence 2.25 Mhz, qui traverse une pièce de mortie est généralement comprise entre [3600 m/s 4200 m/s].

En générale, la vitesse de propagation dans milieu, est essentiellement dépend par sa densité et son élasticité, mais elle est sensible par rapport aux plusieurs facteurs, tel que : la température de milieu environ, la diamètre de la source ultrasonore et sa fréquence d'émission.