



Contribution au traitement du signal pour le contrôle de santé in situ de structures composites : application au suivi de température et à l'analyse des signaux d'émission acoustique

Seif Eddine Hamdi

► To cite this version:

Seif Eddine Hamdi. Contribution au traitement du signal pour le contrôle de santé in situ de structures composites : application au suivi de température et à l'analyse des signaux d'émission acoustique. Autre [cond-mat.other]. Le Mans Université; Université de Sfax (Tunisie), 2012. Français. ⟨NNT : 2012LEMA1017⟩. ⟨tel-00770664⟩

HAL Id: tel-00770664

<https://theses.hal.science/tel-00770664v1>

Submitted on 7 Jan 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



HAL Authorization

Académie de Nantes

THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DU MAINE

Spécialité : Acoustique

présentée par

Seif Eddine HAMDI

pour obtenir le titre de Docteur d'Université

**Contribution au traitement du signal pour le
contrôle de santé in situ de structures
composites : Application au suivi de température
et à l'analyse des signaux d'émission acoustique**

Soutenue le 12 octobre 2012 devant le jury composé de :

O. Abraham	Ingénieur de recherche, IFSTTAR, Bouguenais, <i>Examinatrice</i>
M.H. Ben Ghazlen	Professeur, Université de Sfax, <i>Co-directeur de thèse</i>
M. Deschamps	Directeur de recherche au CNRS, Université de Bordeaux 1, <i>Rapporteur</i>
J.M. Girault	HDR, Université François Rabelais de Tours, <i>Rapporteur</i>
F. Luppé	Professeur, LOMC, Université du Havre, <i>Examinatrice</i>
A. Le Duff	Enseignant-chercheur, ESEO, Angers, <i>Co-directeur de thèse</i>
P. Masson	Professeur, GAUS, Université de Sherbrooke, Canada, <i>Invité</i>
L. Simon	Professeur, LAUM, Université du Maine, <i>Directeur de thèse</i>

Remerciements

Cette thèse, a été effectuée dans le cadre d'une cotutelle entre l'Université de SFAX (Tunisie), le Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Maine (LAUM) et l'École Supérieure d'Électronique de l'Ouest à Angers (ESEO).

Je remercie chaleureusement MM. Jean-Marc Girault et Marc Deschamps d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse. Je remercie également Mmes Odile Abraham et Francine Luppé ainsi que MM. Patrice Masson et Mohamed Hédi Ben Ghozlen de m'avoir fait l'honneur de participer à mon jury de thèse et pour l'examen attentif et pertinent de ce manuscrit.

Un grand merci à Alain Le DUFF pour sa gentillesse et sa sollicitude. Merci pour sa patience et pour tous les coups de main apportés. Alain a toujours su être là quand il le fallait et ceci sans compter son temps.

Je remercie Laurent Simon et Guy Plantier pour leur aide, leur collaboration aussi efficace qu'agréable tout au long de ce travail. Merci à MM. Rachid El Guerjouma et Mohamed Hédi Ben Ghozlen pour avoir su régler les soucis administratifs. Je remercie sincèrement Mathieu Feuilloy pour avoir commenté et apporté des critiques pertinentes à ce travail.

Mes pensées sincères vont à mes parents, mes frères, et bien évidemment aux amis. J'espère qu'ils savent combien ils comptent pour moi.

Résumé

Le contrôle de santé structural ou Structural Health Monitoring (SHM) des matériaux constitue une démarche fondamentale pour la maîtrise de la durabilité et de la fiabilité des structures en service. Au-delà des enjeux industriels et humains qui ne cessent de s'accroître en termes de sécurité et de fiabilité, le contrôle de santé doit faire face à des exigences de plus en plus élaborées. Les nouvelles stratégies de contrôle de santé doivent non seulement détecter et identifier l'endommagement mais aussi quantifier les différents phénomènes qui en sont responsables. Pour atteindre cet objectif, il est nécessaire d'accéder à une meilleure connaissance des processus d'endommagement. Par ailleurs, ceux-ci surviennent fréquemment sous l'effet de sollicitations mécaniques et environnementales. Ainsi, il est indispensable, d'une part, d'élaborer des méthodes de traitement des signaux permettant d'estimer les effets des conditions environnementales et opérationnelles, dans un contexte de l'analyse des événements précurseurs des mécanismes d'endommagement, et, d'autre part, de définir les descripteurs d'endommagement les plus adaptés à cette analyse. Cette étude propose donc des méthodes de traitement du signal permettant d'atteindre cet objectif, dans un premier temps, pour l'estimation des effets externes sur les ondes multidiffusées dans un contexte de contrôle de santé actif et, dans un second temps, pour l'extraction d'un indicateur d'endommagement à partir de l'analyse des signaux d'émission acoustique dans un contexte de contrôle de santé passif.

Dans la première partie de ce travail, quatre méthodes de traitement du signal sont proposées. Celles-ci permettent de prendre en compte les variations des conditions environnementales dans la structure, qui dans le cadre de cette thèse, se sont limitées au cas particulier du changement de la température. En effet, les variations de température ont pour effet de modifier les propriétés mécaniques du matériau et par conséquent la vitesse de propagation des ondes ultrasonores. Ce phénomène entraîne alors une dilatation temporelle des signaux acoustiques qu'il convient d'estimer afin de suivre les variations de température. Quatre estimateurs de coefficients de dilatation sont alors étudiés : Il s'agit de l'intercorrélation à fenêtre glissante, utilisée comme méthode de référence, la méthode du stretching, l'estimateur à variance minimale et la transformée exponentielle. Les deux premières méthodes ont été déjà validées dans la littérature alors que les deux dernières ont été développées spécifiquement dans le cadre de cette étude. Par la suite, une évaluation statistique de la qualité des estimations est menée grâce à des simulations de Monte-Carlo utilisant des signaux de synthèse. Ces signaux sont basés sur un modèle de signal multidiffusé prenant en compte l'influence de la température. Une estimation sommaire de la complexité algorithmique des méthodes de traitement du signal complète également cette phase d'évaluation. Enfin, la validation expérimentale des méthodes d'estimation est réalisée sur deux types de matériaux : Tout d'abord, dans une plaque d'aluminium, milieu homogène dont les caractéristiques sont connues, puis, dans un second temps dans un milieu fortement hétérogène prenant la forme d'une plaque composite en verre/epoxy. Dans ces expériences, les plaques sont soumises à différentes températures dans un environnement thermique contrôlé. Les estimations de température sont alors confrontées à un modèle analytique décrivant le comportement du matériau.

La seconde partie de ce travail concerne la caractérisation *in situ* des mécanismes d'endommagement par émission acoustique dans des matériaux hétérogènes. Les sources d'émission acoustique génèrent des signaux non stationnaires. La transformée de Hilbert-Huang est ainsi proposée pour la discrimination des signaux typiques représentatifs de quatre sources d'émis-

sion acoustique dans les matériaux composites : fissuration de matrice, décohésion fibre/matrice, rupture de fibre et délaminage. Un nouveau descripteur temps-fréquence est alors défini à partir de la transformée de Hilbert-Huang et est introduit dans un algorithme de classification en ligne. Une méthode de classification non-supervisée, basée sur les k-moyennes, est ensuite utilisée afin de discriminer les sources d'émission acoustique et la qualité de la segmentation des données est évaluée. Les signaux sont enregistrés à partir d'échantillons vierges, à l'aide de capteurs piézoélectriques collés à la surface du matériau et des échantillons sensibles (capteurs intégrés au sein du matériau). La validation de la méthode est menée en deux phases : Dans un premier temps, sur des composites modèles (composites unidirectionnels) sollicités mécaniquement en traction et en flexion trois points dans différentes directions par rapport aux fibres. Des essais sur résine et sur fibre seule ont permis alors d'identifier la signature acoustique des quatre mécanismes d'endommagement. Dans un second temps, sur des matériaux plus complexes (plis croisés) soumis à des essais statiques de flexion trois points. Les résultats de la discrimination des sources d'émission acoustique permettent alors d'évaluer l'évolution des mécanismes d'endommagement les plus critiques jusqu'à la rupture.

Mots clés : Contrôle de santé structural, intercorrélation à fenêtre glissante, *stretching*, maximum de vraisemblance, transformée exponentielle, transformée de Hilbert-Huang, fréquence instantanée, reconnaissance de formes, classification, endommagement, conditions environnementale et opérationnelles, émission acoustique, ondes multidiffusées.

Abstract

Structural health monitoring (SHM) of materials is a fundamental measure to master the durability and the reliability of structures in service. Beyond the industrial and human issues ever increasing in terms of safety and reliability, health monitoring must cope with demands increasingly sophisticated. New health monitoring strategies must not only detect and identify damage but also quantify the various phenomena involved in it. To achieve this objective, it is necessary to reach a better understanding of the damage process. Moreover, they frequently occur as a result of mechanical and environmental stresses. Thus, it is essential, first, to develop signal processing methods for estimating the effects of environmental and operational conditions, in the context of the analysis of precursor events of damage mechanisms, and on the other hand, to define the damage descriptors that are the most suitable to this analysis. This study proposes signal processing methods to achieve this goal. At first, to the estimation of external effects on the scattered waves in an active health control context, in a second step, to the extraction of a damage indicator from the signals analysis of acoustic emission in a passive health monitoring context.

In the first part of this work, four signal processing methods are proposed. These allow taking into account the variation of environmental conditions in the structure, which in this thesis, were limited to the particular case of temperature change. Indeed, temperature changes have the effect of altering the mechanical properties of the material and therefore the propagation velocity of ultrasonic waves. This phenomenon then causes a dilation of the acoustic signals that should be estimated in order to monitor changes in temperature. Four estimators of dilation coefficients are then studied: the intercorrelation sliding window, used as reference method, the *stretching* method, the minimum variance estimator and the exponential transform. The first two methods have already been validated in the literature while the latter two were developed specifically in the context of this study. Thereafter, a statistical evaluation of the quality of estimates is conducted through Monte Carlo simulations using synthetic signals. These signals are based on a scattered signal model taking into account the influence of temperature. A raw estimate of the computational complexity of signal processing methods also completes this evaluation phase. Finally, the experimental validation of estimation methods is performed on two types of material: First, in an aluminum plate, homogeneous medium whose characteristics are known, then, in a second step in a highly heterogeneous environment in the form of a composite glass/epoxy plate. In these experiments, the plates are subjected to different temperatures in a controlled thermal environment. The temperature estimates are then faced with an analytical model describing the material behavior.

The second part of this work concerns *in situ* characterization of damage mechanisms by acoustic emission in heterogeneous materials. Acoustic emission sources generate non-stationary signals. The Hilbert-Huang transform is thus proposed for the discrimination of signals representative of four typical sources of acoustic emission in composites: matrix cracking, debonding fiber/matrix, fiber breakage and delamination. A new time-frequency descriptor is then defined from the Hilbert-Huang transform and is introduced into an online classification algorithm. A method of unsupervised classification, based on the k-means method, is then used to discriminate the sources of acoustic emission and the data segmentation quality is evaluated. The signals are recorded from blank samples, using piezoelectric sensors stuck to the surface of the material and sensitive samples (sensors integrated within the material). The evaluation phase is

validated, initially, on composite models (unidirectional composites) mechanical stressed (tensile, three point bending) in different directions relative to the fibers, as well as tests on resin and on fiber alone have allowed to identify the acoustic signature of the four damage mechanisms. Then, in a second step, on more complex materials (crossed plies) tested in static three-point bending. The results of discrimination of acoustic emission sources are used to evaluate the evolution of the most critical damage mechanisms to rupture.

Keywords : Structural health monitoring, intercorrelation sliding window, stretching, maximum likelihood, exponential transform, Hilbert-Huang transform, instantaneous frequency, pattern recognition, classification, damage, environmental and operational conditions, acoustic emission, scattered waves.

Notations

D^*	coefficient de diffusion
l^*	libre parcours moyen de transport
τ_a	taux d'absorption inélastique
$e(t)$	signal d'excitation
C	chemin de propagation d'une onde ultrasonore
t_C	durée du trajet de l'onde ultrasonore sur le chemin de propagation C
A_C	amplitude de l'onde ultrasonore sur le chemin de propagation C
$h_0(t)$	réponse impulsionnelle du milieu de propagation
δ	impulsions de Dirac
l_C	longueur du chemin de propagation C
v	vitesse de l'onde ultrasonore sur le chemin de propagation C
ϵ	décalage temporel
α	coefficient de dilatation
$t_r(t)$	fonction <i>retard</i>
τ	fonction du décalage
Δ	largeur de la fenêtre glissante
$\overset{\circ}{\varphi}_{x_0x_1}^{(\Delta)}(\tau, t)$	fonction de l'intercorrélation à fenêtre glissante
$\overset{\circ}{\varphi}_{\text{nor}x_0x_1}(\tau)$	fonction d'intercorrélation normalisée
R_x	coefficient de corrélation
N_α	nombre de valeurs tests de la grille recherche de α
$\hat{\theta}$	vecteur des paramètres estimés par EVM
e	erreur d'estimation
t_d	décalage temporel à estimé par l'EVM
N_{it}	nombre d'itérations nécessaire à la convergence de l'algorithme d'optimisation
$\mathcal{F}\{.\}$	transformée de Fourier
$\mathcal{F}^{-1}\{.\}$	transformée de Fourier inverse
T_e	période d'échantillonnage
b	biais d'estimation
$\sigma_{\hat{\theta}}^2$	variance des estimations
σ_p^2	variance du bruit blanc, gaussien et additif
T	Température
K_T	coefficient de dilatation thermique
F_s	fréquence d'échantillonnage
ν	coefficient de dilatation thermique
c_l	vitesse de l'onde longitudinale
c_s	vitesse de l'onde de cisaillement
ρ_0	masse volumique
δ_l	coefficient de dilatation temporelle en fonction de la température (lié au variation de la vitesse longitudinale)

δ_s	coefficient de dilatation temporelle en fonction de la température (lié au variation de la vitesse cisaillement)
$\hat{\alpha}_{Int}$	estimateur basé sur la méthode de l'intercorrélation à fenêtre glissante
$\hat{\alpha}_{str}$	estimateur basé sur la méthode du <i>stretching</i>
$\hat{\alpha}_{EVM}$	estimateur à variance minimale pour un paramètre
$\hat{\alpha}_{TE}$	estimateur par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux
m_k	moments d'ordre k du spectre du signal.
N_0	nombre de passages par zéro du signal
N_1	nombre d'extrema du signal
L	largeur de bande du signal
$r(t)$	résidu de la décomposition temporelle du signal par EMD
$m_1(t)$	valeur moyenne des enveloppes supérieure et inférieure du signal
m_{norm}	enveloppe moyenne normalisée
$F_k(t)$	fréquence instantanée en Hz
$a_k(t)$	amplitude instantanée en V
$z_{x(t)}(t)$	signal analytique associé à $x(t)$
$\Phi_k(t)$	phase du signal analytique en rd
$\bar{F}_1$	fréquence moyenne de la première IMF
DB	critère de Davis et Bouldin
s_k	coefficient de silhouette
k	nombre de classes
SD	Variation relative du signal
$\cdot^T$	opérateur de transposition des matrices
$*$	produit de convolution
$\hat{\mathbf{x}}$	estimation du paramètre $\mathbf{x}$

Abréviations

CND	Contrôle Non Destructif
SHM	Structural Health Monitoring - <i>Contrôle de santé structural</i>
CMO	Composites à Matrices Organiques
SMC	Sheet Moulding Compound
CMC	Composites à Matrices Céramiques
CMM	Composites à Matrices Minérale
DI	Damage Index
CEO	Conditions Environnementales et Opérationnelles
EA	Émission Acoustique
ACP	Analyse en Composantes Principales - <i>Principal Component Analysis</i>
TOC	Transformée en Ondelettes Continue
TOD	Transformée en Ondelettes Discontinue
CWI	Coda Wave Interferometry - <i>Interférométrie par onde de coda</i>
EVM	Estimateur à Variance Minimale
D(c)	Scale transform - <i>Transformée d'échelle</i>
TE	Transformée Exponentielle
RSB	Rapport Signal sur Bruit
RSB _{dB}	Rapport Signal sur Bruit exprimé en dB
EVM1	Estimateur à variance minimale pour un paramètre,
EVM2	Estimateur à variance minimale pour deux paramètres
EVM3	Estimateur à variance minimale pour trois paramètres
TE1	Transformée exponentielle sans synchronisation des signaux
TE2	Transformée exponentielle avec synchronisation des signaux
EQM	Erreur Quadratique Moyenne
PC	Personal Computer
TF	Transformée de Fourier
TFI	Transformée de Fourier Inverse
TFCT	Short Time Fourier Transform - <i>Transformée de Fourier à Court Terme</i>
TFR	Fast Fourier Transform - <i>Transformée de Fourier Rapide</i>
THH	Hilbert-Huang Transform - <i>Transformée de Hilbert-Huang</i>
EMD	Empirical Modes Decomposition - <i>Décomposition modale empiriques</i>
TH	Hilbert Transform - <i>Transformée de Hilbert</i>
IMF	Intrinsic Modes Functions - <i>Modes intrinsèques</i>
SP	Sifting Process - <i>Processus de tamisage</i>
HSA	Hilbert Spectral Analysis - <i>Analyse spectrale de Hilbert</i>
SH	Spectre de Hilbert
SMH	Marginal Hilbert Spectrum- <i>Spectre marginal de Hilbert</i>
SHL	Smoothed Hilbert Spectrum - <i>Spectre de Hilbert lissé</i>
AI	Instantaneous Amplitude - <i>Amplitude instantanée</i>
FI	Instantaneous Frequency - <i>Fréquence instantanée</i>
PI	Phase Instantanée
CAN	Convertisseur Analogique Numérique

Table des matières

1	Introduction générale	1
2	Introduction au contrôle de santé structural	5
2.1	Introduction	5
2.2	Contrôle de santé structural	5
2.2.1	Motivations pour le contrôle de santé structural	5
2.2.2	Principe du contrôle de santé structural	6
2.3	Contrôle de santé des matériaux composites	7
2.3.1	Généralités sur les matériaux composites	7
2.3.2	Endommagement des matériaux composites	7
2.4	Contrôle de santé actif par ondes guidées	8
2.4.1	Principe du contrôle de santé par ondes guidées	9
2.4.2	Outils de traitement du signal pour le contrôle de santé des matériaux composites	10
2.4.3	Synthèse	11
2.5	Contrôle de santé actif par ondes multidiffusées	11
2.5.1	Principe du contrôle de santé par ondes diffusées	11
2.5.2	Outils de traitement du signal pour le contrôle de santé des matériaux composites	11
2.5.3	Synthèse	12
2.6	Contrôle de santé passif : Émission acoustique	13
2.6.1	Principe du contrôle de santé par émission acoustique	13
2.6.2	Outils de traitement du signal pour le contrôle de santé des matériaux composites	15
2.6.3	Analyse mono-paramétrique conventionnelle	15
2.6.4	Analyse statistique multivariable	20
2.6.5	Synthèse	22
2.7	Contexte et originalité du travail	23
2.8	Conclusion	23
3	Méthodes d'estimation des coefficients de dilatation pour le SHM actif	25
3.1	Introduction	25
3.2	Influence de la température sur la propagation des ondes acoustiques dans un milieu complexe	26
3.2.1	Position du problème	26
3.2.2	Dépendance des paramètres du milieu de propagation à la température	26
3.2.3	Effet d'un changement de température sur la réponse impulsionnelle du milieu de propagation	27

3.3	Diffusion multiple dans les matériaux hétérogènes	28
3.3.1	Propagation des ondes acoustiques dans un milieu complexe	28
3.3.2	Principe de l'interférométrie des ondes de coda	29
3.3.3	Modèle de signaux multidiffusés	30
3.4	Méthodes d'estimation des coefficients de dilatation	35
3.4.1	Introduction	35
3.4.2	Intercorrélation à fenêtre glissante	35
3.4.3	Stretching	37
3.4.4	Estimateur à variance minimale	41
3.4.5	Transformée exponentielle	45
3.5	Performances des méthodes d'estimation des coefficients de dilatation	50
3.5.1	Introduction	50
3.5.2	Protocole d'estimation statistique de la performance des estimateurs . . .	51
3.5.3	Biais et variances des estimateurs en fonction du rapport signal sur bruit et en fonction du coefficient de dilatation	52
3.5.4	Coûts calculatoires des estimateurs	55
3.5.5	Conclusions	57
3.6	Validation expérimentale des performances des estimateurs	58
3.6.1	Introduction	58
3.6.2	Description du dispositif expérimental	59
3.6.3	Formulation du problème de la dépendance des ondes multidiffusées à la température	62
3.6.4	Estimation des coefficients de dilatation dans une plaque en aluminium .	64
3.6.5	Application à l'estimation des coefficients de dilatation dans une plaque en composite de type fibre/matrice	70
3.6.6	Validation expérimentale : Conclusions	77
3.7	Conclusions	78
4	Analyse de la signature acoustique des sources d'EA pour le SHM passif	81
4.1	Introduction	81
4.2	Méthodes d'analyse des signaux non-stationnaires	82
4.2.1	Propriété d'une méthode d'analyse temps-fréquence idéale et probléma- tique pour le contrôle de santé	82
4.2.2	Méthodes temporelles et fréquentielles	82
4.2.3	Méthodes orientées temps-fréquence et temps-échelle	84
4.3	Transformée de Hilbert-Huang	86
4.3.1	Introduction	86
4.3.2	Décomposition modale empirique	86
4.3.3	Processus du tamisage	88
4.3.4	Analyse Spectrale de Hilbert	93
4.4	Performance des méthodes temps-fréquence pour l'analyse des signaux de synthèse	95
4.4.1	Analyse d'un signal transitoire multi-composantes	95
4.4.2	Analyse d'un signal de simulation d'EA	99
4.5	Application de la THH à la classification des signaux d'EA	101
4.5.1	Introduction	101
4.5.2	Description du dispositif expérimental	104
4.5.3	Choix de la base de données et des paramètres d'apprentissage	108
4.5.4	Algorithme de classification en ligne des signaux d'EA	114

4.5.5	Application à la discrimination des sources d'EA	118
4.5.6	Application de la THH au contrôle de santé intégré	123
4.6	Conclusions	134
5	Conclusions et perspectives	137
A	Estimation de l'effet de la température sur la propagation d'ondes acoustiques multidiffusées	161
A.1	Dépendance des ondes multidiffusées à la température	161
A.2	Effets de la dilatation thermique	161
A.3	Dépendance des vitesses des ondes longitudinales et de cisaillement à la température	162
A.4	Modification des temps de parcours en fonction de la température	162
B	Performances des estimateurs	165
B.1	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion, par <i>stretching</i> , à variance minimale et par transformée exponentielle en fonction du rapport signal sur bruit	165
B.2	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion, par <i>stretching</i> , à variance minimale et par transformée exponentielle en fonction du coefficient de dilatation	168
C	Performances des estimateurs à variance minimale	173
C.1	Biais et variances des estimateurs par transformée exponentielle en fonction du rapport signal sur bruit	173
C.2	Biais et variances des estimateurs à variance minimale en fonction du coefficient de dilatation	176
D	Performances des estimateurs par transformée exponentielle	181
D.1	Biais et variances des estimateurs par transformée exponentielle en fonction du rapport signal sur bruit	181
D.2	Biais et variances des estimateurs par transformée exponentielle en fonction du coefficient de dilatation	184
E	Signatures acoustiques et micrographies représentatifs des mécanismes d'endommagements dans les matériaux composites de type fibre/matrice	189
F	Formes d'ondes de signaux d'EA classées par la méthode des k-moyennes d'un échantillon de composite <i>vierge</i>.	193
G	Formes d'ondes de signaux d'EA classées par THH d'un échantillon de composite <i>vierge</i>.	195

Chapitre 1

Introduction générale

Les chercheurs ont longtemps imaginé le jour où les matériaux utilisés dans un avion de ligne, une pale d'éolienne ou dans un pont pouvaient *dire* s'ils ont atteint la limite de leur résistance mécanique, indiquant ainsi la fin de leur durée de vie en service, et de signaler ces informations en temps réel avant que la sécurité de la structure ne soit compromise. Pendant de nombreuses années un tel scénario était plus l'étoffe de la science-fiction que de la réalité. Mais aujourd'hui, les systèmes de contrôle de santé structural ou Structural Health Monitoring (SHM), capables d'effectuer la plupart de ces tâches, sont plus proches de la réalité. En effet, les méthodes de Contrôle Non Destructif (CND) conventionnelles peuvent être longues et coûteuses et sont, très souvent, limitées lorsqu'il s'agit de la détection et de la caractérisation des endommagements susceptibles de compromettre l'intégrité et la fiabilité des structures complexes. Les matériaux composites sont de plus en plus utilisés pour la réalisation de pièces de structure dans de nombreux domaines de haute technologie comme l'aéronautique, l'aérospatiale, l'industrie nucléaire par exemple. Les raisons d'un tel succès sont à attribuer à leurs caractéristiques mécaniques spécifiques (légèreté, rigidité, ...). Cependant, en raison des exigences croissantes en matière de fiabilité et de rendement des moyens de productions, les matériaux composites nécessitent des conceptions de plus en plus innovantes et présentent des géométries de plus en plus complexes qui peuvent les rendre difficiles à inspecter. Le concept de base des approches SHM consiste à inspecter une structure à l'aide de capteurs fixés ou intégrés (matériaux sensibles ou intelligents), au sein du matériau. Dans ce contexte, la possibilité d'évaluer en permanence l'état de santé des structures complexes permet de proposer deux principales stratégies de surveillance : le contrôle actif d'une part et le contrôle passif d'autre part. Les problèmes liés au contrôle de santé des matériaux composites demandent, quant à eux, une meilleure connaissance des processus d'endommagement. Ceux-ci surviennent lorsque ces matériaux sont soumis à des sollicitations mécaniques ou sous l'effet d'une variation des conditions environnementales et opérationnelles. Dans ces conditions, leurs propriétés mécaniques se dégradent au cours du temps, conduisant éventuellement à la rupture. L'objectif principal de ce travail de thèse est de proposer de nouveaux outils de traitement et d'analyse des signaux, dans un premier temps pour l'estimation des effets environnementaux sur la propagation des ondes acoustiques dans un milieu fortement désordonné et, dans un second temps, pour l'identification de descripteurs relatifs à la signature des mécanismes d'endommagement ainsi que de la quantification de la cinétique des sources précurseurs de la rupture des matériaux composites.

Les approches utilisées pour le SHM actif permettent de contrôler à chaque instant l'état de santé par des actionneurs qui agissent sur la structure selon une loi de commande [1]. Ces approches requièrent une connaissance des propriétés physiques du matériau ainsi que les différents phénomènes liés à la propagation des ondes acoustiques au sein de ce matériau (régimes

de propagation, diffusion multiple d'ondes, effets non linéaires,...). En effet, la propagation d'ondes acoustiques dans les milieux hétérogènes, tels que les matériaux composites, représente en soi une méthode d'investigation non destructive de leurs propriétés mécaniques [2, 3, 4, 5]. Une onde élastique traversant un milieu fortement hétérogène se trouve diffusée par les hétérogénéités (diffuseurs) qu'elle rencontre dans sa propagation à travers ce milieu [4, 6]. Les ondes multidiffusées sont alors le résultat de la dispersion spatiale d'une onde acoustique incidente sur la surface de chaque diffuseur du milieu de propagation lorsque sa longueur d'onde est de l'ordre de la taille caractéristique des diffuseurs. Les changements des conditions environnementales et opérationnelles comme la température, la pression ou l'humidité par exemple peuvent engendrer une modification des propriétés physiques du milieu de propagation. Ces modifications sont alors susceptibles d'engendrer une modification de la vitesse de propagation de l'onde acoustique dans le milieu. La température est considérée comme un facteur global capable de modifier les paramètres du milieu de propagation et par conséquent le signal diffusé lui-même. L'influence de la température sur ce signal a été modélisée analytiquement comme de la dilatation temporelle [7, 8]. Dans la première partie de ce travail, quatre méthodes de traitement du signal ont été proposées pour l'estimation des coefficients de dilatation temporelle des ondes multidiffusées dans un milieu soumis à des variations de températures, ceci dans un contexte de contrôle de santé actif. La première méthode, l'intercorrélation à fenêtre glissante, est une technique utilisée classiquement dans la littérature pour l'estimation des coefficients de dilatation. Cette méthode est alors retenue comme technique de référence en terme de performances d'estimation par rapport aux autres méthodes récentes, comme la méthode du *stretching*, ou celles développées dans le cadre de ce travail, à savoir l'estimateur à variance minimale, et la transformée exponentielle. Ces méthodes de traitement du signal ont été évaluées en termes de leurs apports par rapport aux exigences du contrôle de santé *in situ* (rapidité, sensibilité au bruit,...). Un modèle du signal convolutif, permettant de proposer les formes analytiques approchées mais précises de la propagation des ondes ultrasonores dans un milieu désordonné, est donné. Ces expressions présentent un intérêt majeur dans le cas où elles autorisent une estimation approchée de l'influence des différents paramètres du milieu de propagation, du signal lui-même mais aussi de l'électronique et de la chaîne de mesure. La phase d'évaluation des méthodes d'estimation des coefficients de dilatation des ondes ultrasonores sous l'effet d'une variation contrôlée de température a été validée, dans un premier temps, dans un matériau homogène dont les propriétés physiques sont bien connues (aluminium), puis dans un second temps, dans une plaque composite (milieu hétérogène).

Les techniques passives pour le contrôle de santé structural, quant à elles, permettent de suivre à chaque instant la réponse de la structure à des contraintes mécaniques ou environnementales appliqués en service. Sous l'effet d'une sollicitation artificielle (impacts, chargement mécanique, frottements,...) ou naturelle (température, corrosion,...), les matériaux composites subissent une redistribution, dans toutes les directions, de l'énergie emmagasinée de la zone sollicitée vers toute la structure. Ces distributions locales d'énergie correspondent à la signature de divers mécanismes d'endommagement. Un des objectifs de cette thèse est de proposer des méthodes de traitement du signal pour identifier la signature des signaux acoustiques intervenant durant le processus d'endommagement et de pouvoir ainsi quantifier les événements précurseurs de la rupture, ceci dans un contexte de contrôle de santé passif. L'Émission Acoustique (EA) est une technique efficace permettant d'identifier les mécanismes d'endommagement à partir de l'étude de paramètres extraits des signaux acoustiques [9, 10]. La technique d'EA peut être définie comme étant une méthode passive d'enregistrement volumique d'une forme de réponse d'un matériau face à une sollicitation mécanique [11]. Dans les matériaux composites, les principales sources d'EA sont attribuées respectivement à la fissuration de matrice, à la

décohésion fibre/matrice, à la rupture des fibres et au délaminage [12, 13]. La technique d’EA permet donc d’évaluer la cinétique de l’endommagement dans les matériaux composites. L’analyse des signaux recueillis permet ainsi d’évaluer l’état de santé du matériau, et par conséquent d’estimer sa durée de vie. La plupart des analyses des signaux d’EA est basé sur l’étude de paramètres temporels extraits des signaux acoustiques, tels que l’amplitude du signal, l’énergie, le temps de montée, la durée, etc [9, 13]. Dans la deuxième partie de ce travail, une amélioration apportée à l’identification de la signature acoustique des mécanismes d’endommagement dans les matériaux composites consiste à envisager une analyse temps-fréquence des signaux d’EA. En effet, les signaux d’EA sont de nature non-stationnaires, et peuvent être composés de plusieurs composantes fréquentielles. Dans ces conditions, une analyse temporelle classique du signal ne permet pas de distinguer les différentes composantes oscillantes du signal, tandis que l’analyse fréquentielle, du type transformée de Fourier par exemple, ne permet pas la localisation temporelle de ces composantes [14]. En réponse à cette limitation, il est naturel de s’orienter vers une analyse temps-fréquence multi-composantes. Les approches non-linéaires basées sur les ondelettes semblent efficaces [15], néanmoins, toutes les méthodes, telles que le spectrogramme ou la distribution de Wigner-Ville, basées sur la transformée de Fourier auront intrinsèquement, plus ou moins, les mêmes limites [14]. Ainsi, afin de mieux appréhender les processus d’endommagement, une méthode de traitement du signal, basée sur la transformée de Hilbert-Huang (THH) [16], a été utilisée dans ce travail. Contrairement aux méthodes classiques d’analyse temps-fréquences, la THH répond à la problématique d’analyse des signaux non-stationnaires par une analyse intrinsèque au signal, à l’aide d’une décomposition modale empirique (EMD pour Empirical Mode Decomposition). L’EMD, associée à une transformée d’Hilbert (TH) permet l’estimation de la fréquence instantanée (FI). La THH permet alors d’obtenir une représentation temps-fréquence des signaux sans qu’une information *a priori* sur le signal ne soit nécessaire. La THH est appliquée à l’analyse des signaux d’EA afin d’extraire la cinétique d’endommagement, dans un premier temps, pour des composites *vierges* (capteurs collés à la surface du matériau), et dans un second temps pour des composites *sensibles* (capteurs intégrés au sein du matériau), dans un contexte du contrôle de santé intégré. La THH est ainsi proposée pour la classification des signaux d’EA représentatifs des mécanismes d’endommagement dans les matériaux composites. Un nouveau descripteur temps-fréquence est alors défini et est introduit dans un algorithme de classification en ligne. Une méthode de classification non-supervisée, basée sur les k-moyennes, est ensuite utilisée afin de discriminer les sources d’EA permettant ainsi d’évaluer la qualité de la segmentation des données par THH.

Le chapitre 2 présente une étude bibliographique relative aux principales méthodes de traitement du signal, aux techniques expérimentales, aux stratégies d’identification des techniques utilisées pour le contrôle de santé structural actif et passif dans les matériaux composites. Par la suite, le chapitre 3 présente les méthodes de traitement du signal proposées pour l’estimation des coefficients de dilatation temporelle des ondes ultrasonores multidiffusées sous l’effet d’une variation contrôlée de température. Ce travail est mené dans un contexte de quantification des effets des conditions environnementales et opérationnelles dans les matériaux composites. Enfin, le chapitre 4 présente les résultats de la discrimination par la THH des signaux d’EA représentatifs des mécanismes d’endommagement dans les matériaux composites. Le nouveau descripteur défini par THH est introduit dans un algorithme de reconnaissance de formes et les résultats obtenus sont comparés avec ceux obtenus par une méthode de classification statistique multivariées utilisant des descripteurs temporels conventionnels.

Chapitre 2

Introduction au contrôle de santé structural

2.1 Introduction

Toutes les structures qui nous entourent et sur lesquelles notre progrès repose, subissent des détériorations de leurs propriétés mécaniques conduisant à leur rupture si elles sont sollicitées de façon régulière en service ou même au repos. En effet, une fissure de quelques micromètres dans un matériau peut être la cause de sa rupture complète. Aussi, la détection de fissures mobilise-t-elle de plus en plus de chercheurs en raison des exigences croissantes en matière de fiabilité des machines, des ouvrages et des moyens de transport, d'où la nécessité de suivre leur comportement dans les conditions normales d'utilisation. Dans ce but, plusieurs stratégies de contrôle de santé ont été proposées afin de prévoir la défaillance de structures de plus en plus innovantes et complexes. Les matériaux composites de type fibre-matrice reflètent bien un exemple de telles structures et leur utilisation et leurs applications ne cessent de s'accroître. Par conséquent, les stratégies d'analyse et de traitement du signal, doivent faire face à une information de plus en plus difficile à extraire.

Dans ce premier chapitre, la définition du contrôle de santé structural, son intérêt et les différentes techniques utilisées sont passés en revue. Le contexte et l'originalité de ce travail de thèse se positionnent dans le cadre des méthodes de traitement du signal pour le contrôle de santé *in situ*.

2.2 Contrôle de santé structural

2.2.1 Motivations pour le contrôle de santé structural

Le développement de techniques de suivi de l'endommagement dans des structures en service présente un intérêt indéniable pour des domaines très diversifiés. Le Contrôle Non Destructif (CND) doit son essor à des raisons économiques et humaines liées à des exigences industrielles. Parmi celles-ci, l'amélioration de la qualité et la réduction des coûts (lors de la fabrication d'un produit) ainsi que l'augmentation de la fiabilité (lors de la mise en œuvre en service) constituent des outils de pression qui placent le CND comme une nécessité dans tous les secteurs [17].

La manière dont les structures sont surveillées aujourd'hui n'a pas trop changé par rapport aux décennies passées. Le contrôle d'une structure est répété à des intervalles de temps réguliers. En conséquence, une quantité d'informations très importante est produite. Dans la plupart des

cas, le résultat de l'analyse de ces informations est l'absence d'endommagements. De ce fait, l'effort principal fourni en cherchant ces endommagements est lié au démantèlement et au remontage de la structure pour accéder au composant à surveiller. Dans beaucoup de cas, le composant surveillé est remplacé sans le signe de présence des endommagements, mais seulement suite à la fin d'une durée de vie en service prédéfinie par le constructeur. D'une manière générale, seule une anomalie dans le comportement global de la structure est le signe pour engager des inspections plus poussées [18].

Deux questions sont alors posées. La première vise la rentabilité de dépenser autant d'efforts humains et matériels pour obtenir si peu d'information. La seconde cherche à proposer des moyens plus efficaces afin d'extraire cette information. La réponse à toutes ces questions est donnée par la suite en conjonction avec ce qui est connu comme le contrôle de santé structural.

2.2.2 Principe du contrôle de santé structural

Les systèmes de contrôle d'état structural, ou SHM pour *Structural Health Monitoring*, découlent d'une notion de compétitivité avec les stratégies adaptées dans les techniques conventionnelles du contrôle non destructif [18, 19]. Cette rupture avec les méthodes CND est liée au fait que la détection d'endommagement a été longtemps effectuée par l'application des capteurs à la surface de la structure, la mesure d'une certaine variable et la récupération des capteurs. Cette stratégie d'inspection est alors répétée autant de fois qu'une surveillance est nécessaire [20]. Le suivi continu de l'état structural par les systèmes SHM à l'aide de capteurs installés de façon permanente sur la surface de la structure ou intégrés au sein de cette dernière (structure intelligente), permet d'acquérir des signaux reproductibles. Cette reproductibilité permet de minimiser les effets des changements, introduits par divers éléments comme la température, les hétérogénéités du milieu ou les chocs sur la signature temporelle ou fréquentielle des signaux d'inspection acquis durant la surveillance d'une structure *in situ* [21].

Le principe des systèmes SHM repose sur la mesure et l'analyse de la réponse structurelle d'une structure. Un système SHM est généralement constitué de trois étapes : la détection, la localisation et l'évaluation efficace des dégâts dus à des séquences de charges externes, ainsi qu'à la détérioration progressive de la structure liée à son environnement [18]. En analysant les données de réponse de la structure, les techniques de contrôle de santé sont utilisées pour le suivi de l'état structurel, comme l'existence des endommagements. Une fois l'endommagement détecté, généralement trois étapes interviennent alors : l'identification, la quantification et la prise de décision [22]. Cette stratégie de contrôle a été adaptée pour diverses applications.

Les matériaux composites connaissent depuis quelques années un essor considérable dans plusieurs domaines et pour une multitudes d'applications (aéronautique, automobile, transport naval). Le principal avantage des matériaux composites est de présenter des propriétés mécaniques spécifiques. En outre, ces matériaux présentent également de bonnes propriétés vis-à-vis de la fatigue, de la corrosion et des attaques chimiques. Par contre, l'utilisation de ces matériaux est encore récente. Cela se traduit par une certaine méconnaissance de leur comportement, de leur sensibilité vis-à-vis des impacts et de la présence des endommagements pouvant conduire à une dégradation de leurs propriétés mécaniques. Ainsi, ces matériaux ont besoin d'être étudiés afin de maîtriser leur comportement et de mieux tirer bénéfice de leurs avantages.

2.3 Contrôle de santé des matériaux composites

2.3.1 Généralités sur les matériaux composites

Un matériau composite est constitué d'une ossature, appelée renfort, qui assure la tenue mécanique et d'une protection, appelée matrice, qui est généralement une matière plastique (résine thermoplastique ou thermodurcissable) et qui assure la cohésion de la structure et la retransmission des efforts vers le renfort. Il existe aujourd'hui un grand nombre de matériaux composites que l'on classe généralement en trois familles en fonction de la nature de la matrice [23] :

- les composites à matrices organiques (CMO), dont fait partie le stratifié à plis croisés, ainsi que le SMC (Sheet Moulding Compound) ; ces types de matériaux sont les plus utilisés aujourd'hui à l'échelle industrielle ;
- les composites à matrices céramiques (CMC) réservés aux applications de très haute technicité (spatial, le nucléaire, militaire,...) et travaillant à haute température ;
- les composites à matrices minérales (CMM) dont fait partie le béton polymère par exemple.

Les composites trouvent leurs principales applications dans le transport aérien, maritime et ferroviaire, le bâtiment, l'aérospatiale ainsi que les sports et loisirs. L'intérêt des solutions composites réside principalement dans les performances de tenue à la corrosion des polymères, ainsi que dans les propriétés mécaniques spécifiques des fibres qui leur sont associées.

La figure 2.1 présente les différentes catégories de matériaux composites selon le type de renfort et leur arrangement. Selon les applications, le choix d'une disposition particulière des fibres dans la matrice permet de favoriser la résistance du matériau dans certaines directions [12].

Renfort

Le renfort est le squelette supportant les efforts mécaniques. En fonction de l'application envisagée, il peut se présenter sous de nombreuses formes : fibres courtes ou fibres continues (tissus ou textures multidirectionnelles). Les fibres possèdent généralement une bonne résistance à la traction mais une faible résistance à la compression.

Matrice

La matrice a pour principal but de transmettre les efforts mécaniques au renfort. Elle assure aussi la protection du renfort vis-à-vis des diverses conditions environnementales. Dans le cas des CMO (Composites à Matrices Organiques), les principales matrices utilisées sont :

- les résines polyester, généralement utilisées avec les fibres de verre ;
- les résines époxy qui possèdent de bonnes caractéristiques mécaniques. Elles sont plus onéreuses que les résines polyester, ce qui limite leurs domaines d'applications.

2.3.2 Endommagement des matériaux composites

Les mécanismes d'endommagement des matériaux composites de type fibre/matrice dépendent essentiellement du mode de sollicitation [24]. En effet, durant le processus de dégradation des matériaux composites soumis à une sollicitation mécanique, plusieurs mécanismes d'endommagement à l'échelle microscopique sont généralement mis en jeu. Pour les composites à fibres, quatre principaux modes d'endommagement peuvent intervenir [25, 13] : la fissuration de matrice, la décohésion interfaciale, la rupture de fibres et le délaminage.

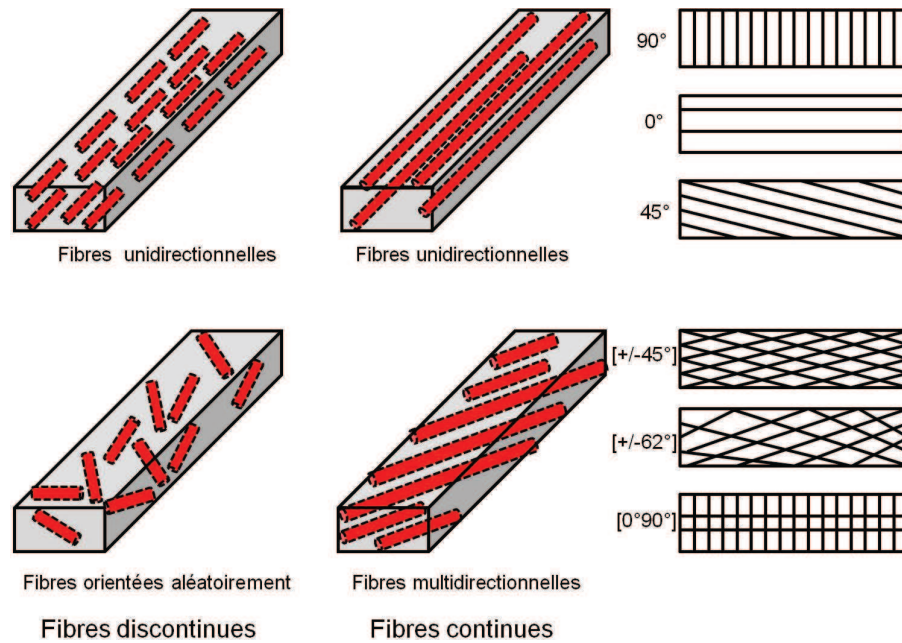


FIGURE 2.1 – Différents types de matériaux composites selon le type de renfort et leur arrangement [12].

Dans le cas d'une fissuration de matrice, des microfissurations apparaissent au niveau des défauts présents dans la matrice (inclusions, porosités, ...). Ces microfissurations vont entraîner la propagation des défauts selon la direction perpendiculaire à la sollicitation. La contrainte au niveau des fissures peut provoquer une rupture de fibre ou un décollement interfacial à la rencontre d'une interface. Pour la décohésion interfaciale, chacun des mécanismes décrits précédemment s'accompagne en général de décohésions aux interfaces fibre-matrice. Ces décollements dépendent de la qualité de l'adhésion aux interfaces. Dans le cas d'une interface très résistante, quelle que soit l'origine de la rupture, des concentrations de contraintes provoquent également une propagation de la rupture successivement dans les fibres et dans la matrice. Pour une interface de faible résistance, la rupture de la matrice traverse les fibres sans qu'il y ait rupture de fibres, mais entraîne la décohésion de l'interface fibre-matrice. La rupture de fibres s'amorce au niveau des défauts présents dans les fibres quand la contrainte appliquée dépasse la contrainte à la rupture. Les interfaces autour des fibres peuvent également se rompre et ainsi mener à un déchaussement des fibres. Enfin, le délaminage représente les décollements entre les différents plis de fibres pour les matériaux constitués d'une superposition de couches de fibres (matériaux stratifiés). Le délaminage dépend de la nature des constituants, de l'architecture des couches et du mode de sollicitation mécanique imposé. Ce type d'endommagement commence souvent sur les bords avant de s'étendre sur toute l'éprouvette, dans le cas où il est amorcé après la phase d'endommagement intralaminare.

2.4 Contrôle de santé actif par ondes guidées

Les approches de contrôle de santé ultrasonores sont très variées. Une liste exhaustive de toutes les méthodes existantes serait une tâche fastidieuse. Depuis cinquante ans, les techniques ultrasonores ont réussi à devenir l'outil incontournable pour le contrôle non-destructif des structures [26, 27]. Les ondes guidées présentent l'avantage d'être adaptées au contrôle de santé des

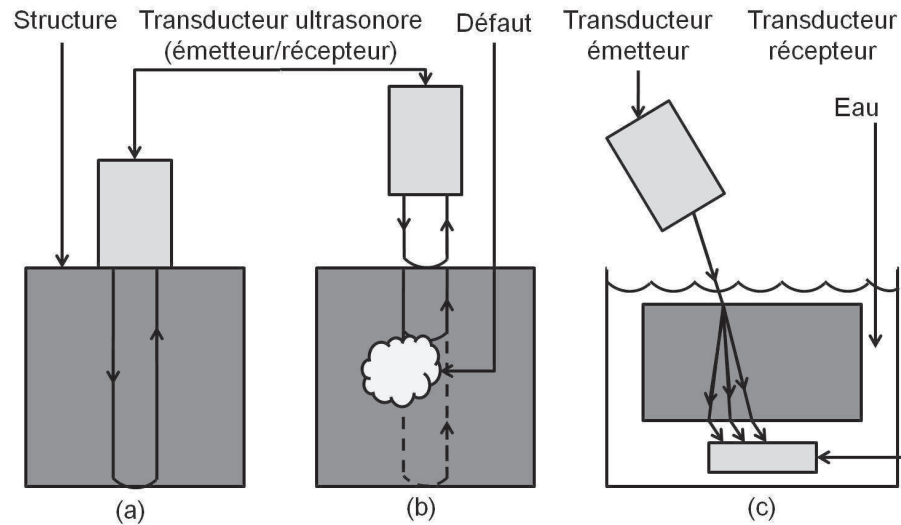


FIGURE 2.2 – Principaux modes d'utilisation des ultrasons. (a) Contrôle par contact. (b) Présence d'un défaut. (c) Contrôle par immersion.

matériaux avec des géométries complexes, en particulier dans les structures actuelles [28, 29, 30]. La plupart des structures modernes est composé de matériaux sous forme de plaques minces, comme dans le cas des coques de navires, des fuselages d'avions, des réservoirs, par exemple. Les modes propres de vibration d'une structure solide, appelés ondes de Lamb, ont été largement utilisés pour la détection des endommagements.

2.4.1 Principe du contrôle de santé par ondes guidées

La propagation des ondes de Lamb dans les milieux hétérogènes et anisotropes, tels que les matériaux composites, dépend directement de leurs propriétés élastiques [31, 1]. Les ondes de Lamb sont des ondes élastiques et ne possèdent pas de propriétés spécifiques outre l'influence des milieux dans lesquels elles se propagent [32].

L'approche de base du contrôle de santé par ondes de Lamb se résume à envoyer une onde élastique dans la structure à surveiller par le biais d'un transducteur (figure 2.2). Les signaux d'excitation couramment utilisés sont à bande étroite et à support temporel court (type *burst* ou *chirp*). Les traitements associés reposent sur une analyse statique des trains d'échos à séparer. La sélection des modes de propagation au sein du matériau permet de caractériser les propriétés mécaniques du milieu de propagation à l'échelle de la longueur d'onde [33].

Dans le cas général, deux paramètres ultrasonores sont exploités pour l'interprétation de l'état de santé du matériau contrôlé. Le premier paramètre est la vitesse de propagation dans la structure. Dans le cas d'un matériau anisotrope, deux vitesses sont couramment renseignées : la vitesse de phase et la vitesse de groupe (ou vitesse d'énergie) [1]. La mesure de la vitesse de propagation fournit une information sur la densité de la structure et ses propriétés élastiques. Le deuxième paramètre est la mesure de l'atténuation dans le matériau contrôlé. Une atténuation élevée des ondes ultrasonores renseigne sur l'augmentation des taux d'endommagement dans la structure.

2.4.2 Outils de traitement du signal pour le contrôle de santé des matériaux composites

Plusieurs travaux ont tenté d'utiliser les avantages des ondes guidées pour le contrôle de santé et l'estimation de la durée de vie des matériaux composites. Les matériaux composites sont sensibles aux impacts transversaux, qui peuvent causer des dommages importants tels que le délaminage. Les délaminages sont difficiles à détecter et peuvent avoir un effet préjudiciable sur la résistance résiduelle du matériau. Cawley [34] a utilisé les ondes de Lamb pour détecter les délaminages dans une plaque composite. Un burst de 10 cycles à 0,5 MHz est envoyé dans la plaque par l'intermédiaire d'un transducteur ultrasonore. Une onde est générée à l'une des extrémités de la plaque, et les échos sur les bords de la plaque sont surveillés. À part la première réflexion, toute autre réflexion supplémentaire du signal d'excitation arrivant des bords indique la présence du délaminage.

Badcock et al. [35] ont également utilisé les ondes de Lamb pour la détection des endommagements dus au délaminage de plaques composites. Les auteurs ont montré que l'énergie résiduelle (la différence entre le maximum d'énergie absorbée et l'énergie absorbée à l'initiation des endommagements) est linéairement proportionnelle à l'atténuation des ondes de Lamb. Ils ont aussi tenté de fournir une estimation quantitative de la gravité des endommagements causés par la mesure de l'atténuation des ondes de Lamb. Zak et al. [36] ont essayé de simuler un délaminage en plaçant un fleuret en téflon entre les couches d'une plaque composite à huit couches graphite-époxy. Les tailles et les emplacements des délaminages sont différents pour chaque échantillon. Ils ont montré que les changements dans les longueurs et les positions du délaminage conduisent à une modification des fréquences naturelles et à des changements dans les formes des modes d'oscillation. En outre, le délaminage produit des modes de vibrations supplémentaires ainsi que des fréquences naturelles supplémentaires.

Chen et al. [37] ont proposé une technique pour détecter les endommagements au sein de plaques composites verre-polymère. La technique consiste à intégrer des particules ferromagnétiques dans la matrice des échantillons. Un champ magnétique alternatif est ensuite appliqué au-dessus du composite, ce qui provoque la vibration des particules magnétiques. Un vibromètre laser enregistre les vibrations résultantes. Les endommagements ont été introduits dans certains échantillons en provoquant un délaminage au cours de la procédure de mise en œuvre. Les signatures des vibrations des composites sains et endommagés ont été enregistrées et utilisées pour alimenter un réseau de neurones. Le réseau a pu être utilisé pour déterminer si la signature de la vibration est celle d'un échantillon endommagé ou intact. De même, Gutierrez et al. [38] se sont intéressés à la détection des impacts dans les matériaux composites. Les auteurs ont instrumenté un échantillon composite rectangulaire avec des capteurs en piézo-céramique. Le composite a été ensuite testé en lui appliquant des impacts à plusieurs endroits. Les données provenant des capteurs ont été traitées par un réseau de neurones. Les résultats ont permis de prédire l'intensité et la localisation des impacts dans les échantillons.

Monnier [1] a proposé la mise en place d'une technique de contrôle de santé en temps réel de l'endommagement des plaques composites. Dans un premier temps, les lois de dispersion et les caractéristiques des modes de propagation ont été étudiées aussi bien dans le cas de matériaux homogènes ou multicouches à forts degrés de symétrie, que dans celui, plus général, des matériaux n'offrant aucune symétrie particulière. L'auteur a particulièrement étudié les champs de déplacements et de contraintes internes des modes de Lamb fondamentaux. La connaissance de la nature physique de ces modes lui a permis d'évaluer leurs capacités respectives en matière de détection des défauts, (les seuils ont été fixés en relation avec la distribution d'un jeu de signatures de références reconnues comme représentatives d'une structure saine). Cette approche

a guidé l’auteur dans la définition de nouveaux paramètres d’endommagement. La méthode des éléments finis a été utilisée pour mieux comprendre les interactions locales entre ces ondes ultrasonores et des endommagements localisés. L’auteur a observé une variation du paramètre DI (Damage Index) en l’absence de tout endommagement. Il a alors attribué ce phénomène à un changement probable des conditions environnementales de l’expérience (température, taux d’humidité, etc.). Cependant, dans le cadre du contrôle de santé d’une structure en service, il serait judicieux de définir un paramètre d’endommagement indépendant des variations des conditions environnementales (dans des proportions couramment admises comme normales). L’auteur a proposé d’étalonner les valeurs de DI en fonction de ses propres variations, en tenant compte d’éventuels phénomènes d’hystérésis.

2.4.3 Synthèse

Le contrôle de santé par ondes de Lamb a été longtemps considéré comme l’outil le plus adapté pour inspecter tout type de structure quelle que soit sa complexité. Cependant, plusieurs inconvénients se manifestent lors du contrôle par ondes ultrasonores. Le domaine d’application des ondes guidées est réduit, compte tenu de la nécessité d’utiliser un milieu couplant, par gel ou par jet d’eau, entre la source d’ondes ultrasonores et le milieu de propagation [1]. Une perte de reproductibilité du couplage peut causer des incertitudes considérables lors de l’estimation des caractéristiques du matériau contrôlé. De même, le contrôle de santé de structures poreuses et sandwich est problématique. De même, la mise en œuvre de ce type de contrôle est coûteuse, et n’est pas facilement transposable sur site. Enfin, les signaux ultrasonores sont souvent très bruités et l’extraction de l’information utile devient une tâche difficile.

La variation de la signature des endommagements peut être attribuée à l’effet des changements des conditions environnementales auxquels est soumise la structure à contrôler (température, pression, humidité, etc.). Cependant, dans le but de concevoir un système de contrôle de santé d’une structure en service, il est indispensable de proposer une stratégie capable de quantifier les variations des conditions environnementales afin d’isoler les endommagements dans les matériaux composites pour des applications de contrôle de santé *in situ*.

2.5 Contrôle de santé actif par ondes multidiffusées

2.5.1 Principe du contrôle de santé par ondes diffusées

Dans les structures à forte concentration d’hétérogénéités, les signaux obtenus sont souvent trop complexes pour être directement interprétés en raison du grand nombre de réflexions qui se recouvrent temporellement. Dans ce cas, on parle alors de diffusion acoustique. La figure 2.3 explique le principe de la propagation des ondes ultrasonores dans les matériaux hétérogènes. Les signaux diffus sont donc capables d’interroger un large volume et de récupérer une réponse sensible des caractéristiques internes de la structure anisotrope et complexe (cas des matériaux composites).

2.5.2 Outils de traitement du signal pour le contrôle de santé des matériaux composites

L’influence des changements des Conditions Environnementales et opérationnelles (CEO), a été longtemps mise à l’écart lors de la conception des stratégies SHM. Ainsi, les variations des

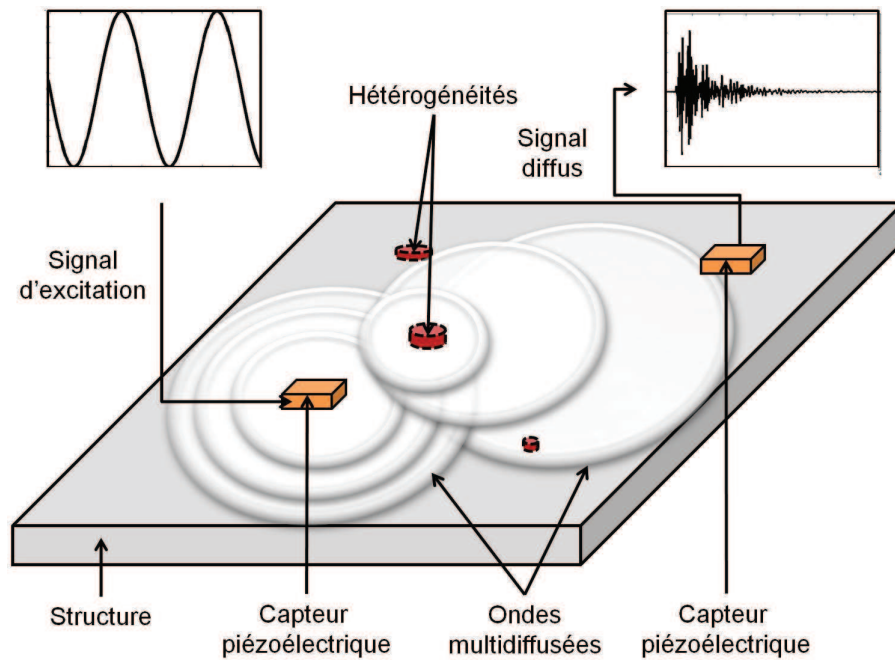


FIGURE 2.3 – Principe de la diffusion acoustique.

gradients de température peuvent être considérées comme un des principaux éléments représentatifs de l'influence apportée par les CEO sur les signaux enregistrés lors d'une surveillance *in situ*. Ceci est expliqué par le fait que la température est un facteur environnemental global et que sa variation modifie les formes d'ondes acquises [39]. Les effets des fluctuations de la température sur les ondes diffusées ont été mises en évidence dans de nombreux travaux de recherche [39, 40, 41].

La conception d'un système SHM par ondes diffusées offre deux avantages. Le premier est lié au fait que l'analyse des ondes diffusées obtenues après réflexions multiples d'une excitation impulsionnelle permet d'interroger un large volume structural avec un nombre limité de capteurs, offrant ainsi la possibilité de suivre les moindres changements dans les interactions entre les éléments des structures composites. Le second réside dans le fait que les ondes diffusées sont très sensibles aux CEO, et notamment à la température [39, 42]. Un système SHM robuste doit donc être capable de tenir compte des variations des CEO pour des applications de surveillance *in situ* des matériaux complexes. Des variations dans les CEO peuvent masquer les changements dus aux endommagements, rendant leur détection difficile, voire impossible [31].

2.5.3 Synthèse

Plusieurs techniques de traitement du signal ont été utilisées afin de répondre aux exigences et aux contraintes imposées par l'analyse des signaux diffusés non-stationnaires. Ces méthodes ont comme but d'extraire des descripteurs permettant la compensation de l'effet des CEO afin de mieux discriminer les mécanismes d'endommagement [39].

Diverses stratégies de contrôle de santé ont été proposées dans la littérature afin de déterminer les conditions et les limites des performances d'une structure durant son cycle de vie. Ces approches ont tenté d'estimer les conditions de charge et les conditions environnementales afin de déterminer l'état de santé des matériaux en service et d'en déduire la durée de vie restante. Plusieurs techniques de traitement du signal ont été utilisées afin de répondre aux exigences

et aux contraintes imposées par la diversité des phénomènes physiques intervenant lors d'un contrôle de santé. Le succès ou l'échec de ces méthodes est souvent lié à un compromis entre divers facteurs, comme la performance, la durabilité, le coût, la rapidité ainsi que la nature de l'application.

Une des explications à cette problématique réside dans le fait que la plupart des approches SHM et les techniques de contrôle de santé mises en œuvre ne sont pas suffisantes pour transférer le contrôle de santé des conditions de laboratoire vers la surveillance *in situ*. Un bon système SHM doit être à la fois passif et actif. En étant passif, le système SHM sera plus efficace dans le contrôle des changements environnementaux, (température, impacts externes, etc.). Ainsi, la compensation de l'effet de ces variables, lors du contrôle actif, peut permettre de détecter efficacement les endommagements. Pour concevoir un tel système SHM, il est donc nécessaire de sélectionner les outils de traitement du signal les mieux adaptés pour l'analyse des signaux non-stationnaires issus des divers phénomènes physiques lors d'un contrôle de santé *in situ*.

2.6 Contrôle de santé passif : Émission acoustique

2.6.1 Principe du contrôle de santé par émission acoustique

La norme NF A 09-350 [43] définit l'émission acoustique (EA) comme *un phénomène de libération d'énergie sous forme d'ondes élastiques transitoires au sein d'un matériau soumis à sollicitation*. La technique d'EA peut être donc définie comme étant une méthode passive d'enregistrement volumique d'une forme de réponse d'un matériau face à une sollicitation mécanique [11]. Sous l'effet d'une sollicitation artificielle ou d'une sollicitation de fonctionnement, les sources d'EA engendrent une redistribution, dans toutes les directions, de l'énergie emmagasinée, de la zone sollicitée vers toute la structure. Les principales sources d'EA sont attribuées aux mécanismes d'endommagement présentés en amont ou à divers phénomènes physiques (corrosion, frottements, impacts mécaniques, etc.) [12, 13]. La technique d'EA permet donc de détecter la présence des défauts évolutifs et de les localiser. L'analyse des signaux recueillis permet ainsi d'évaluer leur gravité.

Description et analyse des signaux d'EA

Une source d'EA peut donner naissance à des ondes longitudinales, à des ondes transversales, à des ondes de surface, dites de Rayleigh, ainsi qu'à des ondes de plaque, dites de Lamb [44, 45]. La propagation de ces ondes se fait à des vitesses différentes et dépend du matériau étudié. Un signal d'EA est en général un signal de forme complexe résultant du produit de convolution des trois fonctions de transfert tel que

$$Z(t) = S(t) * G(t) * R(t) * H(t), \quad (2.1)$$

où $S(t)$ est la réponse acoustique étudiée, $G(t)$ représente la fonction de Green ou la réponse impulsionnelle du milieu, $R(t)$ est une fonction propre au capteur qui peut avoir une très grande influence sur le signal final et $H(t)$ est une fonction propre au système d'acquisition.

La figure 2.4 décrit les composantes d'une chaîne classique d'acquisition d'EA. Un matériau est sollicité par une contrainte mécanique qui va créer des défauts. L'évolution de ces défauts s'accompagne d'une libération d'énergie élastique qui se propage dans le milieu sous forme d'ondes mécaniques transitoires. Ces ondes sont recueillies et enregistrées après amplification. Ces ondes constituent alors les signaux d'EA. Deux types de signaux peuvent être mesurés. Le

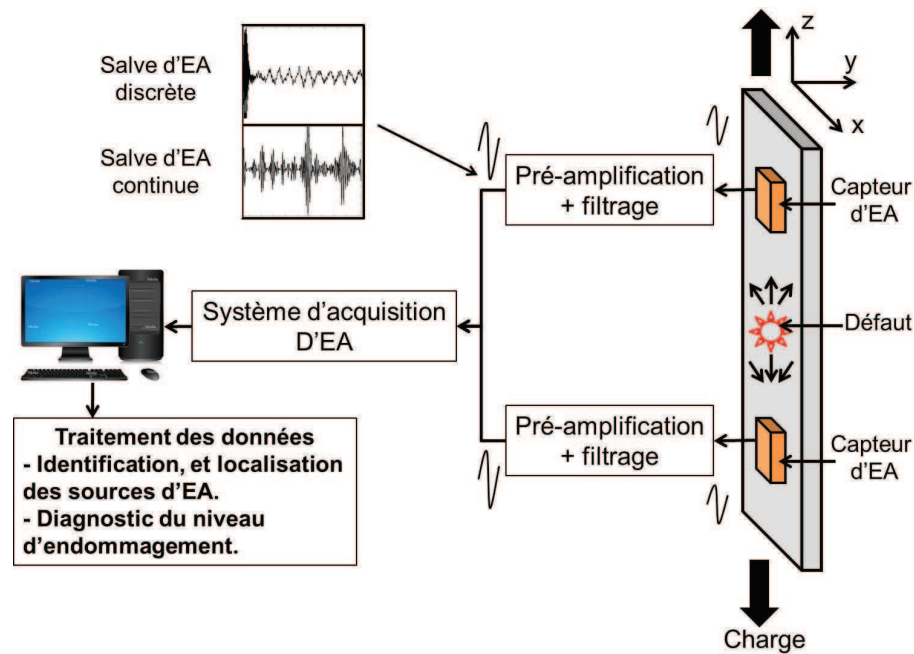


FIGURE 2.4 – Chaîne classique d'acquisition des signaux d'EA.

Le premier type de signaux d'EA est caractérisé par des signaux transitoires aléatoires de fortes énergies et de courtes durées. On parle alors d'EA discrète ou d'émission par salves. Le second type de signaux d'EA se manifeste lorsque l'activité acoustique d'une ou plusieurs sources est très importante. Des bouffées d'ondes sont continuellement enregistrées à des intervalles de temps rapprochés. Dans ce cas, on parle d'EA continue.

Les signaux d'EA détectés par les capteurs sont transformés en ondes électriques, puis transmis au système d'acquisition par le biais d'un pré-amplificateur. Les capteurs utilisés pour l'EA sont souvent de type piézo-électrique. Ils ont la propriété de convertir des ondes mécaniques qui les excitent en ondes électriques. Selon le domaine de fréquences ultrasonores, l'utilisateur peut choisir un capteur de type résonant ou de type large bande. L'utilisation de plusieurs capteurs permet de localiser les sources d'EA au sein du matériau. Les paramètres classiques calculés par le système d'acquisition d'EA sont :

1. le seuil de référence : c'est la tension électrique, réglable et prédéfinie, devant être dépassée pour qu'il y ait détection d'une salve ;
2. l'amplitude maximale : c'est l'amplitude maximale du signal sur toute la durée d'une salve ;
3. le temps de montée : c'est le temps qui sépare le premier dépassement de seuil et l'amplitude maximale du signal ;
4. la durée : c'est le temps qui sépare le premier et le dernier dépassement du seuil dans chaque salve ;
5. le nombre de coups : c'est le nombre de franchissements du seuil sur la durée du signal.

Selon le système d'acquisition utilisé, d'autres paramètres acoustiques peuvent également être calculés. Les plus courants sont, par exemple, l'énergie, la fréquence moyenne, etc.

La figure 2.5 présente les principaux paramètres exploitables d'un signal d'EA.

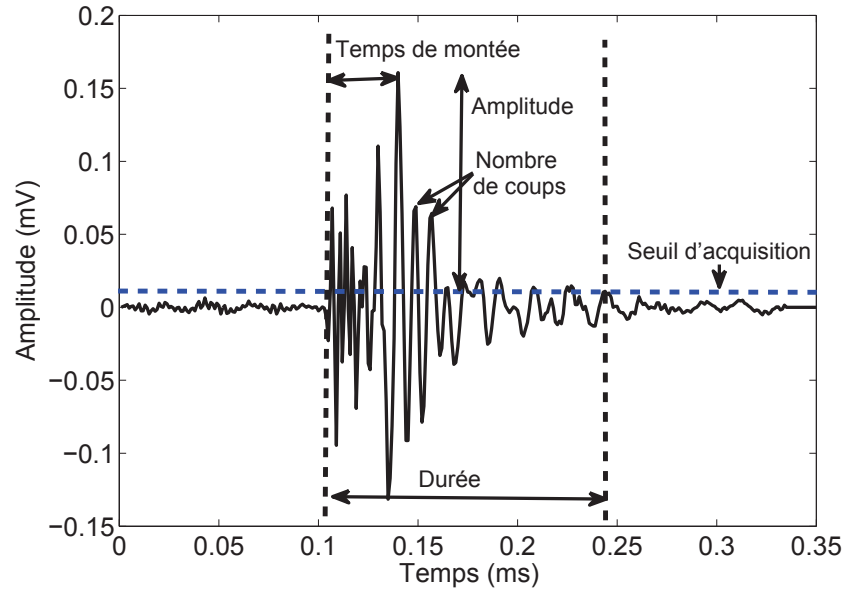


FIGURE 2.5 – Salve typique d’EA et principaux paramètres temporels.

2.6.2 Outils de traitement du signal pour le contrôle de santé des matériaux composites

Dans la littérature, le contrôle de santé par EA a été utilisé afin de détecter la présence de sources émissives et de tirer un maximum d’information sur leur évolution [12, 13]. Dans le cas des matériaux composites, le processus d’endommagement crée localement des micro-déplacements, des déformations et des discontinuités. Chaque mécanisme d’endommagement (fissuration de matrice, décohésion, rupture de fibres et délaminage) est source d’une onde d’EA discrète. Plusieurs travaux de recherche ont essayé d’assimiler les signaux d’EA détectés comme étant la signature correspondante d’un mécanisme d’endommagement spécifique [13, 46, 47]. Par contre, l’extraction de l’information liée à la nature de l’endommagement considéré est une tâche difficile. Ceci est dû à l’altération du signal d’EA au cours de sa propagation au sein des structures hétérogènes et anisotropes telles que les matériaux composites.

Divers outils de traitement du signal ont été utilisés dans le cadre de la séparation et la reconnaissance des mécanismes d’endommagement dans les matériaux composite par la méthode d’EA. Il existe schématiquement deux méthodes classiques pour caractériser les signaux d’EA :

1. l’analyse paramétrique conventionnelle : c’est une segmentation suivant un seul paramètre choisi comme un descripteur pertinent, (ce paramètre est par exemple l’amplitude, la fréquence ou le coefficient d’ondelettes) ;
2. l’analyse statistique multivariées : c’est une analyse multivariées basée sur la sélection et la combinaison de plusieurs paramètres extraits des signaux d’EA (ce type de classification est souvent effectué par le biais de techniques de reconnaissance de formes).

2.6.3 Analyse mono-paramétrique conventionnelle

L’analyse conventionnelle mono-paramétrique de l’EA part du principe que chaque salve générée transporte une signature spécifique à un mécanisme générateur. Dans la littérature,

divers travaux ont validé le fait que ces signatures acoustiques peuvent être mises en évidence en utilisant un ou deux descripteurs extraits des signaux d'EA détectés. La plupart de ces études porte sur l'amplitude des signaux d'EA.

Berthelot et Rhazi [48], Benzeggagh et Barre [49], Valentin et al. [46] ont étudié l'amplitude des signaux d'EA des composites croisés et unidirectionnels à fibre de verre et à matrice polypropylène soumis à des tests de traction statique et de fatigue. Toutes ces études ont révélé des gammes de variation d'amplitude contradictoires pour les modes d'endommagements observés. Les microfissurations de matrice sont caractérisées par des signaux de forte amplitude, et la rupture de fibres par des signaux de faible amplitude [46]. Par contre, Berthelot et al. [48] et Barré et al. [49] ont associé les signaux énergétiques (entre 85 dB et 95 dB) à de la rupture de fibres et les signaux avec moins d'apport d'énergie à de la fissuration de matrice (entre 40 dB et 55 dB) et du délaminage (de 65 dB à 85 dB).

Karger-Kocsis et Harmia [50] ont testé des composites à matrice polypropylène et fibres de verre longues et courtes. L'observation de l'évolution de l'amplitude au cours des essais par thermographie infrarouge leur a permis d'établir une séparation des modes d'endommagement en fonction de l'amplitude : fissuration de matrice/décohésions/déchaussement intra-laminaire ou délaminage (pull-out)/rupture des fibres. Ce classement a été établi suivant un ordre croissant de l'amplitude.

Chen et al. [51] ont appliqué des essais de flexion et de traction sur des composites à fibres courtes de carbone et matrice de verre. Ils ont ensuite comparé l'évolution de l'amplitude avec des observations micrographiques à différents stades des essais ce qui leur a permis d'identifier la fissuration de matrice de 60 dB à 80 dB, et la rupture de fibres et le délaminage de 70 dB à 90 dB.

Kim et al. [52] ont étudié le comportement de composites fibre de carbone/matrice polymère à plis croisés sous des chargements successifs. La fissuration de matrice a été reliée aux signaux de faible amplitude (entre 40 dB et 70 dB) et les ruptures de fibres à ceux de forte amplitude (de 60 dB à 100 dB).

Ceysson et al. [53] ont testé des stratifiés fibres de carbone/matrice époxy en flexion. Une valeur moyenne de 50 dB a été remarquée dans la distribution d'amplitude des signaux propres à la fissuration de matrice, de même qu'une valeur de 60 dB pour le délaminage. Toutefois, ces distributions présentaient un assez fort recouvrement d'amplitude.

Kastsikos et al. [54] ont étudié des composites stratifiés à fibres de verre et à matrice polyester soumis à des tests de fatigue. Ils ont réussi à identifier la fissuration de matrice aux signaux d'amplitudes comprises entre 40 dB et 55 dB, le délaminage entre 55 dB et 70 dB et les ruptures de fibres aux signaux de plus de 80 dB.

La figure 2.6 résume les différents résultats obtenus dans la littérature des travaux menés sur divers types de composites et dans des conditions expérimentales très variables.

D'après la figure 2.6, l'amplitude des signaux d'EA permet d'identifier les endommagements typiques des matériaux composites, qui peuvent être classés par amplitude croissante : fissuration de matrice, décohésion et délaminage, rupture de fibres. Toutefois, ces zones d'amplitude dépendent de la nature de la composition du matériau (orientation des fibres, concentration et type de la résine), ainsi que du type d'essai. Il est aussi clair que dans la majorité de ces études, les valeurs des amplitudes obtenues pour chaque mécanisme d'endommagement présentent des recouvrements d'amplitude, ce qui augmente l'incertitude de l'attribution d'un signal à un mécanisme d'endommagement spécifique.

Afin de contourner ce problème, certaines études proposent une analyse simultanée de plusieurs paramètres. Hill et al. [55, 56] ont étudié l'évolution de l'énergie et l'amplitude des signaux issus de tests de pression sur des cuves en composites verre-époxy et carbone-époxy, dans le

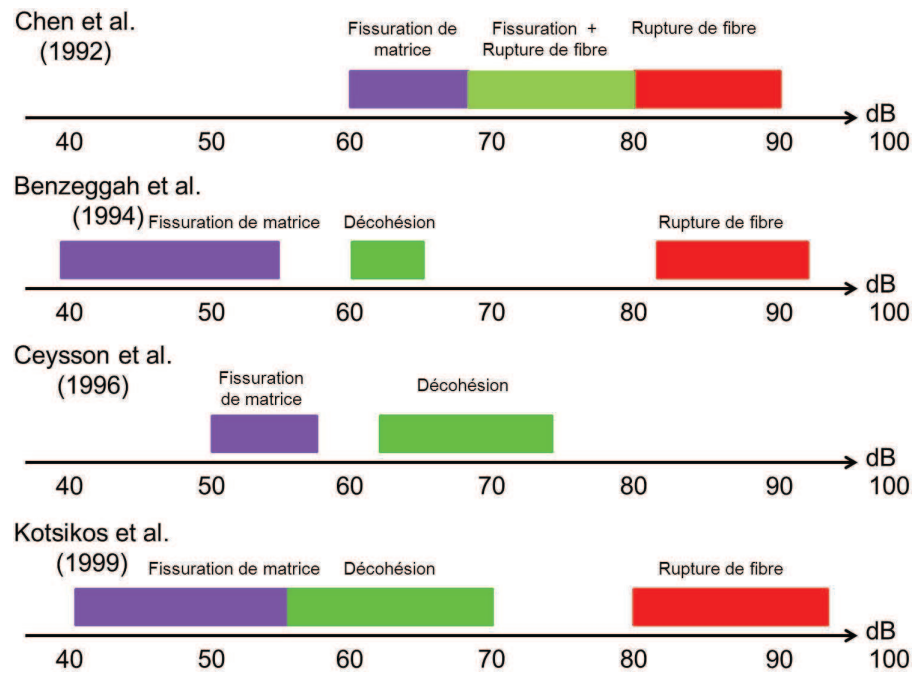


FIGURE 2.6 – Liste des gammes d'amplitude typique des mécanismes d'endommagement trouvées dans la littérature.

but de prédire la rupture de la cuve.

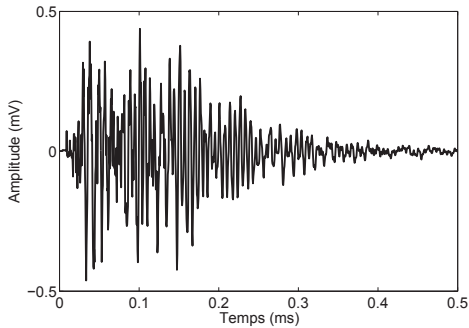
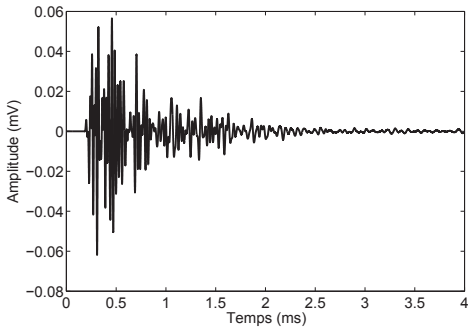
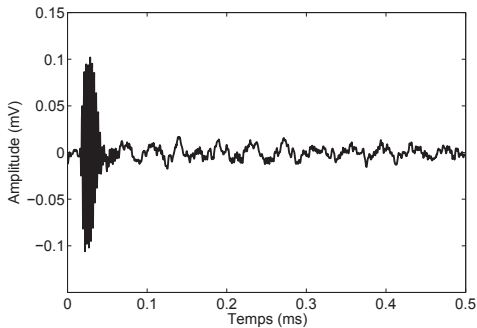
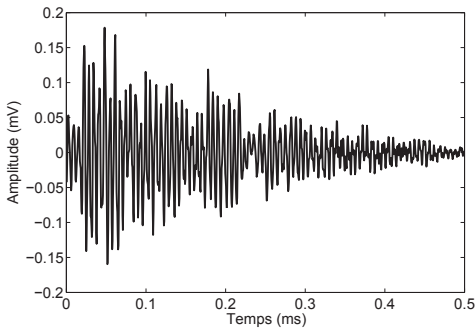
Ativitavas et al. [57] ont couplé l'analyse de l'amplitude et l'énergie des signaux à des observations micrographiques à différents stades des essais de traction sur des composites stratifiés à fibre de verre et à matrice polymère. Ils ont montré que les fissurations de matrice se déclenchent dès le début des essais, suivies par des ruptures de fibres, ce qui provoque ainsi l'apparition des décohésions inter-laminaires.

Uenoya [58] a analysé les signaux issus des essais de flexion sur des composites stratifiés fibre de verre-matrice époxy en fonction de leur amplitude et de leur temps de montée. La présence de la fissuration matricielle, de la décohésion et des ruptures de fibres a été validée. Par contre, la présence des recouvrements liés à la proximité spatiale des classes gêne l'identification des signaux à leur mécanisme source.

Godin et al. [59] ont établi une analyse basée sur la combinaison de plusieurs paramètres d'EA lors d'essais de traction sur des matériaux composites unidirectionnels fibre de verre/matrice polyester et fibre de verre/matrice époxy. Des essais préliminaires ont été effectués dans le but de favoriser des mécanismes d'endommagements spécifiques afin d'isoler leur signature acoustique. Des tests sur des éprouvettes à matrice seul (résine) ont permis d'identifier la signature acoustique de la fissuration matricielle. De même la signature de la rupture des fibres a été identifiée en effectuant des tests sur des composites filamentaires. La décohésion fibre/matrice a été favorisée par l'exécution de tests de traction sur des éprouvettes unidirectionnelles avec une orientation des fibres à 90° et 45° par rapport à l'axe de sollicitation. Ensuite, une analyse paramétrique des signaux d'EA a été effectuée en considérant l'amplitude, le temps de montée, l'énergie et la durée des salves d'EA. Cette étude a permis de fournir une description temporelle de quatre types de signaux de type A, B, C et D liés respectivement à la fissuration de matrice, la décohésion fibre-matrice, la rupture de fibres et au délaminage. Leurs principales caractéristiques sont résumées dans le tableau 2.1.

Nechad et al. [60] ont soumis des composites SMC (Sheet Molding Compound) et des

TABLE 2.1 – Caractéristiques temporelles des signaux de type A, B, C, D.

Label	Type A	Type B
Type du signal	résonant	impulsionnel
Temps de montée	moyen	court
Durée	moyenne	moyenne
Forme d'onde		
Label	Type C	Type D
Type du signal	impulsionnel	résonant
Temps de montée	court	court
Durée	court	très court
Forme d'onde		

composites verre-polyester unidirectionnels et à plis croisés à des essais de fluage en traction. Ils ont mené une étude paramétrique en considérant l'énergie, l'amplitude et la durée des signaux d'EA. Ils ont réussi à mettre en évidence, par corrélation avec l'activité acoustique, la cinétique d'évolution des divers mécanismes d'endommagement dans ces matériaux sollicités en fluage.

Ni et Iwamoto [61] ont montré que l'amplitude, ainsi que les paramètres temporels extraits des signaux d'EA, sont souvent affectés par la distance et l'emplacement des capteurs par rapport à la source de la salve acoustique. Ils ont analysé l'atténuation et le contenu fréquentiel des signaux d'EA lors de l'endommagement de composites à une seule fibre. Ils ont remarqué que les fréquences des salves d'EA ne varient presque pas, alors que l'atténuation des amplitudes des signaux augmente fortement lorsque la distance de propagation entre les sources d'EA et les capteurs augmente. Ils ont conclu que le pic fréquentiel des signaux d'EA qui n'est pas influencé par l'emplacement des capteurs est un paramètre d'analyse plus pertinent. Ainsi, des études ont été menées dans le domaine fréquentiel afin d'attribuer les signaux d'EA à leurs mécanismes source.

Giordano et al. [9] ont appliqué une analyse de Fourier sur des signaux d'EA acquis depuis des tests de tractions sur des composites unidirectionnels à matrice polyester composés d'une seule fibre de carbone. Cette étude a permis d'isoler le pic fréquentiel des ruptures de fibres aux alentours de 400 kHz.

Ramirez et al. [62] ont étudié des composites stratifiés fibre de verre-matrice polypropylène soumis à des tests de traction. Ils ont montré que les ruptures de fibre sont situées dans la zone haute-fréquence, la décohésion fibre-matrice et le délaminage sont situés à des fréquences intermédiaires. Enfin, la fissuration de matrice a été identifiée à des faibles fréquences.

La non-stationnarité des signaux d'EA a poussé certains chercheurs à analyser le comportement de ces signaux dans le domaine temps-fréquence. Loutas [63], Qi [64] et Komai et al. [65] ont appliqué la transformée en ondelettes discrète (TOD) à des signaux d'EA obtenus lors des tests de traction quasi-statique sur des composites à matrice polyester renforcée par des fibres de verre. Ils ont pu identifier, à partir de l'énergie de chaque niveau de décomposition, les bandes fréquentielles représentatives, dans l'intervalle 200 kHz à 400 kHz, des diverses sources d'endommagement intervenant dans les composites étudiés.

De Groot et al. [47] ont appliqué une transformée de Fourier à court terme sur des signaux acoustiques issus de tests de traction sur des composites fibre de carbone-matrice époxy. Ils ont essayé de favoriser des modes d'endommagement particuliers dans chaque essai. Ainsi, ils ont réussi à identifier les bandes fréquentielles propres à chaque mécanisme d'endommagement : les fissurations de matrice de 90 kHz à 180 kHz, les décohésions fibre/matrice de 240 kHz à 310 kHz et les ruptures de fibres à des fréquences supérieures à 300 kHz.

Des études ont été menées à base de transformée en ondelettes continue (TOC) afin de caractériser les mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites. Ainsi, Hamstad et al. [66] ont réussi à montrer que les représentations obtenues par la TOC varient selon le type de source d'EA et avec la distance de propagation entre ces sources et les capteurs dans des plaques d'aluminium.

Suzuki et al. [67, 68] ont utilisé les représentations obtenues par la TOC sur des signaux typiques d'EA. Ils ont obtenu des scalogrammes de signaux d'EA récupérés à partir de tests de traction sur des composites polymère renforcés par des fibres de verre. Les scalogrammes ont été classés en quatre types et corrélés aux mécanismes sources d'endommagement.

L'analyse temps-fréquence ou temps-échelle des signaux d'EA apparaît comme un outil assez performant pour identifier les mécanismes d'endommagement par l'extraction de nouveaux descripteurs d'endommagement. Par exemple, Piotrkowski et al. [69] ont défini un descripteur fréquentiel issu de la transformée en ondelettes discontinu (TOD). Ce dernier correspond à la

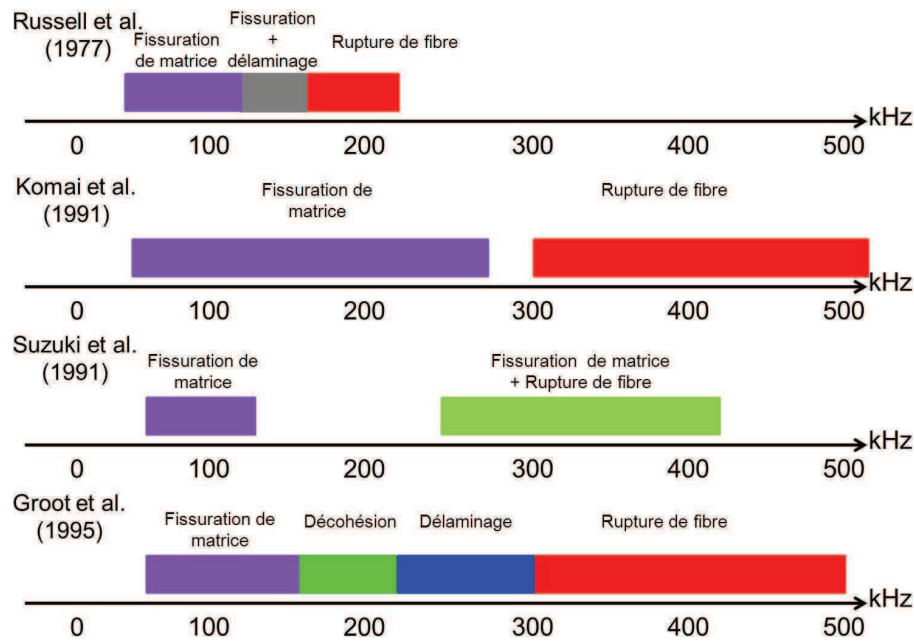


FIGURE 2.7 – Principales études du contenu fréquentiel des signaux d'EA trouvées dans la littérature.

fréquence à laquelle la densité spectrale de puissance prend sa valeur maximale. Ce descripteur a été déduit à partir de tests de rayure effectués sur des échantillons d'acier dans le but d'identifier les différentes étapes de la variation de l'adhérence des couches de nitrure. Leur étude a permis de suivre la cinétique d'endommagement dans ce matériau.

La figure 2.7 résume les gammes fréquentielles mises en évidence dans la littérature pour des études qui ont porté sur l'analyse du contenu fréquentiel des signaux d'EA de différents types de composites sous chargement.

2.6.4 Analyse statistique multivariable

L'analyse mono-paramétrique conventionnelle des signaux d'EA présente des zones de recouvrement dans la segmentation des sources d'endommagement des matériaux composites (figure 2.6 et figure 2.7). On peut conclure que les méthodes paramétriques conventionnelles se sont avérées limitées en termes d'identification et de suivi de l'évolution des mécanismes sources des signaux acoustiques en cours d'essai. Dans le but de dissiper les incertitudes vis-à-vis des sources des signaux d'EA, des techniques d'analyse statique multivariable, basées sur des méthodes de reconnaissance de formes, ont été utilisées. Ces méthodes reposent sur la segmentation de plusieurs paramètres (temps de montée, amplitude, etc.), appelés aussi descripteurs, dans des clusters (classes) constituant ainsi des formes. La classification est établie en examinant les ressemblances, ou les différences, entre ces descripteurs.

Ces techniques de reconnaissance de formes sont soit supervisées soit non-supervisées. Dans le cas d'une classification supervisée, les algorithmes de segmentation associent les signaux d'entrée à une classe ou un cluster bien établi à partir d'un modèle d'apprentissage alimenté par des modes d'endommagement connus. Au contraire, les techniques de classification non-supervisée regroupent les signaux de caractéristiques similaires (constituant ainsi des vecteurs de formes) dans la structure de données sans avoir été corrélés avec un modèle d'apprentissage. Ces deux approches de segmentation de données sont différentes mais utilisent les mêmes termes

pour trouver des rapprochements entre des ensembles de données dans un espace de plusieurs dimensions. Huguet [13], Godin [70] et Marec [12] ont défini les termes utilisés en classification, tels que :

- une forme (ou vecteur de forme) est un vecteur caractérisé par un ensemble de paramètres constituant les données brutes utilisées par l'algorithme de classification ;
- une classe est un ensemble de formes présentant des similitudes ;
- un descripteur, ou paramètre, correspond à une composante du vecteur de forme ;
- un algorithme de classification attribue chaque forme à une classe unique.

Dans la littérature, de nombreux travaux se sont intéressés à l'utilisation des classificateurs aux données d'EA dans le but d'identifier la signature acoustique des mécanismes sources se produisant lors de l'endommagement des matériaux composites soumis à des sollicitations mécaniques. Par exemple, Godin et al. [59] ont utilisé des techniques de classification supervisée et non-supervisée par la segmentation des salves d'EA issues de composites unidirectionnels fibres de verre-matrice polyester. La procédure supervisée a été menée en deux étapes.

1. La méthode des k-moyennes [71] a été utilisée pour étiqueter des modes d'endommagement bien spécifiques en se basant sur une connaissance préalable du comportement temporel des signaux relatifs à ces défauts ;
2. Des signaux non-corrélés ont été utilisés en entrée de l'algorithme de classification des k plus proches voisins [72]. Pour l'approche non-supervisée les groupements établis par les cartes de Kohonen (Kohonen's self-organising map) ont été regroupés dans des clusters.

Les auteurs ont également montré que les résultats apportés par les deux approches, supervisées et non-supervisées, sont similaires.

Dans une autre étude, Godin et al. [73] et Oliveira et Marques [74] ont également utilisé les cartes de Kohonen sur des signaux similaires, avant de classer ces groupes par l'algorithme des k-moyennes. Ils ont montré que cette approche est plus efficace au niveau temps de calcul et que les résultats sont comparables à ceux obtenus quand les k-moyennes sont appliquées directement sur les données.

Ono et al. [75] ont étudié les signaux d'EA acquis lors d'essais mécaniques sur des composites carbone-époxy unidirectionnels à plis croisés et à fibres courtes dispersées. Ils ont commencé par grouper visuellement différents types de signaux du matériau sollicité en fonction de l'endommagement prépondérant correspondant. Trois types de signaux pour le stratifié verre-époxy et six pour le stratifié carbone-époxy ont aussi été définis. Ils ont ensuite appliqué la technique de k plus proches voisins pour isoler les signaux provenant d'essais supplémentaires dans l'une des classes établies visuellement, permettant ainsi de suivre l'évolution des modes d'endommagement.

Anastassopoulos et al. [76] ont combiné deux algorithmes de segmentation de données (Max-Min distance [77] et Forgy modifié, qui est une version modifiée de la méthode des k-moyennes), afin de classer les signaux d'EA acquis à partir des essais de traction quasi-statiques effectués sur des composites verre-époxy et carbone-carbone.

Philippidis et al. [78] ont appliqué une carte auto-organisatrice lors de l'apprentissage pour classer les signaux d'EA issus de matériaux composites stratifiés unidirectionnels verre-polyester et à plis croisés $\pm 45^\circ$ soumis à des tests de traction.

Pappas et Kostopoulos [79] ont pu identifier cinq mécanismes d'endommagement obtenus par l'application de la méthode des k-moyennes sur cinq paramètres temporels extraits à partir des signaux d'EA provenant de composites carbone-carbone sollicités en traction.

Huguet et al. [13, 59, 73] ont étudié des composites unidirectionnels fibre-matrice et à plis croisés soumis à des tests de traction. Ils ont réussi à identifier efficacement les mécanismes

sources des signaux d'EA en combinant un réseau de neurones de Kohonen [80] à un algorithme des k-moyennes. Toutefois, cette approche s'est avérée moins efficace pour des matériaux plus complexes tels que le SMC (Sheet Molding Compound).

Marec et al. [81] ont utilisé une analyse en composantes principales (ACP) ou Principal Component Analysis [82] pour réduire le nombre des variables corrélées en plus petit nombre de variables non corrélées. Ils ont ensuite appliqué à ces données la technique de coalescence floue [83] extraits à partir de signaux d'EA de composites fibre de verre-matrice époxy à différentes orientations de plis et béton polymère, soumis à des chargements quasi-statiques de traction et de flexion trois points. Des paramètres extraits par une analyse en transformée en ondelettes continue ont aussi été utilisés et les résultats ont été mis en comparaison avec ceux obtenus par l'analyse paramétrique conventionnelle. Les auteurs ont montré que la réduction de la dimension du vecteur d'entrée avant la classification permettait d'améliorer les résultats. Ils ont aussi montré que plusieurs paramètres pertinents pourraient être extraits en utilisant la décomposition en ondelettes.

Gutkin et al. [84] ont testé la performance de trois techniques de reconnaissance de formes : les k-moyennes, les cartes de Kohonen combinées aux k-moyennes et le réseau de neurones compétitif [85] sur des composites stratifiés carbone-époxy soumis à des tests de traction et de flexion. Ils ont montré que l'utilisation des cartes de Kohonen combinées aux k-moyennes s'est avérée être la méthode la plus efficace pour décrire la cinétique d'endommagement des matériaux étudiés. Cette approche a ensuite été appliquée pour classer les signaux d'EA suivant leur contenu fréquentiel. Les mécanismes d'endommagement liés à la fissuration matricielle, la décohésion et les ruptures de fibres ont été correctement identifiés. Toutefois, l'origine de certaines distributions fréquentielles dans certains tests reste inconnue.

2.6.5 Synthèse

Les dépouillements des données d'EA par analyse conventionnelle, basée sur l'étude des paramètres classiques extraits d'un signal acoustique, sont soit des analyses statistiques d'un paramètre, soit des analyses de corrélation entre deux paramètres, soit des analyses chronologiques ou temporelles. Toutefois, l'utilisation d'un ou deux paramètres d'EA pour suivre la cinétique d'endommagement est simple mais bien souvent insuffisante pour la discrimination des modes de défaillance. En raison du recouvrement fréquentiel de la distribution des paramètres d'analyse, notamment pour des matériaux complexes, l'attribution des classes de signaux aux différents types d'endommagement nécessite une bonne connaissance de la nature du matériau.

Les résultats les plus encourageants sont obtenus en utilisant une approche basée sur les analyses statiques multivariées. Ces approches sont basées sur l'emploi de classificateurs supervisés ou non-supervisés. Dans l'approche supervisée, des essais mécaniques sont appliqués sur des éprouvettes de géométrie simple dont le comportement est maîtrisé, cela dans le but d'établir une bibliothèque de signaux. La classification se fait alors par corrélation des nouveaux signaux avec les signaux de la bibliothèque. Dans l'approche non-supervisée, les mécanismes d'endommagement sont isolés par une étude des ressemblances ou des différences, entre les signaux d'EA ce qui permet d'éviter, entre autre, toute subjectivité dans l'interprétation des résultats.

Le contrôle de santé par EA est bien adapté pour le suivi de l'intégrité des structures en service. Par contre, la technique d'EA n'est sensible qu'aux défauts évolutifs [60]. Pour certaines applications, comme le contrôle de qualité d'une pièce industrielle, le contrôle de santé passif par EA n'est plus adapté. Pour contourner ces limites, plusieurs travaux se sont intéressés au contrôle de santé actif des structures par ondes ultrasonores.

2.7 Contexte et originalité du travail

L'objectif dans ce travail de thèse est de proposer et d'évaluer des nouveaux outils de traitement et d'analyse des signaux non-stationnaires pour le contrôle de santé *in situ* des structures complexes.

Divers facteurs environnementaux tels que la température, l'humidité ou la pression, par exemple, peuvent contribuer à la défaillance des structures. La température est considérée comme un facteur global capable de modifier, sous la forme d'une dilatation temporelle, les paramètres du milieu de propagation et, par conséquent, les composantes du signal ultrasonore lui-même. Par la suite, il s'avère nécessaire de proposer des méthodes de traitement du signal fiables, faciles d'utilisation et satisfaisant les exigences du contrôle de santé *in situ*. Deux nouvelles méthodes de traitement du signal sont proposées pour l'estimation des coefficients de dilatation des ondes ultrasonores multidiffusées sous l'effet d'une variation de température. La première méthode proposée est l'estimateur à variance minimale. Cette méthode est basée sur un algorithme d'optimisation permettant une estimation itérative des coefficients de dilatation par rapport à un signal de référence. La deuxième méthode proposée dans cette étude est la transformée exponentielle. Cette méthode permet de s'affranchir d'une initialisation nécessitant une connaissance *a priori* des paramètres à estimer. La deuxième partie de ce travail propose une analyse temps-fréquence des signaux non stationnaires dans un contexte du contrôle de santé passif. Une méthode de traitement du signal, proposée par Huang et al. [16], est appliquée à l'analyse des signaux d'EA afin d'extraire la cinétique d'endommagement dans des matériaux composites. La méthode utilisée, connue sous le nom de la Transformée de Hilbert-Huang (THH), consiste à associer la décomposition en modes empiriques (EMD pour Empirical Mode Decomposition) à une méthode d'estimation de la fréquence instantanée (Transformée de Hilbert). La décomposition par EMD est construite à partir des propriétés du signal lui-même, ce qui permet de la qualifier comme une méthode locale et pilotée par les données. Ses caractéristiques ont fait que la THH a été choisie dans ce travail afin d'extraire la signature des signaux d'EA non-stationnaires représentatifs des mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites de type fibre/matrice.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, les principales techniques de traitement du signal utilisées pour le contrôle de santé structural ont été introduites. Les stratégies de suivi de l'intégrité structurale des matériaux composites sont multiples et doivent souvent s'adapter aux contraintes de chaque application. Un système de contrôle doit être capable à la fois de collecter des informations sur les conditions opérationnelles et de décrire fidèlement l'état structural d'une structure en service de façon automatique et sans intervention humaine. Face à cette problématique, la réponse de ce travail de thèse consiste à proposer une combinaison de méthodes de traitement de signal pour le contrôle de santé actif et passif. Dans la suite, les méthodes d'estimation des coefficients de dilatation des ondes multidiffusées pour la quantification des effets des conditions environnementales et opérationnelles dans les matériaux composites sont présentées.

Chapitre 3

Méthodes d'estimation des coefficients de dilatation pour le SHM actif

3.1 Introduction

La propagation des ondes acoustiques dans les milieux hétérogènes est un phénomène physique bien connu [4, 6], dont on note la présence dans de nombreux domaines d'études, par exemple en sismologie, dans la manière dont les ondes sismiques se propagent dans la croûte terrestre. Les ondes sismiques apportent une meilleure compréhension des tremblements de terre et sont les seules ondes qui se propagent en profondeur dans la Terre [41]. Les ondes à diffusion multiple ont aussi été utilisées en imagerie médicale, en astrophysique, etc. Tous ces domaines d'études ne semblent avoir rien en commun compte tenu de leurs domaines d'applications ainsi que des longueurs d'onde utilisées de l'ordre du nanomètre pour l'optique jusqu'au kilomètre pour la sismologie. Par contre, dans tous ces cas, la problématique générale réside dans la caractérisation de la propagation d'une onde acoustique à travers un nombre inconnu de diffuseurs (hétérogénéités) de tailles plus ou moins grandes, répartis aléatoirement dans le milieu de propagation [4, 6, 86].

La compréhension des phénomènes physiques liés à la propagation des ondes acoustiques à travers un milieu désordonné nécessite d'analyser l'interaction des signaux acoustiques avec les hétérogénéités. Cette analyse peut alors être utilisée comme une méthode d'investigation non destructive des propriétés mécaniques des milieux fortement diffusant [2, 3, 4, 5]. Dans ce chapitre, des modèles d'analyse des effets de la diffusion multiple sur les signaux acoustiques sont tout d'abord présentés. Ensuite, un modèle du signal multidiffusé est proposé, dans le but de modéliser les effets de température sur la propagation des ondes ultrasonores. En s'appuyant sur ce modèle, quatre méthodes de traitement du signal sont présentées pour l'estimation des coefficients de dilatation de ces signaux. Enfin, une étude des performances statistiques des estimateurs est menée à partir de signaux de synthèse, puis sur des signaux réels. Enfin, une évaluation sommaire des temps de calcul permet de compléter cette étude.

3.2 Influence de la température sur la propagation des ondes acoustiques dans un milieu complexe

3.2.1 Position du problème

Poupinet et al. et [87], Brenguier et al. [88] ont montré qu'un changement de vitesse de propagation des ondes ultrasonores peut produire un phénomène de dilatation temporelle des formes d'ondes des signaux acoustiques. Ce phénomène peut être le révélateur d'un changement des contraintes ou de la température dans le milieu [87, 89]. Par ailleurs, Weaver [40] a étudié l'évolution des réponses impulsionnelles dans une cavité solide à trois dimensions aux fréquences ultrasonores, et montré que les signaux subissent à la fois une dilatation et une distorsion.

Dans cette partie, la problématique consiste à étudier comment une variation de température affecte-t-elle la propagation des ondes ultrasonores et modifie-t-elle la réponse impulsionnelle du milieu de propagation ?

3.2.2 Dépendance des paramètres du milieu de propagation à la température

Cas d'une cavité chaotique

Weaver et al. [40, 90] ont montré que, lorsque la température augmente dans un bloc d'aluminium, les ondes sont ralenties. Ceci conduit à une dilatation temporelle du signal avec un coefficient α , ainsi qu'une légère distorsion. Anache-Ménier [91] propose la relation suivante pour la fonction d'intercorrélation à deux températures (T_0 température de référence, T_1 température d'observation), à la fréquence F :

$$C_{T_0, T_1} \sim \exp[j2\pi F(t - \epsilon t_c)] \exp(-\zeta). \quad (3.1)$$

La relation (3.1) est maximale pour $t_{max} = \epsilon t_c$, où t_c est la durée du trajet parcouru par l'onde. Cette expression montre que le signal est dilaté temporellement d'un facteur $\epsilon = \frac{\Delta c}{c}$ qui correspond à la moyenne pondérée des variations de la vitesse de l'onde. Le signal est également distordu (distortion ζ). Cette distorsion est une conséquence des conversions entre les ondes de compression et de cisaillement à la surface, dont les vitesses de propagation varient différemment avec la température.

Calcul du facteur de dilatation des ondes ultrasonores dans le régime de diffusion multiple

Anache-Ménier [91] montre que pour calculer le facteur de dilatation, seul le changement de la vitesse entre les réflexions ou les diffusions $\frac{\Delta c}{c}$ de l'équation (3.1) est retenu. Dans le cas de diffuseurs, Anache-Ménier [91] suggère qu'il peut y avoir des contributions supplémentaires non négligeables tel que la variation de vitesse à l'intérieur des diffuseurs $\frac{\Delta c_1}{c_1}$, ainsi que le temps de piégeage de l'onde à l'intérieur d'un diffuseur. Le calcul se place dans le cadre de la théorie du transfert radiatif et se base sur l'approximation de champ moyen (équation de Dyson) et sur l'équation de transport de Bethe-Salpeter [92]. Le résultat du calcul donne ainsi une équation de Boltzman à deux températures [91]. Le facteur de dilatation ϵ correspondant s'écrit :

$$\epsilon = \frac{(-\frac{\Delta c}{c} + \Upsilon c^2(1 - \frac{c^2}{c_1^2})^{-1}(\frac{\Delta c_1}{c_1^3} - \frac{\Delta c}{c^3}))}{1 + \Upsilon} \quad (3.2)$$

où Υ est lié au temps de séjour des ondes dans les diffuseurs. Υ représente le rapport de l'énergie de l'onde uniquement dans les diffuseurs sur l'énergie de l'onde dans le milieu sans diffuseurs. Le facteur $\frac{1}{1+\Upsilon}$ est un coefficient de normalisation lié à la conservation de l'énergie. $\frac{\Delta c}{c}$ est la contribution au facteur de dilatation qui provient de la variation de la vitesse entre les diffuseurs. Enfin, la relation $\Upsilon c^2(1 - \frac{c^2}{c_1^2})^{-1}(\frac{\Delta c_1}{c_1^3} - \frac{\Delta c}{c^3})$ est la contribution des diffuseurs mêmes. Les variations de vitesse interviennent dans les diffuseurs et aussi à l'extérieur des diffuseurs. En effet, le facteur Υ (proportion d'énergie piégée dans les diffuseurs) dépend de la fréquence et peut présenter des résonances. Pour ces résonances, uniquement le terme $\Upsilon c^2(1 - \frac{c^2}{c_1^2})^{-1}(\frac{\Delta c_1}{c_1^3} - \frac{\Delta c}{c^3})$ intervient dans le facteur de dilatation.

Il reste maintenant à comprendre le lien entre la variation des vitesses dans le milieu de propagation avec la température, ainsi que l'évolution de la réponse impulsionnelle elle-même.

3.2.3 Effet d'un changement de température sur la réponse impulsionnelle du milieu de propagation

Dans ce travail de thèse, il est question d'étudier l'effet d'un changement des conditions de propagation des ondes ultrasonores dans un solide (plaque mince). Ribay [93] a montré théoriquement qu'une variation de température peut entraîner une simple dilatation ou compression de la réponse impulsionnelle dans une plaque. L'auteur a utilisé une approche basée sur l'effet de la température sur les fréquences propres de la plaque, sous l'hypothèse d'une réverbération suffisamment grande pour que les modes soient séparés. En effet, sous l'hypothèse de faible produit fréquence-épaisseur, Ribay [93] décrit le déplacement transverse du mode de flexion A_0 par l'équation de propagation

$$\Delta^2 \Phi + \frac{12}{V_p^2 h^2} \frac{\partial^2 \Phi}{\partial t^2} = \delta(x, y, t) \quad (3.3)$$

où V_p représente la vitesse de plaque et h son épaisseur totale. La source (signal impulsionnel) est modélisée par une distribution de Dirac. Sous l'hypothèse de conditions aux limites libres (les autres conditions aux limites ne changeraient pas le raisonnement), ainsi que le bord d'équation $x = x_0$ soit libre, alors le déplacement transverse Φ est tel que, à tout instant t

$$\frac{\partial^2 \Phi}{\partial x^2}(x_0) + \frac{\partial^2 \Phi}{\partial y^2}(x_0) = \frac{\partial^3 \Phi}{\partial x^3}(x_0) + (2 - \nu) \frac{\partial^3 \Phi}{\partial y^3 \partial x}(x_0) = 0 \quad (3.4)$$

où ν est le coefficient de Poisson. Le cas d'un bord libre en $y = y_0$ conduit aux mêmes équations en inversant les rôles de x et y .

Dans le cas d'une variation de température de T_0 à T_1 la vitesse de plaque varie alors de V_{p_0} à V_{p_1} , et l'épaisseur de h_0 à h_1 . Le déplacement Φ_0 lorsque la température vaut T_0 obéit alors à l'équation

$$\Delta^2 \Phi_0 + \frac{12}{V_{p_0}^2 h_0^2} \frac{\partial^2 \Phi_0}{\partial t^2} = \delta(x, y, t). \quad (3.5)$$

Par le même raisonnement, le déplacement Φ_1 , lorsque la plaque est à une température de T_1 , est donné par la relation

$$\Delta^2 \Phi_1 + \frac{12}{V_{p_1}^2 h_1^2} \frac{\partial^2 \Phi_1}{\partial t^2} = \delta(x, y, t). \quad (3.6)$$

Soit alors la fonction Φ_2 définie par

$$\Phi_2(x, y, t) = a \cdot \Phi_0(x, y, at), \quad (3.7)$$

où a est défini par

$$a = \frac{V_{p1} h_1}{V_{p0} h_0}. \quad (3.8)$$

Il est alors possible de déduire

$$\Delta^2 \Phi_2(t) + \frac{12}{V_{p1}^2 h_1^2} \frac{\partial^2 \Phi_2}{\partial t^2}(t) = a \left[\Delta^2 \Phi_0(at) + \frac{12}{V_{p0}^2 h_0^2} \frac{\partial^2 \Phi_0}{\partial t^2}(at) \right]. \quad (3.9)$$

Or Φ_0 est solution de la relation (3.5). Donc le membre de droite de l'équation (3.9) est égal à $a \cdot \delta(x, y, at)$ [93]. De plus, compte tenu des propriétés de la distribution de Dirac, a étant positif

$$a\delta(x, y, at) = \delta(x, y, t). \quad (3.10)$$

Le membre de gauche de l'équation (3.9) est donc égal à $\delta(x, y, t)$. Φ_2 est donc solution de l'équation (3.6). Par ailleurs, si Φ_0 suit les conditions aux limites (équation (3.4)), alors Φ_2 également, à condition que la dépendance de ν vis-à-vis de la température puisse être négligée [93]. Ainsi, $\Phi_2(x, y, t)$ est solution du même problème que Φ_1 . Les deux fonctions sont solutions de la même équation de propagation, pour une même source, dans un même milieu, avec les mêmes conditions aux limites. Ces deux fonctions sont donc égales [93]. En conclusion, lorsque la température change, la réponse impulsionnelle du milieu de propagation est simplement dilatée (resp. comprimée) si a est inférieur (resp. supérieur) à 1.

Cependant, dans l'approche de Ribay [93] plusieurs phénomènes physiques n'ont pas été pris en compte lors de l'étude de l'effet d'une variation de température sur les paramètres du milieu de propagation, ainsi que sur sa réponse impulsionnelle elle-même. En effet, la dilatation de la plaque suivant la longueur et la largeur ont été négligées. Par ailleurs, si les dimensions d'une plaque changent, les fréquences propres de la plaque sont également modifiées. Or dans le cas d'un milieu hétérogène et anisotrope, la réponse impulsionnelle du milieu dépend de la contribution de plusieurs paramètres, telle que la conversion de modes et la dissipation thermique, par exemple.

Une autre approche possible consiste à considérer l'effet d'une variation des conditions de propagation, non pas sur la réponse impulsionnelle du milieu, mais sur le signal se propageant dans la structure lui-même. Dans cette optique, un modèle convolutif du signal, proposé par Snieder [41], est utilisé afin de modéliser l'effet d'une variation de température sur la propagation des ondes ultrasonores dans un milieu désordonné.

3.3 Diffusion multiple dans les matériaux hétérogènes

3.3.1 Propagation des ondes acoustiques dans un milieu complexe

Une onde élastique traversant un milieu fortement hétérogène se trouve diffusée par les hétérogénéités (diffuseurs) qu'elle rencontre lors de sa propagation à travers ce milieu [4, 94, 95]. Le phénomène de diffusion multiple s'explique alors par une dispersion spatiale d'une partie de l'onde acoustique incidente sur la surface de chaque diffuseur du milieu de propagation lorsque sa longueur d'onde est de l'ordre de la taille caractéristique des diffuseurs (figure 3.1).

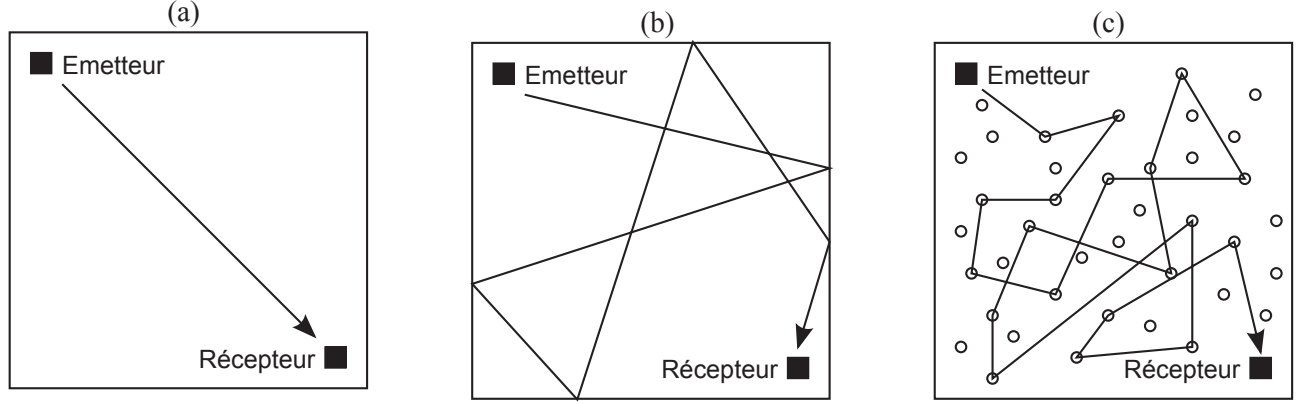


FIGURE 3.1 – Différents modes de propagation d’une onde dans un milieu : Onde directe (a), réflexion sur les frontières du domaine (b), diffusion multiple (c).

De nombreux modèles ont été développés dans le but de décrire le comportement des signaux multiplement diffusés. Le coefficient de diffusion D^* , le libre parcours moyen de transport l^* et du taux d’absorption inélastique τ_a ont été utilisés pour décrire la propagation des fluctuations temporelles de l’amplitude et de la phase d’un signal acoustique dans un milieu désordonné [94, 96]. Lorsqu’un diffuseur¹ se trouve sur la direction de propagation d’une onde plane, alors le trajet de cette dernière est modifié [3]. De cette manière, l’onde incidente est redistribuée en différentes directions, amplitudes et phases. Le libre parcours moyen de transport l^* est alors la distance caractéristique que doit parcourir l’onde pour perdre la mémoire de sa direction de propagation initiale. Cette longueur caractérise la capacité du diffuseur à modifier la direction de propagation de l’onde incidente [89]. Elle est définie à partir de la section efficace de transport D^* par

$$l^* = \frac{1}{nD^*}, \quad (3.11)$$

où n est la densité des diffuseurs.

Pour une compréhension plus précise prenant en compte les subtilités de la diffusion acoustique, plusieurs ouvrages sont recommandés [2, 97, 94, 4]. En particulier, les études de Larose [89] et Sheng [6] sont considérées comme les références dans le domaine.

3.3.2 Principe de l’interférométrie des onde de coda

Par analogie avec les ondes sismiques, l’étude de la diffusion multiple d’ondes élastiques, nommées coda en acoustique [98, 89, 99], a fait l’objet de nombreux travaux de recherche [7, 8, 90, 41, 100]. En 1969, Aki interprète les ondes de coda comme des ondes diffractées sur des hétérogénéités réparties de manière aléatoire à l’intérieur de la lithosphère [98]. La figure 3.2 présente un exemple d’enregistrement d’une coda sismique [98]. L’onde de coda présente une longue décroissance exponentielle. Cette décroissance a été considérée comme un indice du désordre dans la terre lors de la mesure du déplacement du sol enregistré au cours d’un séisme. Les ondes générées par les vibrations sismiques réfléchies et diffusées sur les hétérogénéités, pouvant consister en des contrastes de vitesse ou de densité du milieu de propagation, forment la coda sismique [98, 7].

1. En général, un diffuseur est assimilé à une surface dans laquelle les paramètres élastiques sont différents de ceux du reste du milieu.

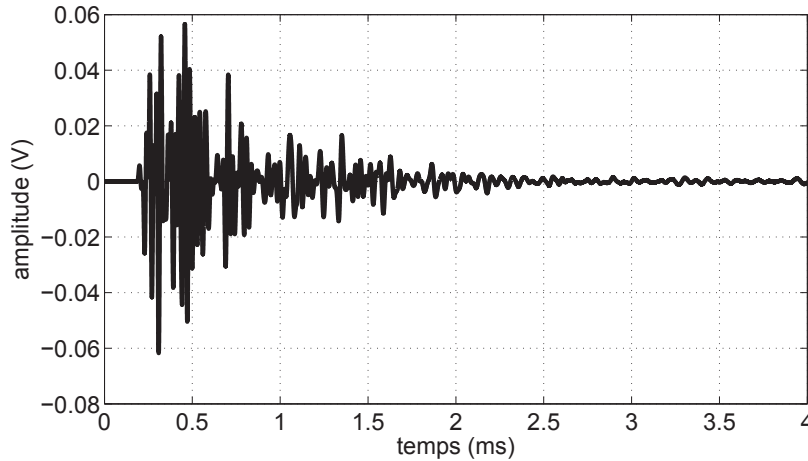


FIGURE 3.2 – Exemple d'enregistrement d'une coda sismique.

Du point de vue du traitement du signal, la coda sismique a été modélisée comme une combinaison de plusieurs ondes, partant d'une même source, et empruntant jusqu'à la surface des chemins de propagation différents. Plusieurs travaux ont confirmé cette hypothèse de diffusion multiple [89, 41, 100]. Par ailleurs, des modèles de propagation des ondes diffusées ont été proposés. Une description succincte des différents modèles adoptés pour la modélisation des ondes de coda ultrasonores est proposée dans le paragraphe suivant. Pour des références plus approfondies, se référer à Larose [89] et Grêt [100].

3.3.3 Modèle de signaux multidiffusés

Dans le cadre de sa modélisation la plus simple, une onde de coda est décrite comme une superposition d'ondes n'ayant subi qu'une seule diffraction dans le milieu de propagation [101]. Ce modèle de diffusion simple est adapté à des milieux à faible degré d'hétérogénéité. Dans le cas d'un milieu très désordonné, le modèle diffusif correspond au cas où le champ est assimilé à une superposition d'ondes multi-diffusées. Un tel modèle est généralement associé à un champ d'onde constitué d'ondes dont le temps de propagation est plusieurs fois supérieur à Δt_{sr} , le temps correspondant à la propagation de l'onde directe [101, 100, 89]. D'une façon générale, la modélisation de la propagation des ondes acoustiques multiplement diffusées est toujours liée à la résolution d'un problème de propagation d'une onde directe (ou incidente), émise par une ou plusieurs sources, à travers un nombre inconnu d'obstacles, ou de diffuseurs [8, 90, 41]. Du côté signal, la plupart des modèles proposés est basé sur un modèle de l'interaction entre un signal de référence, généralement associé à l'onde incidente (en optique), ou à l'onde directe (en sismologie), avec les signaux reçus après la propagation de cette onde dans le milieu.

Les outils mis en œuvre pour étudier cette interaction sont étroitement liés aux différents domaines d'application de la coda. En sismologie, par exemple, la coda est utilisée pour la localisation et l'estimation des dimensions des diffuseurs [89, 8]. En acoustique, la coda a fait l'objet d'un intérêt considérable dans les applications de contrôle de santé des structures (SHM) fortement hétérogènes telles que le béton [5, 94, 102].

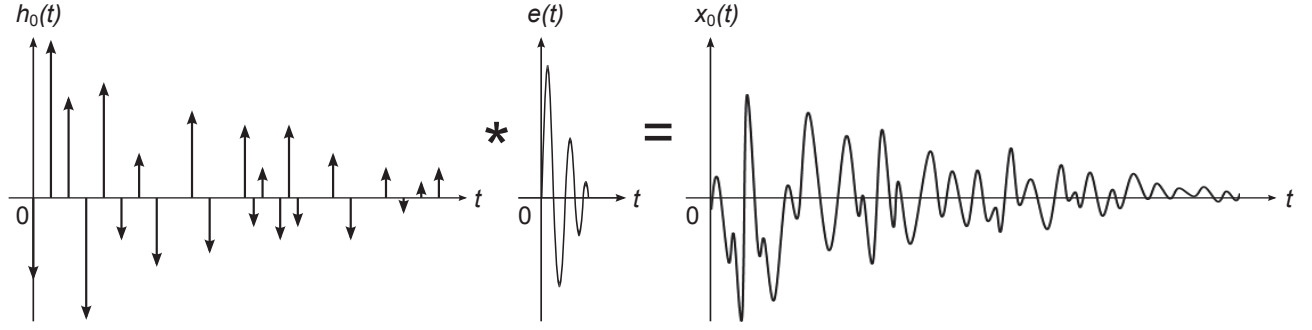


FIGURE 3.3 – Principe du modèle convolutif d'un signal multidiffusé. Le signal de réception $x_0(t)$ est le résultat de la convolution du signal d'excitation $e(t)$ avec la réponse impulsionnelle $h_0(t)$ du milieu de propagation.

Signal de référence

Un modèle possible de la réponse impulsionnelle d'un milieu diffusant consiste à considérer le signal de réception $x_0(t)$ comme la somme de répliques d'un signal source $e(t)$ correspondant à une succession de chemins C différents et indépendants dans le milieu de propagation [103, 100, 89]. En l'absence de bruit de mesure, le signal de réception résultant est alors modélisé par l'équation de convolution

$$x_0(t) = \sum_C A_C \cdot e(t - t_C). \quad (3.12)$$

Dans la relation (3.12), t_C est la durée du trajet de l'onde le long du chemin C et A_C est l'amplitude correspondante. Il est alors possible de considérer le signal de réception $x_0(t)$ comme le résultat de la convolution du signal source $e(t)$ avec la réponse impulsionnelle $h_0(t)$ du milieu de propagation

$$x_0(t) = e(t) * h_0(t). \quad (3.13)$$

La réponse impulsionnelle prend alors la forme d'une succession d'impulsions de Dirac d'amplitudes variables et espacées dans le temps, représentatives des différents chemins empruntés par les ondes,

$$h_0(t) = \sum_C A_C \cdot \delta(t - t_C). \quad (3.14)$$

En combinant les équations (3.13) et (3.14), on aboutit au modèle convolutif du signal de réception

$$x_0(t) = e(t) * \sum_C A_C \cdot \delta(t - t_C), \quad (3.15)$$

comme l'illustre la figure 3.3. Malgré une apparence chaotique et aléatoire le signal de réception est reproductible, à condition toutefois que les conditions de propagation restent inchangées, c'est-à-dire que les propriétés physiques, comme la température ou la contrainte par exemple, du milieu de propagation n'évoluent pas au cours du temps.

Par ailleurs, il convient de noter que le signal $e(t)$ représente non seulement le signal d'excitation mais peut éventuellement prendre en compte la réponse de l'ensemble de la chaîne d'instrumentation (réponse des transducteurs, liaison capteur/structure, étages analogiques de l'instrumentation).

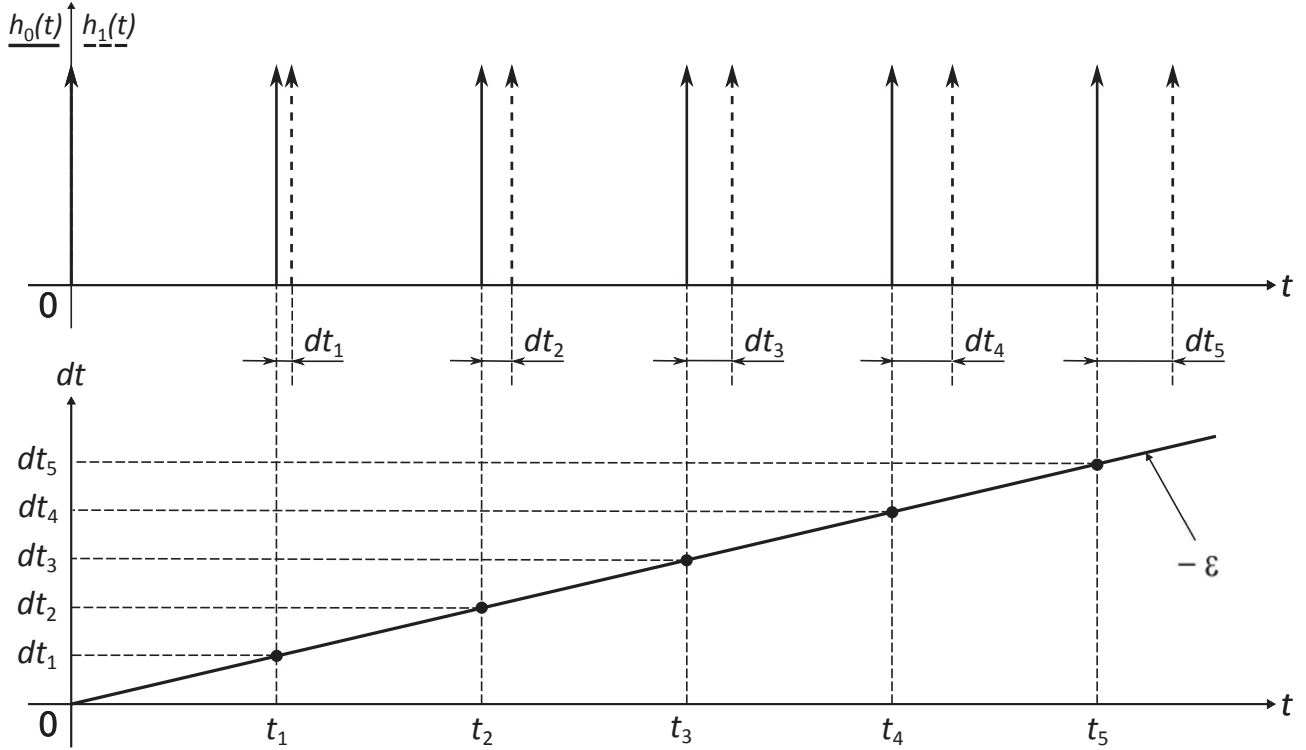


FIGURE 3.4 – Effet d'un changement de vitesse de l'onde dans le milieu de propagation.

Effet d'un changement de vitesse de l'onde dans le milieu de propagation

Un changement des paramètres d'environnement, comme la température ou la contrainte mécanique par exemple, peut engendrer une modification des propriétés du matériau. Ces modifications sont alors susceptibles d'engendrer une variation de la vitesse de propagation de l'onde acoustique dans le milieu de propagation. Comme la distance parcourue par une onde sur le chemin C de longueur l_C à la vitesse v pendant la durée t est donnée par

$$l_C = v \cdot t, \quad (3.16)$$

une variation dv de la vitesse entraîne une variation dt telle que

$$dl_C = vdt + t dv. \quad (3.17)$$

Si le chemin de propagation demeure inchangé (pas de modification géométrique de la structure dans laquelle se déplace l'onde), même après un changement de vitesse, alors $dl_C = 0$. L'équation (3.17) conduit donc à

$$\frac{dv}{v} = -\frac{dt}{t}. \quad (3.18)$$

Il est également possible de noter que

$$\epsilon = \frac{dv}{v}. \quad (3.19)$$

Le décalage temporel devient alors une mesure directe du changement relatif de la vitesse comme l'illustre la figure 3.4.

Signal résultant d'une modification

L'équation (3.17) montre donc qu'un changement relatif de la vitesse de l'onde acoustique dans le milieu de propagation conduit à une dilatation, ou à une contraction, temporelle de la réponse impulsionnelle $h_0(t)$. Il est donc possible de modéliser la nouvelle réponse impulsionnelle par

$$h_1(t) = h_0(\alpha t). \quad (3.20)$$

où α est le coefficient de dilatation. Un coefficient de dilatation $\alpha < 1$ correspond à une diminution de la vitesse et donc à une augmentation du temps de parcours. Un coefficient $\alpha > 1$ correspond à une augmentation de la vitesse et, en conséquence, à un temps de parcours réduit. Par ailleurs, la relation (3.20) peut s'écrire

$$h_1(t) = \sum_C A_C \cdot \delta(\alpha t - t_C). \quad (3.21)$$

Une autre manière de modéliser $h_1(t)$ consiste à considérer que les retards dt , observés sur les différentes impulsions qui constituent la réponse impulsionnelle, varient linéairement en fonction du temps, i.e. $dt \propto t$ figure 3.4. Il est alors possible de modéliser la réponse impulsionnelle, après modification de la vitesse, par l'introduction d'une fonction de retard $t_r(t) = dt$. La réponse impulsionnelle du milieu après modification vaut alors

$$h_1(t) = \sum_C A_C \cdot \delta(t - t_C - t_r(t)). \quad (3.22)$$

En rapprochant les expressions (3.21) et (3.22) il vient

$$t_r(t) = (1 - \alpha)t, \quad (3.23)$$

soit encore

$$t_r(t) = -\epsilon t, \quad (3.24)$$

avec

$$\epsilon = \alpha - 1. \quad (3.25)$$

Ces relations montrent que le retard variable en fonction du temps peut être vu comme un coefficient de dilatation. Le nouveau signal de réception peut alors s'écrire

$$x_1(t) = e(t) * h_1(t). \quad (3.26)$$

L'un des problèmes consiste alors à estimer le coefficient α , paramètre dont la connaissance permet éventuellement de remonter à la variation relative de la vitesse de propagation. Compte tenu de l'équation (3.26), une méthode envisageable consiste à déconvoluer le signal $x_1(t)$ à partir de la connaissance du signal d'excitation $e(t)$, opération qui permet d'estimer la réponse impulsionnelle après modification $h_1(t)$. La comparaison des réponses impulsionnelles avant et après modification des conditions de propagation, $h_1(t)$ et $h_0(t)$ respectivement, permet alors d'estimer la valeur de α . Cependant, cette stratégie est complexe et coûteuse en temps de calcul. Une alternative consiste à considérer que les variations relatives de la vitesse, et donc de ϵ , sont proches de zero. En conséquence, il est possible de considérer que α est proche de 1. Compte tenu des équations (3.20) et (3.26), il vient alors

$$x_1(t) = e(t) * h_0(\alpha t). \quad (3.27)$$

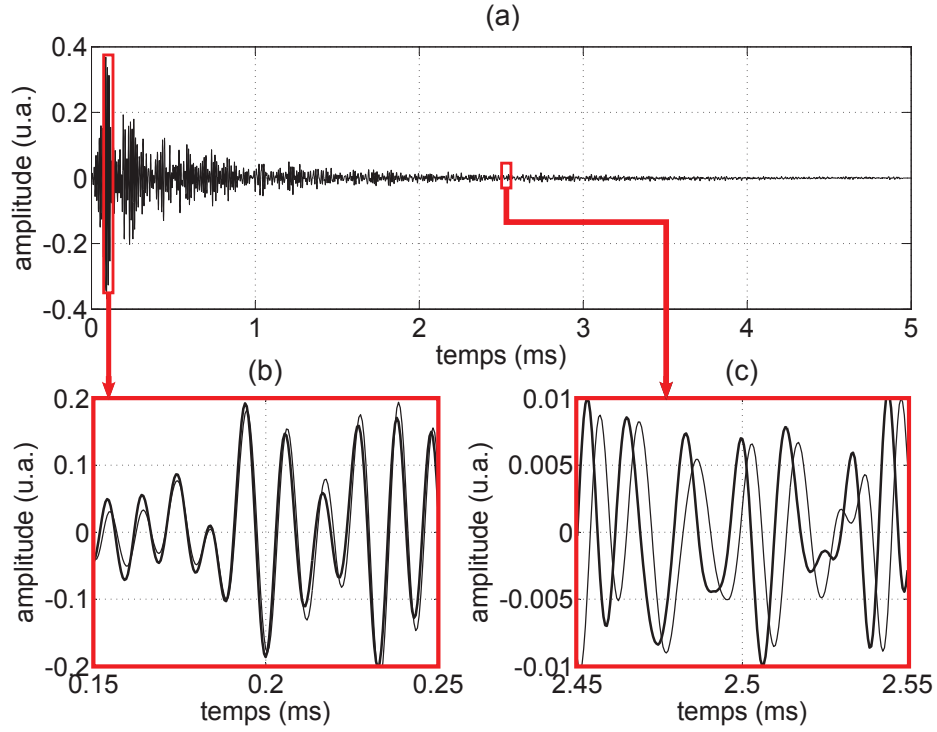


FIGURE 3.5 – Effet d'un changement de vitesse de l'onde dans le milieu de propagation : deux signaux d'ondes multidiffusées se propageant dans une plaque d'aluminium à deux températures différentes, $T_0 = 20^\circ\text{C}$ puis $T_1 = 25,7^\circ\text{C}$. Dans cette situation il n'est pas possible de distinguer les deux signaux (a). Détails de la partie (a) : $x_0(t)$ ($T_0 = 20^\circ\text{C}$ –) et $x_1(t)$ ($T_1 = 25,7^\circ\text{C}$ –). Fenêtre d'observation centrée sur 0,2 ms (b) et sur 2,5 ms (c).

Si $\alpha \simeq 1$, il est possible de considérer le signal modifié comme la version contractée ou dilatée du signal de référence et d'effectuer alors l'approximation

$$x_1(t) \approx x_0(\alpha t) \quad (3.28)$$

ou encore, en tenant compte de l'équation (3.22),

$$x_1(t) \approx x_0(t - t_r(t)). \quad (3.29)$$

La figure 3.5 illustre ce phénomène de dépendance du retard avec le temps. En effet, dans cet exemple, deux signaux d'ondes multidiffusées, $x_0(t)$ et $x_1(t)$, se propageant dans une plaque d'aluminium, ont été enregistrés pour deux températures différentes, à 20°C , puis à $25,7^\circ\text{C}$ respectivement. Ce changement de température induit alors une modification de la vitesse de propagation pour les deux signaux acquis et fait apparaître un retard du signal obtenu après modification de la vitesse, $x_1(t)$, par rapport au signal de référence $x_0(t)$. Les figures 3.5b et 3.5c mettent clairement en évidence l'évolution de ce retard au cours du temps, ainsi que le fait que sur une courte période de temps, définie par la durée de la fenêtre d'observation des signaux (0,1 ms dans cet exemple), la différence entre les deux signaux peut être considérée comme un retard pur. Ces observations sont donc conformes aux modèles des signaux donnés par les relations (3.28) et (3.29). Il est alors possible de s'appuyer sur ceux-ci pour appréhender cette modification des vitesses de propagation.

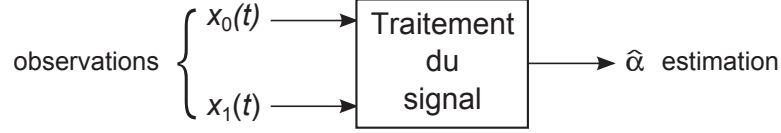


FIGURE 3.6 – Principe général du traitement du signal : Le coefficient de dilatation α est estimé à partir des deux signaux d'observation $x_0(t)$ et $x_1(t)$.

Le but du traitement du signal consiste alors à estimer la valeur de ϵ , à partir de l'estimation de α , ou de $t_r(t)$, et des signaux d'observation $x_0(t)$ et $x_1(t)$ comme le résume la figure 3.6.

Plusieurs méthodes permettant d'estimer le coefficient α sont alors envisageables. Les paragraphes qui suivent proposent d'examiner quatre d'entre elles : l'intercorrélacion à fenêtre glissante, le *stretching*, l'estimateur à variance minimale et l'estimation à base de transformée exponentielle.

3.4 Méthodes d'estimation des coefficients de dilatation

3.4.1 Introduction

Dans la littérature, deux méthodes sont principalement adoptées pour l'estimation du coefficient de dilatation α . Il s'agit de la méthode de l'intercorrélacion à fenêtre glissante, appelé encore méthode des doublets par les géophysiciens [89], et de la méthode du *stretching*. La méthode du *stretching*, plus récente que l'intercorrélacion à fenêtre glissante, a fait l'objet d'un intérêt considérable en tant que méthode globale qui considère la totalité du signal. Par ailleurs, ce travail propose deux autres méthodes permettant l'estimation du coefficient de dilatation α . Il s'agit de l'estimateur à variance minimale et de l'estimateur basé sur la transformée exponentielle. Dans ce travail de thèse, une comparaison a été conduite entre ces quatre méthodes en termes de performances statistiques sur des signaux de synthèse, suivie d'une validation expérimentale sur des signaux réels acquis dans des milieux diffusants. Cette section présente tout d'abord le principe algorithmique de ces quatre méthodes de traitement du signal.

3.4.2 Intercorrélacion à fenêtre glissante

L'intercorrélacion à fenêtre glissante, appelée également, selon les auteurs, méthode du doublet ou interférométrie par onde de coda (*Coda Wave Interferometry (CWI)*) [41, 87, 102], s'appuie sur le modèle de signal dont la réponse impulsionnelle est formalisée par l'équation (3.22). Dans ce cas, on cherche à estimer la loi de retard $t_r(t)$ à partir des deux signaux observés, $x_0(t)$ le signal de référence, et $x_1(t)$ dont le modèle est donné par l'équation (3.29). Il a été établi dans le paragraphe précédent que, dans la pratique, le coefficient α est proche de 1, ce qui revient à considérer que ϵ , et donc les variations relatives du retard dt/t , sont faibles. Cette hypothèse permet alors de considérer que, sur une durée finie d'observation, $x_0(t)$ et $x_1(t)$ ne diffèrent que par un retard pur. Il est donc naturel de chercher à estimer ce retard par le calcul de la fonction d'intercorrélacion entre les deux signaux dont la durée est limitée par une fenêtre d'observation.

Principe de l'intercorrélation

Le principe de l'intercorrélation de deux signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ consiste à décaler temporellement l'un des signaux par rapport à l'autre et à mesurer, à l'aide d'un produit scalaire, l'évolution de leur degré de similitude en fonction du décalage τ [104, 105]. Cette opération s'exprime suivant

$$\mathring{\varphi}_{x_0x_1}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x_0(t)x_1(t+\tau)dt, \quad (3.30)$$

les signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ étant ici réels et à énergie finie. Comme la fonction d'intercorrélation $\mathring{\varphi}_{x_0x_1}(\tau)$ mesure la similitude entre $x_0(t)$ et $x_1(t)$, elle atteint son maximum pour une valeur de τ correspondante au décalage temporel entre les deux signaux.

Par ailleurs, la fonction d'intercorrélation est homogène à une énergie et peut être normalisée par la moyenne géométrique des énergies des signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ pour obtenir

$$\mathring{\varphi}_{\text{norm}_{x_0x_1}}(\tau) = \frac{\mathring{\varphi}_{x_0x_1}(\tau)}{\sqrt{E_{x_0}E_{x_1}}}, \quad (3.31)$$

où

$$E_{x_0} = \int_{-\infty}^{+\infty} x_0^2(t)dt \quad (3.32)$$

et

$$E_{x_1} = \int_{-\infty}^{+\infty} x_1^2(t)dt \quad (3.33)$$

représentent les énergies respectives des signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$. Dans ce dernier cas, une valeur maximale de la fonction d'intercorrélation égale à 1 indique que les deux signaux sont parfaitement corrélés et présentent donc des formes identiques à un décalage temporel près.

La figure 3.7 montre, à titre d'exemple, le résultat du calcul de l'intercorrélation entre les deux signaux de la figure 3.5 b et 3.5 c pour des fenêtres d'observation de durée $\Delta = 0,1$ ms et centrées respectivement sur 0,2 ms et 2,5 ms. Dans chacun des cas illustrés par les figures 3.7 b et 3.7 d, le calcul de l'intercorrélation permet d'estimer le décalage temporel $t_r(t)$ entre $x_0(t)$ et $x_1(t)$ pour une position donnée t de la fenêtre d'observation. Cette opération est décrite par l'équation

$$\mathring{\varphi}_{x_0x_1}^{(\Delta)}(\tau, t) = \int_{t-\frac{\Delta}{2}}^{t+\frac{\Delta}{2}} x_0(t') \cdot x_1(t' + \tau)dt'. \quad (3.34)$$

Principe de l'intercorrélation à fenêtre glissante

On vient de montrer qu'il est possible d'estimer la loi de retard $t_r(t)$ en calculant successivement cette fonction d'intercorrélation sur des fenêtres d'observation régulièrement espacées sur l'axe des temps et en examinant les signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ sur l'intégralité de leur durée. Cette estimation est alors la solution du problème de maximisation

$$\hat{t}_r(t) = \arg \max_{\tau} \{ \mathring{\varphi}_{x_0x_1}^{(\Delta)}(\tau, t) \}, \quad (3.35)$$

où Δ et t représentent respectivement la largeur et le centre de la fenêtre glissante. La figure 3.8 résume cette procédure d'estimation.

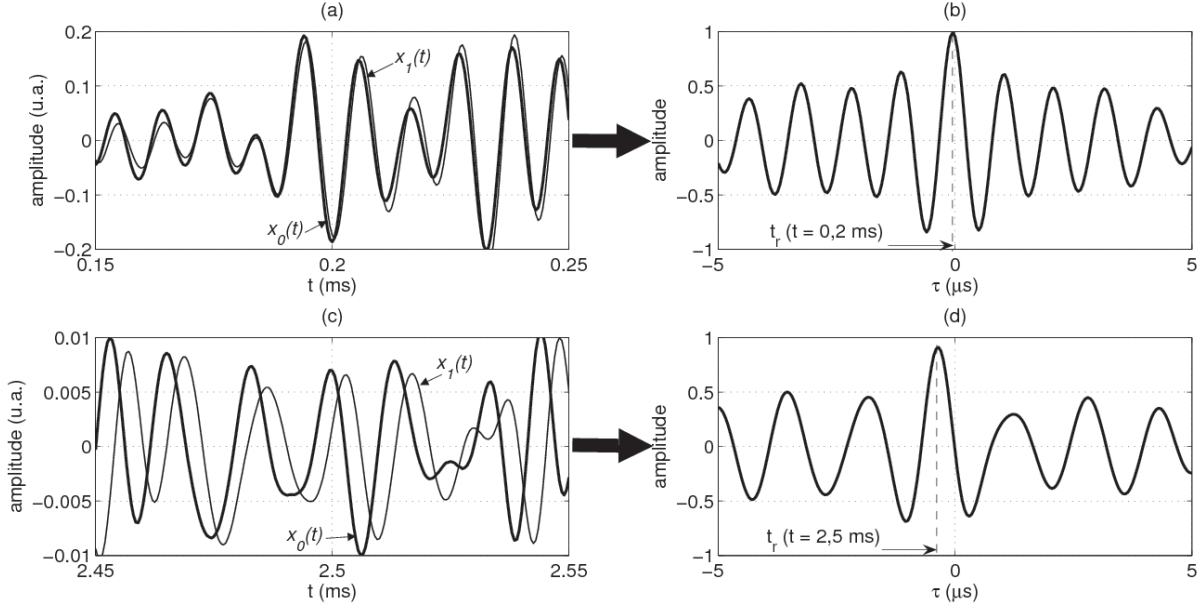


FIGURE 3.7 – Exemple de calcul de la fonction d'intercorrélacion normalisée $\hat{\varphi}_{\text{norm}_{x_0x_1}}(\tau)$, (b) et (d) entre deux signaux $x_0(t)$ (—) et $x_1(t)$ (---) pour deux fenêtres temporelles de largeur $\Delta = 0,1$ ms centrées respectivement sur $t = 0,2$ ms (a) et $t = 2,5$ ms (c).

Limites de la méthode

La méthode d'intercorrélacion à fenêtre glissante a permis de valider le modèle d'estimation des retards de propagation des signaux multi-diffusés. Cependant, la difficulté de mise en œuvre de cette technique réside dans le compromis à trouver entre le nombre et la largeur des fenêtres analysantes. En effet, des fenêtres de taille réduite permettront de s'assurer que la valeur de $\hat{t}_r$ à estimer est proche d'un retard pur et de garantir ainsi la validité du modèle de signal. Par contre, au fur et à mesure que le temps s'écoule, ce retard s'accroît et peut à la limite prendre des valeurs du même ordre de grandeur que la durée Δ des fenêtres d'observation. Dans cette situation, les deux signaux à comparer ne se ressemblent plus, ce qui peut conduire à des difficultés d'estimation. Par ailleurs, il se peut également qu'à une position donnée de la fenêtre d'observation corresponde une zone particulière des signaux multidiffusés pour laquelle les rapports signal-sur-bruit locaux deviennent faibles. C'est par exemple le cas lors de l'évanouissement local des signaux, phénomène qui peut s'observer compte tenu de leur nature non-stationnaire. À l'inverse, une augmentation de la valeur de Δ permet de s'affranchir de telles difficultés au détriment de la validité du modèle. Enfin, le moindre décalage temporel ou de désynchronisation des signaux engendre une erreur systématique sur l'estimation des temps de retard. En conclusion, cette méthode d'estimation, bien que très simple à mettre en œuvre, nécessite donc de régler au mieux le compromis entre le nombre de fenêtres d'observation et leur largeur, dont le choix est guidé par le type d'application et la nature des signaux à comparer, notamment leur durée.

C'est pourquoi, dans certaines situations, il peut être intéressant d'adopter des méthodes qui, contrairement à l'intercorrélacion à fenêtre glissante qui nécessite de traiter les signaux morceaux par morceaux, prennent en compte l'intégralité des signaux et permettent ainsi d'estimer directement le paramètre α . C'est le cas des trois techniques présentées dans les paragraphes suivants.

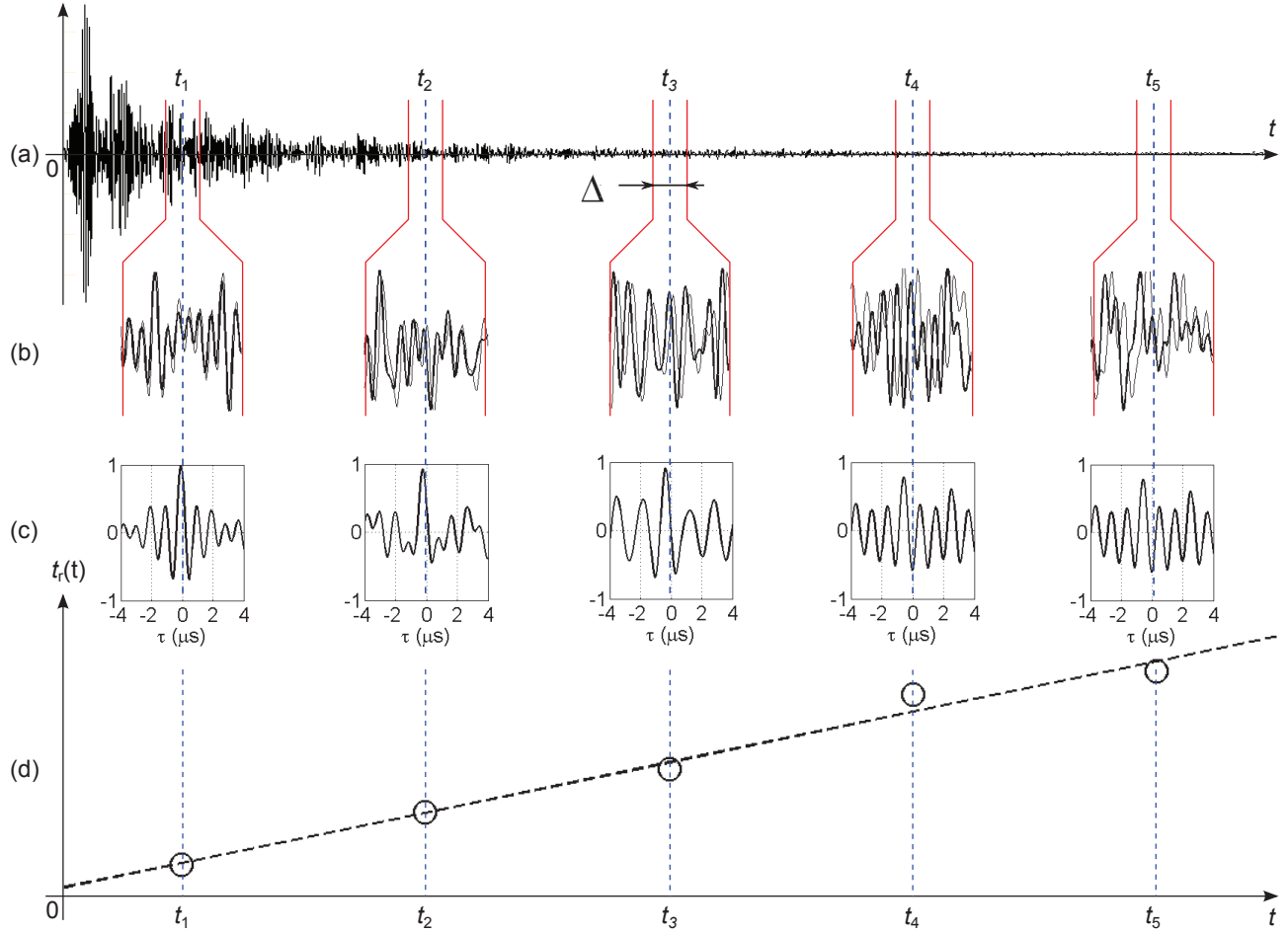
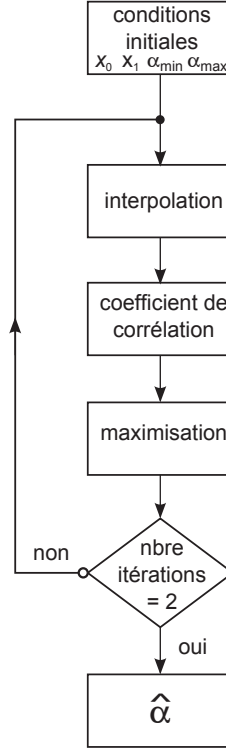


FIGURE 3.8 – (a) Signaux multidiffusés enregistrés sur une plaque d'aluminium à deux températures différentes, $T_0 = 20^\circ\text{C}$ puis $T_1 = 25,7^\circ\text{C}$. (b) Vues de détails de $x_0(t)$ ($T_0 = 20^\circ\text{C}$ –) et de $x_1(t)$ ($T_1 = 25,7^\circ\text{C}$ –) pour des fenêtres d'observation de largeur $\Delta = 0,1$ ms centrées successivement sur $t_1 = 0,5$ ms, $t_2 = 1,5$ ms, $t_3 = 2,5$ ms, $t_4 = 3,5$ ms et $t_5 = 4,5$ ms. (c) Fonctions d'intercorrélation correspondantes. (d) Loi de retard estimée (o) et droite d'ajustement des moindres carrés (–).

3.4.3 Stretching

La méthode du *Stretching* s'appuie sur le modèle de signal donné par l'équation (3.28) où l'on considère que les signaux, de référence et obtenu après modification des conditions de propagation, ne diffèrent que par l'intermédiaire d'un coefficient de dilatation α [90]. Il est alors possible de prendre en compte l'ensemble des échantillons des signaux acquis et d'interpoler, sur la totalité de la fenêtre d'observation, le signal $x_0(t)$ sur αt pour plusieurs valeurs tests de α . Les différentes versions, contractées ou dilatées du signal de référence $x_0(t)$, sont alors comparées à $x_1(t)$, à l'aide du calcul du coefficient de corrélation R_x suivant

$$R_x(\alpha) = \frac{\int_0^\Delta x_0(\alpha t) x_1(t) dt}{\sqrt{E_{x_0} E_{x_1}}}, \quad (3.36)$$

FIGURE 3.9 – Estimation du coefficient de dilatation α par une procédure itérative.

où

$$E_{x_0} = \int_{-\infty}^{+\infty} x_0^2(t) dt \quad (3.37)$$

et

$$E_{x_1} = \int_{-\infty}^{+\infty} x_1^2(t) dt \quad (3.38)$$

représentent les énergies respectives des signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$. Le coefficient de dilatation à retenir correspond alors à la valeur de α pour laquelle R_x est maximum ce qui se résume au problème de maximisation

$$\hat{\alpha} = \arg \max_{\alpha} R_x(\alpha). \quad (3.39)$$

La figure 3.9 résume les étapes de l'estimation du coefficient de dilatation par la méthode du *Stretching*. L'évolution du coefficient de corrélation R_x pour 100 valeurs *tests* de α comprises entre $\alpha_{\min} = 0,99$ et $\alpha_{\max} = 1,01$ est présentée par la figure 3.10. Les signaux retenus dans cet exemple sont encore ceux de la figure 3.5. La difficulté de mise en œuvre de cette technique réside dans le compromis à trouver entre la précision de l'estimation et le temps de calcul. En effet, pour un intervalle de recherche $[\alpha_{\min} ; \alpha_{\max}]$ donné, plus le nombre de valeurs tests N_{α} est élevé, meilleure est la précision de l'estimation de α au détriment du temps de calcul. À l'inverse, la diminution du nombre de valeurs à tester permet d'accélérer la procédure de recherche au détriment de la précision. Or, dans de nombreuses situations expérimentales, il n'est pas possible de connaître *a priori* la valeur de α recherchée.

Dans ce travail de thèse, une méthode alternative qui consiste à adopter une procédure itérative de recherche de α est proposée. Dans un premier temps, une grille de recherche avec un nombre réduit N_{α} de valeurs tests est utilisée pour estimer approximativement la position

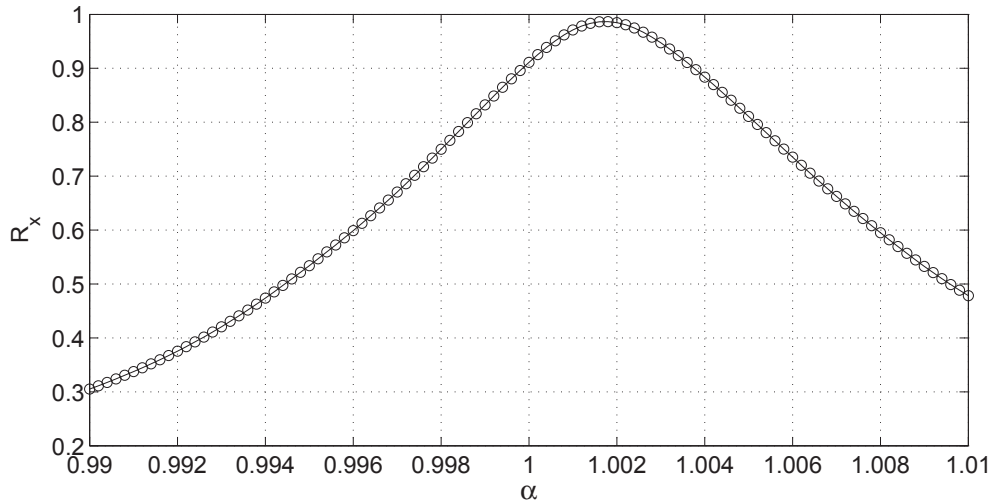


FIGURE 3.10 – Évolution du coefficient de corrélation R_x en fonction de α pour $N_\alpha = 100$ et $[\alpha_{\min} ; \alpha_{\max}] = [0,99 ; 1,01]$. La méthode est ici appliquée aux signaux de la figure 3.5.

$\tilde{\alpha}$ de la valeur maximale de R_x . Cette procédure est alors réitérée sur un domaine également de N_α valeurs, mais dont le centre est $\tilde{\alpha}$ et pour lequel l'intervalle est réduit aux deux valeurs situées de part et d'autre de $\tilde{\alpha}$. En deux itérations, cette méthode assure alors une convergence très rapide vers la valeur estimée pour un coût calculatoire réduit. De manière à améliorer l'estimation du coefficient de dilatation, le résultat obtenu à la dernière itération est affiné à l'aide d'une interpolation parabolique sur les 5 points situés autour de la valeur maximale de R_x .

La figure 3.11 montre le résultat obtenu à la deuxième et dernière itération pour $N_\alpha = 9$. Les valeurs initiales correspondant au domaine de recherche est $[\alpha_{\min} ; \alpha_{\max}] = [0,99 ; 1,01]$. La courbe en rouge, d'équation $R_x = P_1\alpha^2 + P_2\alpha + P_3$, représente le résultat de l'interpolation parabolique. La valeur estimée du coefficient de dilatation est alors $\hat{\alpha} = -P_2/(2P_1)$.

Limites de la méthode

La méthode du *stretching* permet d'estimer le coefficient de dilatation temporelle α à partir de la totalité des signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$. Cependant, cet estimateur nécessite d'être initialisé à partir d'un domaine de recherche crédible de α . Or, si ce domaine est trop large cela peut conduire à des temps de calcul qui peuvent être importants. De plus, la méthode du *stretching* tolère difficilement les erreurs de synchronisation entre les deux signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$.

3.4.4 Estimateur à variance minimale

Introduction

L'estimateur à variance minimale (EVM) est obtenu à partir d'une approche probabiliste de l'estimation permettant l'estimation statistique des paramètres d'un signal. Le principe général de cette méthode, illustré par la figure 3.12, consiste à déterminer un ensemble de paramètres inconnus θ_i , regroupés dans un vecteur $\boldsymbol{\theta}$, du signal $x_0(t)$ à partir d'une mesure $x_1(t)$ perturbée par du bruit [106]. Le problème de l'estimation consiste alors à ajuster la forme du signal $x_1(t)$

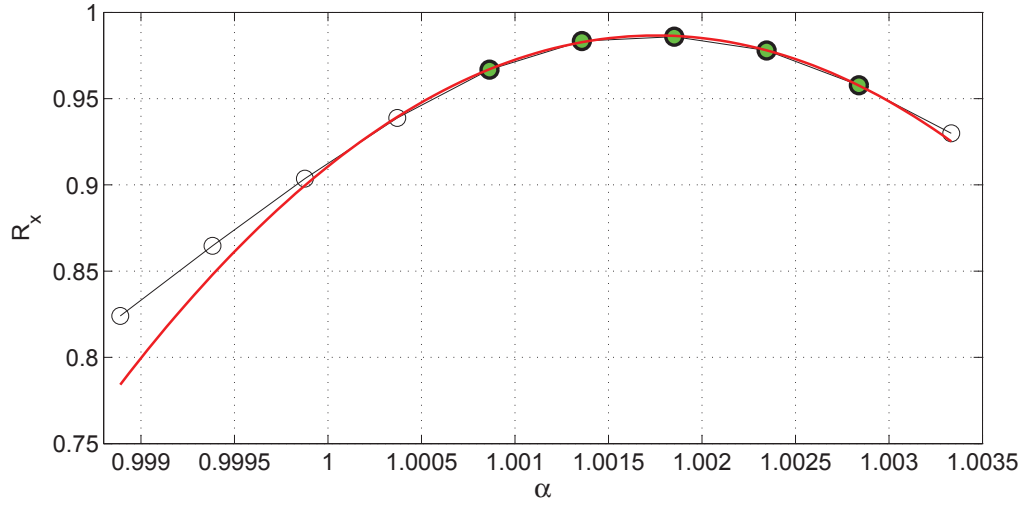


FIGURE 3.11 – Évolution du coefficient de corrélation en fonction de α dans le cas de la mise en œuvre de la procédure de recherche itérative. La courbe en rouge représente le résultat de l'interpolation parabolique sur les 5 points (en vert) situés autour de la valeur maximale de R_x . La méthode est ici appliquée aux signaux de la figure 3.5.

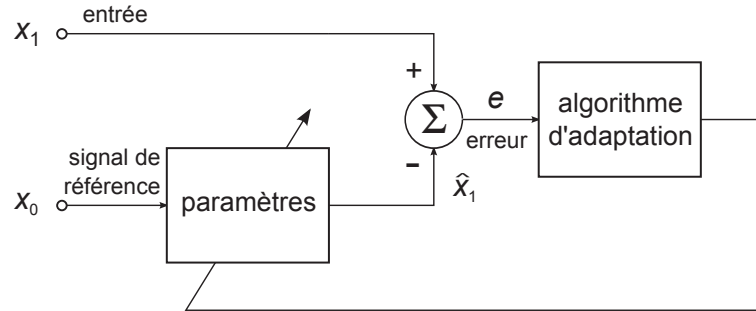


FIGURE 3.12 – Principe de l'estimateur à variance minimale (EVM).

de telle manière à minimiser la distance, représentée par l'erreur d'estimation $e(t)$, qui sépare l'estimation $\hat{x}_0(t)$ et le signal à estimer $x_0(t)$.

La méthode d'estimation consiste alors à choisir le vecteur de paramètres $\hat{\theta}$ qui minimise un critère $J(\theta)$, représenté par l'erreur quadratique moyenne entre le signal de référence $x_0(t)$ et le signal mesuré $x_1(t; \theta)$. Il est alors possible d'écrire

$$J(\theta) = \sum_{k=1}^N \{ [x_0(t_k) - x_1(t_k; \theta)]^2 \} \quad (3.40)$$

où N représente le nombre d'échantillons des signaux. Par ailleurs, cette méthode nécessite une étape d'optimisation qui peut parfois être difficile à réaliser à cause de la présence de minima locaux dans la fonction $J(\theta)$.

L'estimateur à variance minimale des paramètres est alors la solution de problème de minimisation suivant :

$$\hat{\theta}_{\text{EVM}} = \arg \min_{\theta} J(\theta). \quad (3.41)$$

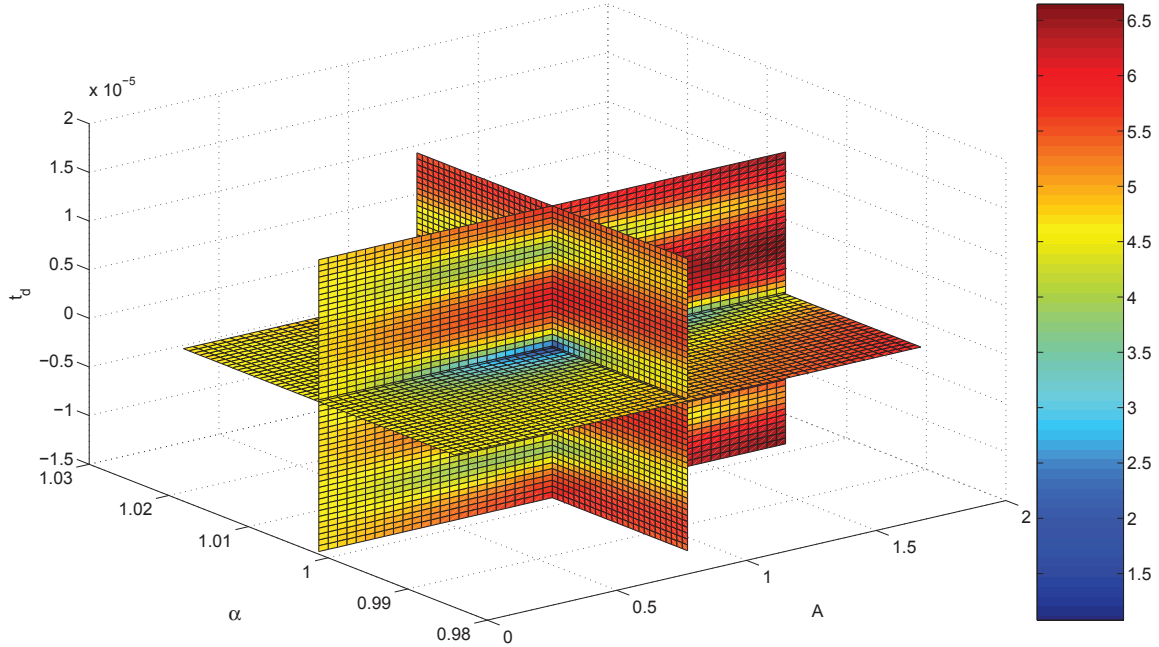


FIGURE 3.13 – Visualisation du logarithme de l’erreur quadratique moyenne ($\log[J(\theta)]$) en fonction des trois paramètres regroupés dans le vecteur $\theta = [\alpha, t_d, A]^T$ pour $\alpha \approx 1,0017$, $t_d \approx 4 \cdot 10^{-7}$ s et $A \approx 0,92$.

Paramètres à estimer

Au cours de ce travail, il est question de rechercher les coefficients de dilatation. Ce travail fait l’hypothèse que le signal mesuré ne s’écarte du signal de référence que par un certain coefficient de dilatation temporelle conformément à l’équation (3.28). Or, il se peut également que le signal $x_1(t)$ s’écarte du modèle de référence $x_0(t)$, non seulement à cause de la présence du coefficient α représentatif du phénomène physique à observer ou à contrôler, mais également à cause d’imprécisions dans l’instrumentation ou le système d’acquisition. Par exemple, un défaut de synchronisation peut conduire à observer un décalage temporel t_d entre les signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$. De même, un changement de sensibilité de la chaîne d’acquisition (filtres, amplificateur, transducteurs,...) peut engendrer un rapport d’amplitude A différent de 1 entre les deux signaux. Si un doute existe sur la qualité de l’instrumentation vis-à-vis de ces deux paramètres il peut être envisageable de les associer à α pour une estimation conjointe. Dans ce cas, le vecteur θ peut regrouper jusqu’à trois paramètres

$$\theta = [\alpha, t_d, A]^T = [\theta_1, \theta_2, \theta_3]^T, \quad (3.42)$$

où ^{T} désigne l’opérateur de transposition des matrices. La figure 3.13 montre, à titre d’exemple, l’allure de l’erreur quadratique dans le cas de l’estimation d’un vecteur de trois paramètres. Les signaux utilisés pour le calcul de cette erreur sont ceux de la figure 3.5 pour lesquels $\alpha \approx 1,0017$, $t_d \approx 4 \cdot 10^{-7}$ s et $A \approx 0,92$. Cette figure fait clairement apparaître le minimum de la fonction, matérialisé par la zone bleue située au centre de la figure, à l’intersection des trois plans.

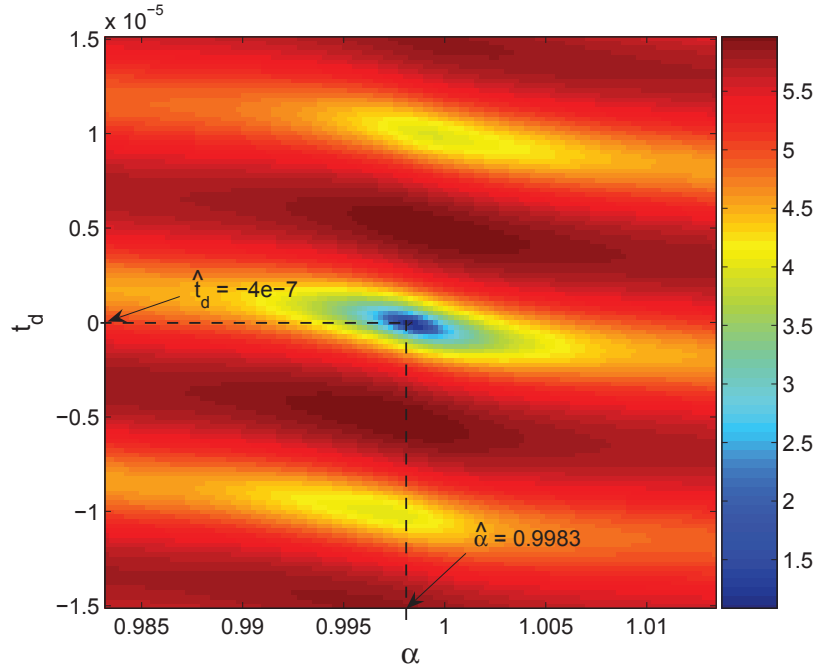


FIGURE 3.14 – Logarithme de l'erreur quadratique moyenne ($\log [J(\boldsymbol{\theta})]$) en fonction des deux paramètres regroupés dans le vecteur $\boldsymbol{\theta} = [\alpha, t_d]^T$ pour $\alpha \approx 1,0017$, $t_d \approx 4 \cdot 10^{-7}$ s et $A \approx 0,92$.

Cependant, si, comme c'est généralement le cas, on considère qu'il n'existe pas de changement de sensibilité entre deux mesures successives, il n'est pas nécessaire de prendre en compte le paramètre A , qui est supposé alors connu, dans les estimations et le vecteur devient

$$\boldsymbol{\theta} = [\alpha, t_d]^T = [\theta_1, \theta_2]^T. \quad (3.43)$$

L'erreur quadratique prend alors la forme donnée par la figure 3.14. Enfin, de la même façon, en supposant synchrones, par rapport à la source d'excitation, les acquisitions du signal de référence et du signal mesuré, l'estimation du vecteur se résume alors à l'estimation du seul coefficient α .

Détermination numérique de l'estimateur à variance minimale

La fonction $J(\boldsymbol{\theta})$ présente un caractère non-linéaire très marqué, lié notamment à la présence du coefficient α . Il n'existe donc pas de solution analytique simple à ce problème d'optimisation et les différents paramètres doivent alors être déterminés numériquement. Une manière simple permettant d'assurer l'estimation des paramètres $\boldsymbol{\theta}$ avec une complexité numérique réduite consiste à utiliser la méthode de Gauss-Newton. L'algorithme de Gauss-Newton est une méthode d'optimisation permettant de résoudre un problème de moindres carrés non linéaire. La procédure d'optimisation a pour but d'estimer les paramètres optimaux qui rendent la fonction $J(\boldsymbol{\theta})$ minimale. Cependant, l'une des difficultés majeures de mise en œuvre de cette méthode réside dans la présence de minima locaux de la fonction vers lesquels la procédure de minimisation peut converger et donc conduire à des estimations éloignées des vraies valeurs des paramètres. La figure 3.13 met en évidence la présence de ces minima locaux, entourant le minimum global matérialisé par une zone bleue au centre de la figure et situé au centre des

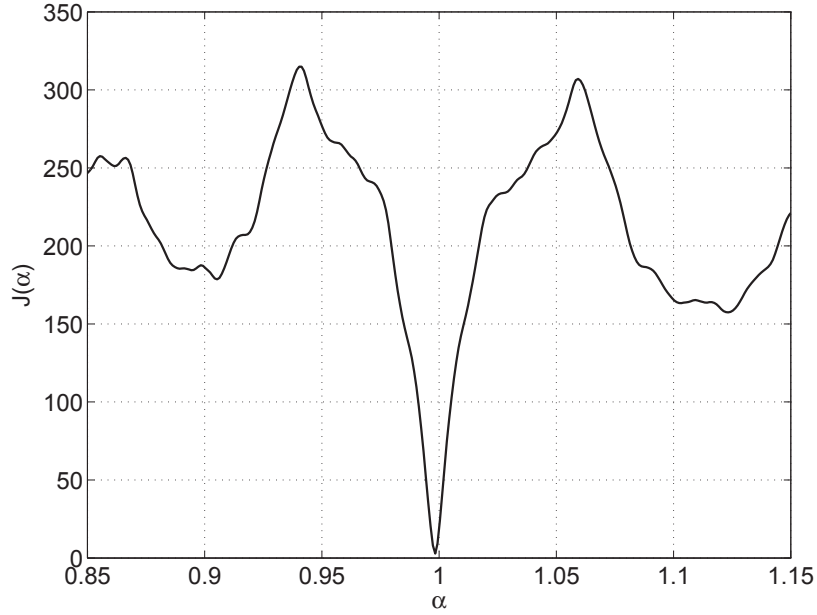


FIGURE 3.15 – Logarithme de l'erreur quadratique moyenne ($\log [J(\theta)]$) en fonction du paramètre α pour $\alpha \approx 1,0017$, $t_d \approx 4 \cdot 10^{-7}$ s et $A \approx 0,92$.

trois plans. Ces minima locaux existent encore dans le cas de l'estimation des deux paramètres α et t_d (figure 3.14) et de l'estimation du paramètre α seul (figure 3.15).

Il est alors indispensable d'initialiser la recherche itérative avec des valeurs « crédibles » de θ qui ne s'éloignent pas trop de la vraie valeur, pour le coefficient α tout au moins. Il est alors envisageable d'initialiser la procédure soit avec des valeurs réalistes, mais choisies arbitrairement, ou encore à l'aide de valeurs estimées préalablement à l'aide d'un estimateur sous-optimal. Les itérations s'arrêtent dès que la précision relative de la fonction entre deux itérations successives atteint une valeur ε prédéfinie. Ceci s'exprime suivant

$$\frac{|J_{n+1}(\hat{\theta}) - J_n(\hat{\theta})|}{|J_n(\hat{\theta})|} \leq \varepsilon, \quad (3.44)$$

où $J_n(\hat{\theta})$ et $J_{n+1}(\hat{\theta})$ représentent les valeurs respectives de $J(\hat{\theta})$ à la n ième et à la $n + 1$ ième itération. La valeur choisie pour ε conditionne alors la précision des estimations qui est d'autant meilleure que ε est faible. Par ailleurs, plus ε est faible, plus le nombre d'itérations N_{it} nécessaire à la convergence de l'algorithme est important. Dans cette étude on fixe $\varepsilon = 0,0001$.

La figure 3.16 montre dans ce cas l'évolution du nombre moyen d'itérations N_{it} , calculé à partir de 20 réalisations de signaux simulés, en fonction du rapport signal-sur-bruit. L'optimisation ne porte ici que sur le paramètre α , les autres paramètres étant supposés connus. Il est possible de constater que N_{it} croît de manière importante dès que le rapport signal-sur-bruit devient inférieur à 35 dB. Ce paramètre est très important car il conditionne le temps de calcul. Par ailleurs, pour éviter que la procédure d'optimisation ne prenne trop de temps, ou même ne converge vers un minimum local, la recherche est interrompue au bout de 50 itérations.

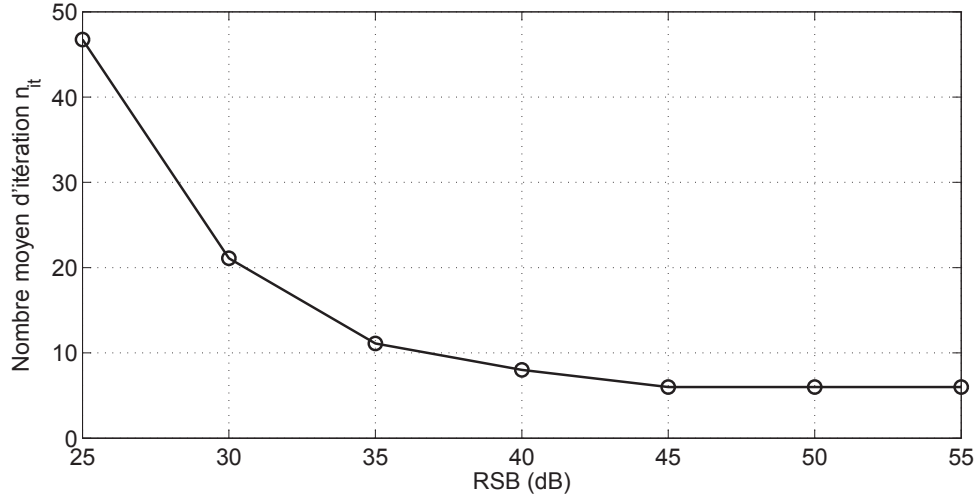


FIGURE 3.16 – Nombre moyen d'itérations N_{it} en fonction du rapport signal sur bruit pour $\alpha = 1.0015$.

Limites de la méthode

Les paragraphes précédents ont montré qu'il était possible d'estimer non-seulement le paramètre α mais également un retard éventuel lié à la désynchronisation ainsi que le rapport d'amplitude entre les deux signaux.

Cependant, un des inconvénients majeurs de l'estimateur à variance minimale réside dans la nécessité de prévoir l'initialisation de la procédure de recherche du vecteur de paramètres à estimer. De plus, la procédure d'optimisation peut converger vers des minima locaux. Cela est particulièrement sensible dans des situations où le rapport signal-sur-bruit est faible. Par ailleurs, la rapidité de convergence, et donc, par conséquent, les temps de calcul que nécessitent cette méthode, est liée à la nature des signaux.

La quatrième méthode proposée dans le cadre de ce travail de thèse, basée sur la transformée exponentielle, permet d'estimer le coefficient α sans qu'il soit nécessaire d'initialiser le calcul et indépendamment de la forme des signaux.

3.4.5 Transformée exponentielle

Introduction

La méthode d'estimation par transformée exponentielle permet, quant à elle, d'estimer le coefficient α sans recourir à une méthode itérative tout en prenant en compte malgré tout la totalité des échantillons du signal. Cette technique s'appuie sur la transformée d'échelle (Scale transform), introduite par Leon Cohen [107, 108, 109]. Elle consiste à décomposer le signal sur des fonctions propres du domaine d'échelle.

Transformée en échelle

La transformée d'échelle d'un signal $x(t)$ est donnée [107] par l'expression

$$D(c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{+\infty} x(t) \frac{\exp(-jc \ln t)}{\sqrt{t}} dt. \quad (3.45)$$

Par ailleurs, la transformée d'échelle d'un signal $x(t)$ peut être vue comme la transformée de Fourier de la fonction

$$x_l(t) = x[\exp(t)] \exp\left(\frac{t}{2}\right). \quad (3.46)$$

En effet, si on note $X_l(c)$ la transformée de Fourier de $x_l(t)$ alors on a

$$X_l(c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x_l(t) \exp(-jct) dt \quad (3.47)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x[\exp(t)] \exp\left(\frac{t}{2}\right) \exp(-jct) dt \quad (3.48)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x[\exp(t)] [\exp(t)]^{\frac{1}{2}} \exp(-jct) dt. \quad (3.49)$$

Par le changement de variable

$$\exp(t) = t', \quad (3.50)$$

il vient $t = \ln t'$ et $dt' = \exp(t) dt = t' dt$. La relation (3.49) devient alors

$$X_l(c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t') \sqrt{t'} \exp(-jc \ln t') \frac{dt'}{t'} \quad (3.51)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t') \frac{\exp(-jc \ln t')}{\sqrt{t'}} dt'. \quad (3.52)$$

Dans le cas où $x(t')$ est un signal causal, c'est-à-dire présentant des valeurs nulles pour les temps négatifs, alors la relation (3.52) devient

$$X_l(c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^{+\infty} x(t') \frac{\exp(-jc \ln t')}{\sqrt{t'}} dt'. \quad (3.53)$$

Par identification des relations (3.45) et (3.53) on déduit que

$$X_l(c) = D(c). \quad (3.54)$$

Autrement dit, la transformée d'échelle $D(c)$ de $x(t)$ est égale à la transformée de Fourier $X_l(c)$ de $x_l(t) = x[\exp(t)] \exp\left(\frac{t}{2}\right)$. En résumé, le calcul de la transformée en échelle peut être mené à l'aide d'un changement de variable suivi d'une transformée de Fourier.

Effet de la dilatation temporelle des signaux sur la transformée en échelle

Si l'on s'intéresse maintenant à un signal $x_1(t)$ obtenu par la dilatation ou la compression temporelle du signal $x_0(t)$, ce qui peut s'exprimer par

$$x_1(t) = x_0(\alpha t), \quad (3.55)$$

il est possible d'écrire la transformée en échelle de $x_1(t)$ comme

$$X_{l_1}(c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x_1(t) \frac{\exp(-jc \ln t)}{\sqrt{t}} dt, \quad (3.56)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x_0(\alpha t) \frac{\exp(-jc \ln t)}{\sqrt{t}} dt. \quad (3.57)$$

Par le changement de variable $\alpha t = t'$ il est possible d'écrire $t = \frac{t'}{\alpha}$ et $dt = \frac{dt'}{\alpha}$. L'équation (3.57) s'écrit alors

$$X_{l_1}(c) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x_0(t') \frac{\exp[-jc \ln(\frac{t'}{\alpha})]}{\sqrt{\frac{t'}{\alpha}}} \frac{dt'}{\alpha} \quad (3.58)$$

$$= \frac{\sqrt{\alpha}}{\alpha \sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x_0(t') \frac{\exp(-jc \ln t' + jc \ln \alpha)}{\sqrt{t'}} dt' \quad (3.59)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} x_0(t') \frac{\exp(-jc \ln t') \exp(jc \ln \alpha)}{\sqrt{t'}} dt' \quad (3.60)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(jc \ln \alpha) \int_{-\infty}^{+\infty} x_0(t') \frac{\exp(-jc \ln t')}{\sqrt{t'}} dt'. \quad (3.61)$$

D'où

$$X_{l_1}(c) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \exp(jc \ln \alpha) X_{l_0}(c). \quad (3.62)$$

Une des propriétés importantes de la transformée d'échelle est donc son invariance, à un terme de phase près, au changement d'échelle, i.e. à la dilatation ou la compression temporelle d'un signal normalisée en énergie. Les signaux $x_0(t)$ et $\sqrt{\alpha}x_0(\alpha t)$ ont donc la même densité spectrale d'énergie en échelle notée $|D_0(c)|^2$ [107].

Transformée exponentielle continue

L'examen de l'équation (3.62) montre que le coefficient de dilatation α est présent dans l'amplitude de la transformée en échelle du signal dilaté, par l'intermédiaire d'une fonction exponentielle. Or, dans le formalisme de Fourier, une multiplication par une fonction exponentielle dans l'espace des fréquences est équivalente à un décalage temporel dans l'espace des temps. Il est donc envisageable d'accéder à ce décalage temporel, lui-même fonction du coefficient α à l'aide d'une transformée de Fourier inverse de $X_{l_0}(c)$ et de $X_{l_1}(c)$.

En effet, en désignant la transformée de Fourier inverse par l'opérateur $\mathcal{F}^{-1}\{.\}$, il vient

$$\mathcal{F}^{-1}\{X_{l_0}(c)\} = x_{l_0}(t). \quad (3.63)$$

La relation (3.62), quant à elle, devient

$$\mathcal{F}^{-1}\{X_{l_1}(c)\} = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \delta(t + \ln \alpha) * x_{l_0}(t), \quad (3.64)$$

ce qui peut encore s'écrire

$$\mathcal{F}^{-1}\{X_{l_1}(c)\} = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} x_0(t + \ln \alpha). \quad (3.65)$$

L'opération qui consiste à calculer successivement la transformée en échelle, puis la transformée de Fourier inverse, est alors désignée par transformée exponentielle ou TE.

En résumé, dans le cas où les deux signaux à comparer sont $x_0(t)$ et $x_1(t)$, il est possible d'écrire

$$\begin{array}{c} \text{TE} \\ x_0(t) \longrightarrow x_{l_0}(t) \end{array} \quad (3.66)$$

et

$$\begin{array}{c} \text{TE} \\ x_1(t) = x_0(\alpha t) \longrightarrow x_{l_1}(t) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} x_{l_0}(t + \ln \alpha). \end{array} \quad (3.67)$$

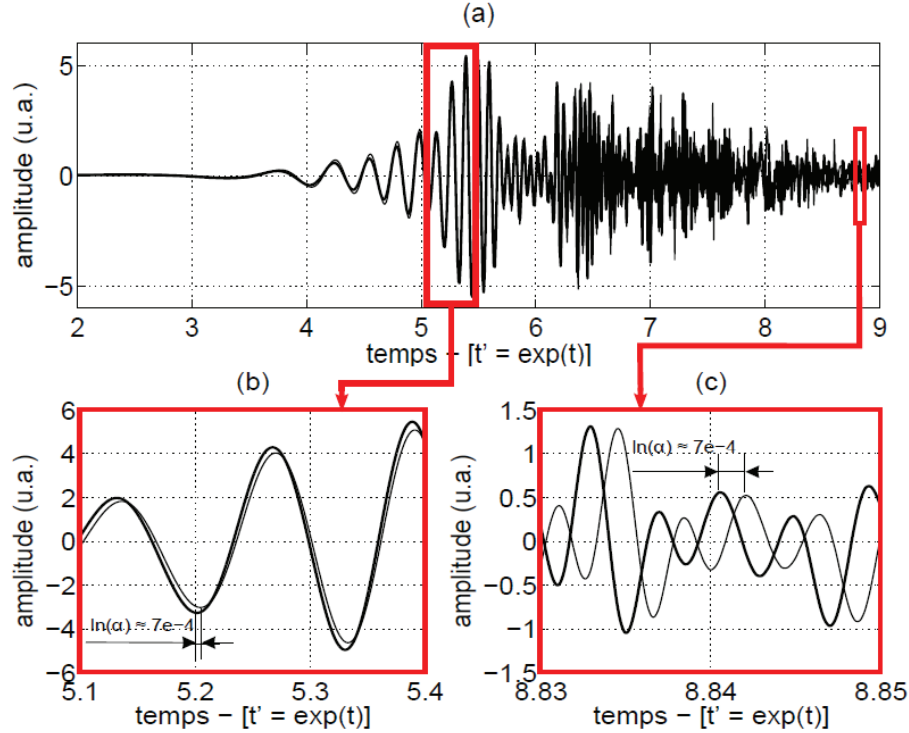


FIGURE 3.17 – (a) Transformée exponentielle des deux signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ de la figure 3.8 (a). (b) et (c) : Vues de détail de $x_0(t)$ ($T_0 = 20^\circ\text{C}$ –) et de $x_1(t)$ ($T_1 = 25,7^\circ\text{C}$ –).

Les relations (3.66) et (3.67) montrent alors que la transformée exponentielle convertit un facteur d'échelle, ou un coefficient de dilatation α , en un retard qui vaut $\tau_\alpha = \ln \alpha$. À titre d'exemple, la figure 3.17 montre l'effet de la transformée exponentielle sur les deux signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ de la figure 3.8 a. Ces signaux ne diffèrent que d'un coefficient de dilatation α .

Il est alors possible d'estimer la valeur de α par le calcul de $\hat{\varphi}_{x_{l_0}x_{l_1}}(\tau)$, l'intercorrélation des signaux transformés x_{l_0} et x_{l_1} , et de chercher sa valeur maximale, ce qui peut s'écrire comme le problème de maximisation

$$\hat{\tau}_\alpha = \arg \max_{\tau} \left\{ \hat{\varphi}_{x_{l_0}x_{l_1}}(\tau) \right\}. \quad (3.68)$$

Un opérateur de type exponentiel permet enfin d'estimer la valeur de α

$$\hat{\alpha} = \exp(\hat{\tau}_\alpha). \quad (3.69)$$

Transformée exponentielle discrète

Afin de calculer numériquement la transformée exponentielle d'un signal $x(t)$, il est indispensable de travailler dans le domaine discret. Le changement de variable $t \rightarrow \exp(t)$ fait apparaître une relation exponentielle entre les espaces de départ, t , et d'arrivée, $t' = \exp(t)$, comme le montre la figure 3.18. Comme le dernier échantillon, d'indice N , de l'axe t' doit correspondre au dernier échantillon, d'indice M de l'axe t , on a alors la condition nécessaire

$$NT_e = T_e \exp(MT'_e), \quad (3.70)$$

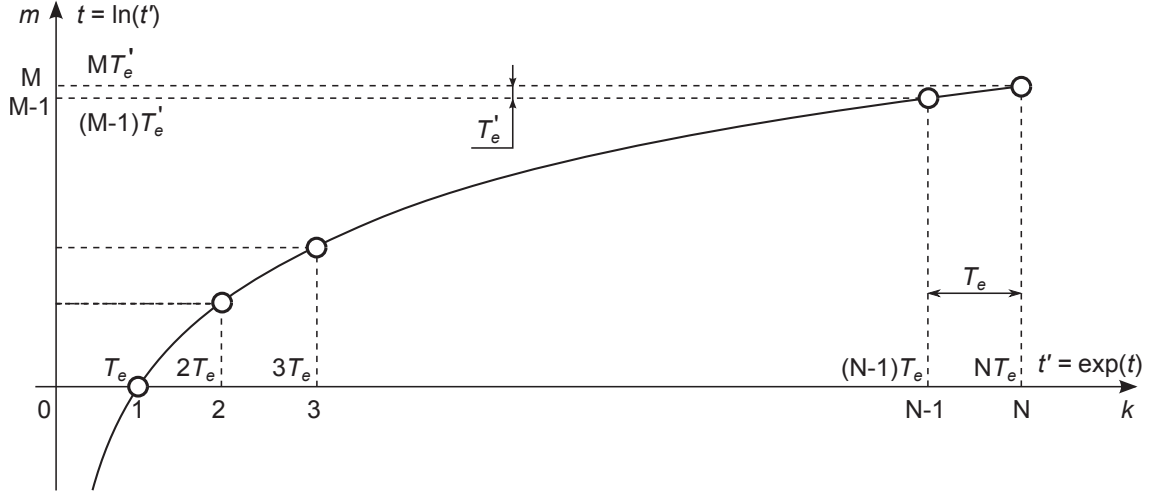


FIGURE 3.18 – Principe du changement de variable pour la détermination numérique de la transformée exponentielle.

où T'_e correspond à la période d'échantillonnage de l'espace de départ. L'équation (3.70) conduit alors à

$$M = \left\lfloor \frac{\ln N}{T'_e} \right\rfloor, \quad (3.71)$$

où $\lfloor \cdot \rfloor$ désigne l'opérateur d'arrondi à l'entier inférieur. En effet, M doit présenter une valeur entière. Par ailleurs, le changement de variable doit satisfaire les règles de l'échantillonnage, c'est-à-dire

$$T_e \exp(MT'_e) - T_e \exp[(M-1)T'_e] \leq T_e, \quad (3.72)$$

soit

$$\exp(MT'_e) [1 - \exp(-1T'_e)] \leq 1, \quad (3.73)$$

donc

$$T'_e \leq \ln \left(\frac{N}{N-1} \right). \quad (3.74)$$

Par ailleurs, il faut noter que le point $x(t)$, pour $t = 0$, correspond au point $x[T_e \exp(t')]$ pour lequel $t' \rightarrow -\infty$ ce qui n'est pas réalisable numériquement. Le premier échantillon n'est donc pas retenu dans la pratique.

La procédure de calcul numérique de la transformée exponentielle consiste alors à déterminer successivement T'_e à l'aide de l'équation (3.74), puis M grâce à l'équation (3.71). On construit ensuite le vecteur $m = [1, 2, 3, \dots, M]^T$ puis le vecteur $t = mT'_e$. Afin d'obtenir les valeurs de la fonction $x[T_e \exp(mT'_e)]$, une interpolation de la fonction $x(t)$ à l'aide d'une fonction *spline* est menée. La transformée exponentielle numérique du signal $x(t) = x(kT_e)$ est finalement donnée par

$$x_l(mT'_e) = x[T_e \exp(mT'_e)] \cdot \exp\left(\frac{m}{2}\right), \quad (3.75)$$

ce qui peut encore s'écrire, en omettant les périodes d'échantillonnage T_e et T'_e ,

$$x_l(m) = x[\exp(m)] \cdot \exp\left(\frac{m}{2}\right). \quad (3.76)$$

La procédure d'estimation du coefficient de dilatation est résumé en figure 3.19.

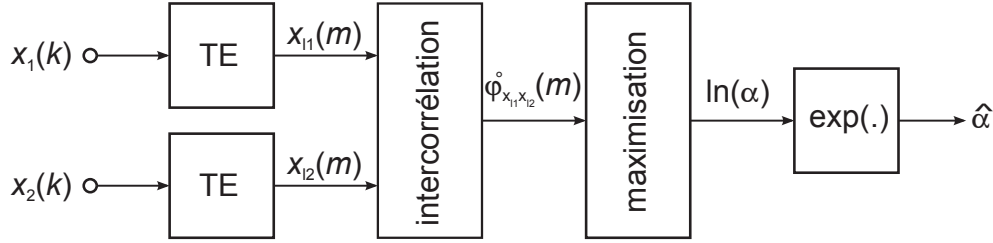


FIGURE 3.19 – Procédure d'estimation du coefficient de dilatation α basée sur l'utilisation de la transformée exponentielle.

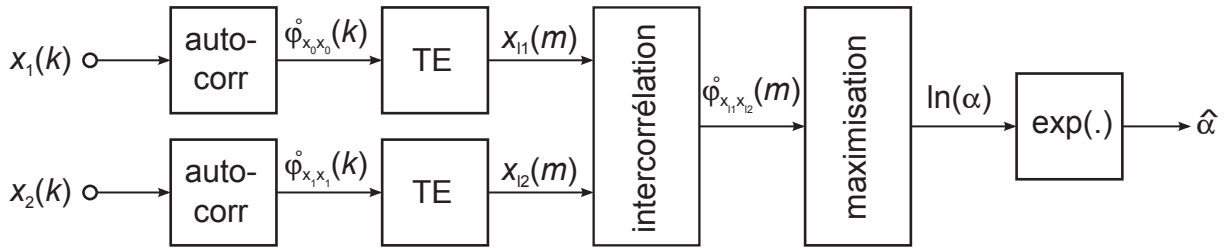


FIGURE 3.20 – Procédure d'estimation du coefficient de dilatation α basée sur l'utilisation de la transformée exponentielle avec prise en compte d'un défaut de synchronisation entre les deux signaux.

Problème de la synchronisation des signaux

L'estimation de α par la transformée exponentielle ne fonctionne correctement qu'à la condition que les signaux à comparer ne diffèrent que par un coefficient de dilatation. Or, la méthode tolère difficilement les décalages temporels résultant d'une désynchronisation qui peut être due à la phase d'acquisition des signaux. Une solution envisageable, permettant malgré tout l'usage de la transformée exponentielle alors que les deux signaux sont désynchronisés, consiste à soumettre à la transformée exponentielle, non pas les signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ mais leurs autocorrélations $\hat{\varphi}_{x_0x_0}(\tau)$ et $\hat{\varphi}_{x_1x_1}(\tau)$ [110]. En effet, les autocorrélations ont pour propriété de se montrer insensibles à l'origine des temps (ou de manière équivalente au retard relatif) des signaux et de conserver les facteurs d'échelle. Une méthode simple permettant la synchronisation des signaux consiste alors à exploiter la partie à temps positif des autocorrélations. Dans ce cas, la transformée exponentielle permet de transformer le coefficient de dilatation en un retard comme l'illustre la figure 3.20.

3.5 Performances des méthodes d'estimation des coefficients de dilatation

3.5.1 Introduction

Cette section est consacrée à l'évaluation numérique des performances des algorithmes d'estimation des coefficients de dilatation étudiés dans le paragraphe (3.4). Les algorithmes de traitement du signal sont appliqués sur des signaux de synthèse simulant la forme temporelle des signaux multidiffusés se propageant dans un milieu diffusant. La génération de ces signaux

de synthèse pour différentes températures est effectuée en se basant sur le modèle du signal présenté dans le paragraphe (3.3.3) et un modèle théorique, donné dans l'annexe A, établissant le comportement des ondes ultrasonores multidiffusées sous l'effet de la température.

Ce travail permet de comparer les performances respectives de ces quatre méthodes d'estimation au travers d'une étude statistique (biais et variance). Ceci permet de mettre en évidence l'influence du coefficient de dilatation α , et du rapport signal-sur-bruit, sur la qualité des estimations. Enfin, pour compléter cette évaluation, une détermination sommaire des coûts calculatoires de ces quatre méthodes est menée.

3.5.2 Protocole d'estimation statistique de la performance des estimateurs

Caractéristiques d'un estimateur

La qualité d'un estimateur et son comportement en présence de bruit sont habituellement jugés à partir du biais, donnant l'erreur systématique commise, et de la variance, grandeur significative de la dispersion des résultats autour de la valeur moyenne [111, 112].

Le biais b correspond à la différence entre l'espérance mathématique (valeur moyenne) de l'estimation $\hat{\theta}$ et celle de la valeur à estimer θ . Comme dans cette étude les paramètres à estimer sont déterministes, $E[\theta] = \theta$, et le biais prend la forme

$$b_{\hat{\theta}} = E[\hat{\theta}] - \theta.$$

Dans le cas où $b = 0$, l'estimateur est *non-biaisé* et converge en probabilité vers la valeur vraie.

La variance indique, quant à elle, l'importance de la dispersion des estimations autour de la valeur moyenne. Elle est définie par

$$\sigma_{\hat{\theta}}^2 = E[(\hat{\theta} - E[\hat{\theta}])^2].$$

Un bon estimateur fournit donc des estimations présentant un biais nul et une faible variance.

Génération des signaux de synthèse

Dans ce travail, l'étude de la performance des estimateurs est effectuée sur des signaux de synthèse. La génération de ces signaux se veut une simulation proche des signaux réels dans une plaque d'aluminium soumise à des variations de la température T . Le choix de la plaque d'aluminium vient du fait qu'on dispose d'un modèle théorique décrivant les effets d'une variation discrète de température sur la propagation des ondes ultrasonores. Ce modèle est donné en annexe A. Les signaux sont générés en suivant le modèle du signal proposé dans le paragraphe (3.3.3) et décrit par la relation (3.13).

D'après ce modèle, le signal de réception $x_0(t)$ est modélisé comme le résultat de la convolution du signal source $e(t)$ avec la réponse impulsionnelle $h_0(t)$ du milieu de propagation. Ce modèle convolutif ne tient pas compte des variations des conditions de propagation, comme des modifications de contraintes par exemple. La réponse impulsionnelle prend alors la forme d'une succession d'impulsions de Dirac, d'amplitudes variables et espacées dans le temps, représentatives des différents chemins empruntés par les ondes, N_t (relation (3.14) et figure 3.3). Le signal d'excitation $e(t)$ est défini comme étant un *burst* d'une période, de fréquence $F_0 = 100$ kHz et d'amplitude $A = 1$. Par ailleurs, il convient de noter que le signal $e(t)$ prend en compte la réponse de l'ensemble de la chaîne d'instrumentation (réponse des transducteurs, couplage capteur/structure, étages analogiques de l'instrumentation).

L'évaluation du biais et de la variance de chaque estimateur est menée à partir de simulations numériques de Monte-Carlo qui consistent à générer, pour chaque jeu de paramètres $[T, \alpha]$, 500 signaux synthétiques. Ceux-ci sont ensuite dégradés en y additionnant un bruit constitué d'une séquence pseudo-aléatoire à distribution gaussienne. En ajustant la puissance de ce bruit, il est ainsi possible d'étudier le comportement des estimateurs pour des paramètres connus et des rapports signal-sur-bruit variables. Le rapport signal-sur-bruit (RSB), permettant d'évaluer la qualité d'un signal vis à vis du bruit, est défini par

$$\text{RSB} = \frac{E_s}{E_b}, \quad (3.77)$$

où E_s et E_b représentent respectivement l'énergie du signal et celle du bruit. Le RSB s'exprime, entre autres, en décibel par

$$\text{RSB}_{\text{dB}} = 10 \log (\text{RSB}). \quad (3.78)$$

Le terme E_s est l'énergie véhiculée par le signal utile alors que E_b représente l'énergie d'un bruit blanc, gaussien et additif [104, 112]. Dans le cas d'un signal multidiffusé, les relations (3.77) et (3.78), arbitraires, ne sont destinées qu'à fournir un ordre d'idée du rapport entre les puissances du signal et celles du bruit [112].

Pour ce travail, les valeurs suivantes ont été retenues

$$T = [-10, \quad 0, \quad 10, \quad 20, \quad 30, \quad 40, \quad 50,] \quad (^\circ\text{C}), \quad (3.79)$$

et

$$\alpha = [0,9921, \quad 0,9947, \quad 0,9974, \quad 1, \quad 1,0026, \quad 1,0053, \quad 1,0079]. \quad (3.80)$$

La température de référence choisie est 20 °C. Les autres paramètres, *i.e.* coefficient de dilatation thermique K_T , nombre de trajets parcourus N_t , durée du signal D et fréquence d'échantillonnage F_s , sont respectivement $K_T = 2,64 \times 10^{-4} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$, $D = 5 \times 10^{-3} \text{ s}$, $N_t = 5000$ et $F_s = 100 \text{ kHz}$.

Les performances des estimateurs sont étudiées pour chaque méthode, dans un premier temps en fonction du RSB évoluant entre 5 dB et 60 dB par pas de 5 dB, puis, dans un second temps, en fonction du coefficient de dilatation α .

3.5.3 Biais et variances des estimateurs en fonction du rapport signal sur bruit et en fonction du coefficient de dilatation

Le biais des estimations est obtenu en mesurant l'écart entre la moyenne de 500 réalisations des moyennes statistiques $E[\hat{\alpha}]$ et les valeurs des paramètres correspondants adoptés pour la synthèse des signaux multidiffusés. Dans ce paragraphe, les biais relatifs et les variances des estimations, par intercorrélations à fenêtre glissante, par *stretching*, à variance minimale pour un paramètre (EVM1) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (TE1), sont étudiés en fonction des coefficients de dilatation et du RSB. Par ailleurs, dans cette partie, seules les performances de l'estimateur à variance minimale pour un paramètre, (*i.e.* EVM1) et celles de la transformée exponentielle sans synchronisation des signaux, (*i.e.* TE1), ont été proposées pour la comparaison, en termes de biais et de variance, avec les deux autres estimateurs. Ce choix vient du fait que, dans le cas de l'estimateur à variance minimale, les deux autres paramètres susceptibles d'être estimés conjointement, le rapport d'amplitude A entre les signaux à la température de référence et à la température à estimer, ainsi que le décalage temporel τ , sont supposés connus. La totalité des résultats recouvrant l'ensemble des valeurs de mesure du biais et de la variance des estimateurs à variances minimale pour l'estimation

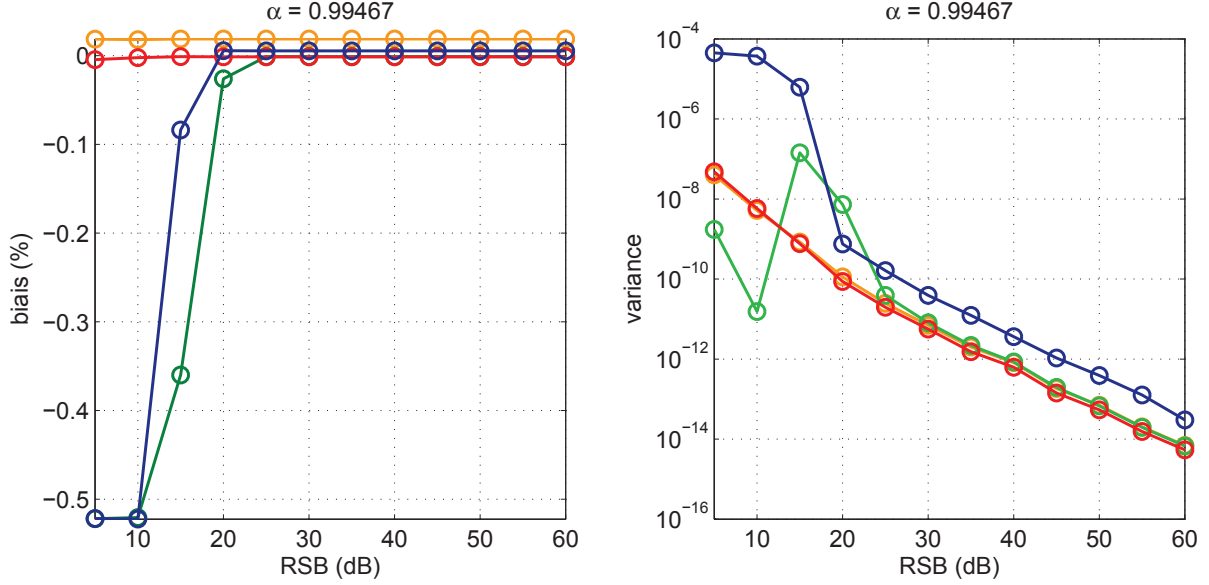


FIGURE 3.21 – Biases et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) pour $\alpha = 0,9946$.

d'un (α), de deux (α et τ) ou de trois paramètres (α , τ , et A) est donnée dans l'annexe C. L'annexe D présente l'ensemble des résultats de mesure du biais et de la variance de l'estimateur par transformée exponentielle avec et sans calcul de l'autocorrélation des signaux d'entrée permettant leur synchronisation.

Biais des estimateurs

La figure 3.21 donne, à titre d'exemple, l'allure des biais de ces estimateurs en fonction du RSB pour $\alpha = 0,99467$ d'une part, et d'autre part, la figure 3.22 présente le résultat de calcul de biais d'estimation en fonction de α pour un RSB = 10 dB. La totalité des résultats recouvrant l'ensemble des valeurs de mesure du biais des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante, par *stretching*, par EVM1 et par TE1 obtenus par simulation de Monte-Carlo est fournie en annexe B.

La figure 3.21 montre que, d'une manière générale, pour une valeur de α donnée, les estimateurs par *stretching* et par TE1 offrent des biais faibles, ceci étant dans tous les cas de figure, inférieurs à 0,01%, quelle que soit la valeur du RSB et pour différents valeurs de α . Cependant, pour des valeurs élevées du RSB, c'est l'estimateur par TE1 qui permet d'atteindre des biais encore plus faibles ($20 \times 10^{-3} \%$). De la même manière, on remarque un comportement équivalent pour les deux autres estimateurs, *i.e.* l'intercorrélations à fenêtre glissante et l'EVM1, pour des RSB supérieurs à 25 dB (figure 3.21a). Par contre, ces méthodes décrochent pour des valeurs de RSB inférieures à 20 dB pour l'intercorrélations et de 25 dB pour l'EVM1 où le biais augmente sensiblement, soit une erreur relative proche de 1% pour les deux méthodes.

D'une manière générale, dès lors que le RSB diminue, la qualité des estimations se dégrade fortement pour présenter des erreurs toujours supérieures à 0,9 %. Lorsque $\alpha = 0,99467$ pour un RSB = 10 dB par exemple, l'intercorrélations à fenêtre glissante et l'EVM1 présentent systématiquement des erreurs très importantes. Ces deux méthodes continuent à reproduire ce comportement, même à des valeurs RSB élevées, dès que la valeur du coefficient α à estimer

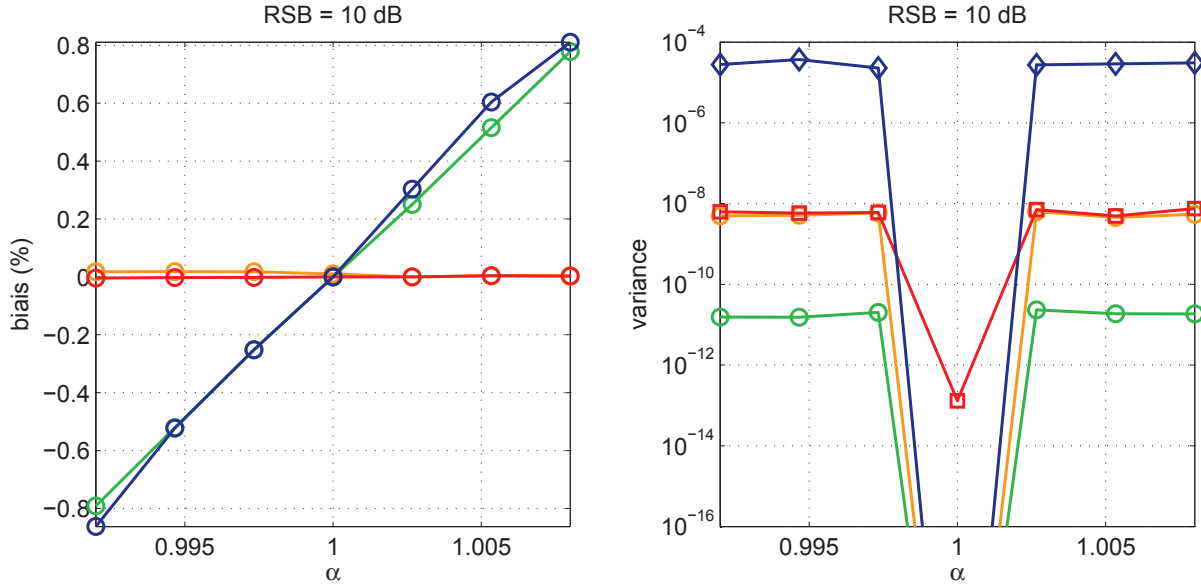


FIGURE 3.22 – Biases et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) pour RSB = 10 dB.

augmente. D'après les résultats de l'ensemble des valeurs de mesure du biais placés en annexe B, ce comportement correspond pour ces deux estimateurs à un coefficient de dilatation $\alpha = 0,99733$ pour un RSB < 25 dB, valeur à partir de laquelle l'estimation des coefficients de dilatation devient moins précise (0,9 %). Ces résultats montrent aussi que les meilleures performances ne sont atteintes que pour un RSB = 20 dB et restent néanmoins très modestes pour l'estimateur à variance minimale. Ces résultats s'expliquent en partie par la sensibilité au bruit de la méthode de l'intercorrélations à fenêtre glissante. Ainsi, les difficultés que rencontre la méthode de l'estimateur à variance minimale pour estimer les coefficients de dilatation peuvent être expliquées par le fait que cette méthode nécessite une phase d'optimisation sur les données à traiter. En effet, une mauvaise initialisation des paramètres à estimer au départ peut entraîner une divergence de l'algorithme d'optimisation de ces paramètres. Cette limite pénalise fortement cette méthode, notamment dans le cas d'une absence d'information *a priori* sur le signal à traiter. Ces résultats montrent, par ailleurs, que la méthode de la transformée exponentielle et du *stretching* offrent les meilleurs résultats en termes de biais d'estimation par rapport aux autres méthodes. Il convient à présent d'étudier les variances d'estimation des différentes méthodes pour différents valeurs de α et de RSB.

Variances des estimateurs

Les variances des quatre estimateurs (intercorrélations à fenêtre glissante, *stretching*, EVM1 et TE1) ont été calculées à partir de 500 simulations de Monte-Carlo. De la même manière que pour l'étude du biais, l'évolution de la variance de ces estimateurs, exprimée en fonction du RSB pour $\alpha = 0,99467$ (figure 3.21) et en fonction de α pour un RSB = 10 dB (figure 3.22) est donnée à titre d'exemple. La totalité des résultats recouvrant l'ensemble des valeurs de mesure de variance des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante, par *stretching*, à variance minimale pour un paramètre et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux

obtenus par simulation de Monte-Carlo est fournie en annexe B.

La figure 3.21 montre que, pour une valeur de α donnée et lorsque les valeurs du RSB deviennent suffisamment importantes, les méthodes du *stretching* et la TE1 sont celles qui conduisent aux variances les plus faibles (10^{-14} pour un RSB = 60 dB). Les variances les plus importantes sont obtenues par la méthode de l'intercorrélation à fenêtre glissante (10^{-5} pour un RSB = 15 dB), suivie de près dans ses performances par l'estimateur à variance minimale pour un seul paramètre (10^{-7} pour un RSB = 15 dB). L'ensemble des résultats, exposés à l'annexe B, valide cette tendance générale des quatre estimateurs mis en comparaison et cela pour n'importe quelle valeur de α . Cependant, il est à noter que pour des RSB >25 dB, les quatre méthodes atteignent leur performance optimale et affichent des variances faibles (variance moyenne de 10^{-13}). Ces performances ne sont cependant atteintes que pour des RSB suffisamment élevés, ce qui confirme la relative sensibilité au bruit de la méthode de l'intercorrélation et du l'EVM1. L'ensemble des résultats, exposés à l'annexe B, valide cette sensibilité au bruit. Cependant, il est à noter pour une valeur de $\alpha = 1$, qui correspond au signal estimé à la température de référence, le *stretching* montre, contrairement aux autres méthodes, une variance plutôt élevée.

L'ensemble de ces résultats montre la faiblesse des méthodes nécessitant un réglage préalable des paramètres d'initialisation par le biais d'une connaissance du signal à analyser. Par contre, la transformée exponentielle qui est une méthode dépourvue de cette nécessité offre les meilleures performances, ce qui lui permet de répondre aux exigences d'un traiteur de signal ne disposant d'aucune information *a priori* du signal. Cependant, les résultats évoqués dans cette partie ne fournissent qu'une évaluation relative des performances statistiques des estimateurs proposés. Par ailleurs, afin de procéder à une description plus complète des performances des méthodes d'estimation proposées, une étude relative aux coûts calculatoires de ces derniers est nécessaire.

3.5.4 Coûts calculatoires des estimateurs

Dans cette partie, il est utile de rappeler que l'objectif de ce travail de thèse consiste à proposer des méthodes de traitement du signal susceptibles de répondre à certaines exigences du contrôle de santé des structures en service. En effet, pour des applications de contrôle de santé *in situ*, l'utilisateur est le plus souvent confronté à des signaux perturbés par le bruit, par les effets des conditions environnementales et opérationnelles ainsi qu'aux erreurs de la chaîne de mesure par exemple. L'extraction de l'information utile nécessite alors de définir un compromis entre précision et temps de calcul. Dans ce contexte, il est donc utile d'inclure le temps de calcul comme critère de comparaison des performances des méthodes d'estimation.

L'ensemble des algorithmes d'estimation présentés dans ce travail a été développé à l'aide du logiciel Matlab®. Or, le langage interprété, dont dépendent les méthodes de calcul et du protocole employé par ce logiciel, rend difficile l'estimation précise des temps de calcul. L'évaluation de la complexité algorithmique des différentes méthodes utilisées aurait pu être menée par un calcul du nombre d'opérations en virgule flottante ou flops (Floating Operation). Cette quantité désigne le coût équivalent, exprimé en opérations élémentaires, d'un calcul correspondant à l'addition de nombres réels en virgule flottante [112]. Cependant, cette quantité est difficilement accessible, notamment pour les méthodes itératives comme l'EVM, dont le nombre d'opérations est fortement lié au nombre d'itérations nécessaires pour assurer la convergence du résultat de l'estimation. Dans ce travail, le coût numérique de chaque algorithme est évalué sommairement en comparant les temps relatifs d'exécution de chaque algorithme par rapport à l'intercorrélation à fenêtre glissante, choisie ici comme méthode de référence. Cette décision est justifiée par la notoriété de cette méthode classiquement utilisée dans la littérature comme méthode d'estimation des retards de propagation des ondes ultrasonores [4, 98, 8]. Ces temps

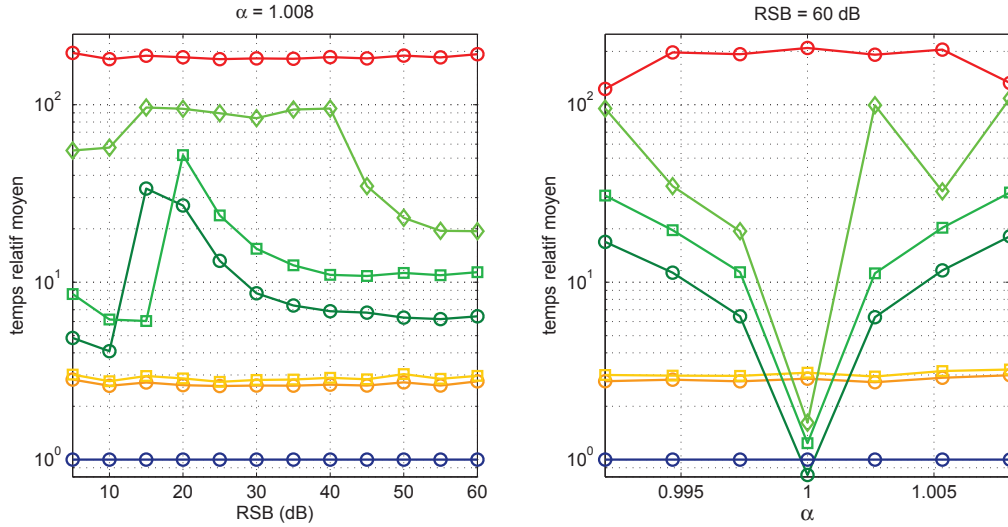


FIGURE 3.23 – Estimation des temps moyens relatifs d'exécution des méthodes d'estimation du coefficient de dilatation par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par *stretching* (◊), à variance minimale pour un paramètre (◊), à variance minimale pour deux paramètres (◻), à variance minimale pour trois paramètres (◻), par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◌) et par transformée exponentielle avec synchronisation des signaux (◻) en fonction du RSB pour $\alpha = 1,008$ (gauche) et en fonction du coefficient de dilatation α pour un RSB = 60 dB (droite).

sont estimés en moyenne pour tenir compte des variations de temps de calcul liées au fait que certaines méthodes, telle l'EVM, dépendent des signaux.

La figure 3.23 présente, à titre d'exemple, le résultat de l'estimation des temps relatifs moyens d'exécution des méthodes d'estimation en fonction du RSB pour $\alpha = 1,008$ et en fonction du coefficient de dilatation α pour RSB = 60 dB.

Plusieurs tendances se dégagent de ces résultats. Tout d'abord, l'examen de la figure 3.23 montre qu'à part le cas particulier des méthodes EVM, les temps de calcul ne dépendent pas de la nature des signaux à analyser, que ce soit au travers du RSB ou du coefficient α . Si on exclut le cas particulier où $\alpha = 1$, (i.e. pas de déformation du signal) ce qui correspond à une situation pour laquelle les méthodes EVM convergent très rapidement. Par ailleurs, les méthodes EVM ont des temps de calcul qui s'allongent dès lors que $\text{RSB} < 40$ dB. Pourtant, pour des valeurs plus faibles du RSB ($\text{RSB} < 15$ dB), les temps de calcul de ces méthodes semblent diminuer fortement. Cela peut s'expliquer par le fait que, dans ce cas, les algorithmes d'optimisation convergent rapidement, mais vers des valeurs erronées des paramètres à estimer. De plus, les temps de calcul des méthodes EVM est d'autant plus élevé que le nombre de paramètres à estimer est grand.

La simplicité algorithmique de l'intercorrélations à fenêtre glissante en fait également la méthode la plus rapide et justifie ainsi qu'elle soit retenue comme méthode de référence.

Les méthodes TE présentent, quant à elles, un faible coût calculatoire par rapport à l'intercorrélations à fenêtre glissante (un rapport proche de 3 % pour les deux versions de cette méthode par rapport à l'intercorrélations). Il est à noter que la version ne nécessitant pas de synchronisation de signaux (TE1) présente un temps moyen relatif légèrement plus faible (0,1 %) que la version avec synchronisation (TE2).

Enfin, la méthode du *stretching* est la plus lente en termes de temps de calcul relatif. Ce

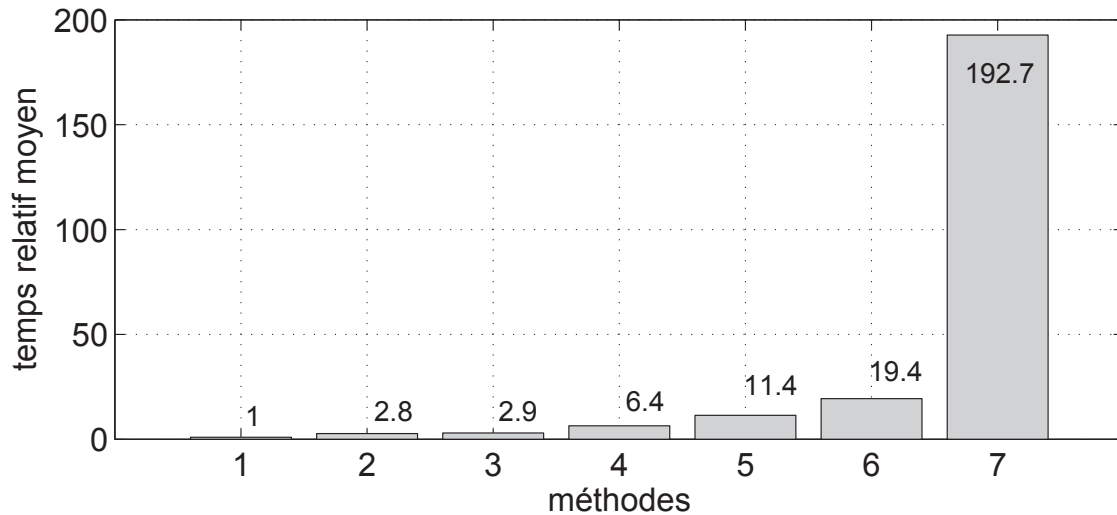


FIGURE 3.24 – Estimation des temps moyens relatifs d'exécution des méthodes d'estimation du coefficient de dilatation : 1 $\rightarrow$ intercorrélacion ; 2 $\rightarrow$ TE2 ; 3 $\rightarrow$ TE1 ; 4 $\rightarrow$ EVM3 ; 5 $\rightarrow$ EVM2 ; 6 $\rightarrow$ EVM1 ; 7 $\rightarrow$ Stretching. (RSB = 60 dB et $\alpha = 1,008$)

résultat est lié à la nature de l'algorithme de cette méthode pour laquelle l'estimation du coefficient α s'obtient en ré-échantillonnant le signal d'entrée sur une nouvelle grille d'échantillonnage. La vitesse de convergence de la méthode dépend donc du choix de la résolution de la méthode (*i.e.* pas du maillage). Il est donc difficile d'avoir simultanément une bonne résolution avec une grille d'échantillonnage très large, tout en gardant un temps de calcul raisonnable.

Commentaire

La figure 3.24 résume le classement des méthodes d'estimation du coefficient de dilatation en termes de temps de coût calculatoire.

Cette étude a permis d'estimer les coûts moyens expérimentaux des méthodes de traitement du signal proposées dans le cadre de l'estimation des coefficients de dilatation des signaux ultrasonores. Cette étude ne constitue guère une formalisation précise de la complexité algorithmique de ces méthodes. Cependant, une description approximative des coûts calculatoires comme un indice sur les exigences d'implémentation de ces méthodes a permis d'établir une hiérarchie des coûts de ces méthodes : la méthode de l'intercorrélacion à fenêtre glissante se veut la moins coûteuse. Elle est suivie de très près par la méthode de la transformée exponentielle qui, en plus de ses performances statistiques, nettement supérieures à celles des autres méthodes, ne nécessite que trois fois plus de calculs (en comptant sa version la plus coûteuse, *i.e.* TE2). L'estimateur à variance minimale présente, quant à lui, un temps de calcul variable qui dépend non seulement du nombre de paramètres à estimer, mais également de la nature du signal. Enfin la méthode du *stretching* représente la méthode la plus exigeante en termes de coût calculatoire (rapport proche de 200 % par rapport à l'intercorrélacion).

3.5.5 Conclusions

L'étude statistique des méthodes de traitement du signal appliquées à des signaux multidifusés de synthèse a permis de fournir une description de la performance numérique et d'étudier les limites d'utilisation de ces méthodes pour l'estimation des coefficients de dilatation. En

TABLE 3.1 – Performances des différentes méthodes de traitement du signal.

Méthodes	Biais	Variance	Sensibilité au bruit	Sensibilité à la forme du signal	Complexité algorithmique	Nécessité de réglage
Intercorrélation	++	+	+	++	+++	Oui
<i>Stretching</i>	+++	++	+++	+++	+	Oui
EVM1	+++	+++	+	++	++	Oui
TE1	++	++	+++	+++	+++	Non

particulier, cette étude a permis d'établir que l'estimateur basé sur la transformée exponentielle, développé dans ce travail de thèse, représente un estimateur à fort potentiel. En effet, cette méthode ne nécessite aucune information *a priori* sur le signal à estimer et nécessite un temps de calcul relativement faible. Cette méthode est par ailleurs adaptée à l'analyse de tout type de signal, puisque la deuxième version de cette méthode (TE2) permet de s'affranchir des problèmes de désynchronisation grâce au calcul de l'autocorrélation des signaux d'entrée, tout en générant une légère augmentation du temps de calcul. Par ailleurs, la deuxième méthode d'estimation, l'estimateur à variance minimale, développée elle aussi dans le cadre de cette thèse, présente l'avantage de fournir une estimation de plusieurs paramètres du signal à analyser. Cependant, cette méthode est fortement dépendante des paramètres du signal d'entrée et est particulièrement sensible au RSB. Cela a donc pour effet de limiter son utilisation à des situations pour lesquelles les paramètres du signal à estimer sont bien connus et pour de faibles puissances de bruit.

Les deux méthodes développées dans le cadre de ce travail de thèse ont été mises en concurrence avec deux méthodes décrites dans la littérature. La première de ces méthodes, l'intercorrélation à fenêtre glissante, présente l'avantage d'être simple d'un point de vue algorithmique et par conséquent offre le temps de calcul le plus intéressant des méthodes proposées. Au contraire, le *stretching*, malgré des performances statistiques proches de celles de la transformée exponentielle, dans le cas où la grille d'échantillonnage a été judicieusement choisie, souffre d'un temps de calcul important. Ceci peut influencer négativement son utilisation, notamment pour des applications de contrôle de santé in situ, où les paramètres des signaux à analyser varient souvent sur des laps de temps très courts par rapport au temps de convergence algorithmique du *stretching* [113]. Le tableau 3.1 résume les principaux résultats de comparaison entre les méthodes de traitement du signal pour l'estimation des coefficients de dilatation des ondes ultrasonores sous l'effet de la température.

La phase expérimentale de ce travail va maintenant permettre d'observer le comportement de ces estimateurs pour l'analyse de signaux réels issus d'un milieu de propagation homogène puis d'un milieu complexe. Dans ce cadre, une plaque d'aluminium, dont on connaît les caractéristiques physiques, a été choisie dans le but, entre autre, de valider le modèle du signal proposé dans le paragraphe (3.3.3) par rapport à un modèle théorique décrivant la propagation des signaux ultrasonores dans une plaque d'aluminium sous l'effet d'une variation discrète de température. Dans un second temps, la performance des estimateurs est étudiée dans le cadre de l'analyse de signaux réels acquis à partir d'un milieu fortement hétérogène. Une plaque en composite de type/matrice a été retenue pour la validation expérimentale des estimateurs des coefficients de dilatation.

3.6 Validation expérimentale des performances des estimateurs

3.6.1 Introduction

Les ondes multidiffusées sont porteuses d'informations liées aux différentes interactions ondes-diffuseurs. Le modèle du signal adopté au cours de ce travail montre que ce modèle simple à mettre en œuvre peut être un outil efficace pour l'investigation de la réponse structurale du milieu de propagation soumis à des variations de conditions environnementales et opérationnelles lors d'un contrôle de santé *in situ*. En effet, un *bon* système de contrôle d'état de santé doit être capable de suivre et d'estimer l'effet du milieu extérieur sur une structure en service. Par ailleurs, la variation de température peut jouer un rôle majeur dans la dégradation des structures en service et peut être parfois interprétée comme de l'endommagement, ou même masquer des effets pour lesquels les ondes diffusées sont moins sensibles (cas de la contrainte par exemple [113]).

L'analyse qui va suivre a pour objectif, dans un premier temps, de décrire le dispositif expérimental de mesure de la dilatation des ondes ultrasonores diffusées en s'appuyant sur le modèle proposé dans le paragraphe (3.3.3). Les essais sont réalisés sur deux matériaux, à savoir l'aluminium et les matériaux composites de type fibre/matrice. Le protocole expérimental se compose d'une partie mécanique, et d'une partie regroupant l'ensemble des outils électronique, et de traitement du signal. L'analyse a aussi pour objectif, dans un second temps, de valider expérimentalement les différents outils de traitement du signal proposés pour l'estimation des coefficients de dilatation des ondes multidiffusées sous l'effet d'une variation de température.

Deux types d'expériences sont conduits. La première expérience propose l'étude du comportement des méthodes de traitement du signal pour l'estimation des coefficients de dilatation par la mesure des écarts des vitesses de propagation des ondes ultrasonores diffusées dans une plaque d'aluminium. Le choix de l'aluminium comme milieu de propagation constitue une étape préliminaire qui permet, dans un premier temps, de valider le modèle du signal proposé par rapport à l'évolution des propriétés physiques du milieu de propagation. En effet, cette validation est basée sur le fait qu'on dispose d'une connaissance *a priori* des propriétés physiques de la plaque d'aluminium. Dans un second temps, le comportement de la chaîne de mesure est évalué (*i.e.* outils électroniques et méthodes de traitement du signal), à partir de signaux ultrasonores reproductibles dans un milieu réverbérant tel que l'aluminium. La seconde expérience reprend le protocole de mesure de la première expérience appliqué à une plaque composite de type fibre/matrice. Dans cette expérience, les méthodes de traitement du signal, décrites préalablement, sont utilisées pour estimer le comportement des ondes ultrasonores sous l'effet de variations de température.

3.6.2 Description du dispositif expérimental

La figure 3.25 présente l'organisation du dispositif expérimental. Celui-ci peut se décomposer en deux parties principales :

1. une partie mécanique, regroupant le dispositif de contrôle et de mesure de la température (étuve, sonde de température pour la calibration des mesures, etc.) et le corps d'épreuve (plaque en aluminium ou en composite);
2. une partie électronique, intégrant un générateur de fonctions, un système d'acquisition et d'enregistrement des signaux, l'ensemble des dispositifs d'instrumentation (capteurs

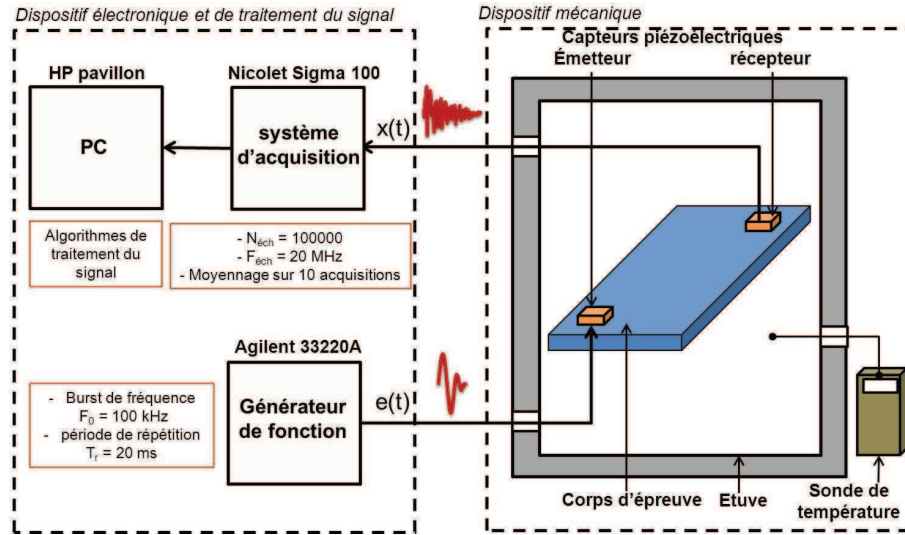


FIGURE 3.25 – Dispositif expérimental.

piézoélectriques, etc.) ainsi qu'un micro-ordinateur de type PC accueillant les algorithmes de traitement du signal.

Ces différents composants sont détaillés dans les lignes qui suivent.

Dispositif mécanique

Le banc de mesure mécanique est configuré dans le but de créer un environnement contrôlé en température dans lequel la plaque de test est introduite. Un dispositif d'isolation thermique du milieu extérieur permet de limiter les pertes thermiques des surfaces rayonnantes du milieu de propagation et permet ainsi de garder une température de test homogène à l'intérieur de l'étuve. Enfin, une sonde de température est utilisée afin de fournir une mesure de la température. Les conditions de mesures en laboratoire ont été conduites de façon à estimer le comportement du corps d'épreuve sous l'effet d'un seul paramètre opérationnel qui est la température.

Dispositif de contrôle de température

Le système de contrôle de température utilisé dans ce travail est une étuve commerciale capable de produire des températures comprises entre $-20\text{ }^{\circ}\text{C}$ et $+60\text{ }^{\circ}\text{C}$. La température dans l'étuve est mesurée grâce à un thermocouple préalablement calibré. Sa valeur est relevée dès lors que la température au sein de l'étuve est stabilisée.

Corps d'épreuve

Les mesures effectuées dans ce travail portent sur deux types de matériaux largement utilisés dans de nombreuses applications industrielles. Dans la première expérience, une plaque d'aluminium de dimension $300\text{ mm} \times 300\text{ mm} \times 1\text{ mm}$ a été utilisée. Le tableau 3.2 présente les caractéristiques thermiques et mécaniques de cette plaque.

Dans la deuxième expérience, une plaque en composite de type fibre/matrice unidirectionnel de dimension $300\text{ mm} \times 200\text{ mm} \times 2\text{ mm}$ a été utilisée. Les caractéristiques de cette plaque, constituée de tissu de verre et de résine époxy, sont données par le tableau 3.3.

TABLE 3.2 – Caractéristiques thermiques et mécaniques de la plaque d'aluminium.

Coefficient de dilatation thermique	$\nu = 23,5 \times 10^{-6} \text{ }^{\circ}\text{C}^{-1}$
Vitesse de l'onde longitudinale	$c_l = 6270 \text{ m/s}$
Vitesse de l'onde de cisaillement	$c_s = 3080 \text{ m/s}$
Masse volumique	$\rho_0 = 2698 \text{ Kg/m}^3$
Coefficient de dilatation temporelle en fonction de la température (lié au variation de la vitesse longitudinale)	$\delta_l = -1,74 \times 10^{-4} \text{ }^{\circ}\text{C}^{-1}$
Coefficient de dilatation temporelle en fonction de la température (lié au variation de la vitesse cisaillement)	$\delta_s = -2,44 \times 10^{-4} \text{ }^{\circ}\text{C}^{-1}$

TABLE 3.3 – Caractéristiques thermiques et mécaniques de la plaque composite.

Coefficient de dilatation thermique	$\nu = 18 \times 10^{-6} \text{ }^{\circ}\text{C}^{-1}$
Vitesse de l'onde longitudinale	$c_l = 3600 \text{ m/s}$
Vitesse de l'onde de cisaillement	$c_s = 2900 \text{ m/s}$
Masse volumique	$\rho_0 = 1950 \text{ Kg/m}^3$
Coefficient de dilatation temporelle en fonction de la température (lié au variation de la vitesse longitudinale)	$\delta_l = -4,08 \times 10^{-3} \text{ }^{\circ}\text{C}^{-1}$
Coefficient de dilatation temporelle en fonction de la température (lié au variation de la vitesse cisaillement)	$\delta_s = -2,72 \times 10^{-4} \text{ }^{\circ}\text{C}^{-1}$

Système de génération des signaux

Dans le cadre de la diffusion multiple, le corps d'épreuve est excité par le signal $e(t)$ issu d'un générateur de fonction programmable *Agilent 33220A*[®]. Cet appareil offre une résolution de 14 bits et une fréquence d'échantillonnage de 50 Méch/s. Ce signal va interagir lors de sa propagation avec les différents diffuseurs (hétérogénéités locales, parois, etc.) du corps d'épreuve. Le signal $e(t)$ est constitué d'un burst sinusoïdal, d'une seule période de fréquence 100 kHz, répétée toutes les 20 ms. Par ailleurs, deux transducteurs piézoélectriques de type Pz27, construits à base de *zirconate et titanate de plomb* et fournis par Ferroperm piezoceramics[®], ont été utilisés pour la génération et la réception des ondes diffusées. Ces actionneurs se déforment lorsqu'ils sont actionnés par un potentiel électrique (effet inverse) et induisent un potentiel électrique lorsqu'ils sont déformés (effet direct). Ces transducteurs sont de large bande (1 MHz) et de dimension 50 mm×25 mm×0,5 mm. Ces transducteurs ont été collés sur une des diagonales du corps d'épreuve à l'aide d'une colle commerciale Loctite[®].

Système d'acquisition et d'enregistrement des signaux

Les réflexions multiples du signal ultrasonore sur les diffuseurs du corps d'épreuve engendrent un signal analogique reçu par le récepteur. Pour être traités numériquement, ce signal doit être échantillonné puis enregistré. Dans cette étude, cette tâche est prise en charge par un enregistreur de signaux portable de type *Nicolet Sigma 100*[®]. Cet appareil dispose de 8 entrées analogiques, chacune étant équipée d'un convertisseur analogique-numérique (CAN) 32 bits autorisant des fréquences d'échantillonnage allant jusqu'à 25 MHz. Parmi de nombreuses fonctionnalités, l'enregistreur est équipé d'un disque dur d'une capacité de 60 Go et d'une fonction de pré-déclenchement permettant de conserver en mémoire les signaux qui ont précédé le phénomène ayant déclenché l'acquisition. Enfin, l'appareil est également doté d'une liaison ethernet de 100 Mb/s pour le transfert des données, au format Matlab[®] par exemple, vers un

PC.

Outils de traitement numérique du signal

Dans cette phase, les quatre méthodes de traitement du signal présentées dans le paragraphe (3.4) sont appliquées à des données réelles, *i.e.* acquises expérimentalement. Les valeurs des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$, obtenus pour différentes températures contrôlées, sont alors estimés à l'ordre de,

Dans cette phase, les valeurs des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$, obtenus pour différentes températures, sont alors estimés à l'aide des quatre méthodes de traitement du signal présentées dans le paragraphe (3.4) :

- l'estimateur basé sur la méthode de l'intercorrélation à fenêtre glissante, ($\hat{\alpha}_{Int}$). Cet estimateur sera pris comme méthode de référence.
- l'estimateur basé sur la méthode du *stretching* ($\hat{\alpha}_{str}$).
- l'estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\hat{\alpha}_{EVM}$). Le paramètre choisi ici est le coefficient α . Les deux autres paramètres, susceptibles d'être estimés conjointement, le rapport d'amplitude A et le décalage temporel t_d , sont supposés connus. Compte-tenu de la nature du dispositif d'acquisition mis en œuvre, cette hypothèse est légitime.
- l'estimateur par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\hat{\alpha}_{TE}$).

Les algorithmes décrivant ces quatre méthodes ont été programmés en langage Matlab® version R2009a sur un micro-ordinateur HP pavillon doté d'un processeur AMD Athlon de 2,2 GHz.

3.6.3 Formulation du problème de la dépendance des ondes multidiffrusées à la température

Cette section se propose d'exprimer les lois donnant l'évolution des retards et les coefficients de dilatation d'ondes acoustiques dans une plaque d'aluminium. Ce travail permettra alors de comparer à l'aide d'un modèle théorique les résultats des estimations obtenues par les différents outils de traitement du signal.

La dépendance en température des ondes diffusées est le résultat de la contribution de deux phénomènes. Le premier est la dilatation thermique de la structure qui a pour effet de modifier les longueurs des chemins de propagation. Le second est la dépendance vis-à-vis de la température des vitesses longitudinale c_l et de cisaillement c_s . Ces différents phénomènes ont alors pour conséquence de modifier les temps de parcours des ondes. La suite de ce développement est disponible en annexe A. Un modèle théorique de l'évolution des temps de parcours d'ondes ultrasonores en fonction de la température y est présenté.

Effet de la température sur la propagation d'ondes acoustiques dans une plaque d'aluminium

Les contributions respectives des ondes longitudinale et de cisaillement au champ diffus dans le matériau sont données par les coefficients $1/(1 + R)$ et $R/(1 + R)$, pour lesquelles

$$R = 2 \left(\frac{c_l}{c_s} \right)^3$$

correspond au rapport entre l'énergie des ondes de cisaillement et longitudinale [40]. Le coefficient de dilatation temporelle est donc donné par

$$K_T = \nu - \frac{R}{1+R}\delta_s - \frac{1}{1+R}\delta_l \quad (^\circ\text{C}^{-1}). \quad (3.81)$$

Dans la relation (3.81), ν est le coefficient de dilatation thermique, δ_s et δ_l représentant, quant à eux, les coefficients de dilatation temporelle en fonction de la température (liés aux variations relatives des vitesses des ondes longitudinale et de cisaillement). Le développement des calculs ayant conduit à cette relation est disponible en annexe A (équations (A.5) à (A.27)). Il faut noter ici que dans le cas de l'aluminium, le terme prépondérant est $R\delta_s/(1+R)$. Le coefficient K_T dépend alors principalement des variations de la vitesse de l'onde de cisaillement c_s liées aux changements de température. En se reportant aux caractéristiques de la plaque d'aluminium utilisée dans cette étude (tableau 3.2) et au modèle théorique détaillé en annexe A, cela conduit à une valeur approximative de K_T qui vaut

$$K_T \approx 2,64 \times 10^{-4} \quad ^\circ\text{C}^{-1}. \quad (3.82)$$

Effet de la température sur la propagation d'ondes acoustiques dans une plaque composite de type fibre/matrice

Afin de justifier l'approche adoptée dans ce travail lors du calcul de K_T pour la plaque en composite, il est utile de rappeler que du fait de la nature hétérogène et anisotrope des matériaux composite, il est difficile d'avoir des propriétés physiques reproductibles d'une plaque à une autre. En reprenant la relation (3.81), dans le cas de la plaque composite utilisée dans ce travail, et en se référant également au tableau (3.3), l'estimation du coefficient de dilatation temporelle est effectuée en se basant sur les résultats de mesures. Il a été remarqué que K_T résulte de la contribution de trois termes,

1. $\alpha = 18 \cdot 10^{-6} \quad \text{K}^{-1}$ (9%);
2. $\frac{1}{1+R}\delta_l = -3,138 \cdot 10^{-4} \quad \text{K}^{-1}$ (4%);
3. $\frac{R}{1+R}\delta_s = -2,516 \cdot 10^{-4} \quad \text{K}^{-1}$ (87%).

Dans notre cas, le terme prépondérant est donc $R\delta_s/(1+R)$. Le coefficient K_T dépend alors principalement des variations de la vitesse de l'onde de cisaillement c_s liées aux changements de température, ce qui conduit à une valeur approximative de K_T

$$K_T \approx 2,51 \times 10^{-4} \quad ^\circ\text{C}^{-1}. \quad (3.83)$$

Synthèse : relation entre loi de retard temporel et coefficients de dilatation

L'annexe A présente la loi donnant le retard en fonction du temps

$$t_r(t) = K_T(T - T_0)t. \quad (3.84)$$

Or, $t_r(t)$ vérifie

$$t_r(t) = (1 - \alpha)t = -ct. \quad (3.85)$$

Le coefficient de dilatation à estimer peut donc s'écrire sous la forme suivante

$$\alpha = 1 - K_T(T - T_0). \quad (3.86)$$

Les relations (3.84) et (3.86) font apparaître une dépendance du retard t_r et la température d'essai par rapport à une température de référence, phénomène déjà illustré en figure 3.5. Dans ce qui suit, les relations (3.84) et (3.86) vont être utilisées pour l'estimation des coefficients de dilatation des ondes ultrasonores par les méthodes de traitement du signal proposées. Dans la suite, la température $T_0 = 20^\circ\text{C}$ est retenue comme la température de référence pour tous les tests.

3.6.4 Estimation des coefficients de dilatation dans une plaque en aluminium

Cette première phase a pour but de valider les méthodes de traitement du signal proposées, permettant l'estimation des coefficients de dilatation des ondes ultrasonores dans une plaque d'aluminium.

Les effets des changements de température sur les ondes ultrasonores diffusées sont évoqués dans [33], [40], où il est démontré que l'évolution de la température conduit principalement à la dilatation ou à la compression temporelle du signal, ainsi qu'à de la distorsion.

La figure 3.26 montre les formes d'onde de deux signaux enregistrés à deux températures différentes ($T_0 = 20^\circ\text{C}$, $T_1 = 31,4^\circ\text{C}$). Les figures 3.27a et 3.27b montrent les détails des ondes ultrasonores enregistrées pour deux fenêtres d'observation centrées respectivement sur 0,32 ms et 3,64 ms. Elles permettent de constater qu'une élévation de la température conduit à une dilatation temporelle du signal $x_1(t)$, qui peut être assimilée, pour des fenêtres de courtes durées, à un retard pur. Par ailleurs, la valeur de ce retard augmente avec le temps.

Dans ce travail, les quatre méthodes de traitement du signal présentées dans le paragraphe (3.4), *i.e.* l'intercorrélacion à fenêtre glissante, le *stretching*, l'estimateur à variance minimale pour un paramètre et la transformée exponentielle sans synchronisation des signaux, sont appliquées tout au long de cette section sur ces signaux acquis dans la même plaque d'aluminium sous les mêmes conditions expérimentales que celles évoquées dans le paragraphe (3.6).

Estimation des coefficients de dilatation par intercorrélacion à fenêtre glissante

Les figures 3.27a et 3.27b montrent que l'effet d'une variation discrète de la température sur la forme d'onde d'ondes des signaux multidiffusés peut être grossièrement assimilée à un retard pur pour des fenêtres d'observation de courte durée. Par conséquent, une mesure de ce retard doit permettre d'estimer les effets de température sur les ondes ultrasonores. La manière la plus simple pour évaluer ce retard est d'utiliser la fonction d'intercorrélacion sur deux signaux, le premier signal enregistré à une température précise étant considéré comme le signal de référence, le deuxième signal correspondant au signal à estimer à une température T .

La loi de retard, décrite à l'aide de la fonction d'intercorrélacion (relation (3.34)) et son optimisation (relation 3.40), est mesurée pour différentes températures comprises entre $-2,9^\circ\text{C}$ et $54,2^\circ\text{C}$ par paliers de $5,7^\circ\text{C}$, la température de référence étant de 20°C . La fonction d'intercorrélacion est calculée sur huit intervalles sans recouvrement, ce qui correspond à une largeur de la fenêtre d'analyse $\Delta = 0,5$ ms.

La figure 3.28 montre, en fonction de la température T , l'allure de l'évolution des différentes lois de retard mesurés et théoriques (obtenues grâce à la relation (3.84)). Il est possible de constater que le retard dû à la dilatation des signaux augmente linéairement avec le centre

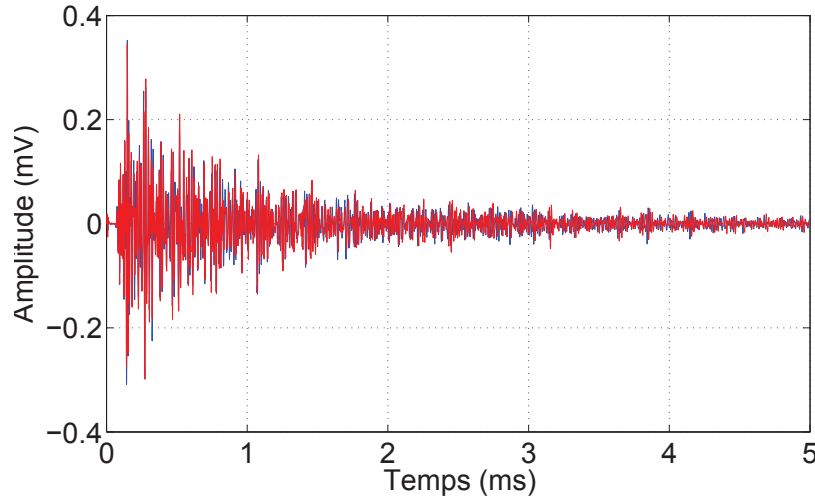


FIGURE 3.26 – Signaux multidiffusés dans une plaque d’aluminium : Signal de référence $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et signal dilaté $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). NB : Il est difficile, sur cette figure, de distinguer les deux signaux.

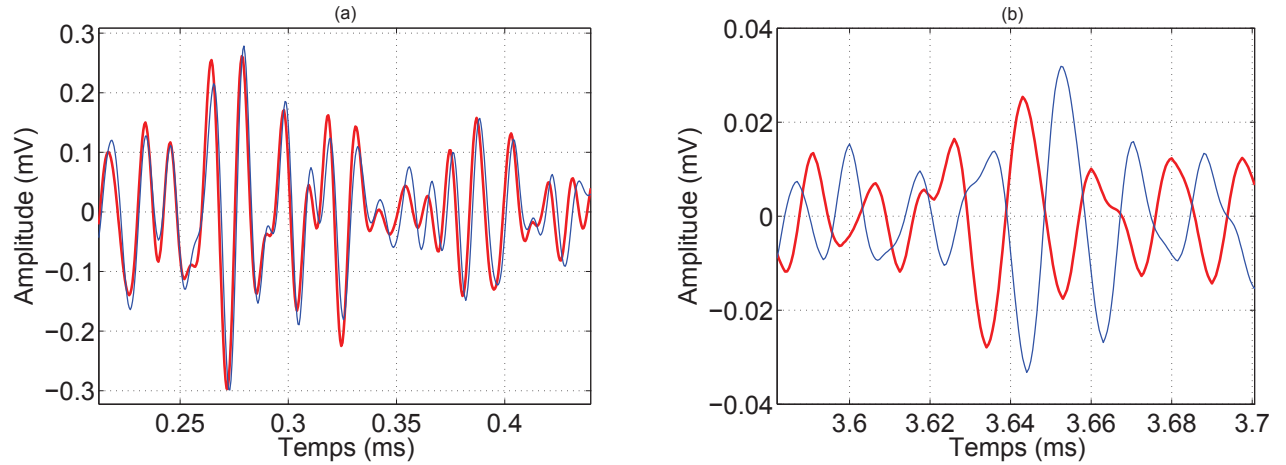


FIGURE 3.27 – Signaux multidiffusés (détails de la figure 3.26) : $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). (a) fenêtre d’observation centrée sur 0,32 ms - (b) fenêtre d’observation centrée sur 3,64 ms.

des fenêtres d’intercorrélation, ce qui valide la dépendance en température de la phase des ondes diffusées. Il est également possible de représenter l’évolution de la pente de ces droites en fonction de la température T et de les comparer au terme $K_T(T - T_0)$ de la relation (3.84). La figure 3.29a montre qu’il existe un bon accord entre les valeurs théoriques et les valeurs mesurées des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Int}$ en fonction de la température. Cependant, des écarts apparaissent dans ces lois de retard, en particulier pour les formes d’ondes acquises avec de grands écarts de température. Ce comportement est dû au deuxième effet de la température sur les ondes ultrasonores cité dans [4, 41]. En effet, pour des grands écarts de température par à la température de référence, les formes d’onde des deux signaux à estimer ne se ressemblent plus. Par conséquent, il n’est plus possible d’assimiler le décalage temporel des signaux sur les fenêtres d’analyse de l’intercorrélation à un retard pur.

Par ailleurs, dans ce travail un paramètre numérique a été choisi dans le but de comparer

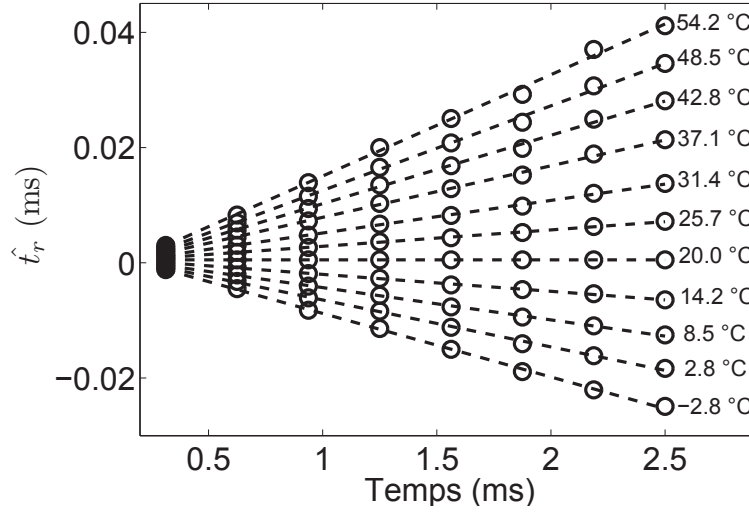


FIGURE 3.28 – Retard estimé en fonction de la position des fenêtres de calcul de l'intercorrélation à fenêtre glissante pour différentes températures ($\circ$), et lois de retard théoriques (...).

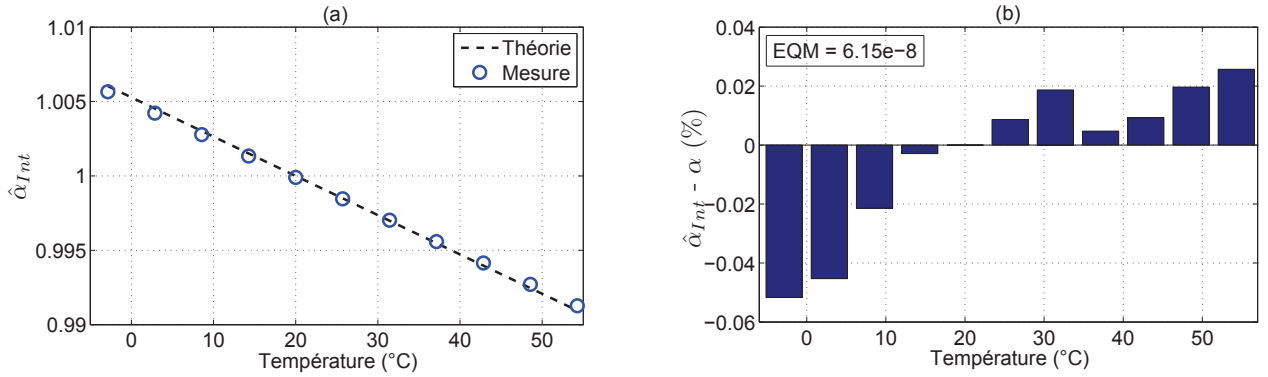


FIGURE 3.29 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Int}$ estimés en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

les quatre méthodes en leur attribuant une erreur globale calculée à partir de l'ensemble des mesures de $\hat{\alpha}$ estimées sur la gamme des températures testées. L'erreur quadratique moyenne (EQM), définie par

$$EQM(\hat{\theta} | \theta) = E \left[(\hat{\theta} - \theta)^2 \right], \quad (3.87)$$

où $\hat{\theta}$, l'estimateur du paramètre θ , est utilisé dans le reste de ce travail comme un indicateur d'erreurs globales d'estimation des coefficients α . Les écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs mesurées des coefficients de dilatation en fonction de la température sont représentés sur la figure 3.29b. Pour la méthode de l'intercorrélation à fenêtre glissante, les écarts observés sont inférieurs à 0,043 % pour l'estimation des coefficients de dilatation et présentent une valeur d'erreur quadratique moyenne qui vaut $6,15 \times 10^{-8}$. Ces valeurs montrent la concordance des valeurs expérimentales mesurées avec le modèle théorique (annexe A) dans une plaque d'aluminium.

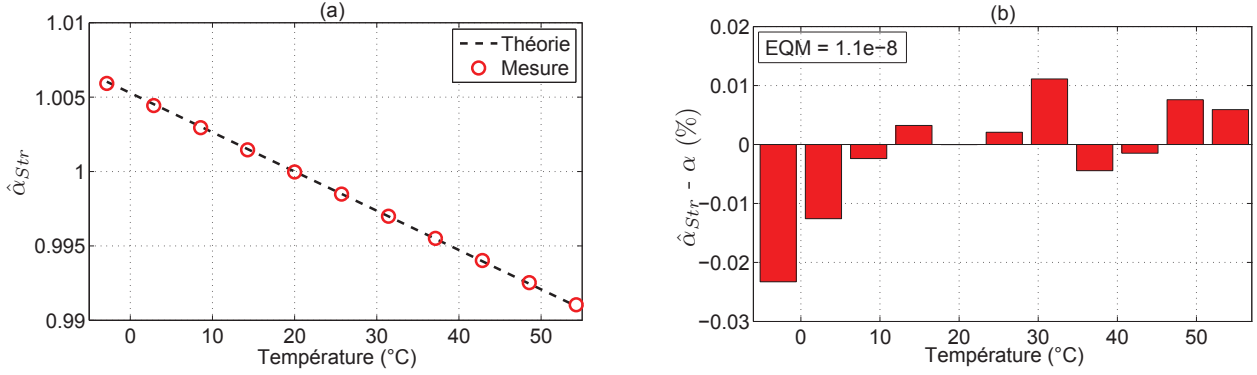


FIGURE 3.30 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ estimés en fonction de la température par la méthode du *stretching* pour $\alpha \in [0,9921; 1,0079]$ (○) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

Estimation des coefficients de dilatation par *stretching*

Dans cette partie, l'estimateur $\hat{\alpha}_{Str}$ par la méthode du *stretching* est utilisé à son tour dans le but d'estimer les coefficients de dilatation des signaux multidiffusés. Pour déterminer l'intervalle dans lequel α est recherché, il faut choisir l'intervalle de recherche $[\alpha_{min}; \alpha_{max}]$ suffisamment large de façon à couvrir au maximum les valeurs possibles des coefficients de dilatation à estimer. Cependant, comme la résolution de cette méthode est imposée par le pas de maillage, un compromis entre une bonne résolution et un temps de calcul raisonnable doit être établi. Dans cette optique, l'intervalle de recherche a été défini expérimentalement pour $\alpha \in [0,9921; 1,0079]$.

La figure 3.30a présente l'évolution, en fonction de la température T , des différents coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ estimés et théoriques (obtenus grâce à la relation (A.30)), mesurés pour différentes températures comprises entre $-2,9^\circ\text{C}$ et $54,2^\circ\text{C}$ par paliers de $5,7^\circ\text{C}$, la température de référence étant de 20°C . Il est à noter que la comparaison de l'évolution des $\hat{\alpha}_{Str}$, estimés avec le terme $K_T(T - T_0)$ de la relation (A.30), montre que les valeurs mesurées des coefficients de dilatation suivent linéairement les valeurs théoriques, même pour les formes d'ondes acquises avec de grandes différences de température. Cette concordance est mieux décrite dans la figure 3.30b, où les écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs estimées des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ sont représentés. Dans ce cas, il est possible de constater que la méthode du *stretching* engendre des écarts d'estimation inférieurs à 0,028 % et une erreur quadratique moyenne de l'ordre de $1,1 \times 10^{-8}$.

Estimation des coefficients de dilatation par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre

Dans le cadre de l'estimation des coefficients de dilatation à partir de la méthode basée sur l'estimateur à variance minimale, un seul paramètre (α) a été retenu pour l'optimisation. En effet, comme les signaux enregistrés sont très reproductibles, l'hypothèse est faite que d'une part le rapport d'amplitude entre les signaux à la température de référence et à la température à estimer, et d'autre part le décalage temporel t_d sont connus. Cependant, si le choix de la valeur de α à estimer n'est pas optimisé, il y a des risques de divergence de l'algorithme d'optimisation ou de convergence vers un minimum local. Dans ce travail, une valeur de $\alpha = 1,0053$ a été estimée. Dans ce qui suit, la performance de l'estimateur à variance minimale $\hat{\alpha}_{EVM}$ est analysée à partir des signaux enregistrés pour différentes températures comprises entre $-2,9^\circ\text{C}$ et $54,2^\circ\text{C}$,

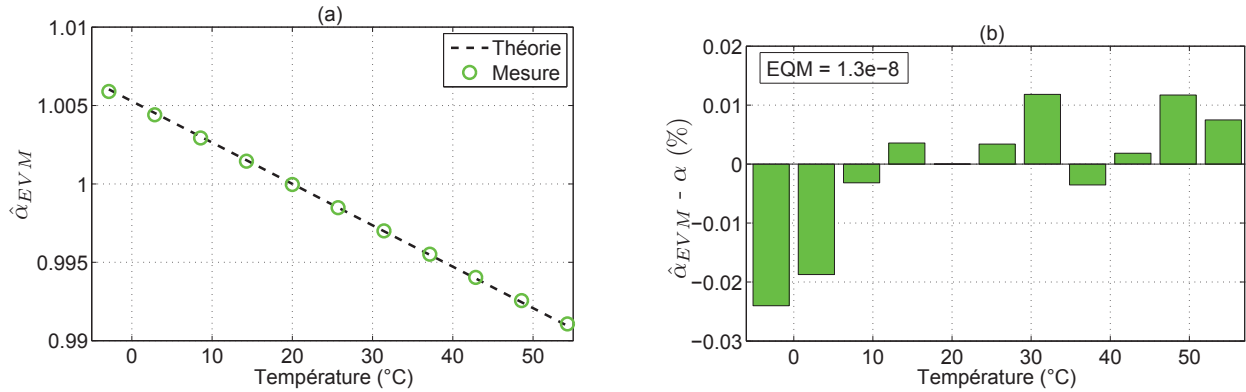


FIGURE 3.31 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{EVM}$ en fonction de la température, obtenus par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\alpha = 1,0053$) ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

par paliers de 5,7°C. La température 20°C est utilisée comme référence pour l'estimation des coefficients de dilatation des signaux multidiffusés dans la plaque d'aluminium.

La figure 3.40a présente l'évolution, en fonction de la température T , des différents coefficients de dilatation α_{EVM} estimés et théoriques (obtenus grâce à la relation (A.30)). L'évolution des $\hat{\alpha}_{EVM}$ estimés est en parfait accord avec le modèle théorique décrit dans la relation (A.30). La différence entre les valeurs mesurées et théoriques des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{EVM}$ estimés en fonction de la température est représentée en figure 3.40b. Pour l'estimateur à variance minimale à un seul paramètre, les écarts observés sont inférieurs à 0,027 % pour l'estimation des coefficients de dilatation et présentent une valeur d'erreur quadratique moyenne égale à $1,3 \times 10^{-8}$.

Estimation des coefficients de dilatation par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux

Dans cette partie, l'estimateur $\hat{\alpha}_{TE}$ basé sur la méthode de la transformée exponentielle sans synchronisation des signaux est utilisé, dans l'optique d'estimer les coefficients de dilatation des signaux multidiffusés dans la plaque d'aluminium. Cette méthode est appliquée sur les signaux précédemment décrits et enregistrés pour différentes températures comprises entre -2,9°C et 54,2°C par paliers de 5,7°C, la température de référence étant de 20°C. À l'opposé des précédents estimateurs utilisés en amont dans le cadre de l'estimation des coefficients de dilatation, cette méthode ne nécessite aucune information préalable sur les signaux à traiter, et aucune initialisation des paramètres à estimer. Dans ce travail, la version de la transformée exponentielle sans synchronisation des signaux a été utilisée. Ce choix est justifié parce que les précautions expérimentales, lors du réglage du dispositif d'acquisition, ont été prises pour disposer de signaux parfaitement synchronisés.

La figure 3.32a présente l'évolution, en fonction de la température T , des différents coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ estimés et théoriques (obtenus grâce à la relation (A.30)). Cette figure permet de mesurer une évolution linéaire des coefficients de dilatation α_{TE} estimés, en accord avec le modèle théorique décrit par la relation (A.30). Une description plus représentative de cette proportionnalité est donnée en figure (3.32b), où les écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs estimées des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ (estimées en fonction de la température) sont représentés. Dans cette figure, les écarts observés sont inférieurs à 0,017 % pour l'estima-

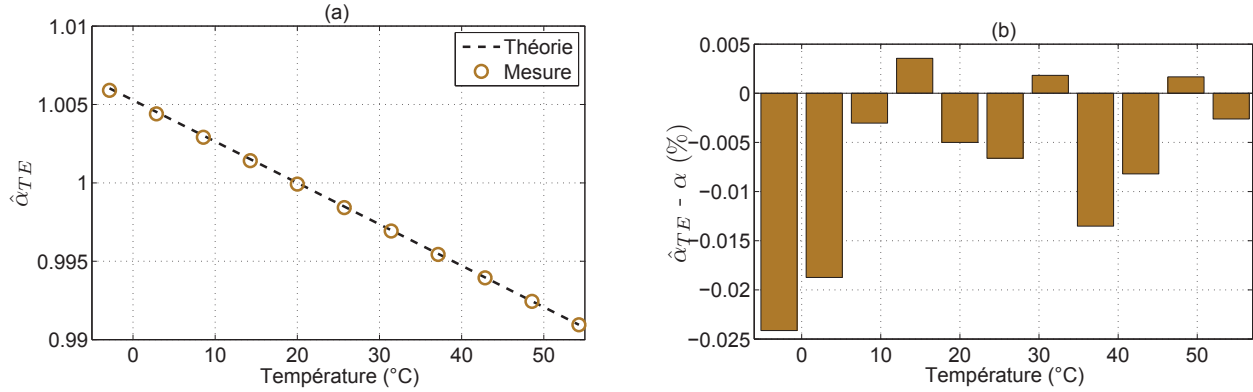


FIGURE 3.32 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ en fonction de la température, obtenus par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

tion des coefficients de dilatation et présentent une valeur d'erreur quadratique moyenne égale à $7,84 \times 10^{-9}$.

Synthèse : Comparaison entre les méthodes d'estimation des coefficients de dilatation

Dans cette partie, une comparaison entre la performance des méthodes de traitement du signal pour l'estimation des coefficients de dilatation des signaux sous l'effet d'une variation discrète de température est présentée. Dans le cadre de cette comparaison, la méthode de l'intercorrélation à fenêtre glissante est prise comme méthode de référence. Ce choix est justifié par sa fiabilité et sa reproductibilité pour l'estimation de la dilatation des signaux multidiffusés. Par ailleurs, les estimations des coefficients de dilatation sont conduites ici dans un matériau dont les propriétés sont bien connues (aluminium), ce qui permet de valider le modèle théorique proposé.

Les coefficients de dilatation des ondes ultrasonores diffusées dans une plaque d'aluminium, obtenues par la méthode du *stretching*, par l'estimateur à variance minimale, par la transformée exponentielle, et par l'intercorrélation à fenêtre glissante, *i.e.* $\hat{\alpha}_{Str}$, $\hat{\alpha}_{EVM}$, $\hat{\alpha}_{TE}$, $\hat{\alpha}_{Int}$, sont représentés dans la figure 3.33. Les résultats montrent que l'estimation des coefficients de dilatation par les quatre méthodes offre des résultats comparables. En effet, d'après la figure 3.33, les valeurs mesurées des coefficients de dilatation suivent linéairement les valeurs théoriques, même lorsque l'écart entre la température à estimer (54,2°C par exemple) et la température de référence (20°C) est élevé. Ceci permet dans un premier temps de valider la fiabilité de la chaîne de mesure, et dans un second temps de valider les outils de traitement du signal et le modèle théorique utilisé dans le cas de l'analyse de signaux diffusés dans un milieu homogène sous l'effet de variations contrôlées en température.

Dans la figure (3.34a), les écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs estimées des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température sont représentés. Malgré un faible écart global des quatre méthodes de traitement du signal par rapport à la méthode de référence (*i.e.* intercorrélation à fenêtre glissante), c'est la méthode de la transformée exponentielle qui présente l'écart le plus faible par rapport au modèle théorique. De plus, la transformée exponentielle présente comme l'intercorrélation à fenêtre glissante, un faible coût calculatoire par rapport aux autres méthodes. Cependant, il convient d'être vigilant quant à la qualité de la synchronisation, car cette méthode est basée sur l'hypothèse que les signaux ne diffèrent

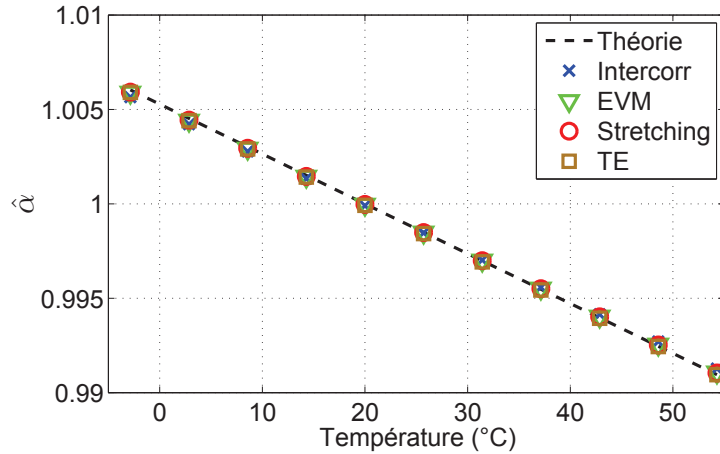


FIGURE 3.33 – Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\times$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre (∇) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\square$) et loi de retard théorique (...).

entre eux que par un coefficient de dilatation temporelle. La figure (3.34b) présente les valeurs de l'erreur quadratique moyenne, pour chacune des quatre méthodes. Cette figure montre que, malgré des écarts très faibles entre chacune des quatre méthodes et le modèle théorique, l'intercorrélation à fenêtre glissante présente un taux relatif d'erreurs le plus élevé, alors que la transformée exponentielle présente une erreur faible, au moins pour les cas d'un matériau homogène isotrope.

Enfin, les méthodes de traitement du signal, ainsi que la chaîne de mesure, ont été validées dans le cas d'un matériau homogène connu. Par conséquent, les objectifs de la première expérience du protocole expérimental sont atteints. Il est maintenant possible d'envisager l'étude de la performance de ces estimateurs dans le cas d'un matériau hétérogène et anisotrope, comme les matériaux composites ou le béton.

3.6.5 Application à l'estimation des coefficients de dilatation dans une plaque en composite de type fibre/matrice

La deuxième partie des expérimentations concerne l'étude du comportement des méthodes de traitement du signal dans le cadre de l'estimation des coefficients de dilatation des ondes ultrasonores dans un milieu fortement hétérogène. Ces méthodes sont appliquées à des signaux enregistrés dans une plaque en composite de type fibre/matrice soumise à des variations discrètes de température.

Il est à noter que contrairement à l'aluminium, les matériaux composites ont des propriétés physiques qui dépendent de la nature de leur composition. Cette caractéristique rend délicate la modélisation de la propagation des ondes acoustiques dans ce type de matériaux. Dans ce travail, une plaque en composite fr4, fournie par *Farnell*®, a été utilisée. Les propriétés physiques de cette plaque (tableau 3.3), ainsi que le coefficient de dilatation thermique, K_T estimé à partir du modèle théorique donné dans l'annexe A, sont détaillées dans le paragraphe 3.6.

La figure 3.35 montre les formes d'onde de deux signaux enregistrés à deux températures différentes ($T_0 = 20^\circ\text{C}$, $T_1 = 31,4^\circ\text{C}$). Les figures 3.36a et 3.36b montrent les détails des ondes

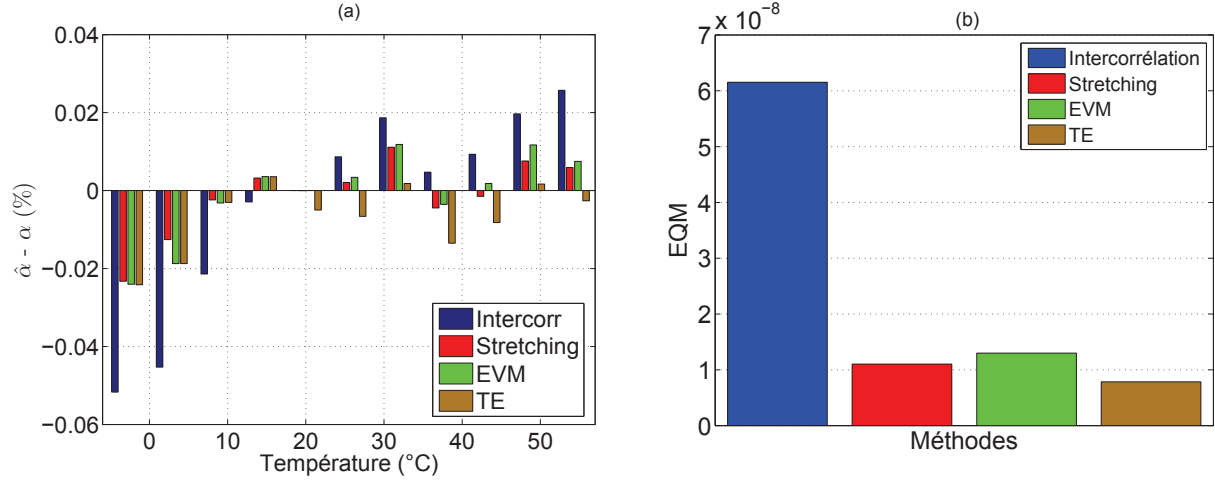


FIGURE 3.34 – (a) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante (■), par *stretching* (■), par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre (■) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (■). (b) Erreur quadratique moyenne en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante (■), par *stretching* (■), par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre (■) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (■).

ultrasonores enregistrées pour deux fenêtres d'observation centrées respectivement sur 0,32 ms et 1,15 ms. Elles permettent de constater qu'une élévation de la température conduit à une dilatation temporelle du signal $x_1(t)$, effet qui peut être assimilé au début du signal à un retard pur (figure 3.36a). Cependant, il est à noter que pour des fenêtres d'analyse prises vers la fin du signal (figure 3.36b), la forme temporelle du signal de référence et celle du signal dilaté ne se ressemblent plus. Ce phénomène, expliqué par Snieder [41] et Aki [98], par exemple, est dû à une augmentation du nombre des trajets parcourus par l'onde acoustique sous l'effet d'une variation des vitesses de propagation dans la plaque composite. Cette distorsion temporelle augmente proportionnellement à mesure que l'écart entre la température de référence et celle du signal dilaté augmente.

Dans ce travail, les quatre méthodes de traitement du signal présentées dans le paragraphe (3.4), *i.e.* l'intercorrélation à fenêtre glissante, le *stretching*, l'EVM1 et la TE2, sont appliquées tout au long de cette section sur les mêmes signaux acquis dans la même plaque composite, en respectant des conditions expérimentales constantes, comme détaillé dans le paragraphe (3.6).

Estimation des coefficients de dilatation par intercorrélation à fenêtre glissante

La figure 3.37a montre l'allure des différentes lois de retard mesurées et théoriques (obtenues grâce à la relation (3.84)) en fonction de la température T . Deux remarques s'imposent. La première concerne l'évolution presque linéaire des lois du retard par rapport aux centres des fenêtres d'intercorrélation.

Ce résultat valide la dépendance en température de la phase des ondes diffusées dans un matériau hétérogène. La deuxième remarque concerne l'apparition des écarts dans ces lois de retard, en particulier pour les formes d'ondes acquises avec de grandes différences de température par rapport à la température de référence. Ce comportement est illustré en figure 3.37b.

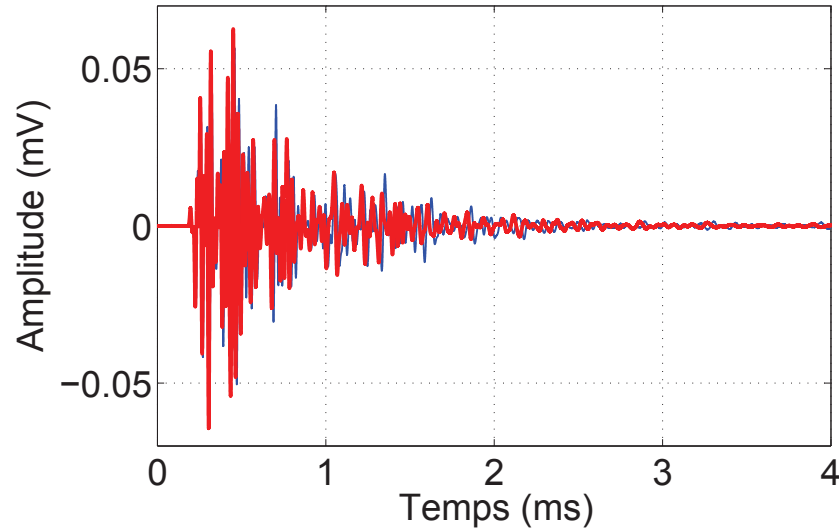


FIGURE 3.35 – Signaux multidiffusés dans une plaque composite : Signal de référence $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et signal dilaté $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). NB : Il est difficile, sur cette figure, de distinguer les deux signaux.

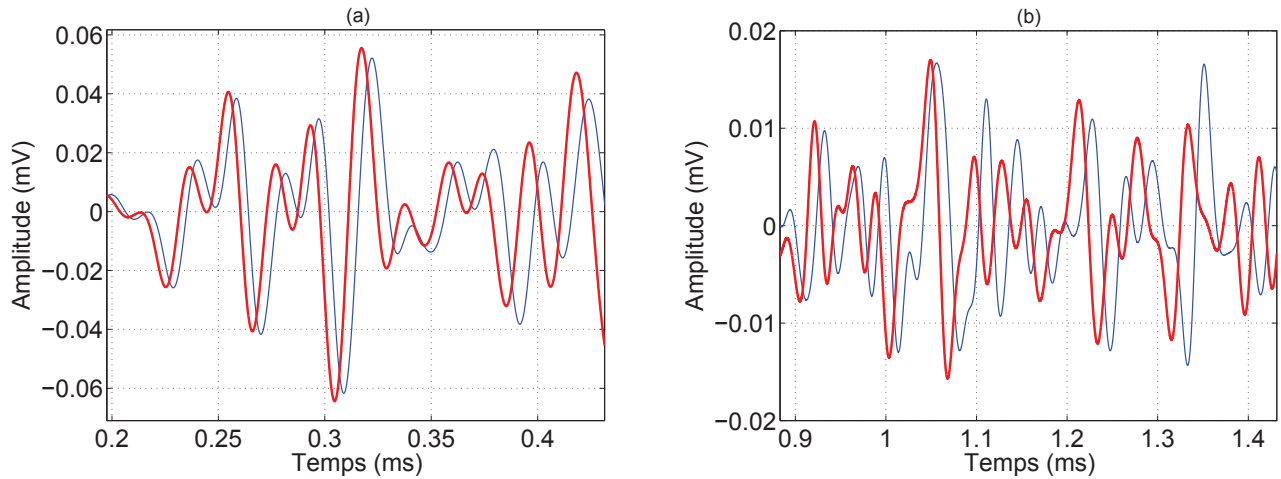


FIGURE 3.36 – Signaux multidiffusés (détails de la figure (3.26)) : $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). (a) fenêtre d'observation centrée sur 0,32 ms - (b) fenêtre d'observation centrée sur 1,15 ms.

Il est également possible de représenter l'évolution des coefficients de dilatation estimés $\hat{\alpha}_{Int}$ en fonction de la température T et de les comparer au terme $K_T(T - T_0)$ de la relation (3.84). La figure (3.38a) montre qu'il existe un bon accord entre les valeurs théoriques et les valeurs mesurées des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Int}$ en fonction de la température. Cependant, des écarts apparaissent lorsque le décalage temporel des signaux devient plus grand que la largeur des fenêtres d'analyse de la fonction d'intercorrélation. Par ailleurs, la figure 3.38b montre les écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs mesurées des coefficients de dilatation en fonction de la température. D'après cette figure, la méthode de l'intercorrélation à fenêtre glissante présente une erreur globale d'estimation de l'ordre de 1 %, ainsi qu'une valeur d'erreur quadratique moyenne qui vaut $1,1 \times 10^{-4}$. Ces valeurs montrent, dans un premier temps, la validité du mo-

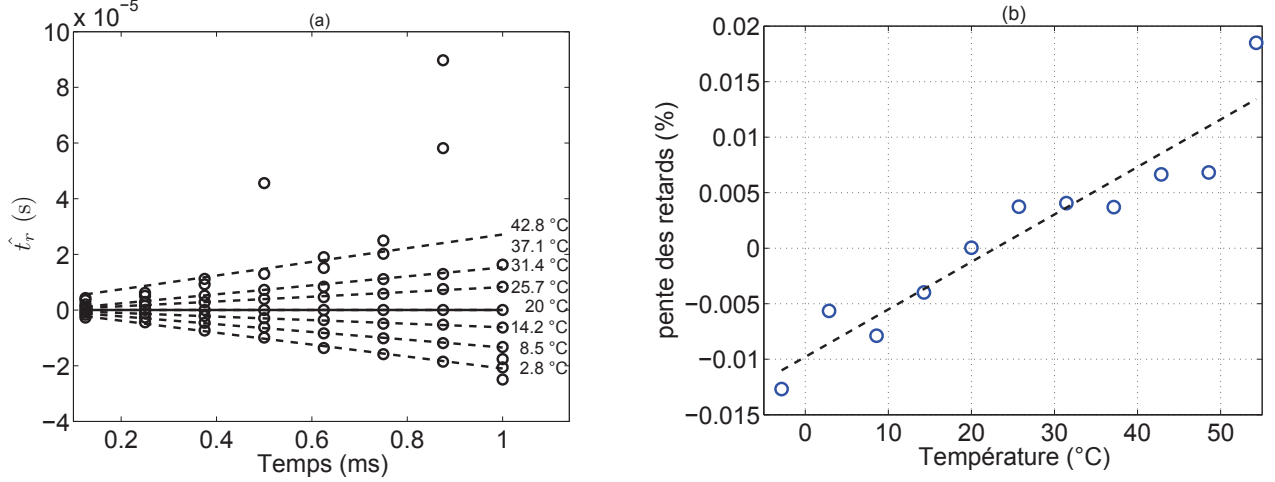


FIGURE 3.37 – (a) Retard estimé en fonction de la position des fenêtres de calcul de l'intercorrélation à fenêtre glissante pour différentes températures ($\circ$), et lois de retard théoriques (...). - (b) Pentas des lois de retard estimées en fonction de la température ($\circ$) et droite des moindres carrés (...).

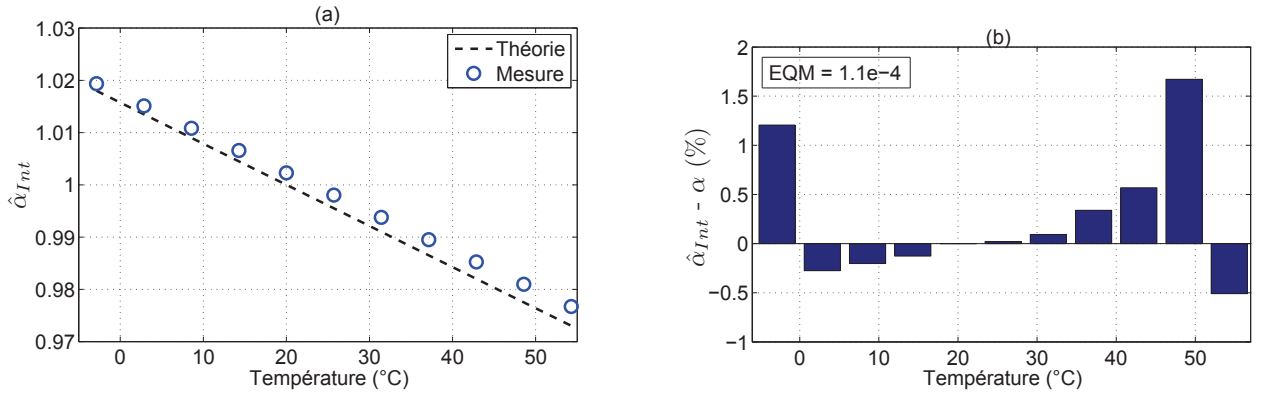


FIGURE 3.38 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Int}$ estimés en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation relatives aux coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

dèle théorique (annexe A) dans une plaque composite de type fibre/matrice, et dans un second temps, la limite de la méthode de l'intercorrélation, pour estimer correctement les coefficients de dilatation, notamment lorsque la largeur de la fenêtre d'analyse est mal optimisée.

Estimation des coefficients de dilatation par *stretching*

Dans cette partie, la méthode du *stretching* est utilisée pour l'estimation des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$, toujours dans la même plaque composite. Afin d'optimiser la recherche des coefficients de dilatation à estimer, une grille d'échantillonnage est définie expérimentalement, telle que $\alpha \in [0, 9921; 1, 0079]$.

La figure 3.39a présente l'évolution, en fonction de la température T , des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ estimés et théoriques (obtenus grâce à la relation (A.30)), mesurés pour différentes températures comprises entre -2,9°C et 54,2°C par palier de 5,7°C, la température de référence étant de 20°C. La comparaison de l'évolution des $\hat{\alpha}_{Str}$ estimés avec le terme $K_T(T - T_0)$ de la relation (A.30) montre que les valeurs mesurées des coefficients de dilatation suit linéairement

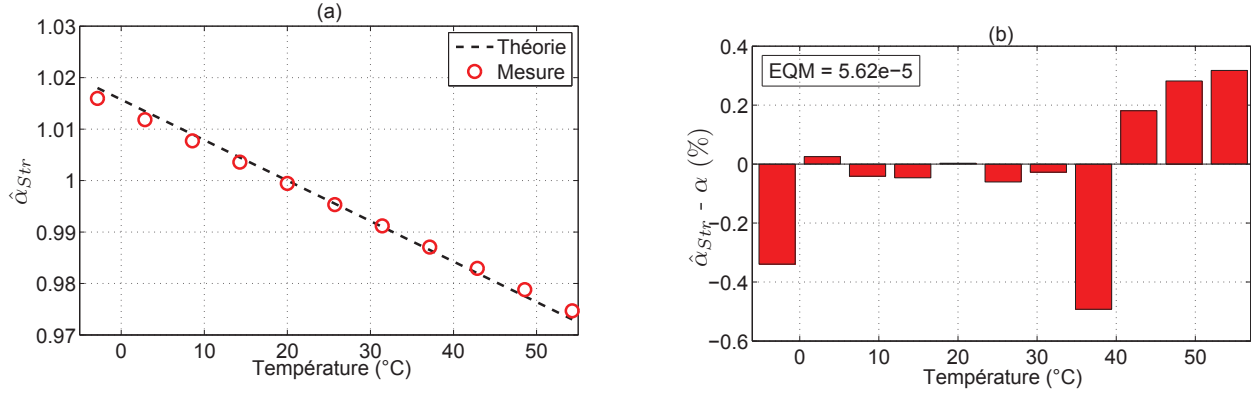


FIGURE 3.39 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ estimés en fonction de la température par la méthode du *stretching* pour $\alpha \in [0,9921; 1,0079]$ ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

les valeurs théoriques pour les formes d'ondes acquises à des températures proches de la température de référence (de $T = 14,2^\circ\text{C}$ jusqu'à $T = 31,4^\circ\text{C}$). Pour des températures supérieures ou inférieures à ces températures, un phénomène de saturation prend place. Ce phénomène indique la divergence de l'algorithme vers une valeur particulière $\hat{\alpha}_{Str} = 1$. Dans la figure 3.39b, les écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs estimées des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ sont représentés. Dans ce cas, il est possible de constater que la méthode du *stretching* engendre des écarts d'estimation inférieurs à 1,8 % et une erreur quadratique moyenne de l'ordre de $5,62 \times 10^{-5}$.

Estimation des coefficients de dilatation par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre

Comme déjà mentionné, seul le paramètre α a été retenu pour l'optimisation des coefficients de dilatation avec cette méthode. Afin d'éviter les risques de divergence de l'algorithme du l'EVM1, plusieurs valeurs de α ont été testées. Dans ce travail, une valeur de $\alpha = 1,0053$ a été retenue. Dans ce qui suit, la performance de l'estimateur à variance minimale $\hat{\alpha}_{EVM}$, mesuré à partir des précédents signaux enregistrés pour différentes températures comprises entre $-2,9^\circ\text{C}$ et $54,2^\circ\text{C}$ par paliers de $5,7^\circ\text{C}$. Une température de référence fixée à 20°C est utilisée dans le cadre de l'estimation des coefficients de dilatation des signaux multidiffusés dans la plaque composite.

La figure 3.39a présente l'évolution, en fonction de la température T , des différents coefficients de dilatation α_{EVM} estimés et théoriques (obtenus grâce à la relation (A.30)). D'une manière générale, les valeurs des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{EVM}$ estimés suivent linéairement les valeurs théoriques, même pour les formes d'ondes acquises avec de grandes différences de température. En revanche, la figure 3.39a montre un écart du coefficient de dilatation estimé par rapport au modèle théorique pour une valeur particulière de température ($T = 37,1^\circ\text{C}$). Ceci peut être expliqué par une convergence de l'algorithme de l'EVM vers un minimum local. D'une manière générale, l'évolution des $\hat{\alpha}_{EVM}$ estimés est en parfait accord avec le modèle théorique décrit par la relation (A.30). La différence entre les valeurs mesurées et théoriques des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{EVM}$ estimées en fonction de la température est représentée en figure 3.39b. Dans cette figure, les écarts observés sont inférieurs à 0,9 % pour l'estimation des coefficients de dilatation et présentent une valeur d'erreur quadratique moyenne égale à $1,04 \times 10^{-4}$.

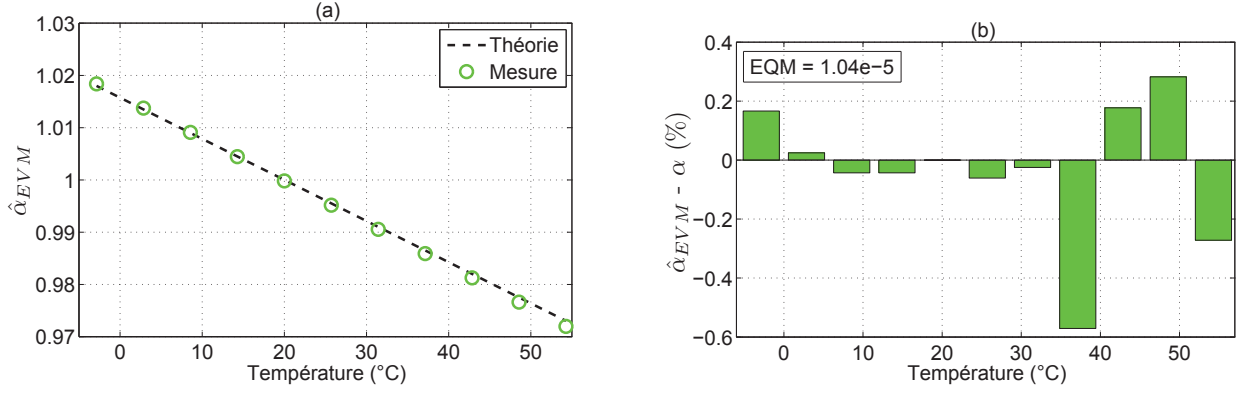


FIGURE 3.40 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{EVM}$ en fonction de la température obtenus par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\alpha = 1,0053$) ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

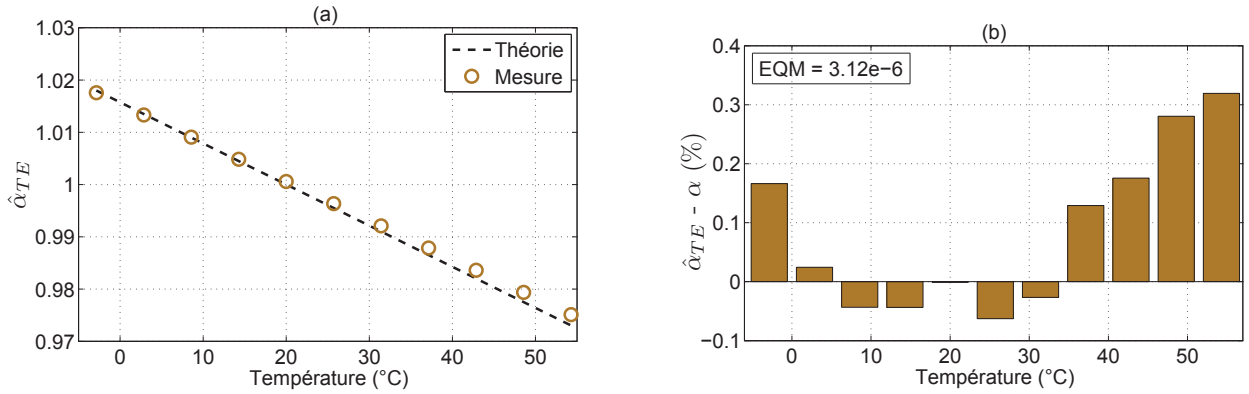


FIGURE 3.41 – (a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ en fonction de la température obtenus par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.

Estimation des coefficients de dilatation par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux

Dans ce paragraphe, l'estimateur $\hat{\alpha}_{TE}$ par la méthode TE1 est utilisé dans le but d'estimer les coefficients de dilatation des signaux multidiffusés. Cette méthode est appliquée sur les mêmes signaux enregistrés pour différentes températures comprises entre $-2,9^\circ\text{C}$ et $54,2^\circ\text{C}$ par paliers de $5,7^\circ\text{C}$, la température de référence étant de 20°C .

La figure 3.41a présente l'évolution, en fonction de la température T , des différents coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ estimés et théoriques (obtenues grâce à la relation (A.30)). Cette figure permet de constater une évolution linéaire des coefficients de dilatation α_{TE} estimés, en parfait accord avec le modèle théorique décrit par la relation (A.30). Une description plus détaillée de ce comportement est donnée dans la figure 3.41b. Cette figure illustre les écarts entre les valeurs théoriques et estimées des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ en fonction de la température. Les écarts observés sont inférieurs à 0,3 % pour l'estimation des coefficients de dilatation et présente une valeur d'erreur quadratique moyenne qui vaut $3,12 \times 10^{-6}$.

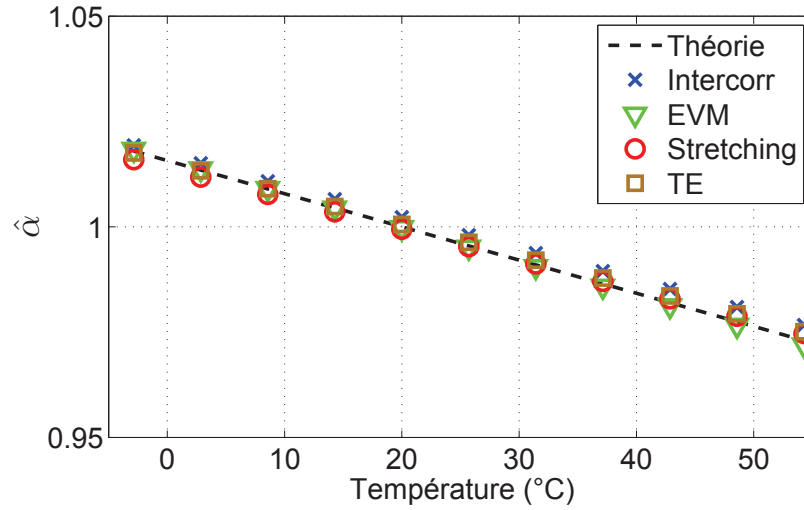


FIGURE 3.42 – Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\times$), par *stretching* ($\circ$), par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre (∇) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\square$) et loi de retard théorique (...).

Synthèse : Comparaison entre les méthodes d'estimation des coefficients de dilatation

Les méthodes de traitement du signal proposées dans ce travail ont été appliquées à l'analyse de signaux multidiffusés acquis à partir d'une plaque composite soumise à des variations discrètes de température. Une comparaison est présentée entre la performance de ces méthodes dans le cadre de l'estimation des coefficients de dilatation dans un milieu fortement hétérogène. Pour les mêmes raisons que celles évoquées dans le paragraphe (3.6.4), la méthode de l'intercorrélation à fenêtre glissante est prise comme méthode de référence.

Les coefficients de dilatation des ondes ultrasonores diffusées dans une plaque composite, obtenues par la méthode du *stretching*, l'estimateur à variance minimale, la transformée exponentielle, et par l'intercorrélation à fenêtre glissante *i.e.* $\hat{\alpha}_{Str}$, $\hat{\alpha}_{EVM}$, $\hat{\alpha}_{TE}$, $\hat{\alpha}_{Int}$, sont représentés en figure 3.42. Les résultats montrent que l'estimation des coefficients de dilatation par les quatre méthodes offre des performances distinctes. En effet, d'après la figure 3.42, les valeurs mesurées des coefficients de dilatation montrent une tendance d'évolution linéaire par rapport aux valeurs théoriques. Cette tendance est validée pour de faibles écarts de température entre le signal de référence et le signal dilaté. Cependant, lorsque ces écarts augmentent, les estimateurs présentent des erreurs d'estimation par rapport aux valeurs théoriques propres à chaque méthode. Ce comportement permet de mettre en évidence que la propagation des ondes acoustiques dans un matériau hétérogène est très sensible à la variation de la température. La différence entre les signaux enregistrés diffèrent plus que d'un retard pur, de telle sorte qu'il s'avère difficile de modéliser le comportement de ces signaux, surtout pour de grands écarts de température par rapport à la température de référence.

Sur la figure 3.43a, les écarts entre les valeurs théoriques et les valeurs estimées des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température sont représentés. L'intercorrélation à fenêtre glissante présente le taux relatif d'erreurs le plus élevé, alors que la méthode de la transformée exponentielle affiche l'écart le plus faible par rapport au modèle théorique.

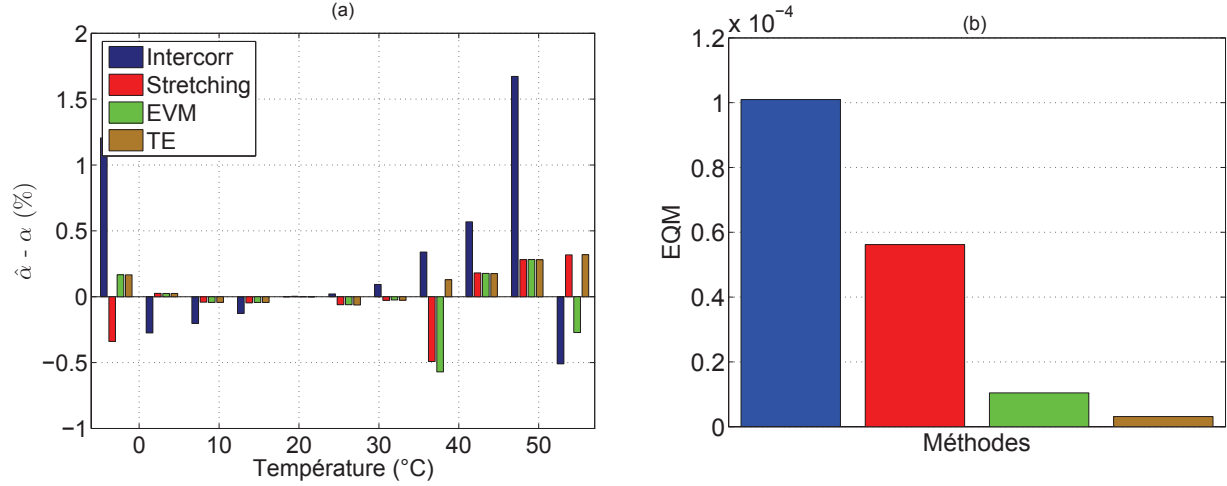


FIGURE 3.43 – (a) Erreur d’estimation des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante (■), par *stretching* (■), par estimateur à variance minimale pour un paramètre (■) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (■). (b) Erreur quadratique moyenne en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante (■), par *stretching* (■), à variance minimale pour un paramètre (■) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (■).

La figure 3.43b présente de plus les valeurs de l’erreur quadratique moyenne, pour chacune des quatre méthodes. Cette figure montre que, malgré des écarts enregistrés par les quatre méthodes par rapport au modèle théorique, relativement faibles (de l’ordre de 10^{-4}), l’intercorrélation à fenêtre glissante présente le taux relatif d’erreurs le plus élevé, suivie de près par la méthode du *stretching*. En revanche, la méthode de la transformée exponentielle, ainsi que l’estimateur à variance minimale, offrent le plus faible taux relatif d’erreurs. Ces résultats illustrent l’avantage des méthodes d’estimation globale par rapport aux méthodes d’estimation itératives dans le cadre de l’estimation des coefficients de dilatation dans les matériaux hétérogènes. En effet, considérer la totalité du signal permet de minimiser plus efficacement les effets de la distorsion de la forme d’onde de ce dernier qu’une analyse sur des fenêtres successives d’observation.

3.6.6 Validation expérimentale : Conclusions

L’ensemble de cette campagne de mesures a été menée dans le but d’atteindre deux objectifs. Le premier objectif consistait à valider les méthodes de traitement du signal permettant l’estimation des coefficients de dilatation des ondes ultrasonores dans une plaque d’aluminium soumise à des variations discrètes de température. Dans cette première partie, il a été question d’évaluer le comportement des estimateurs par rapport à un modèle théorique modélisant la propagation des ondes ultrasonores dans un milieu homogène. Ce modèle s’appuie sur un modèle convolutif du signal retenu dans ce travail de thèse. L’examen des résultats de cette partie montrent que les estimateurs proposés, *i.e.* $\hat{\alpha}_{Str}$, $\hat{\alpha}_{EVM}$, $\hat{\alpha}_{TE}$, et $\hat{\alpha}_{Int}$, suivent linéairement les valeurs théoriques même lorsque l’écart entre la température à estimer et la température de référence est élevé. Ceci a permis, dans un premier temps, de valider la fiabilité de la chaîne de mesure, et dans un second de valider les outils de traitement du signal (*i.e.* intercorrélation à fenêtre glissante, *stretching*, estimateur à variance minimale pour un paramètre et transfor-

mée exponentielle sans synchronisation des signaux) et le modèle théorique utilisé dans le cas de l'analyse de signaux diffusés dans un milieu homogène sous l'effet de variations contrôlées en température. Par ailleurs, une comparaison en termes de performance d'estimation a montré que la méthode de la transformée exponentielle présente un taux d'erreurs d'estimation relativement faible par rapport aux autres méthodes.

Le deuxième objectif de cette campagne de mesure relevait de l'estimation du comportement des estimateurs dans le cas de l'analyse de signaux acquis dans un matériau hétérogène soumis à des variations contrôlées de température. Le dépouillement des résultats de l'application de ces méthodes pour l'estimation des coefficients de dilatation, dans une plaque composite de type fibre/matrice, montre que la méthode TE1 présente des performances nettement supérieures aux autres estimateurs, contrairement à l'intercorrélation à fenêtre glissante, qui présente les taux d'erreurs les plus élevés. La méthode d'estimation par transformée exponentielle se montre donc très robuste vis-à-vis des écarts par rapport au modèle du signal et du modèle théorique (annexe A), ce qui valide l'intérêt des méthodes d'estimation globales par rapport aux méthodes d'estimation itératives dans le cadre de l'estimation des coefficients de dilatation dans les matériaux hétérogènes.

3.7 Conclusions

Pour des applications de contrôle de santé *in situ*, le plus souvent, le traiteur du signal est confronté à des signaux influencés par divers composantes comme le bruit, les effets des conditions environnementales et opérationnels et les erreurs de la chaîne de mesure, par exemple. L'exploitation de l'information utile devient alors un problème de compromis entre son exactitude et le choix d'une technique de traitement du signal adaptée pour son extraction. Pour des applications de surveillance, il est souvent difficile de décider lorsqu'il s'agit de faire ce compromis. Dans ce contexte il apparaît alors indispensable de fournir des méthodes de traitement du signal susceptibles de répondre à certaines exigences du contrôle de santé des structures en service. Les méthodes de traitement du signal envisagées alors portent essentiellement sur des techniques d'estimation des effets des variations dans les conditions environnementales et opérationnelles sur un signal acoustique.

La nécessité de proposer une méthode de traitement du signal fiable, facile d'utilisation et satisfaisant les exigences du contrôle de santé *in situ*, a conduit à adapter une certaine approche pour le traitement des signaux ultrasonores multidiffusés. Dans un premier temps, un modèle du signal convolutif, exploitant le maximum d'information disponible *a priori* sur le signal multidiffusé, met en liaison la contribution de chacune de ces composantes. Dans un deuxième temps, un modèle théorique permet d'établir les relations grâce auxquelles il a été possible de proposer les formes analytiques approchées mais précises de la propagation des ondes ultrasonores dans un milieu donné. Ces expressions présentent un intérêt majeur dans le cas où elles autorisent une estimation approchée de l'influence des différents paramètres du milieu de propagation, du signal lui-même mais aussi de l'électronique de traitement.

Parmi les éléments des conditions environnementales et opérationnelles, la température est considérée comme un facteur global capable de modifier les paramètres du milieu de propagation et par conséquent le signal ultrasonore lui-même. L'influence de la température sur ce signal a été analytiquement modélisée comme de la dilatation temporelle. Quatre méthodes d'estimation ont alors été proposées. La première méthode, l'intercorrélation à fenêtre glissante, est une méthode itérative et classiquement utilisée dans la littérature pour l'estimation des coefficients de dilatation. Malgré ses performances modestes cette méthode, très simple à mettre en œuvre,

ne nécessite aucune connaissance *a priori* sur la nature du signal multidiffusé, à l'exception de la largeur de fenêtre d'analyse. Ces caractéristiques la destinent alors à jouer le rôle de technique de référence en terme de performances d'estimation par rapport aux autres méthodes, à savoir la méthode du *stretching*, l'estimateur à variance minimale, et la transformée exponentielle.

Les performances de la méthode du *stretching*, montrent que cette méthode offre des estimations précises à la condition toutefois que l'initialisation de la grille d'échantillonnage soit judicieusement établie. Cependant, cette méthode souffre de sa complexité algorithmique qui l'empêche de suivre des variations rapides des paramètres à estimer, comme la contrainte par exemple. La robustesse relative du *stretching* la rend plus avantageuse que l'intercorrélacion qui est beaucoup moins précise, en revanche, cette dernière est souvent utilisée lorsque la rapidité de l'analyse est cruciale. Afin de résoudre ce compromis, deux méthodes ont été développées dans le cadre de ce travail de thèse. Les résultats d'estimation des coefficients de dilatation par l'estimateur à variance minimale montrent que cette méthode offre de bons résultats en termes de biais et de variances, à la condition toutefois que l'initialisation soit suffisamment précise pour assurer la convergence de la phase d'optimisation. Ainsi les performances de cette méthode sont très largement tributaires d'une connaissance *a priori* du signal, ce qui en limite l'utilisation à faible rapport signal sur bruit. Par ailleurs, les performances statistiques et expérimentales de la transformée exponentielle offrent les meilleurs résultats par rapport aux autres méthodes, que ce soit en terme de biais proche de 0 ou en terme de variance faible pour différents valeurs de RSB et de coefficients de dilatation α estimés. Cette dernière méthode donne les meilleurs résultats pour l'estimation des coefficients de dilatation à partir des signaux expérimentaux. Ces résultats montrent que cette méthode globale est aussi bien adaptée pour l'analyse des signaux dans des matériaux homogènes et hétérogènes, tout en étant rapide et fiable.

Par ailleurs, il est difficile de conclure sur la qualité des estimations des coefficients de dilatation, puisque le modèle théorique basé sur le modèle du signal retenu dans ce travail, ne tient pas compte de plusieurs paramètres physiques qui définissent la propagation des ondes acoustiques dans des milieux relativement complexes, comme les phénomènes de dispersion, de dissipation thermique, de distorsion ou de convection, par exemple. Ce travail pourrait permettre, entre autre, d'étudier l'influence de simples variables physiques, comme la contrainte par exemple, dont on peut isoler expérimentalement les effets sur la qualité des estimations des coefficients de dilatation des ondes acoustiques. De même, il est envisageable de terminer ce travail par une étude de l'applicabilité des méthodes de traitement du signal proposées pour la compensation des effets de variations discrètes ou de gradients de température. Par ailleurs, une exportation de ces méthodes vers une application réelle peut être entamée par le biais de mesures systématiques, recouvrant une gamme plus importante de valeurs de température et de coefficients de dilatation. Ce travail devra être mené avec une meilleure connaissance des conditions de propagation des ondes ultrasonores, et un contrôle plus abouti des conditions expérimentales, plus précisément en ce qui concerne les phénomènes de distorsions.

Chapitre 4

Analyse de la signature acoustique des sources d'EA pour le SHM passif

4.1 Introduction

La performance de tout système de contrôle de santé (SHM en anglais) d'une structure est étroitement liée aux choix des paramètres d'analyse dont dispose l'opérateur. La manière dont ces paramètres sont choisis permet de mesurer la robustesse de la stratégie SHM adoptée. Le choix de la représentation est un paramètre décisif dans toute stratégie basée sur l'analyse des signaux non stationnaires. Un tel choix vise à fixer un espace de variance permettant une représentation adéquate de l'information significative portée par le signal, facilitant ainsi son extraction.

Pour un traiteur de signal, le rôle d'une représentation est de trouver le meilleur moyen de mettre en avant certaines informations. L'estimation de ces informations dépend de la connaissance *a priori* du signal. Ainsi, il devient évident que la manière dont l'information est représentée peut fortement influencer la facilité de son extraction. Pour les signaux non stationnaires, la complexité des situations rencontrées et l'absence d'un outil de traitement de signal générique applicable à tous les signaux rendent nécessaire la mise en place d'une étude spécifique dédiée à chaque cas afin de sélectionner les représentations les plus appropriées.

Les études présentées dans le chapitre 1 montrent que l'EA est une technique efficace pour identifier les mécanismes d'endommagement à partir de l'étude de paramètres extraits des signaux acoustiques. Ces études montrent que la dépendance à la forme temporelle des ondes acoustiques des différentes approches de contrôle de santé constitue à la fois un avantage et une limite pour le contrôle de santé des structures. L'avantage d'un tel comportement réside dans le fait que la déformation des ondes acoustiques lors de leur propagation dans le matériau peut être liée à la variation des propriétés physiques du milieu de propagation. Plusieurs études [9, 10] se sont ainsi servi de ces variations pour établir une cinétique de l'endommagement.

Toutefois, la limite d'une telle dépendance vient des outils d'acquisition et de traitement des signaux acoustiques. En effet, dans la plupart des cas, les signaux sont bruités lors de leur acquisition. Une phase de prétraitement (filtrage, débruitage) est souvent primordiale pour garantir une exploitation efficace de ces signaux. Des méthodes plus ou moins complexes et adaptées ont été utilisées, comme le filtre moyenneur ou gaussien [14], facile à mettre en œuvre mais complètement inefficace pour l'analyse des signaux réels qui sont très souvent non-stationnaires. Comme réponse à cette limitation, une approche basée sur les ondelettes, où il s'agit de seuiliser les coefficients d'ondelettes pour ne garder que ceux supposés correspondre au signal, a été proposée [15]. Cette méthode est efficace, la fonction d'analyse est prédéterminée à l'avance et

n'est pas souvent bien adaptée pour décrire le signal. En effet, le choix de la fonction analysante, dans une approche basée sur la transformée en ondelettes, dépend de la connaissance dont on dispose sur le signal à traiter et de l'information qu'on veut extraire [114]. En résumé, que ce soit pour les approches à base d'ondelettes ou que ce soit les approches linéaires classiques pour la décomposition temps-fréquence, le choix de la fonction de base et son adaptation au signal est un problème évident. Ainsi, afin de mieux comprendre le processus d'endommagement, une méthode qui ne nécessite pas la spécification d'une base de décomposition a été utilisée dans ce travail. L'analyse a été effectuée dans le domaine fréquentiel, mais aussi dans l'espace physique (espace des temps). La méthode utilisée est une technique récente de traitement du signal connue sous le nom de transformée de Hilbert-Huang (THH).

L'objectif de ce chapitre consiste dans un premier temps à décrire les différents outils de représentation des signaux non stationnaires. Les récentes représentations, dites représentations temps-fréquence instantanées, plus adaptées à l'analyse des signaux non stationnaires sont introduites. Les représentations temporelles et fréquentielles ainsi que les représentations conjointes temps-fréquence sont tout d'abord présentées. Ensuite, la performance des récentes méthodes de traitement du signal pour l'analyse des signaux non stationnaires complète ce chapitre. Dans un second temps, la THH est appliquée à l'analyse des signaux typiques d'EA représentatifs des mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites. Un nouveau descripteur est défini et est introduit dans un algorithme de classification en ligne des sources d'EA.

4.2 Méthodes d'analyse des signaux non-stationnaires

4.2.1 Propriété d'une méthode d'analyse temps-fréquence idéale et problématique pour le contrôle de santé

D'une manière générale, un signal a pour vocation de transporter de l'information. Il est défini comme étant une représentation d'un phénomène évolutif dans le temps et dans l'espace. L'étude de la liaison entre l'ensemble des éléments liés aux valeurs d'un signal à ceux du domaine de variation de ces derniers permet de caractériser quelques grandes familles de signaux. Par exemple, quand le domaine de répartition des variables est discret, respectivement continu, par rapport à chaque variable, on parle alors d'un signal discret, respectivement permanent. La dimension du domaine de répartition des variables intervient aussi dans la répartition des familles des signaux, on parle alors d'un signal scalaire ou vectoriel. De même, la nature du domaine de représentation détermine si le signal analysé est réel ou complexe.

4.2.2 Méthodes temporelles et fréquentielles

Représentation temporelle d'un signal

Afin de représenter les signaux non stationnaires issus d'un phénomène naturel, la solution la plus simple consiste à utiliser l'information temporelle dérivant des paramètres du signal. La représentation temporelle ne nécessite aucun effort d'adaptation théorique du signal. L'observation de la représentation temporelle d'un signal permet de révéler plusieurs informations relatives à l'évolution temporelle des paramètres de ce dernier. Par exemple, dans le cas des signaux d'EA, la figure 4.1 présente un signal typique d'une rupture de fibre relative à l'endommagement d'un matériau composite de type fibre/matrice soumis à un chargement mécanique.

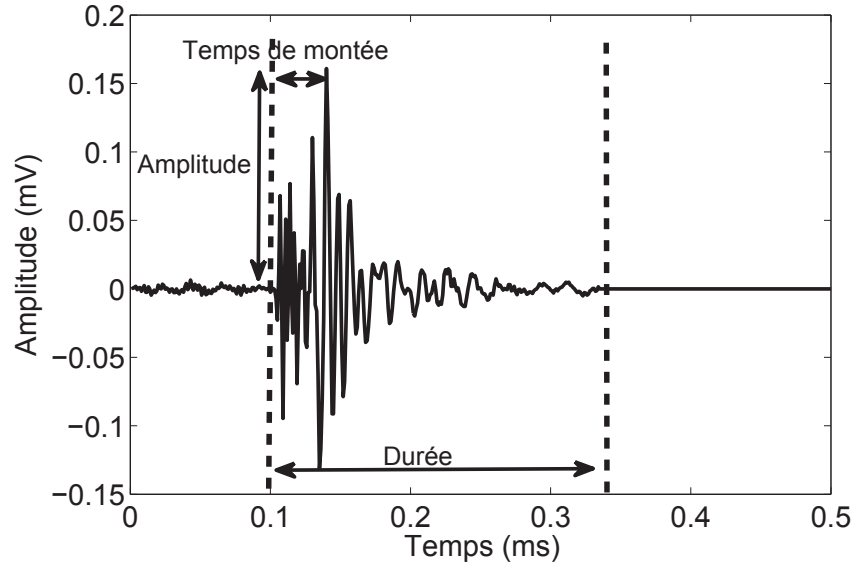


FIGURE 4.1 – Représentation temporelle d'un signal d'EA typique d'une rupture de fibre.

La représentation temporelle peut donc fournir des informations relatives à l'amplitude du signal acoustique, au temps d'arrivée des événements, à la durée, etc. Par contre, l'extraction de ces informations dépend de plusieurs paramètres tels que le calibrage de la chaîne de mesure, le couplage des capteurs, sensibilité au bruit, la distance source-capteur, etc. La représentation temporelle est donc généralement insuffisante pour l'analyse des signaux non stationnaires.

Représentation fréquentielle d'un signal

L'étude du contenu fréquentiel d'un signal constitue une alternative à sa représentation temporelle. La représentation fréquentielle $X(f)$ du signal $x(t)$ est la transformée de Fourier (TF) de ce dernier.

$$\mathcal{F}\{x(t)\} = X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \exp(-j2\pi ft) dt. \quad (4.1)$$

Inversement, la représentation temporelle est obtenue par la transformée de Fourier inverse (TFI)

$$\mathcal{F}^{-1}\{X(f)\} = x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \exp(+j2\pi ft) df. \quad (4.2)$$

D'une manière générale, la représentation fréquentielle par la TF fait disparaître toute information temporelle du signal qui, sous sa forme fréquentielle $\mathcal{F}\{x(t)\}$, est souvent analysée par l'étude de la courbe définissant l'évolution de son amplitude à chaque fréquence. Dans le cas de l'analyse des signaux non stationnaires, l'étude du contenu fréquentiel par la TF fournit une représentation plus simple à interpréter que la représentation temporelle, et permet ainsi une meilleure description des phénomènes apparaissant au sein du signal. Par contre, cette analyse reste insuffisante pour une caractérisation complète du signal.

4.2.3 Méthodes orientées temps-fréquence et temps-échelle

Les méthodes d'analyse des signaux non-stationnaires sont basées généralement sur un modèle générique aux données. La décomposition est donc effectuée avec une connaissance *a priori* des paramètres du signal. Dans ce contexte, il existe une grande variété de bases de décomposition aux propriétés diverses, dont une liste détaillée est présentée dans [115]. Une des solutions pour décrire les signaux non stationnaires consiste alors à *adapter* un outil stationnaire qu'est la transformée de Fourier au cadre non stationnaire. Les approches de représentations conjointes temps-fréquence et temps-échelle sont donc introduites. Plusieurs outils ont été développés dans la littérature [109, 108, 107] et aucun ne prédomine sur les autres. Leur utilisation va dépendre de l'application visée, des avantages et des inconvénients de chacun pour faire apparaître les informations recherchées [115]. Dans cette partie, deux méthodes de représentation temps-fréquence et temps-échelle sont introduites : la transformée de Fourier à court terme et la transformée en ondelettes.

Transformée de Fourier à court terme

L'approche d'analyse des signaux non-stationnaires par transformée de Fourier à court terme (STFT pour *Short Time Fourier Transform*) est basée sur une l'analyse des signaux sur des périodes de temps pendant lesquelles ils sont supposés stationnaires. Chaque fraction du signal considéré est analysée par la transformée de Fourier. Les composantes fréquentielles d'un signal non-stationnaire sont donc extraites par une décomposition pas à pas de signaux supposés stationnaires. La STFT est définie analytiquement par

$$K_{\tau}(f) = \int_{-\infty}^{\infty} K(t) \cdot \Delta(t - \tau) \cdot \exp(-j2\pi f(t - \tau)) dt. \quad (4.3)$$

avec $K(t)$ est le signal analysé, τ représente le paramètre de localisation de la fenêtre Δ , $K_{\tau}(f)$ correspond au spectre du signal $K(t)$ centré autour de τ .

La largeur de la fenêtre d'analyse Δ sur laquelle le signal est supposé stationnaire est donc choisie afin de vérifier l'hypothèse de stationnarité. Ce choix est étroitement lié à la qualité de résolution de la STFT : si la largeur Δ est grande, la résolution temporelle est faible mais présente une bonne résolution fréquentielle, et inversement. De manière générale, si une meilleure résolution fréquentielle est nécessaire, alors il faut utiliser une large fenêtre d'analyse. Dans ces conditions, il est difficile de respecter l'hypothèse de stationnarité, d'autant plus que le type, la longueur et le pas de déplacement de la fenêtre d'analyse doivent être fixés au début de l'analyse. Un choix judicieux de ces paramètres nécessite une bonne connaissance *a priori* du signal à analyser. La limite majeure de cette méthode, pour l'analyse des signaux non-stationnaires, est atteinte essentiellement quand la taille de la fenêtre d'analyse choisie ne correspond pas à la nature variable de ces signaux [109].

Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes (WT pour *Wavelet Transform*) a suscité beaucoup d'intérêt pour l'analyse des signaux non-stationnaires. Le principe de cette méthode repose sur une représentation temps-échelle de l'évolution temporelle d'un signal relativement à une échelle d'observation donnée [107, 115]. L'analyse par WT est effectuée selon une base de projection Ψ appelée ondelette mère (ou ondelette de base). La décomposition d'un signal par la fonction Ψ consiste à considérer, dans le domaine temporel, une fraction du signal à traiter. L'ondelette

mère est ensuite dilatée ou contractée à l'aide d'un facteur d'échelle a . Ceci permet de canaliser la décomposition sur une concentration donnée d'oscillations. La dilatation de fonction Ψ permet une analyse des composantes lentes du signal. Inversement, l'analyse des oscillations rapides du signal est effectuée par une ondelette mère contractée. Cette dilatation et contraction de la fonction d'analyse constitue le facteur d'échelle, permettant ainsi une décomposition temporelle du signal. La transformée en ondelettes est définie analytiquement par

$$C(b, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} k(t) \cdot \overline{\Psi}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt, \quad (4.4)$$

où $\Psi(t)$ représente l'ondelette mère (ou ondelette analysante), a le paramètre d'échelle ($a \neq 0$) et b est un paramètre de translation qui permet de retarder ou d'avancer l'instant d'application de l'ondelette sur le signal $k(t)$.

La valeur de a permet de dilater ($a > 1$) ou de contracter ($a < 1$) l'ondelette analysante $\Psi(t)$. Lorsque a croît, l'ondelette couvre une plus grande fraction du signal permettant d'extraire le comportement à long terme du signal. Inversement, lorsque la valeur du paramètre d'échelle a diminue, la fraction du signal analysée diminue permettant ainsi l'étude des variations locales à hautes fréquences [12]. Ces coefficients contiennent les informations nécessaires à une analyse multi-échelles. L'ondelette peut être interprétée comme un filtre passe bande de fréquence centrale f_c . Plus la fréquence du signal analysé s'approche de celle de l'ondelette analysante, plus la fréquence du signal analysé coïncide avec celle de l'ondelette. En effet, l'analyse par la transformée en ondelettes décompose le signal des plus basses fréquences vers les plus hautes. La variation du paramètre a permet de déterminer les composantes du signal qui correspond à la fréquence f_k

$$f_k = \frac{f_c}{a}. \quad (4.5)$$

En conclusion, l'analyse des signaux non-stationnaires par la transformée en ondelettes permet une meilleure résolution fréquentielle lors de l'analyse des composantes basses fréquences. Cependant, cette méthode favorise une bonne résolution temporelle dans le cas de l'analyse des composantes hautes fréquences [107, 115].

Synthèse

Dans ce paragraphe, nous avons introduit brièvement deux méthodes d'analyse temps-fréquence et temps-échelle largement utilisées pour l'analyse des signaux non-stationnaires. Dans un contexte d'analyse temps-fréquence, la méthode STFT montre que la localisation temporelle des événements est d'autant meilleure que la fenêtre d'analyse est petite, inversement, une bonne localisation fréquentielle est obtenue lorsque le support d'analyse est grand. Face à ces limitations, une solution consiste à faire varier la taille de la fenêtre en fonction de la fréquence. La notion de fréquence est par conséquent remplacée par la notion d'échelle. L'analyse temps-échelle par transformée en ondelettes est utilisée afin de permettre une analyse locale des oscillations du signal.

L'utilisation de ces méthodes est le sujet d'un paradoxe. D'une part, elles sont définies analytiquement sous des hypothèses de stationnarité et de linéarité des composantes du signal. D'autre part, les larges domaines d'application, notamment pour l'analyse des signaux non-stationnaires, leur donnent une certaine notoriété. Cependant, la principale limite de ces méthodes vient du fait que quelles nécessitent l'élaboration préalable de la base de projection. Une connaissance *a priori* des paramètres du signal est donc nécessaire. Afin de mieux cerner les

lois d'évolution des paramètres intrinsèques des signaux non-stationnaires multi-composantes, des approches d'analyse doivent être construites à partir des propriétés du signal lui-même.

Cette approche constitue une alternative à la limitation de l'analyse conjointe en temps et en fréquence, jointe à l'impossibilité d'une localisation parfaite en temps et en fréquence (principe d'incertitude d'Heisenberg-Gabor) [115]. Une approche non-paramétrique proposée par Huang et al. [16] sous le nom de Transformée de Hilbert-Huang, associant une méthode de décomposition temporelle empirique à une méthode d'estimation de la fréquence instantanée, semble promettre une meilleure analyse des signaux non-stationnaires multi-composantes. Par la suite, la méthode de Transformée de Hilbert-Huang ainsi que ses principaux avantages et ses limites sont présentés.

4.3 Transformée de Hilbert-Huang

4.3.1 Introduction

Un phénomène physique naturel est doté généralement d'un comportement non-linéaire et non-stationnaire. L'absence de méthodes d'analyse appropriées pour répondre à la nécessité de comprendre les phénomènes physiques réels a fait accroître la motivation à l'égard de la THH. Une des caractéristiques majeures des systèmes non-linéaires est leurs fréquences intra-modulaires. Celles-ci renseignent sur les changements de la fréquence instantanée dans un cycle d'oscillation. L'équation de Duffing [116] décrit le comportement d'un système non linéaire :

$$\frac{d^2x}{dt^2} + x + \sigma x^3 = \alpha \cos(2\pi Ft), \quad (4.6)$$

où σ est un paramètre scalaire et α est l'amplitude d'une fonction périodique de fréquence F . Dans l'équation (4.6), si le paramètre σ est nul le système est linéaire et la solution est facile à extraire [116]. Si $\sigma > 1$, le système devient alors fortement non-linéaire et de nouveaux phénomènes, comme la bifurcation, apparaissent. Des méthodes numériques peuvent alors être mises en œuvre pour la résolution de l'équation (4.6), qui représente un des systèmes non-linéaires les plus simples. Huang et al [117] ont montré qu'une variation fréquentielle entre les cycles d'oscillations est l'empreinte d'un système non-linéaire, ceci est plus clair en intervenant sur l'équation (4.7).

$$\frac{d^2x}{dt^2} + (1 + \sigma x^2)x = \alpha \cos(2\pi Ft). \quad (4.7)$$

Le facteur $(1 + \sigma x^2)$ peut être vu comme une constante de raideur variable ou comme une longueur de pendule variable. Aussi, comme la fréquence d'un simple pendule dépend de sa longueur, il est alors évident que le système en question doit changer de fréquence d'un instant à un autre même au cours d'un seul cycle d'oscillation. Huang et al [118] expliquent que ces variations de fréquences intra-modulaires ne peut pas être décelées par une analyse à base de transformée de Fourier, mais seulement par l'extraction des harmoniques. Ainsi, les effets de non-linéarité ont été attribués à de la distorsion d'harmoniques. Ces distorsions sont le résultat de l'imposition d'un processus de traitement linéaire, basé sur des fonctions définies *a priori*, à un système non linéaire.

4.3.2 Décomposition modale empirique

L'objectif de la décomposition modale empirique, ou EMD pour *Empirical Modes Decomposition*, est de décomposer tout signal multimodal en une somme de composantes oscillantes

monomodales, nommées modes intrinsèques ou IMFs (*Intrinsic Modes Functions*). L'EMD est locale, itérative et entièrement pilotée par les données [16]. Par ailleurs, cette méthode est basée sur l'hypothèse que chaque signal est constitué d'un nombre fini de modes d'oscillations intrinsèques où chacun de ces modes représente une simple oscillation. Cela revient à dire qu'un signal peut contenir différents modes d'oscillations superposés. Ainsi, bien que l'extraction des IMFs soit non linéaire, la reconstruction complète du signal par la somme des IMFs est linéaire. Dans cette partie, le principe de l'EMD et les définitions associées sont rappelés et l'implantation de l'algorithme de l'EMD est présentée.

Principe de la décomposition

La décomposition par EMD repose essentiellement sur l'extraction des IMFs. La définition d'une IMF est cependant très intuitive et n'a pas de justification théorique. Une IMF s'interprète comme un mode oscillatoire simple semblable à celui d'une harmonique simple. Cependant, contrairement à une harmonique, une IMF peut avoir une amplitude et une fréquence variable au cours du temps [16]. La procédure d'extraction des IMFs est appelée processus de tamisage (*Sifting Process* SP). Une IMF est définie comme une fonction qui satisfait aux exigences suivantes [16] :

1. Dans l'ensemble des données, le nombre d'extrema et le nombre de passages par zéro doivent être égaux ou au plus différents d'une unité ;
2. À chaque instant, la valeur moyenne de l'enveloppe définie par les maxima locaux et celle définie par les minima locaux doit être égale à zéro.

Trois points essentiels ont été à l'origine d'une telle définition :

1. D'après Huang et al [119], la première condition garantit le critère de bande étroite. En effet, Pitoiset [120] a défini la largeur de bande d'un signal par les moments m_k d'ordre k du spectre du signal. Le nombre de passages par zéro par unité du temps du signal est alors donné par :

$$N_0 = \frac{1}{\pi} \sqrt{\frac{m_2}{m_0}}. \quad (4.8)$$

Le nombre d'extrema du signal est calculé par

$$N_1 = \frac{1}{\pi} \sqrt{\frac{m_4}{m_2}}. \quad (4.9)$$

La largeur de bande du signal, notée L , est finalement donnée par

$$L = \pi \sqrt{N_1^2 - N_0^2} = \sqrt{\frac{m_4 m_0 - m_2^2}{m_2 m_0}}. \quad (4.10)$$

2. La deuxième condition est pour s'assurer que la fréquence instantanée n'inclue pas les fluctuations indésirables du signal, induites par les formes d'ondes asymétriques [16].
3. Les deux conditions suffisent pour que la notion de fréquence instantanée ait un sens physique.

4.3.3 Processus du tamisage

L'EMD est initialement définie comme étant un outil algorithmique [119]. Le principe du processus est assez simple. En effet, il suffit de considérer le signal à l'échelle de ses oscillations locales, de soustraire l'oscillation la plus rapide et de réitérer le processus sur le résidu de façon à écrire le signal initial $x(t)$ comme une combinaison finie d'oscillations. Le signal peut alors s'écrire

$$x(t) = \sum_{n=1}^N IMF_n(t) + r(t), \quad (4.11)$$

avec $r(t)$ le résidu de la décomposition et N le nombre d'IMFs.

Cette décomposition est entièrement pilotée par les données. En théorie [119] et d'après l'équation (4.11), si on additionne toutes les IMFs et le résidu, alors on reconstruit le signal original sans déformation de l'information initiale.

Pour illustrer la décomposition en IMF, on considère le signal de synthèse $x(t)$ défini par l'équation (4.12) :

$$x(t) = 2 \cos(2\pi 10t) + 5 \cos(2\pi 50t) + \cos(2\pi 100t). \quad (4.12)$$

La première étape de la décomposition consiste à estimer les extrema locaux. On interpole ensuite tous les maxima avec une spline cubique pour construire l'enveloppe supérieure. Puis, on fait de même avec les minima. On calcule ensuite $m_1(t)$, la valeur moyenne des enveloppes supérieure et inférieure (figure 4.2a), pour la soustraire enfin au signal initial $x(t)$:

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t). \quad (4.13)$$

Si après la première itération (figure 4.2b) $h_1(t)$ ne possède pas encore les propriétés d'une IMF on est contraint alors de répéter ce processus plusieurs fois jusqu'à ce que la moyenne locale soit nulle. Afin de s'assurer que le signal obtenu vérifie bien les propriétés d'une IMF, tout en limitant le nombre d'itérations, un critère d'arrêt doit être défini. Huang [119] propose un critère basé sur le calcul de la variation relative (SD) du signal entre deux itérations consécutives de l'algorithme :

$$SD_k = \frac{\sum_{t=0}^T |h_{k-1}(t) - h_k(t)|^2}{\sum_{t=0}^T h_{k-1}^2(t)}. \quad (4.14)$$

L'étape suivante consiste à soustraire la première IMF, notée c_1 , au signal original pour estimer le résidu

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t). \quad (4.15)$$

Le résidu r_1 oscille d'une manière moins rapide que c_1 et sera soumis au même processus que celui que nous venons de décrire, pour en extraire la prochaine IMF, et ainsi de suite. Le processus de tamisage se termine après n itérations, si une de ces conditions est établie [119] :

- le résidu r_n n'a plus que deux extrema ;
- le résidu r_n est un signal mono-composante, c'est donc une IMF.

Enfin, après l'extraction de la dernière IMF, l'expression du signal original devient

$$x(t) = \sum_{k=1}^N c_k(t) + r_N(t). \quad (4.16)$$

D'une façon générale, le processus de tamisage de la décomposition en modes empirique peut se résumer comme suit :

1. Affecter le signal original à une variable $h(t)$;

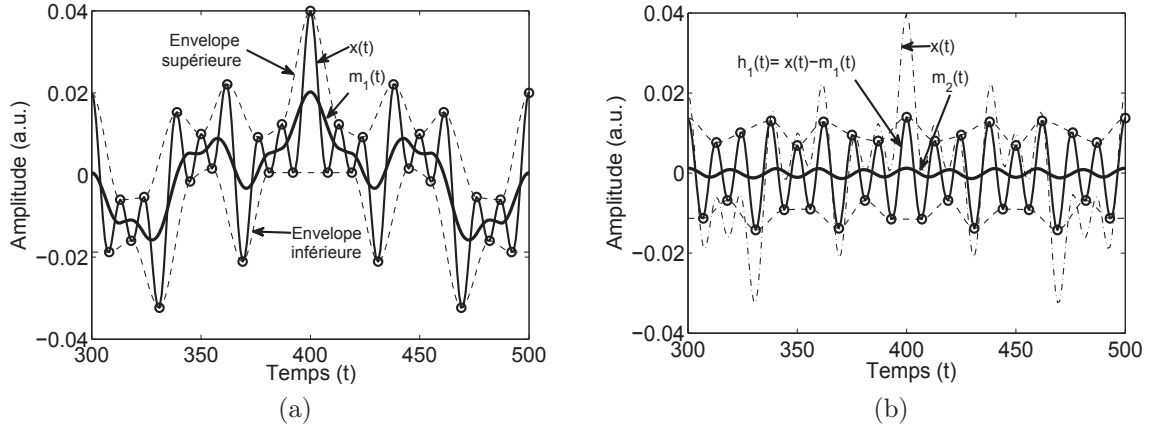


FIGURE 4.2 – Processus du tamisage : le signal de synthèse $x(t)$ et ses enveloppes supérieure et inférieure (lignes en pointillé) et la moyenne locale des enveloppes inférieure et supérieure (ligne en gras) (a) ; Le signal test après le première itération du tamisage (b).

2. Estimer les extrema locaux de $h(t)$;
3. Interpoler les maxima et les minima de $h(t)$ notés respectivement $E_{max}(t)$ et $E_{min}(t)$;
4. Calculer la moyenne locale définie par

$$m(t) = \frac{1}{2} [E_{max}(t) + E_{min}(t)] ; \quad (4.17)$$

5. Calculer le résidu

$$r(t) = h(t) - m(t) ; \quad (4.18)$$

- si le signal $r(t)$ vérifie les propriétés d'une IMF, alors

$$IMF_i = r(t), \quad (4.19)$$

- sinon, répéter les étapes 2 à 5 avec

$$h(t) = r(t). \quad (4.20)$$

6. L'IMF déterminée est soustraite au signal initial :
 - si le résidu présente un nombre suffisant d'extrema (supérieur à deux), retourner à l'étape 1 afin d'extraire une autre IMF,
 - sinon, le résidu est considéré comme le résidu final $r(t)$ de l'équation (4.16)

La figure 4.3 reproduit les étapes du processus du tamisage.

La figure 4.4 illustre la décomposition en IMFs du signal de synthèse défini par l'équation (4.12).

Commentaires liées à l'implantation

Vis à vis de l'interpolation : Après l'identification des extrema locaux du signal, l'étape suivante consiste à interpoler ces derniers avec une spline cubique pour construire les enveloppes supérieure et inférieure. La spline cubique est une méthode d'interpolation polynômiale. Comme son nom l'indique, cette méthode utilise une équation cubique pour modéliser localement une courbe. L'algorithme proposé est celui proposé par Precioso [121]. Pour une fonction tabulée

$$h_n = h(x_n) \quad (4.21)$$

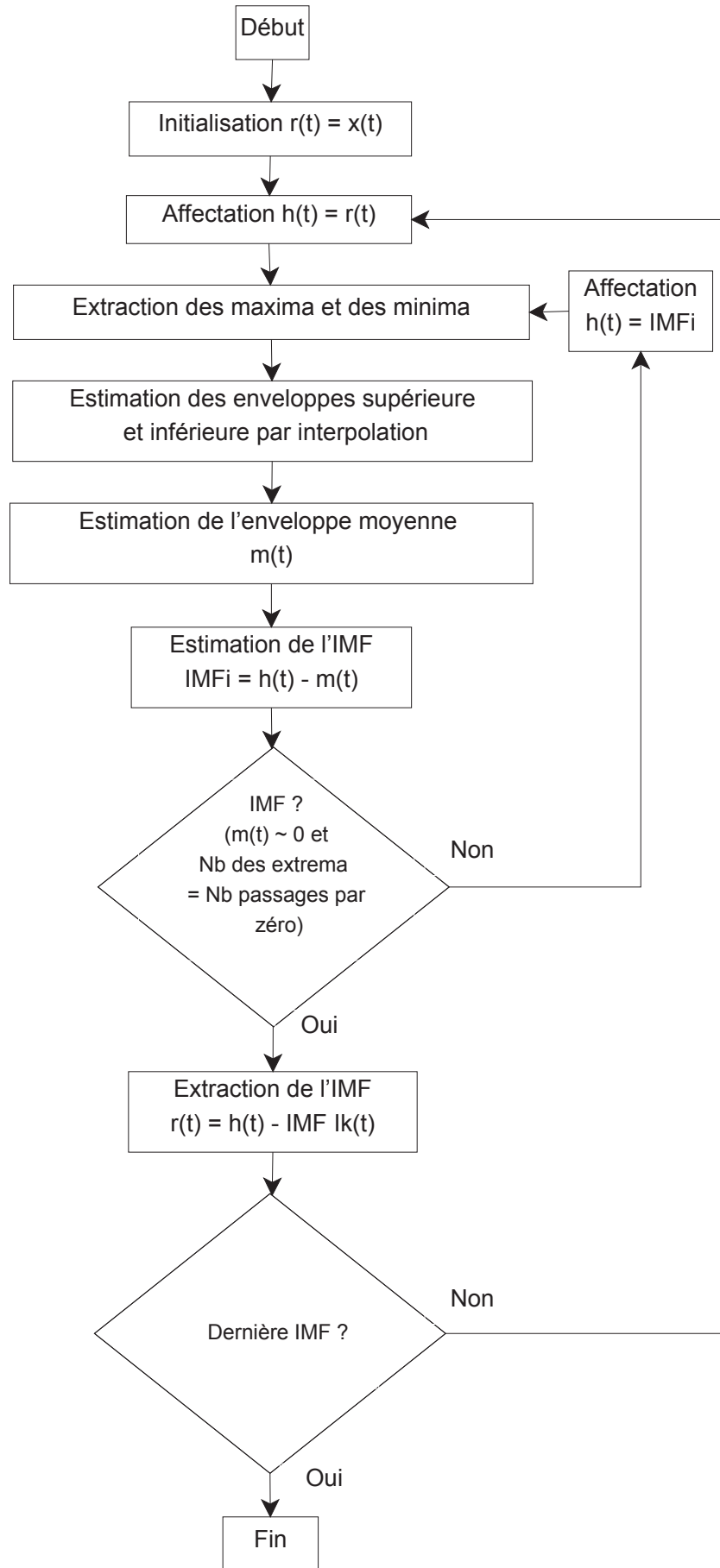


FIGURE 4.3 – Algorithme de la décomposition par EMD.

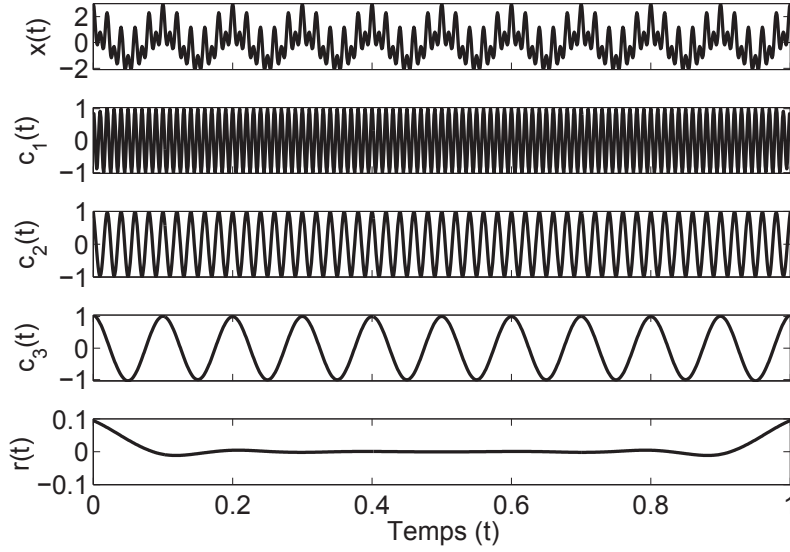


FIGURE 4.4 – Décomposition en IMFs du signal de test.

tel que n varie sur un interval fermé de N éléments. Son interpolation linéaire dans l'intervalle x_m et x_{m+1} peut s'écrire

$$h = Ah_m + Bh_{m+1}, \quad (4.22)$$

tel que

$$A = \frac{x_{m+1} - x}{x_{m+1} - x_m}, \quad (4.23)$$

et

$$B = 1 - A = \frac{x - x_m}{x_{m+1} - x_m}, \quad (4.24)$$

avec $m \in [2, \dots, N - 1]$.

D'après l'équation (4.22), la dérivée seconde du polynôme cubique varie proportionnellement à h_n'' et h_{m+1}'' . On obtient alors

$$h = Ah_n + Bh_{m+1} + Kh_n'' + Lh_{m+1}'', \quad (4.25)$$

avec A et B définis dans les équations (4.23) et (4.24). Les expressions de K et L s'écrivent alors

$$K = \frac{1}{6}(A^3 - A)(x_{m+1} - x_m)^2, \quad (4.26)$$

et

$$L = \frac{1}{6}(B^3 - B)(x_{m+1} - x_m)^2. \quad (4.27)$$

Le calcul de la première et la seconde dérivée de h donne

$$\frac{dh}{dx} = \frac{h_{m+1} - h_m}{x_{m+1} - x_m} - \frac{3A^2 - 1}{6}(x_{m+1} - x_m)h_m'' + \frac{3B^2 - 1}{6}(x_{m+1} - x_m)h_{m+1}'' \quad (4.28)$$

et

$$\frac{d^2h}{dx^2} = Ah_m'' + Bh_{m+1}''. \quad (4.29)$$

On doit maintenant résoudre les valeurs de h''_n . Afin d'y parvenir, on se met dans la condition de continuité de la dérivée première. Pour $x = x_m$, les expressions des dérivées premières obtenues sur les intervalles $[x_{m-1}, x_m]$ et $[x_m, x_{m+1}]$, s'écrivent

$$\frac{x_m - x_{m-1}}{6} h''_{m-1} + \frac{x_{m+1} - x_m}{3} h''_m + \frac{x_{m+1} - x_m}{6} h''_{m+1} = \frac{h_{m+1} - h_m}{x_{m+1} - x_m} - \frac{h_m - h_{m-1}}{x_m - x_{m-1}} \quad (4.30)$$

Le résultat est un tenseur de $(N - 2)$ équations linéaires à N inconnues. Pour compléter ce système, il existe deux solutions :

1. Choisir h''_1 et h''_N parmi des valeurs calculées à partir de l'équation ((4.29)), afin d'adapter la dérivée première aux bornes du domaine d'interpolation.
2. Choisir h''_1 et h''_N à zéro, on aura ce qu'on appelle des *splines naturelles*.

Notre choix est porté sur une spline naturelle.

Vis à vis des problèmes de bornes : La limite de la plupart des fonctions d'interpolation, c'est que ces dernières sont conçues pour travailler sur les valeurs des extrema du signal et sur les abscisses correspondantes. Cependant, le premier et le dernier échantillons du signal analysé ne sont pas des maxima ou des minima. De cette manière, il va rester deux intervalles avec seulement un point pour calculer la fonction d'interpolation, ce qui n'est pas suffisant. Plusieurs travaux ont été élaborés afin de répondre à ce problème. Le lecteur pourra se référer au travail de Boustane et Quéllec [14, 117].

Vis à vis du critère d'arrêt : Le critère d'arrêt détermine le nombre de tamisages pour produire une IMF. Ce critère permet de garantir que les composantes des IMF ont une signification physique en terme de modulation d'amplitude et de fréquence d'un signal mono-composante [14]. Historiquement, deux critères d'arrêt différents ont été utilisés :

1. Le premier critère, proposé par Huang et al. [119], est la variance relative SD . Il est similaire au test de convergence de Cauchy et il revient au calcul de la somme d'une différence. SD est déjà définie par l'équation (4.14). Le processus de tamisage est arrêté quand SD est inférieur à une valeur pré-déterminé.
2. Le deuxième critère est fondé sur *le nombre S*, qui est défini comme le nombre de tamisages consécutifs lorsque le nombre de passages par zéro et le nombre d'extrema sont égaux ou différent au plus de l'unité. Plus précisément, *le nombre S* est initialisé par l'utilisateur avant l'exécution de l'algorithme. Le processus de tamisage ne s'arrêtera que si pour S fois de suite les nombres de passages par zéro et des extrema restent les mêmes et sont égaux ou différent au plus de 1 [117].

Cependant, Flandrin et al. [122] ont constaté que l'écart type entre deux résultats consécutifs, qui n'est autre que le SD de l'équation (4.14), ne tient pas compte des pics de grande amplitude et de courte durée présent dans le signal. Pour remédier à ce genre de problèmes, ils ont proposé une technique basée sur le calcul de l'enveloppe moyenne normalisée :

$$m_{norm}(n) = 2 \frac{|m(n)|}{|EnvMax(n) - EnvMin(n)|} \quad (4.31)$$

L'arrêt des itérations se fait pour l'une des conditions suivantes :

- Aucun point de l'enveloppe moyenne normalisée n'est supérieur à une valeur *seuil 1* ;
- Le pourcentage de points de l'enveloppe moyenne normalisée supérieurs à une valeur *seuil 2*, est supérieur à une valeur *tol 1*.

4.3.4 Analyse Spectrale de Hilbert

L'analyse spectrale de Hilbert fournit une méthode pour l'examen de la fréquence instantanée $F_k(t)$ et de l'amplitude instantanée $a_k(t)$ en fonction du temps. La transformée de Hilbert (TH) est appliquée sur chacune des N IMFs $c_k(t)$ séparément. Ensuite, il est possible d'obtenir

$$a_k(t) = \sqrt{c_k^2(t) + \hat{c}_k^2(t)}, \quad (4.32)$$

et

$$F_k(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d}{dt} \left\{ \arctan \left[-\frac{\hat{c}_k(t)}{c_k(t)} \right] \right\}, \quad (4.33)$$

où $\hat{c}_k(t)$ est la TH de $c_k(t)$, pour $k \in [1, N]$. Donc, le signal analytique $z_{x(t)}(t)$ associé à $x(t)$ peut être exprimé comme

$$z_{x(t)}(t) = \sum_{k=1}^N a_k(t) \exp(j\Phi_k(t)), \quad (4.34)$$

où $\Phi_k(t)$ est la phase du signal analytique. La fréquence instantanée s'écrit

$$F_k(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{d\Phi_k(t)}{dt}. \quad (4.35)$$

Le signal original peut alors s'exprimer par

$$x(t) = \Re \left\{ \sum_{k=1}^N a_k(t) \exp j2\pi F_k(t)t \right\}. \quad (4.36)$$

On remarque ici l'absence du résidu r_n . En effet, compte tenu de sa longue oscillation, et à cause de l'intérêt porté à l'information contenue dans les autres composantes (plus énergétiques), le résidu, qui est aussi la dernière composante non-IMF, n'est pas pris en considération [16]. L'équation (4.36) montre que la THH représente une expansion généralisée de la TF [16]. En effet, l'analyse du même signal $x(t)$ par TF donne

$$x(t) = \Re \left\{ \sum_{n=1}^N a_n \exp j(2\pi f_n t) \right\}, \quad (4.37)$$

avec a_n et f_n deux constantes. La dépendance de l'amplitude et de la fréquence aux fluctuations temporelles est la base de l'adaptation de la méthode de THH à l'analyse des signaux non linéaires et non stationnaires. Dans l'équation (4.36), à la fois l'amplitude et la fréquence dépendent du temps. La distribution temps-fréquence de l'amplitude constitue le spectre de Hilbert (SH). La figure 4.5 montre le SH du signal de synthèse défini par l'équation (4.12). Les couleurs sur cette figure correspondent à l'amplitude des IMFs. D'après cette figure il est possible de constater une détection correcte des différentes lois d'évolution des fréquences du signal $x(t)$ malgré les effets de bords liés à la fréquence d'échantillonnage. Diverses représentations spectrales de Hilbert ont été proposés [16]. Le spectre marginal de Hilbert (SMH), offre une mesure de la contribution énergétique totale de chaque valeur de fréquence, c'est à dire que le SMH représente l'amplitude cumulée pour chaque fréquence à un instant t sur la durée entière du signal [118]. La figure 4.6 illustre le SMH du signal de synthèse défini par l'équation (4.12). Si une représentation plus qualitative de la distribution temps-fréquence des paramètres du signal est souhaitée, la présentation lissée du SMH, ou spectre de Hilbert lissé (SHL), peut

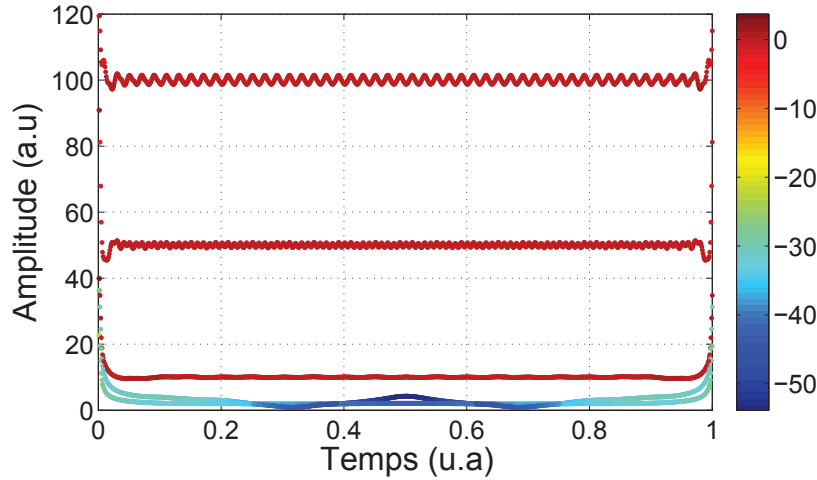


FIGURE 4.5 – Spectre de Hilbert du signal de synthèse $x(t)$ défini par l'équation (4.12).

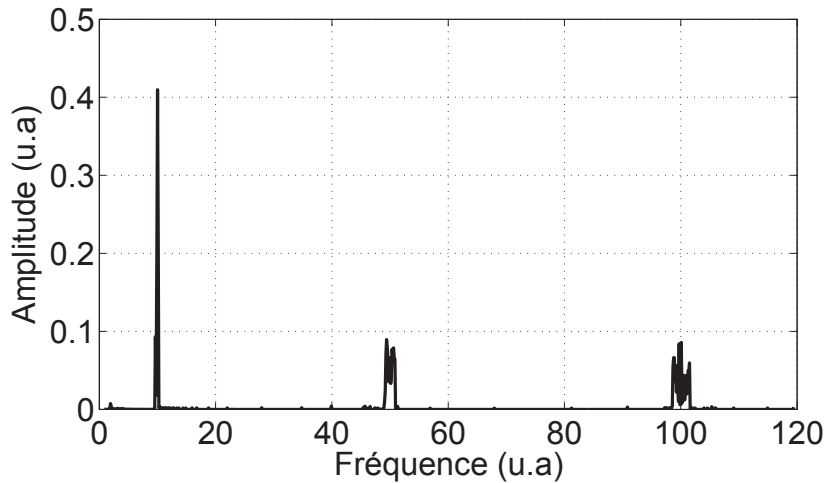


FIGURE 4.6 – Spectre Marginal de Hilbert du signal de synthèse $x(t)$ défini par l'équation (4.12).

être utilisée. L'intérêt d'une représentation par SHL est d'identifier plus facilement la densité d'énergie et les tendances d'évolution en fonction de la fréquence et du temps. Plusieurs méthodes de lissage peuvent être appliquées [117]. Dans ce travail, une fonction gaussienne à deux dimensions (15×15) a été retenue afin de mettre en évidence les régions du SMH à forte variation d'énergie. La figure 4.7 donne, à titre d'exemple, le SHL du signal de synthèse donné par l'équation (4.12).

Dans cette partie, le principe de l'analyse temps-fréquence par THH a été présenté. Les principaux avantages et limitations de cette méthode ont été brièvement évoqués. Pour une analyse plus complète, le lecteur pourra se référer aux références [16, 117, 118, 115, 14]. Par la suite, une étude comparative entre la THH, la transformée de Fourier à court terme, et les ondelettes est présentée. Les résultats de cette comparaison apportent une conclusion sur les limites et les améliorations à apporter à la THH.

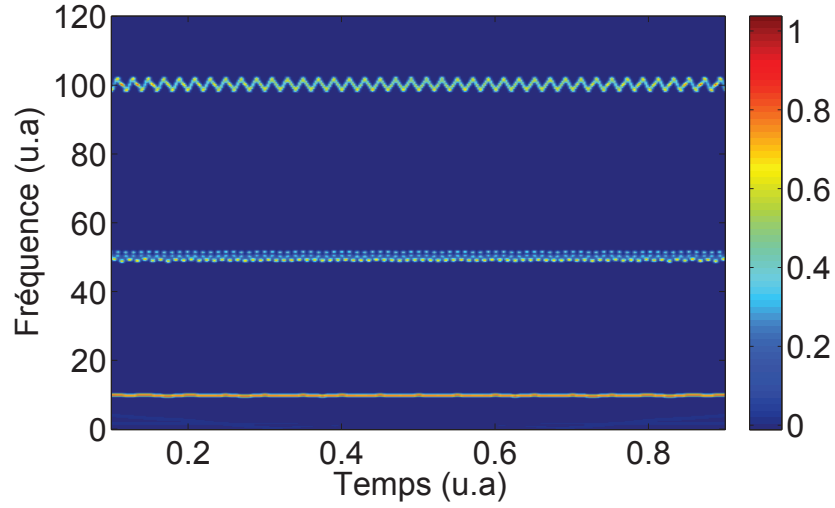


FIGURE 4.7 – Spectre de Hilbert Lissé du signal de synthèse $x(t)$ défini par l'équation (4.12).

4.4 Performance des méthodes temps-fréquence pour l'analyse des signaux de synthèse

Le principe de description d'un signal non-stationnaire proposé par Huang et al. [16, 117, 118] repose sur l'extraction itérative et adaptative d'un nombre fini d'IMF. Le procédé d'extraction est effectué par la séparation locale d'une oscillation rapide et d'une contribution plus lente. D'une autre manière, contrairement aux outils d'analyse temps-fréquence classiques (ondelettes par exemple), la décomposition d'un signal en oscillations intrinsèques (IMFs) est effectuée par un algorithme itératif (tamisage) et non pas dans un cadre analytique rigoureux. Malgré cette limitation, cette approche de décomposition temporelle présente un intérêt considérable pour l'analyse des signaux non-stationnaires puisqu'elle offre une description complète, locale, adaptative et pilotée par le signal. Par la suite, la comparaison avec des approches d'analyse temps-fréquence va permettre d'illustrer la capacité de la THH à détecter les différentes lois d'évolution des fréquences de signaux de synthèse. Cette approche est conduite en deux étapes. La première étape consiste à estimer la performance de la THH, de la transformée en ondelettes et de la STFT pour l'analyse d'un signal transitoire multi-composantes. La deuxième étape consiste à appliquer ces méthodes pour l'analyse de signaux d'EA de synthèse pour différentes puissances de bruit.

4.4.1 Analyse d'un signal transitoire multi-composantes

Dans cette partie, les résultats de la décomposition par la THH, par les ondelettes continues de Daubechies (db2) sur cinq niveaux [115], et par la STFT pour différentes fenêtres d'analyse.

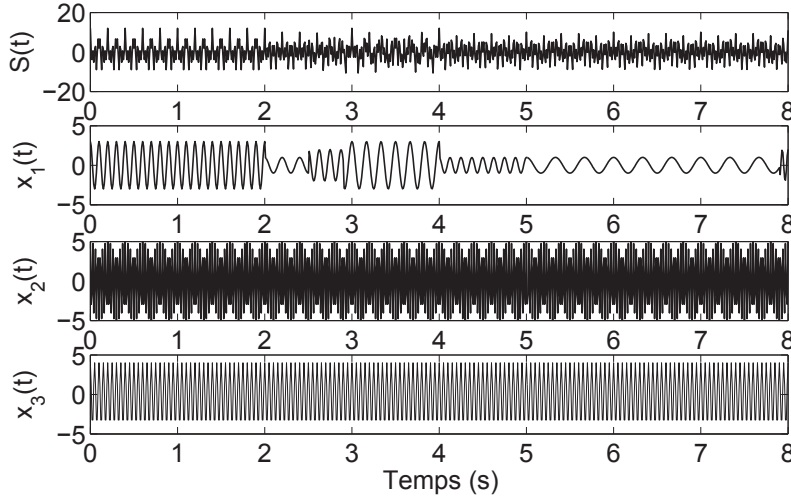


FIGURE 4.8 – Signal de synthèse $S(t)$ et ses composantes $x_1(t)$, $x_2(t)$ et $x_3(t)$.

Le signal à analyser $S(t)$ est constitué de trois sinusoïdes $x_1(t)$, $x_2(t)$ et $x_3(t)$ telles que

$$x_1(t) = \begin{cases} 3 \times \sin(2\pi 10t) & 0 \text{ s} \leq t < 2 \text{ s} \\ 1 \times \sin(2\pi 5t) & 2 \text{ s} \leq t < 2,5 \text{ s} \\ 2 \times \sin(2\pi 8t) & 2,5 \text{ s} \leq t < 2,9 \text{ s} \\ 3 \times \sin(2\pi 6t) & 2,9 \text{ s} \leq t < 4 \text{ s} \\ 1 \times \sin(2\pi 8t) & 4 \text{ s} \leq t < 5 \text{ s} \\ 1 \times \sin(2\pi 3t) & 5 \text{ s} \leq t < 7,9 \text{ s} \\ 2 \times \sin(2\pi 15t) & 7,9 \text{ s} \leq t < 8 \text{ s}, \end{cases}$$

$$x_2(t) = 5 \times \sin(2\pi 35t), \quad (4.38)$$

$$x_3(t) = 4 \times \sin(2\pi 20t), \quad (4.39)$$

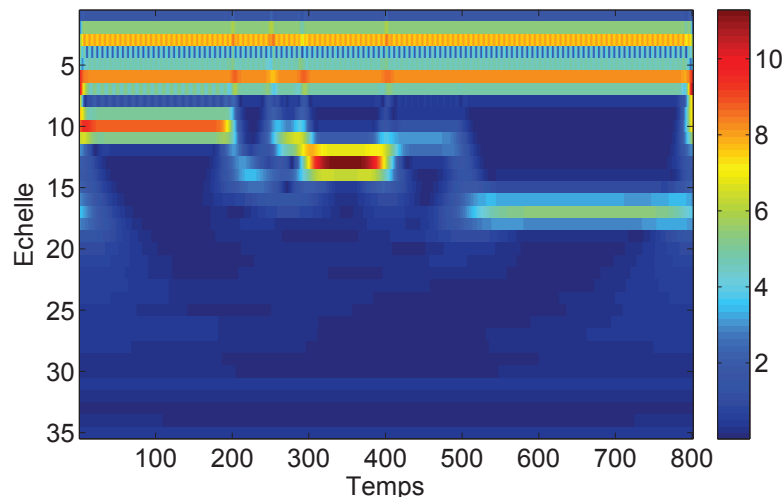
$$S(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t). \quad (4.40)$$

Afin de créer un signal reprenant les caractéristiques d'un signal d'EA, $S(t)$ est composé de trois composantes sinusoïdales : lente ($x_1(t)$), moyenne ($x_2(t)$) et rapide ($x_3(t)$). Le nombre de points est de 1000 (pas d'échantillonnage de 1). Le signal de synthèse $S(t)$ est présenté par la figure 4.8.

Analyse par ondelettes

La figure 4.9 présente la représentation temps-fréquence du signal de synthèse $S(t)$ (figure 4.8), en utilisant la décomposition par l'ondelette continue de Daubechies (db2) sur cinq niveaux. L'amplitude des coefficients de l'ondelette est codée par une variation de couleur.

Cette figure montre que la résolution temporelle de l'analyse par ondelettes est meilleure pour les basses fréquences. Par ailleurs, il est à noter qu'une perte d'information apparaît sur chaque extrémité de la fenêtre analysée. Cette limitation, générée par le produit de convolution, est propre au fait que la durée de la fonction analysante dans les hautes fréquences est moins grande que dans les basses fréquences. Ceci conduit à une perte plus importante des échantillons du signal analysé dans les basses fréquences. L'effet du produit de convolution peut être réduit par l'utilisation d'une fenêtre d'analyse, plus grande et centrée sur la fenêtre initiale, pour l'étude des basses fréquences.

FIGURE 4.9 – Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant les ondelettes.

Analyse par STFT

Par la suite, la STFT est utilisée pour l'analyse du signal de synthèse illustré par la figure 4.8. La figure 4.10 présente, quant à elle, les résultats de l'utilisation de la méthode STFT avec une fenêtre de 64 points, une fenêtre de 128 points (figure 4.11) et une fenêtre de 256 points (figure 4.12).

Sur ces figures, la couleur est représentative de l'évolution de l'énergie du signal. La représentation temps-fréquence du signal de synthèse $S(t)$ montre que la résolution fréquentielle se dégrade lorsque la largeur de la fenêtre d'analyse augmente, toutefois, tous les changements des fréquences ont été bien localisés, sauf entre 2 s et 3 s.

Par ailleurs, les figures 4.10 et 4.11 montrent que la résolution fréquentielle se dégrade proportionnellement à la taille de la fenêtre d'analyse. Pour une fenêtre de 64 points, la STFT permet d'avoir une résolution fréquentielle deux fois meilleure que pour une fenêtre de 128 points. Par contre, une augmentation de résolution temporelle de 0,5 s est obtenue pour une analyse avec une fenêtre de 128 points.

Ces résultats correspondent aux cas particuliers où les oscillations des paramètres du signal (fréquence et amplitude) arrivent à la fin d'une période et où la taille de la fenêtre d'analyse coïncide avec une valeur multiple de la période du signal. Dans le cas d'un signal non-stationnaire, ces conditions ne sont pas vérifiées. La réponse de la STFT est fortement dégradée, comme le montre la figure 4.12.

Analyse par THH

Par la suite, la méthode de THH est appliquée à l'analyse du signal de synthèse $S(t)$. La figure 4.13 donne la représentation temps-fréquence de $S(t)$ par le SHL. La couleur sur cette figure correspond à l'amplitude instantanée de chaque composante du signal.

D'après la figure 4.13, l'analyse par THH permet de localiser avec précision les lois d'évolution des composantes fréquentielles du signal. Par ailleurs, il est à noter que la THH manque de précision lors des changements instantanés des hautes fréquences, ainsi sur chaque extrémité du signal (effets de bord). Entre autre, la THH permet aussi de détecter efficacement les discontinués intrinsèques au signal (entre 2 et 3 s). En conclusion, la fréquence instantanée semble

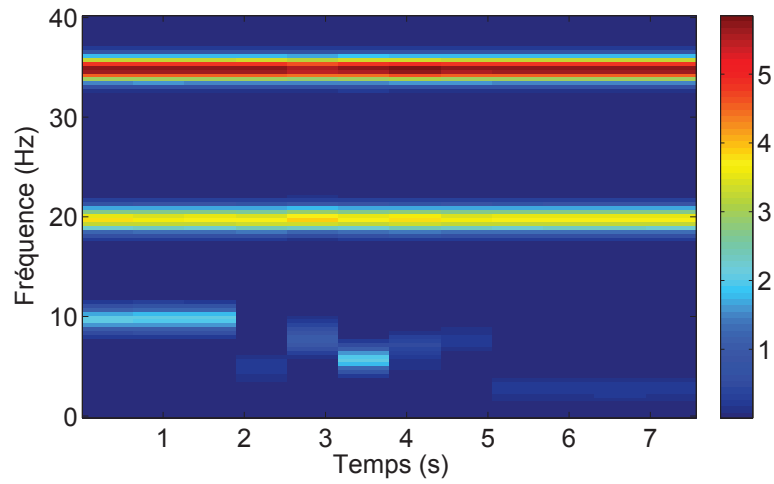


FIGURE 4.10 – Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant STFT avec une fenêtre de 64 points.

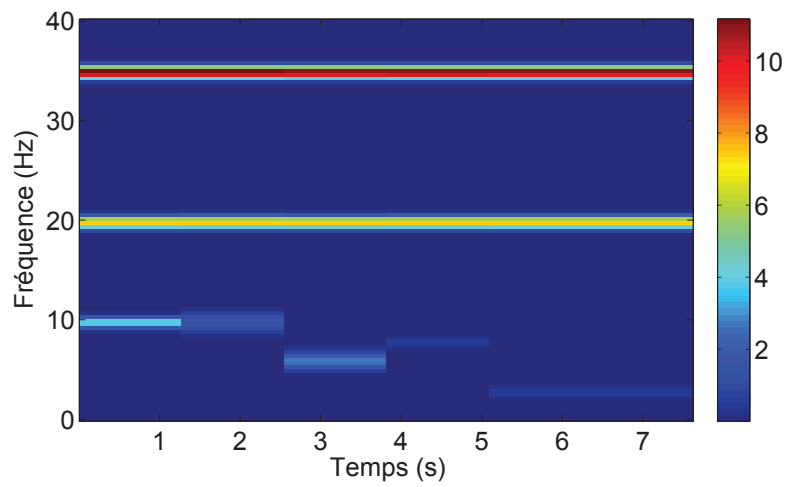


FIGURE 4.11 – Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant STFT avec une fenêtre de 128 points.

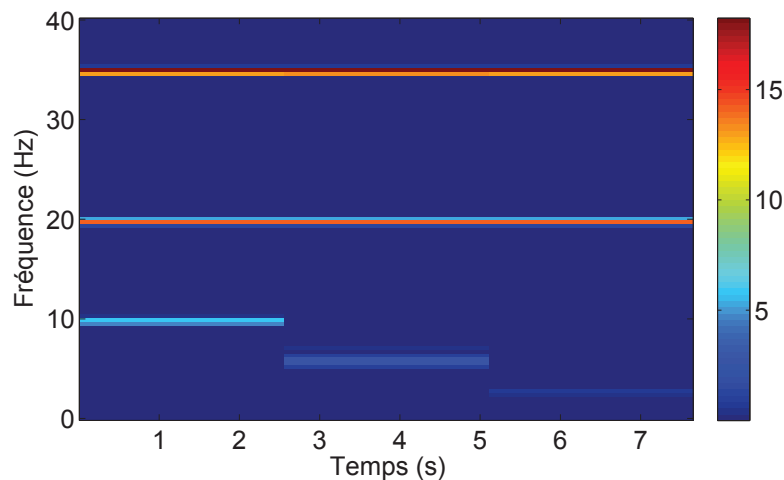


FIGURE 4.12 – Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant STFT avec une fenêtre de 256 points.

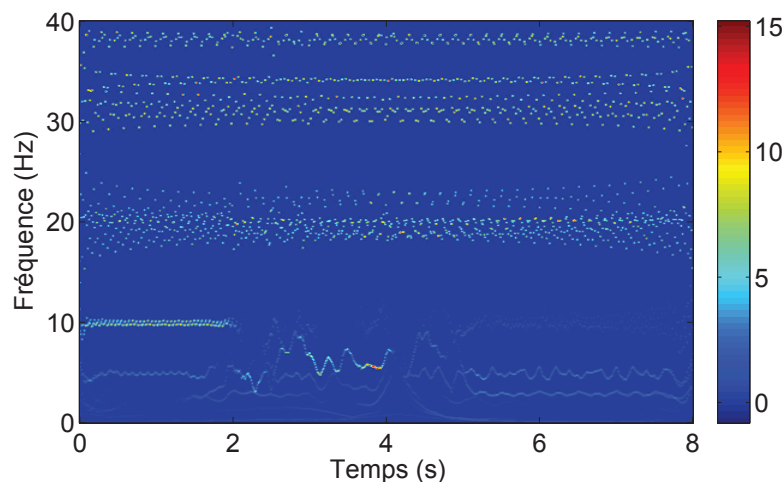


FIGURE 4.13 – Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant la THH.

présenter une bonne aptitude à l'étude des paramètres oscillatoires d'un signal.

4.4.2 Analyse d'un signal de simulation d'EA

Dans la première partie de la phase d'évaluation des méthodes d'analyse temps-fréquence et temps-échelle, nécessitant une connaissance a priori du signal, par rapport à une méthode pilotée par les données, a montré le potentiel de la fréquence instantanée pour l'analyse des signaux multi-composantes. La THH semble la mieux adaptée pour localiser, avec précision, les changements de fréquence d'un signal transitoire multi-composantes. Par la suite, la deuxième partie de la phase d'évaluation consiste à analyser le comportement des trois méthodes proposées, pour l'analyse d'un signal non-stationnaire réel.

La figure 4.14 présente une simulation d'un signal d'EA en utilisant un test de casser de mine [13]. Le signal obtenu est de type résonnant et caractérisé par un temps de montée rapide

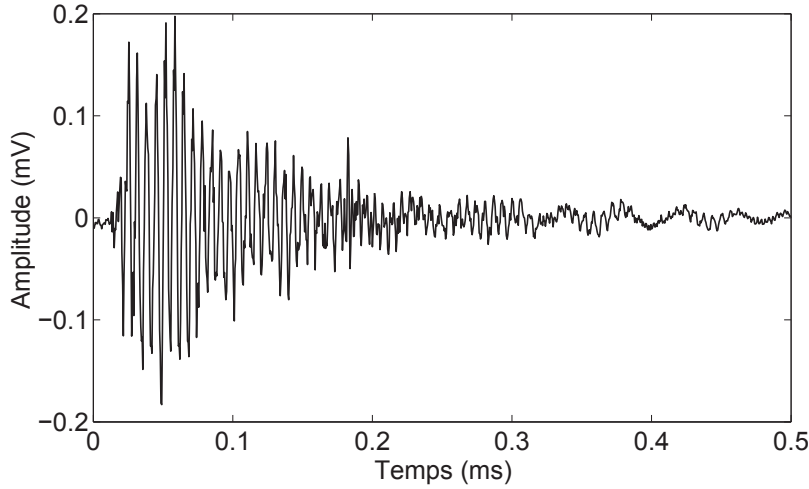


FIGURE 4.14 – Simulation d'un signal d'EA en utilisant un test de casser de mine.

et une longue durée. Les techniques de la transformée en ondelette, la STFT et la THH sont alors appliquées à ce signal.

La figure 4.15 présente les résultats de la décomposition en ondelettes du signal de la figure 4.14. Les résultats illustrés par la figure 4.15 sont typiques des performances attendues par la décomposition en ondelettes.

Les résultats donnés par la figure 4.15 sont typiques des performances attendues par la décomposition en ondelettes. Cependant, pour les hautes fréquences nous observons un étalement fréquentiel et donc une perte de la loi de variation des fréquences. Par ailleurs, la décomposition temps-fréquence par STFT (figure 4.15) permet d'obtenir une description claire des phénomènes fréquentiels présents dans le signal au cours du temps. Il est à noter que les distributions fréquentielles du signal sont bien localisées, alors qu'ils sont plus étalés sur des bandes plus larges lors de l'analyse par ondelette (figure 4.15).

La figure 4.17 décrit la décomposition en IMFs du signal présenté dans la figure 4.17. Le spectre marginale de Hilbert, est présenté dans la figure 4.18. Cette figure montre la présence d'un pic fréquentiel autour de 180 kHz. La figure 4.19 présente le SMH du signal. Il semble que toute des trois méthodes utilisés arrivent plus au moins à détecter les paramètres fréquentiels du signal ; Il n'est donc pas envisageable de désigner une méthode universelle et unique pour analyser des signaux non-stationnaires et aucune méthode ne se distingue. En fait, tout dépend de la connaissance *a priori* des critères et des paramètres d'analyse.

D'une manière générale, l'analyse en ondelettes offre une plus grande souplesse d'utilisation puisque le choix des facteurs d'échelle, déduits de l'ondelette analysante, est laissé au soin de l'opérateur. Par contre, un tel choix est délicat car il dépend du contexte de l'analyse effectuée (compression, soustraction, etc.). La THH permet d'identifier plus facilement les transitions et autorise l'extraction des lois de variations des fréquences du signal considéré. Par la suite, la méthode de la THH a été retenue dans ce travail pour l'analyse des signaux d'EA non-stationnaires.

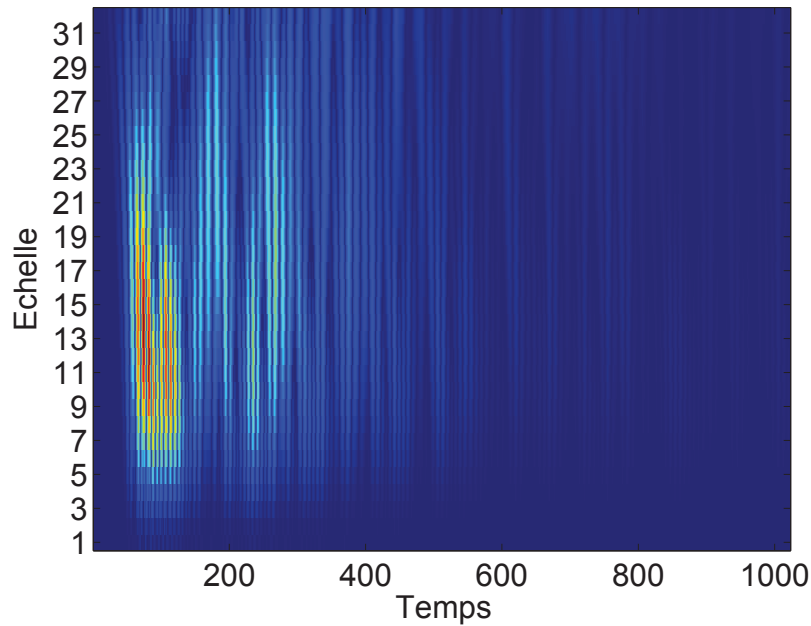


FIGURE 4.15 – Analyse du signal de simulation d'EA en utilisant les ondelettes.

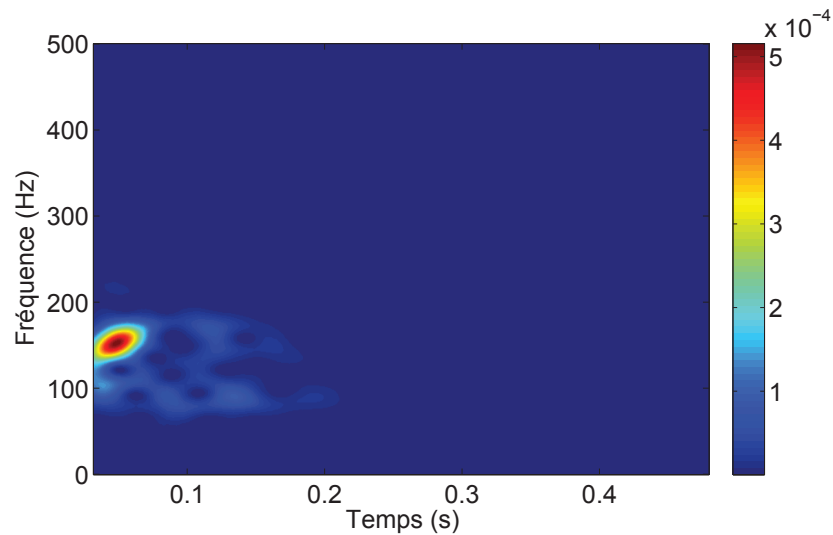


FIGURE 4.16 – Analyse du signal de simulation d'EA en utilisant STFT avec une fenêtre de 128 points.

4.5 Application de la THH à la classification des signaux d'EA

4.5.1 Introduction

L'amélioration de l'interprétation des différents mécanismes responsables de l'endommagement des structures peut passer par l'optimisation de la classification des signaux d'EA. Cette optimisation tient compte des différents phénomènes présents dans le signal acoustique par

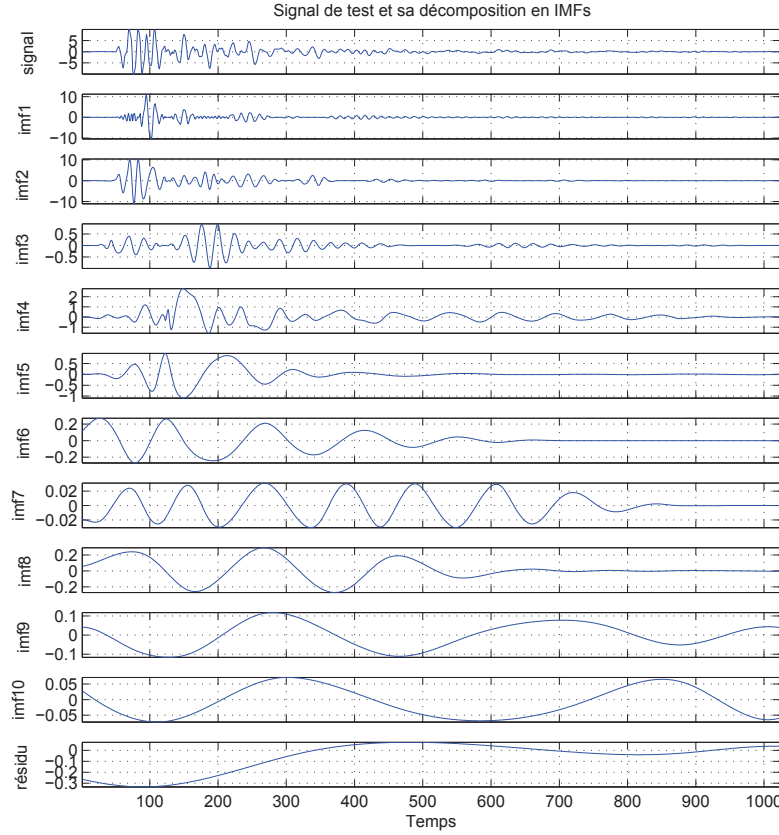


FIGURE 4.17 – Décomposition en IMFs du signal de simulation d'EA.

l'extraction de nouveaux descripteurs. Dans ce contexte, la THH (voir section 4.3), appliquée à l'analyse des signaux d'EA dans les matériaux composites, va permettre d'extraire et identifier une signature temps-fréquence des mécanismes d'endommagement. La THH est appliquée sur des signaux typiques d'EA représentatifs de quatre sources d'EA rencontrées dans les matériaux composites, c'est à dire la fissuration de matrice, la décohésion fibre/matrice, la rupture de fibre et le délaminage. Issues de la THH, les IMFs vont permettre de définir un nouveau descripteur temps-fréquence, permettant de caractériser et de différencier les signaux. Cet indicateur est ensuite introduit dans un algorithme de classification en ligne. La performance de ce descripteur est évaluée expérimentalement par le biais d'une comparaison avec une méthode de classification non-supervisée. La phase de comparaison est validée, dans un premier temps, sur des composites modèles simples puis, dans un second temps, sur des matériaux plus complexes. La performance de la THH est, entre autre, évaluée dans le cadre du contrôle de santé intégré. Dans ce contexte, le descripteur temps-fréquence par THH est utilisé pour la discrimination des signaux d'EA, enregistrés à partir d'échantillons *vierges* (capteurs collés à la surface du matériau) et des échantillons *sensibles* (capteurs intégrés au sein du matériau).

Dans un contexte de classification, il est tout d'abord nécessaire d'établir une bibliothèque de signaux typiques d'EA représentatifs des différents types d'endommagement. Une fois cette étape effectuée, la phase d'apprentissage et de classification constituant l'algorithme de classification par THH sont présentées. La phase d'apprentissage concerne l'extraction d'un nouveau descripteur temps-fréquence à partir de l'analyse des IMFs des signaux de référence. Enfin, la

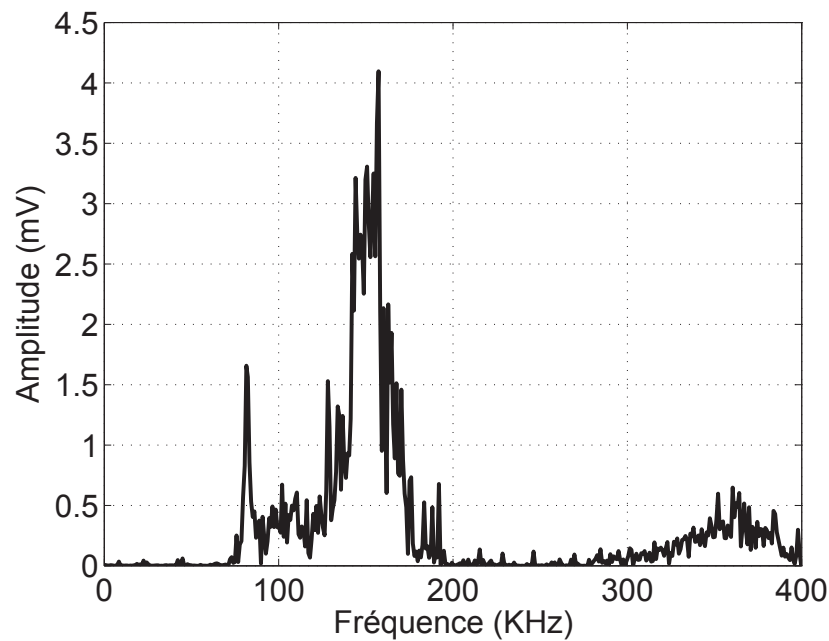


FIGURE 4.18 – SMH du signal de simulation d'EA en utilisant la THH.

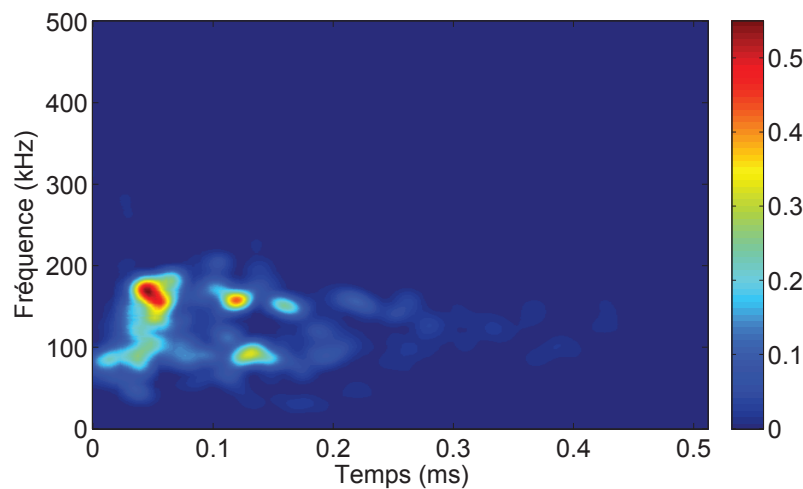


FIGURE 4.19 – SHL du signal de simulation d'EA en utilisant la THH.

phase de classification concerne l'identification des sources d'EA dans des matériaux composites de type fibre/matrice.

Classification : hypothèses et réserves

Ce paragraphe porte sur l'identification d'un descripteur d'endommagement à partir de l'analyse des sources d'EA. Les valeurs de ce descripteur sont utilisées pour établir une bibliothèque de signaux typiques d'EA représentatifs des différents mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites de type fibre/matrice.

Les méthodes de classification ont pour vocation la recherche des ressemblances entre ces

groupes de données afin de définir une loi d'appartenance à une classe par création de frontières entre les différents segments de données. L'approche de caractérisation d'endommagement par THH, adoptée dans ce travail, se fonde sur des hypothèses relatives à la nature des signaux d'EA se propageant dans des milieux hétérogènes comme les matériaux composites :

1. les différentes sources d'endommagement sont à l'origine de libérations énergétiques distinctes se traduisant par différentes formes d'ondes ;
2. l'altération des signaux, due à la propagation dans une structure hétérogène anisotrope, ne masque pas les différences liées à la source ;
3. l'énergie du signal d'EA est propre à la nature de la source d'EA.

Toutefois, un certain nombre de réserves peut être formulé :

1. La différenciation entre les mécanismes sources n'est pas toujours possible ;
2. Après la classification, certains mécanismes peuvent ne pas être identifiés par les algorithmes. Dans ce cas, nous aurons moins de classes que de mécanismes actifs ;
3. Les mécanismes sources ne sont pas seulement altérés par le milieu de propagation. Les conditions expérimentales, comme la température et le bruit ambiant ainsi que l'électronique de conditionnement de la chaîne de mesure (filtres, amplificateurs, échantillonnage) peuvent masquer la véritable identité de la source.

Dans cette étude, un algorithme de classification supervisé des sources d'EA par THH est présenté. Les classes sont connues par l'utilisateur, c'est à dire qu'un modèle d'apprentissage, composé de vecteurs de formes dont les répartitions de données ont déjà une étiquette de classe, doit être établi. L'objectif consiste à attribuer une nouvelle observation à une classe avec les populations de données différentes. En résumé, une classe donnée est estimée à partir d'un ensemble de populations de données (signaux de références) étiquetées par un modèle d'apprentissage.

Les paragraphes qui suivent présentent le modèle d'apprentissage établi à partir d'un descripteur. Ce descripteur est défini à partir de l'analyse par THH d'une population de signaux d'EA de référence collectés à partir d'échantillons *modèles* de matériaux composites unidirectionnels dont le comportement est bien connu. Le processus d'étiquetage des signaux, classés par une méthode dite *méthode expert*, est basé sur une analyse conventionnelle des formes d'onde des signaux typiques d'EA représentatifs de quatre sources d'EA dans les matériaux composites. Dans ce contexte, le protocole expérimental utilisé pour la génération des signaux d'EA est tout d'abord présenté.

4.5.2 Description du dispositif expérimental

La figure 4.20 présente l'organisation du dispositif pour l'analyse des signaux d'EA. Celui-ci peut se décomposer essentiellement en deux parties principales :

1. une partie mécanique regroupant le dispositif de contrôle et de mesure de la charge mécanique (machine de tests mécaniques, micro-ordinateur de commande, etc.) et le corps d'épreuve (échantillons en composite) ;
2. une partie électronique intégrant un étage d'amplification et de filtrage, un système d'acquisition et d'enregistrement des signaux, l'ensemble des dispositifs d'instrumentation (capteurs piézoélectriques, etc.) ainsi qu'un micro-ordinateur de type PC accueillant les algorithmes de traitement du signal.

Ces différents composants sont maintenant détaillés dans les paragraphes suivants.

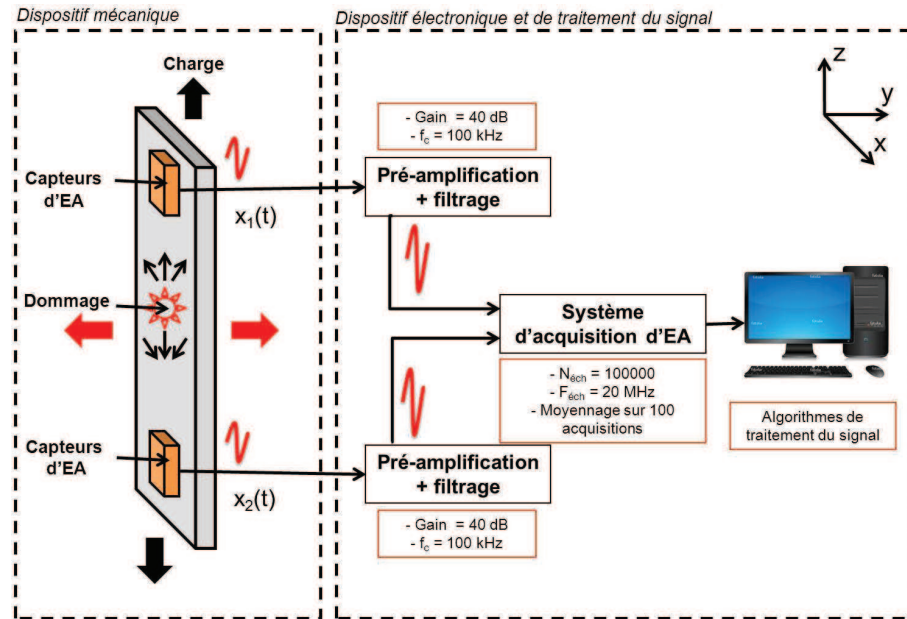


FIGURE 4.20 – Dispositif expérimental.

Dispositif mécanique

Le banc de mesure mécanique est configuré dans le but de générer des signaux d'EA. La mise sous charge statique est assurée par une machine d'essai hydraulique universelle de type INSTRON® modèle 8516 de capacité 100 kN. Celle-ci est munie de mors auto-serrants permettant une bonne tenue des échantillons même à charges très élevées. Le pilotage de la machine et le contrôle du niveau du chargement sont assurés par micro-ordinateur industriel fournie par INSTRON®. Cette machine est capable, entre autre, d'effectuer tous les types d'essais mécaniques, aussi bien en dynamique qu'en statique. Dans ce travail, deux types d'essais quasi-statiques ont été effectués : les essais de traction et de flexion trois points. Durant ces essais, la vitesse de déplacement de la cellule de force (0,5 mm/mn) reste constante jusqu'à la fin de l'essai (*i.e.* jusqu'à la rupture de l'échantillon mise en évidence par une chute de la contrainte appliquée). Les essais se sont déroulés à l'IUT du Mans.

Corps d'épreuve Les mesures effectuées dans ce travail portent sur différents types de matériaux composites fibre/matrice. Dans la première expérience, afin d'isoler les différents signaux d'EA représentatifs des mécanismes d'endommagement, quatre types d'échantillons *modèles* ont été élaborés. Des éprouvettes de composites stratifiés unidirectionnels et des échantillons de résine et de fibre seule ont été utilisés dans cette étude. Dans la deuxième expérience, des échantillons en composite plus complexe ont été élaborés. Des éprouvettes de composites stratifiés à plis croisés *vierges*, associées à des capteurs piézoélectriques collés à la surface du matériau et *sensibles* (capteurs intégré au sein du matériau), ont été utilisées. En effet, dans ce travail, une analyse des signaux d'EA dans un contexte de contrôle de santé intégré a été introduite.

Les échantillons élaborés, au cours de cette étude, sont de forme parallélépipédique et de dimensions identiques. Ces échantillons sont composées de résine époxy mélangée à un durcisseur, d'enduit et de multiple couches de fibres de verre. La mise en œuvre est réalisée au sein

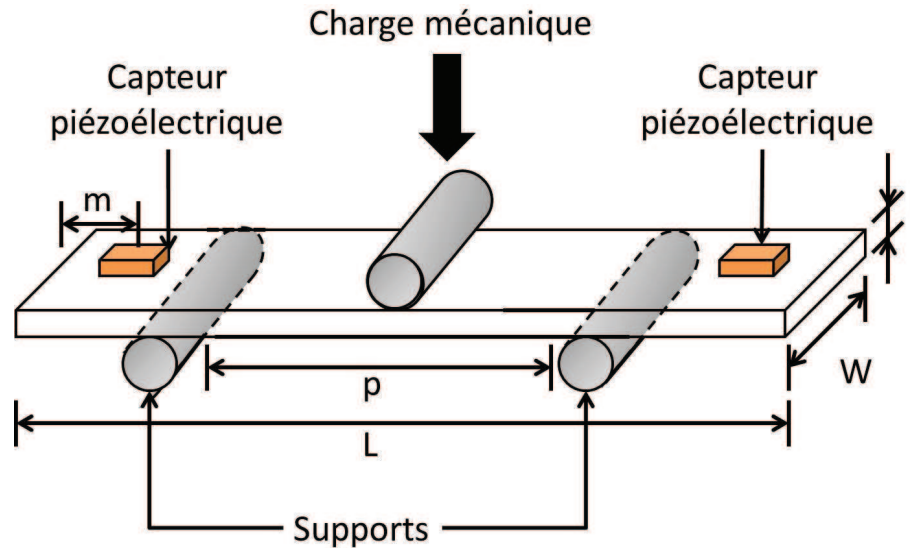


FIGURE 4.21 – Dispositif expérimental.

du laboratoire avec le dosage suivant : 30 % de fibres de verre, 10 % de durcisseur et 60 % de résine époxyde. Les dimensions des échantillons ont été établies suivant les normes ASTM [123]. Ces composites sont élaborés à température ambiante par moulage sous vide pendant 24 heures environ. Des plaques rectangulaires de composites de 1 m² de surface et d'épaisseur comprise entre 2 mm et 3 mm ont été ainsi obtenues. Par la suite des échantillons y ont été découpés à l'aide d'une tronçonneuse à disque diamanté.

Le tableau 4.1 présente les types d'essais mécaniques, la séquence d'empilement et les mécanismes d'endommagement visuellement identifiés dans les échantillons utilisés dans ce travail. L'ensemble des représentations temporelles et les micrographies représentatifs des mécanismes d'endommagement identifiés sont donnés dans l'annexe E. Les échantillons en résine seule (RS), en fibre seule (FS), les stratifiés unidirectionnels avec différentes orientations de fibres (*i.e.* F0, F45) et les stratifiés croisés (*i.e.* FCR_{Vierge}, FCR_{Sensible}) sont soumis à des essais statiques de flexion trois points et de traction. Une distance entre appuis extérieurs égale à 100 mm a été prise lors de l'expérimentation des échantillons soumis à des tests de flexion trois points. La figure 4.21 et le tableau 4.2 donnent l'emplacement des capteurs piézoélectriques ainsi que les dimensions des échantillons retenues dans le cas de cette étude. La figure 4.22 présente également les composants du dispositif mécanique utilisé dans la procédure expérimentale.

Dispositif électronique et de traitement du signal

L'analyse des signaux d'EA est prise en charge par un dispositif électronique composé d'un étage amplificateur et de filtrage, d'un système d'acquisition et d'enregistrement des signaux ainsi que d'un micro-ordinateur de type PC accueillant les algorithmes du traitement du signal. La figure 4.23 présente les composants du dispositif électronique et de traitement du signal utilisés dans le cadre de cette étude.

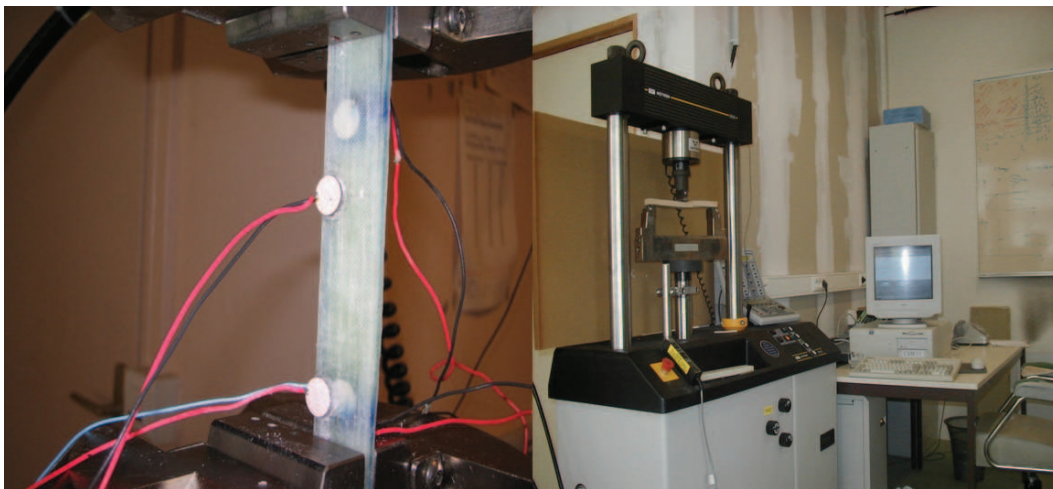
Deux capteurs piézoélectriques large bande sont fixés, par des pinces, sur les échantillons comme le montre la figure 4.23. Les signaux acquis sont d'abord pré-amplifiés avec un gain de 40 dB et sont ensuite filtrés par un filtre passe-haut de fréquence de coupure 100 kHz. Les signaux d'EA sont enregistrés par un enregistreur de signaux portable de type PXI® (PCI

TABLE 4.1 – Types d'essais mécaniques, séquence d'empilement et mécanismes d'endommagement visuellement identifiés

Type du test	Séquence d'empilement	Nombre des échantillons	Label	Mécanismes d'endommagement
traction	fibre seule	5	FS	rupture de fibre
flexion	résine seule	5	RS	fissuration de matrice
flexion	[0] ₈	5	F0	fissuration de matrice et délaminage
flexion	[45] ₁₂	5	F45	fissuration de matrice et décohésion fibre/matrice
flexion	[0,90] ₈	5	FCR _{Vierge}	fissuration de matrice, décohésion fibre/matrice, rupture de fibre et délaminage
flexion	[0,90] ₈	5	FCR _{Sensible}	fissuration de matrice, décohésion fibre/matrice, rupture de fibre et délaminage

TABLE 4.2 – Dimensions géométriques des échantillons et emplacement des capteurs

label	L (mm)	W (mm)	l (mm)	m (mm)	p (mm)
FS	280	-	-	25	-
RS	280	20	3	25	100
F0	280	20	3	25	100
F45	280	20	3	25	100
FCR _{Vierge}	200	20	2	25	100
FCR _{Sensible}	200	20	4	25	100

FIGURE 4.22 – Dispositif mécanique : essai de traction sur un composite unidirectionnel *sensible* (à gauche), machine d'essais mécaniques (à droite).

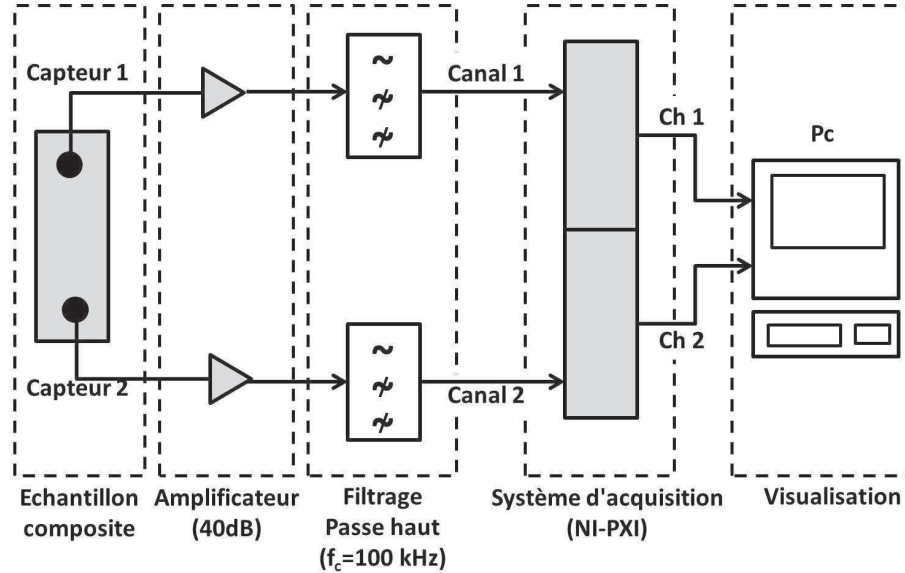


FIGURE 4.23 – Composants du dispositif électronique et de traitement du signal.

eXtensions for Instrumentation) fournie par *National Instrument*[®]. Cet appareil dispose de 16 entrées analogiques chacune étant équipée d'un convertisseur analogique-numérique (CAN) 32 bits autorisant des fréquences d'échantillonnage allant jusqu'à 25 MHz. Parmi les nombreuses fonctionnalités, l'enregistreur est équipé d'une fonction de pré-déclenchement permettant de conserver en mémoire les signaux qui ont précédés le phénomène ayant déclenché l'acquisition. Enfin, l'appareil est également doté d'une liaison ethernet de 100 Mb/s pour le transfert des données vers un PC au format Matlab[®] par exemple. Le déclenchement de l'acquisition des signaux d'EA a été fixé, expérimentalement, à un seuil de 0,2 mV, afin d'enregistrer des salves (signaux) d'EA discrets. Lorsque l'amplitude des signaux dépasse le seuil d'acquisition, le système enregistre les données sur les deux canaux. Plus précisément, 1024 points par canal sont enregistrés à une fréquence d'échantillonnage (F_e) de 5 MHz. L'acquisition des signaux d'EA s'arrête lorsque la rupture finale du matériau a lieu. La figure 4.24 montre un exemple de rupture finale d'un échantillon de composite unidirectionnel (F0) soumis à un essai quasi-statique de flexion trois points. Enfin, les signaux d'EA sont analysés par la THH. Les algorithmes ont été programmés en langage Matlab[®] version R2009a sur un micro-ordinateur HP pavillon doté d'un processeur AMD Athlon de 2,2 GHz.

Le premier objectif de ce travail se résume donc à l'identification et à l'étiquetage des séquences de signaux d'EA de types A, B, C, et D propres, respectivement à de la fissuration de la matrice, décohésion fibre/matrice, rupture de fibre et délaminage, par la méthode de la THH (tableau 2.1). Le principe est de déterminer, à chaque instant, le contenu fréquentiel de chaque événement d'EA (signal d'EA) afin d'identifier la signature fréquentielle des mécanismes d'endommagements dans des échantillons *modèles* de type fibre de verre/matrice époxy.

4.5.3 Choix de la base de données et des paramètres d'apprentissage

L'algorithme développé dans le cadre de cette étude pour identifier puis localiser les traces des endommagements susceptibles de nuire à l'état structural des matériaux composites va être maintenant présenté. L'EA permet de certifier la présence de quatre types d'endommagements [119, 12]. Ces endommagements, présentés dans le tableau 2.1, sont respectivement la fissuration



FIGURE 4.24 – Rupture finale d'un échantillon de composite unidirectionnel (F0) soumis un essai quasi-statique de flexion trois points.

de la matrice (signal de type A), la décohésion fibre/matrice (signal de type B), la rupture de fibre (signal de type C) et le délaminage (signal de type D). La propagation et l'accumulation de ces endommagements provoque la dégradation des propriétés mécaniques de la structure, jusqu'à atteindre sa limite de résistance.

Choix des signaux d'EA de référence

D'après les travaux présentés dans la littérature (paragraphe 2.6.2), il est difficile de savoir quels paramètres peuvent être utilisés comme un descripteur pour discriminer les différents types de signaux d'EA. En effet, l'approche de classification conventionnelle par analyse temporelle des signaux d'EA est insuffisante pour mener à terme la tâche d'évaluation de la cinétique de l'endommagement. Des techniques d'analyse statistique multivariées ont été alors utilisées afin d'affiner la classification des événements d'EA. Ces méthodes de reconnaissance de formes permettent de définir les ressemblances ou les différences entre les données en prenant en compte plusieurs paramètres, nommés également descripteurs dans ce manuscrit. Dans ce qui suit, un ensemble de signaux expérimentaux d'EA correspondant à chacun des quatre mécanismes d'endommagement sont choisis comme signaux de référence. Ces signaux sont obtenus à partir d'essais mécaniques spécifiques, détaillés dans le tableau 4.1, sur des échantillons *modèles* de type fibre/matrice. Le choix de ces signaux de référence a été validé par un *expert* en signaux d'EA en fonction des résultats rapportés dans la littérature [13, 73, 81] et résumés dans le tableau 2.1. Une base de données contenant 50 signaux représentatifs de chacun des quatre mécanismes d'endommagement a donc été établie.

Identification de la signature des endommagements par THH

L'approche d'extraction de descripteurs d'endommagements par THH est tout d'abord validée sur deux signaux d'EA typiques représentatifs des mécanismes d'endommagement. Les signaux relatifs à la rupture de fibre (signaux de type C) et à la décohésion fibre/matrice (signaux de type B) sont présentés, à titre d'exemple, dans la figure 4.25. Ces signaux, propres aux essais FS et F0, sont de taille identique, $T = 1024$ points, échantillonnés à une fréquence de 5 MHz et représentés sur une fenêtre d'analyse de durée égale à 0,5 ms. Les signaux de type C, (figure 4.25a), sont caractérisés par un temps de montée plus court, une durée plus courte et une énergie plus élevée que les signaux de type B (figure 4.25b).

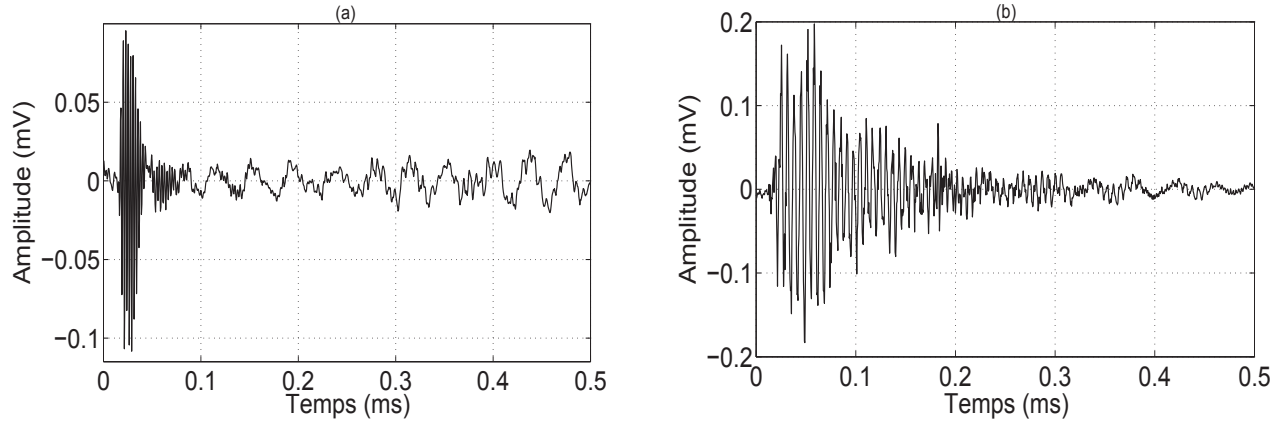


FIGURE 4.25 – (a) Rupture de fibre (signal type C) - (b) Décohésion fibre/matrice (signal type B).

Le Spectre de Hilbert Lissé (SHL) de ces deux signaux, présenté à la figure 4.26, montre des localisations énergétiques (niveaux élevés de l'amplitude instantanée) qui correspondent à la signature fréquentielle de la rupture de fibres (figure 4.26a) et à celle de la décohésion fibre/matrice (figure 4.26b). La rupture de fibre présente une distribution locale d'énergie au début du signal, située aux hautes fréquences (autour de 400 kHz). Alors que la décohésion fibre/matrice présente une distribution énergétique plus étendue sur la totalité du signal B, avec une concentration autour de 180 kHz. Cette première analyse montre qu'il est possible de discriminer les signaux d'EA typiques représentatifs des mécanismes d'endommagement par THH en fonction de leur apport énergétique. Un descripteur temps-fréquence, correspondant au pic fréquentiel du spectre de Hilbert, est alors proposé dans le cadre de la discrimination des signaux d'EA.

À titre d'exemple, les représentations du signal de type C par Spectre Marginale de Hilbert (SMH) et par la Transformée de Fourier Rapide (TFR), ou *Fast Fourier Transform* (FFT), illustrés par la figure 4.25a, sont comparées dans la figure 4.27. Dans la figure 4.27a, le SMH des cinq premières IMFs, obtenues par EMD, donne des résultats similaires à ceux obtenus par TFR (figure 4.27b). Cependant la THH permet une meilleure localisation des pics fréquentiels dans le signal typique d'une rupture de fibre. Par ailleurs, le spectre de Hilbert du signal C, illustré par la figure 4.28, renseigne sur la contribution énergétique de chacune des IMFs présentées dans la figure 4.27. La figure 4.27a montre que la première IMF (notée IMF_1) représente la composante la plus énergétique du signal C et constitue aussi le pic fréquentiel du SMH. Ce comportement est validé par la figure 4.29. Cette figure présente le SMH de cinq signaux d'EA (salves) représentatifs d'une rupture de fibres. Ces signaux proviennent des mêmes essais que le signal présenté à la figure 4.26a et sont extraits pour des temps d'arrivée différents.

Ce résultat montre que la première IMF contient la signature de l'endommagement. Cela en fait un descripteur efficace pour classer les signaux d'EA. Ceci est lié au fait que la première IMF contient le mode oscillatoire le plus énergétique et qu'un signal d'EA provient d'une libération d'une énergie élastique qui va se propager dans la structure jusqu'à atteindre les capteurs. On peut déduire alors que l'information utile, liée à la nature du défaut, se trouve dans la composante oscillatoire la plus énergétique et, donc, dans la première IMF. Dans ce travail, la fréquence moyenne de la première IMF ($\bar{F}_1$) a été retenue comme descripteur des mécanismes d'endommagements dans les matériaux composites de type fibre/matrice. Ce descripteur est

défini par

$$\bar{F}_1 = \frac{1}{T} \int_{t=0}^T c_1(t) dt, \quad (4.41)$$

où T est la longueur du signal.

La THH peut renseigner sur le temps d'apparition de l'endommagement transporté par la première IMF. La figure 4.30a indique l'instant d'apparition de l'endommagement représentatif de la rupture de fibre illustrée en figure 4.26a. Cette figure montre que la rupture de fibre ne se déclenche pas dès le début du signal. En effet, d'après la figure 4.27a, on remarque la présence d'un deuxième pic fréquentiel beaucoup moins imposant que le premier. Ce pic, propre à la deuxième IMF (IMF_2), oscille avec une fréquence moyenne de 150 kHz. D'après Giordano et al. [9], l' IMF_2 peut être identifiée comme de la fissuration de matrice. En effet, sous l'effet d'une excitation naturelle ou artificielle, des microfissures vont se créer ou vont se propager dans la structure. Ce qui implique qu'un endommagement va être à l'origine de la création d'autres endommagements. Comme les matériaux composites sont hétérogènes, les endommagements générés ne sont pas nécessairement du même type que leur source. Par ailleurs, d'après Marec et al. [12] et Huguet et al. [13], la décohésion fibre/matrice peut mener à l'apparition du délaminage sous certaines conditions et la fissuration de matrice peut être à l'origine de la rupture de fibre dans les composites multicouches. Ces résultats ont été validés par des simulations numériques mais n'ont pas été démontrés expérimentalement. La THH permet donc d'extraire le temps d'apparition de l'endommagement source de l'endommagement principal par l'analyse de l' IMF_2 (figure 4.30b). Ce comportement est validé par la figure 4.29. Cette figure présente le SMH de cinq signaux propres à la rupture de fibre. Les salves 10, 20 et 50, montrent la présence du deuxième pic propre à de la fissuration de matrice. L'absence de ces pics fréquentiels dans les autres salves peut être interprétée par le fait qu'une rupture de fibre est à l'origine du signal. La THH permet alors d'associer le type et l'origine de l'endommagement aux deux premières IMFs. Le grand apport de cette technique réside dans le fait qu'il est possible de remonter au temps d'apparition de l'endommagement en question (figure 4.30b), permettant ainsi une localisation temporelle et, par la suite, une localisation spatiale du défaut. L'analyse des mécanismes d'endommagement par THH peut permettre de suivre précisément la cinétique d'endommagement tout au long du cycle de vie du matériau.

Dans la plupart des cas, les signaux sont bruités lors de leur acquisition. Une phase de prétraitement (filtrage, débruitage) est nécessaire pour en garantir une exploitation efficace. La figure 4.27a présente un dernier pic, autour de 25 kHz. On peut conclure que cette composante oscillatoire est due à un effet externe qui peut être celui de la vibration de la machine de test mécanique, puisqu'on retrouve cette composante fréquentielle de 25 kHz dans le SMH de tous les signaux d'EA recueillis par le système d'acquisition. Les dernières IMFs, de faible apport énergétique, sont donc considérées comme du bruit d'instrumentation. En se servant de la THH comme un banc de filtre afin de débruiter le signal, il est alors possible d'identifier uniquement les composantes du signal contenant l'information propre à la nature des endommagements ainsi qu'à leur temps d'apparition.

Pour ces raisons, l'analyse des signaux d'EA s'est limitée à l'étude des deux premières IMFs. La première contient le type de l'endommagement principal et la seconde permet d'indiquer la nature de l'endommagement secondaire responsable de l'apparition de l'endommagement principal.

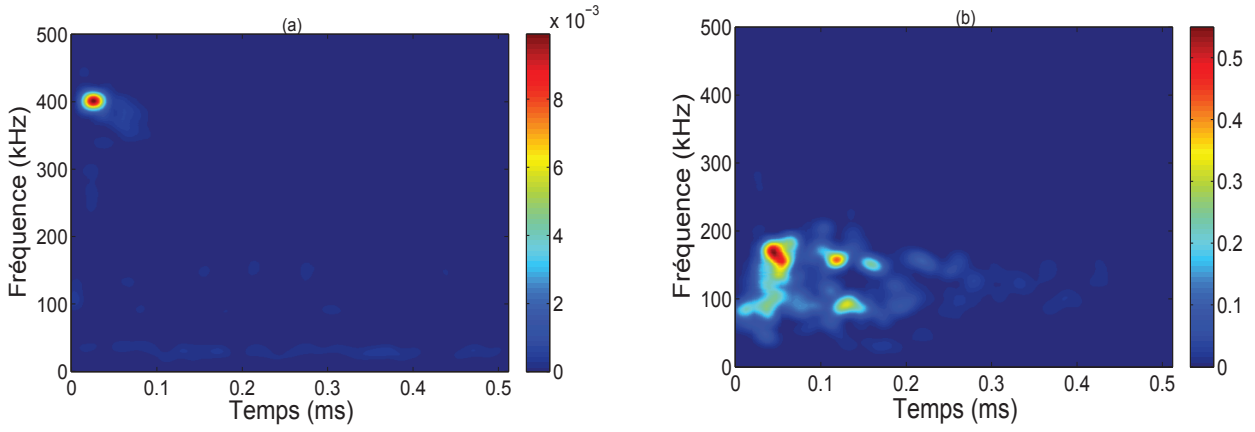


FIGURE 4.26 – (a) SHL de la rupture de fibre (signal de type C) - (b) SHL de la décohésion fibre/matrice (signal de type B).

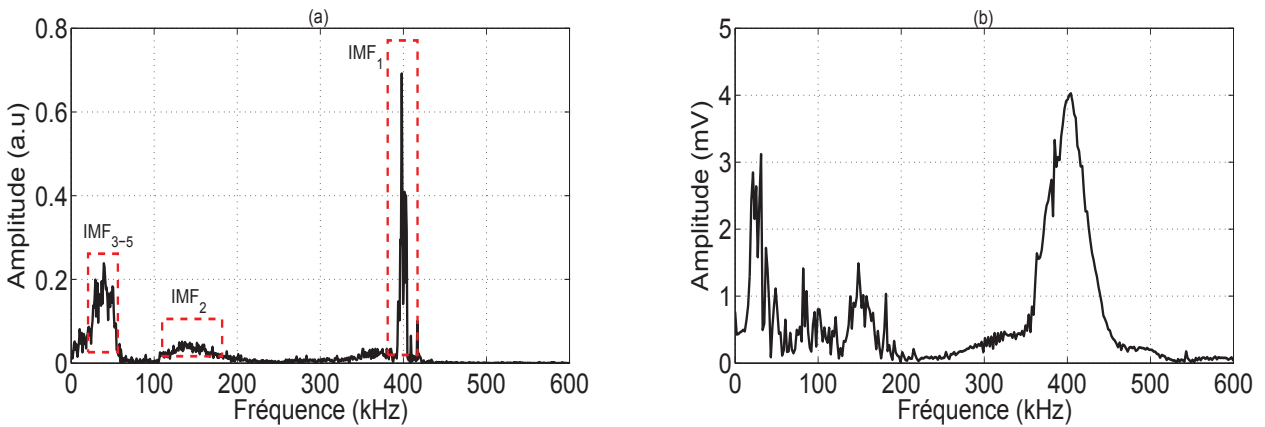


FIGURE 4.27 – Extrait du pic fréquentiel de la rupture de fibre (signal de type C) par (a) THH - (b) TFR.

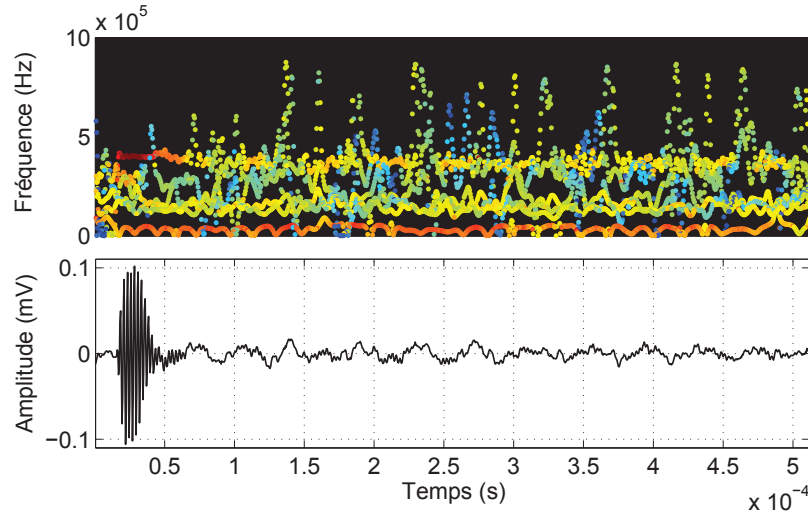


FIGURE 4.28 – Signal et Spectre de Hilbert de la rupture de fibre (signal de type C).

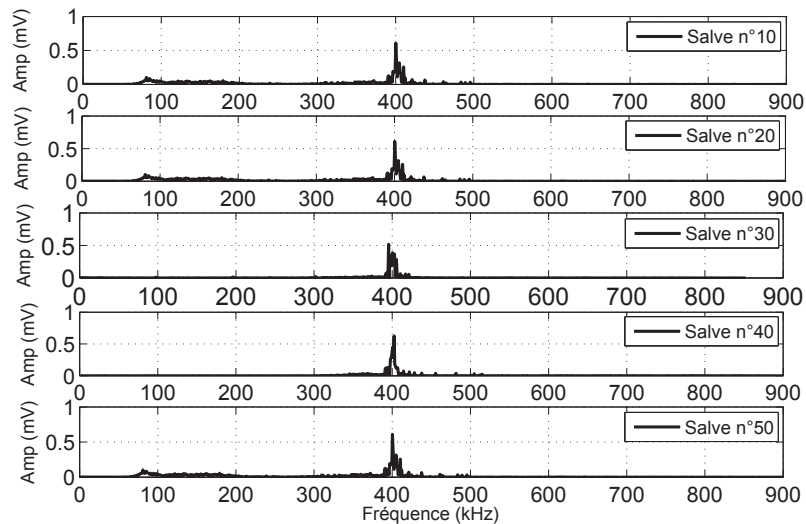


FIGURE 4.29 – SMH de signaux typiques représentatifs de la rupture de fibre (signal de type C).

Phase d'apprentissage : extraction de l'étendu spectrale des mécanismes d'endommagement

L'approche d'identification de la signature des mécanismes d'endommagement par THH a été effectuée sur un ensemble de 50 signaux d'EA typiques représentatifs de chacun des quatre mécanismes d'endommagement (appelés aussi classes d'endommagements). Le paragraphe 4.5.3 décrit la procédure d'étiquetage de ces signaux de référence. Chaque signal de chaque classe a été mis en entrée de l'algorithme décrit par la figure 4.31 dans le but d'extraire le domaine de variation de la signature fréquentielle de chaque mécanisme d'endommagement. L'intérêt de cet algorithme est de permettre un balayage automatique de l'ensemble des signaux de référence.

Dans ce cadre, chaque signal de chaque classe est soumis, dans un premier temps, à une décomposition en mode empirique. Le but étant de le décomposer en un nombre n d'IMFs ; n est un paramètre qui peut varier d'une salve à une autre et dépend du nombre de modes oscillatoires

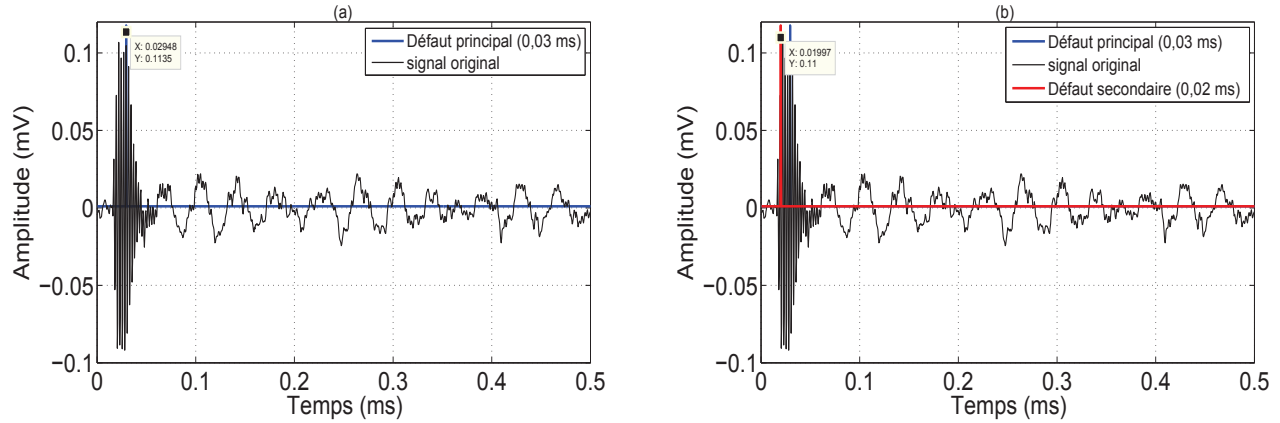


FIGURE 4.30 – (a) Temps d'apparition de la rupture de fibre (endommagement principal) - (b) Temps d'apparition de la décohésion fibre matrice (endommagement secondaire).

TABLE 4.3 – Signature fréquentielle des mécanismes d'endommagement par THH.

Type du composite	fissuration de matrice	décohésions fibre/matrice	rupture de fibres	délaminage
verre/époxy	30-170 kHz	180-290 kHz	300-420 kHz	30-90 kHz

présents dans le signal original. Dans ce travail, seulement la première IMF est retenue afin de localiser la composante fréquentielle la plus énergétique. L'étape suivante consiste à estimer les fréquences instantanées par transformée de Hilbert de l'IMF₁ et le descripteur $\bar{F}_1$ est ensuite estimé. Ces étapes sont répétées pour l'ensemble des signaux d'EA. Le tableau 4.3 présente les valeurs du descripteur $\bar{F}_1$ estimées à partir des différents signaux d'EA représentatifs des différents mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites de type fibre/matrice. D'après le tableau 4.3, le paramètre $\bar{F}_1$ présente un recouvrement fréquentiel entre les signatures de la fissuration de la matrice (signaux de type A) et le délaminage (signaux de type D). Ces deux signaux peuvent être séparés par leur durée (le temps écoulé entre la premier et le dernier dépassement d'un seuil d'amplitude) [13, 12]. Un descripteur supplémentaire, T_x est alors proposé pour discriminer des signaux A et D en fonction de leur durée. Une valeur $T_c = 0,3$ ms a été définie expérimentalement afin de discriminer les signaux de type A ($T_x < T_c$) et les signaux de type D ($T_x > T_c$).

Les valeurs de $\bar{F}_1$, données dans le tableau 4.3 ainsi que le paramètre $T_c = 0,3$ ms sont pris en compte tout au long de ce document pour la reconnaissance de formes de signaux d'EA.

La figure 4.32 présente les formes d'ondes des signaux d'EA représentatifs des quatre mécanismes d'endommagements et leur représentation respective dans le SMH. Le pic fréquentiel de la première IMF correspond à la composante oscillatoire la plus énergétique et explique l'origine des valeurs du paramètre $\bar{F}_1$ données dans le tableau 4.3.

4.5.4 Algorithme de classification en ligne des signaux d'EA

Cette section présente une approche pour l'identification et la classification des signaux d'EA représentatifs des mécanismes d'endommagements dans les matériaux composites. Cette approche utilise la THH comme une méthode de filtrage et de débruitage des signaux d'EA.

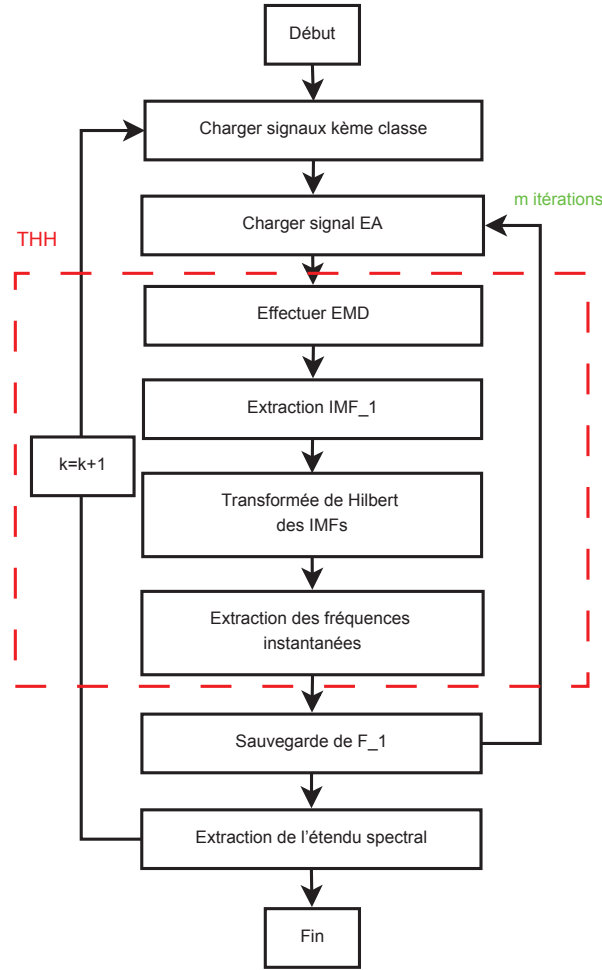
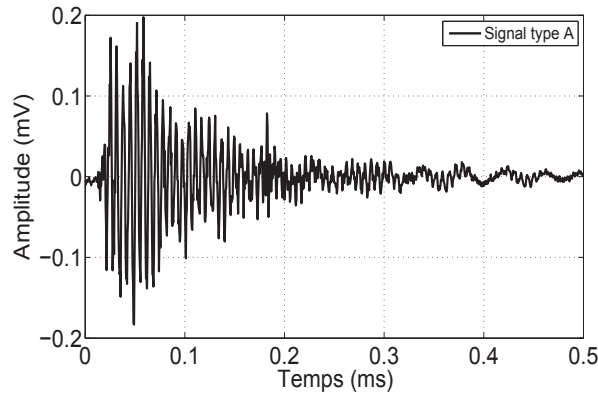


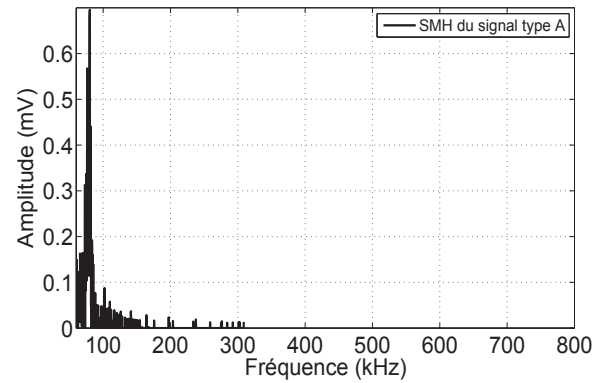
FIGURE 4.31 – Extraction de l'étendue spectrale des signaux d'EA représentatifs des mécanismes d'endommagement par THH.

Comme détaillé dans le paragraphe 4.5.3, le filtrage est associé à la reconstruction partielle du signal d'EA en utilisant un nombre limité d'IMFs selon leur apport énergétique. Cette approche est basée sur l'hypothèse que l'information utile, la nature de l'endommagement dans notre cas, est répartie essentiellement sur les premières IMFs. Par contre, l'approche de débruitage s'appuie sur l'hypothèse que le bruit est transporté par des modes oscillatoires lents, du fait que le bruit dans les signaux d'EA est généralement un bruit d'instrumentation basse fréquence. Le signal est donc reconstruit sans ces derniers IMFs. L'approche proposée pour la classification des signaux d'EA est entièrement pilotée par les données et ne nécessite pas des spécifications *a priori* sur les caractéristiques des signaux d'EA. Les traitements sont effectués sur des signaux réels d'EA issus d'échantillons composites de type fibre/matrice soumis à des essais quasi-statiques de traction et de flexion trois points.

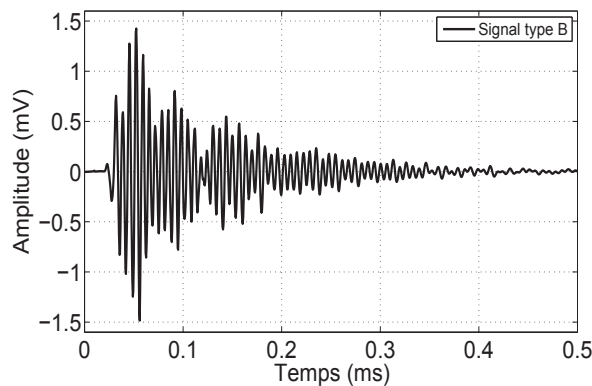
La figure 4.33 présente l'algorithme de reconnaissance de forme des salves d'EA par la technique de THH. Cet algorithme est composé de plusieurs étapes. Tout d'abord, les signaux d'EA sont acquis sur des fenêtres temporelles de 0,5 ms de longueur. Cette valeur a été fixée après avoir constaté que la durée des salves propres aux différents mécanismes d'endommagements dans les matériaux composites ne dépasse pas cette valeur [13, 81]. La normalisation de la fenêtre d'analyse permet d'éviter de traiter du bruit supplémentaire induit par diverses sources incontrôlables (bruit d'instrumentation, température, ...). Il s'agit ensuite d'extraire les modes



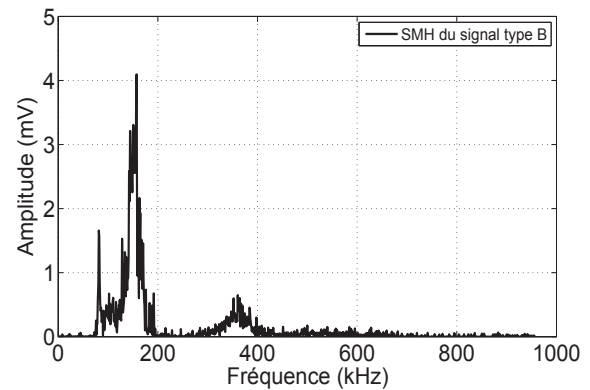
(a) Fissuration de matrice (signal type A).



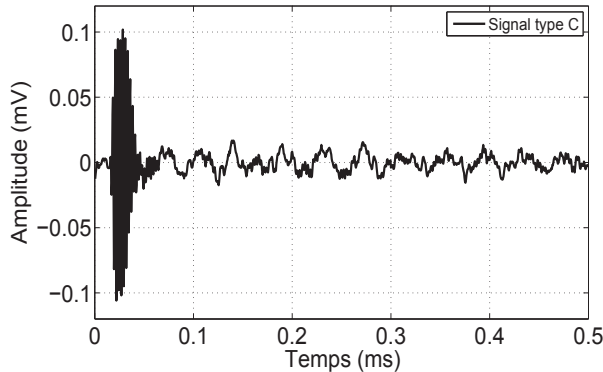
(b) SMH du signal type A.



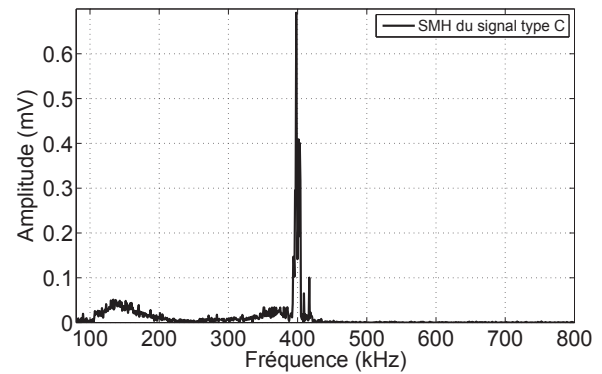
(c) Décohésion fibre/matrice (signal type B).



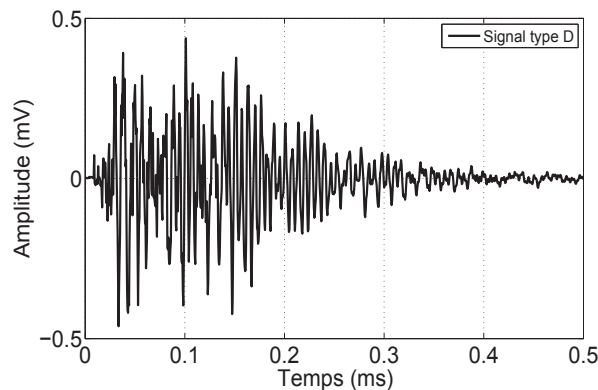
(d) SMH du signal type B.



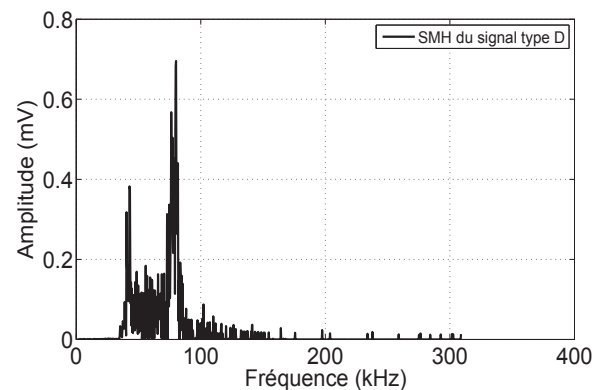
(e) Rupture de fibre (signal type C).



(f) SMH du signal type C.



(g) Délaminage (signal type D).



(h) SMH du signal type D.

FIGURE 4.32 – Formes d'ondes et SMH des signaux d'EA typiques, représentatifs des différents mécanismes d'endommagements dans les matériaux composites de type fibre/matrice.

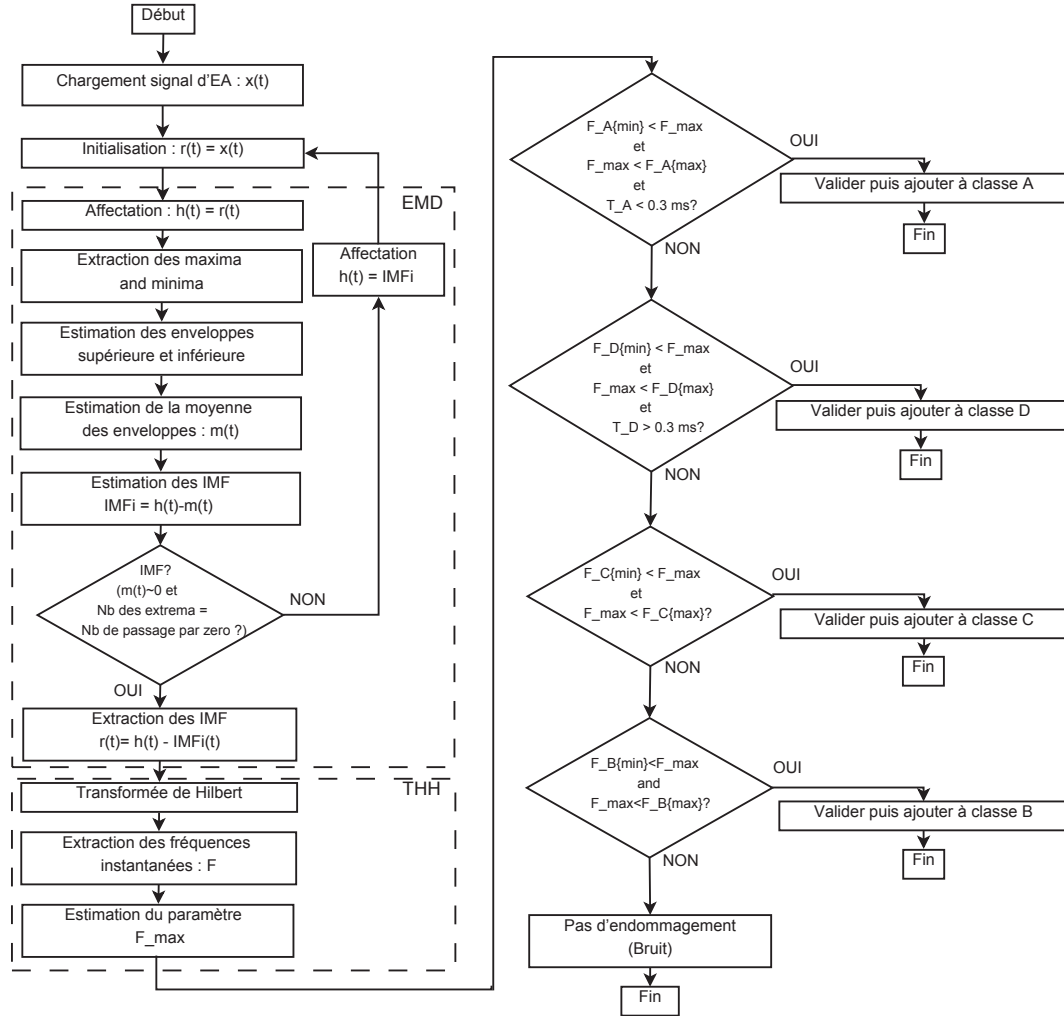


FIGURE 4.33 – Algorithme de reconnaissance de formes des signaux d'EA par THH.

oscillatoires du signal acoustique par EMD. Pour les raisons évoquées dans le paragraphe 4.5.3, l'extraction des IMFs est limitée aux deux premiers modes intrinsèques. La première IMF (IMF_1) est utilisée pour l'estimation du descripteur proposé dans cette étude. Le descripteur $\bar{F}_1$, décrit par l'équation (4.41), est alors calculé. Les signaux d'EA sont classés, dans un premier temps, par un test d'appartenance au paramètre $\bar{F}_1$ lié à la signature fréquentielle des signaux d'EA représentatifs des quatre mécanismes d'endommagements (tableau 4.3). Dans un second temps, la durée T_x des signaux A et D est calculée afin d'éviter le recouvrement fréquentiel de ces signaux.

Synthèse

Dans ce travail, la THH a été utilisée pour l'analyse des signaux d'EA. Un modèle d'apprentissage (bibliothèque de signaux de référence) des formes d'ondes acoustiques représentatives des divers mécanismes d'endommagement des matériaux composites a été établi. L'étiquetage des signaux d'EA de référence a été mené par une méthode *expert* basée sur une analyse conventionnelle des formes temporelles des signaux d'EA acquis à partir d'échantillons *modèles* soumis à des essais mécaniques standards. Cette approche a permis de sélectionner un nombre réduit de signaux spécifiques aux mécanismes d'endommagement, et de définir ainsi un nouveau des-

cripteur fréquentiel. Enfin, un algorithme de classification en ligne par THH a été proposé pour l'analyse des signaux d'EA.

Afin d'évaluer l'efficacité et la robustesse du descripteur $\bar{F}_1$ pour la classification des signaux d'EA par THH, une méthode de classification statistique multi-variable par la méthode des k-moyennes [71] a été appliquée pour l'analyse des signaux d'EA. Cette comparaison est effectuée en trois étapes. Dans un premier temps, la THH et les k-moyennes sont appliquées sur des signaux d'EA connus provenant de matériaux composites simples. Dans un second temps, ces deux méthodes sont utilisées pour l'analyse de signaux d'EA dans des composites plus complexes. Enfin, la performance de la THH, utilisée comme méthode de classification, est étudiée dans le cadre du contrôle de santé intégré, en identifiant les mécanismes d'endommagement responsables de la rupture des matériaux composites dits *sensibles* ou *intelligents* (capteurs intégrés dans la structure). Cette étude a été menée en adaptant une méthodologie en plusieurs étapes :

- acquisition de l'activité acoustique des mécanismes sources par expérimentation ;
- application de l'algorithme de classification par THH et de la méthode des k-moyennes sur les signaux d'EA acquis ;
- visualisation des résultats de la segmentation des données acoustiques ;
- interprétation de la cinétique d'endommagement ;
- validation des résultats. Pour pouvoir valider l'appartenance d'une classe de données obtenue par la THH à un type d'endommagement spécifique, une comparaison des similitudes entre les signaux de référence et ceux classés par la THH et la méthode des k-moyennes est effectuée. Ces corrélations permettent de comparer la robustesse de l'algorithme de classification par THH par rapport à la méthode des k-moyennes.

4.5.5 Application à la discrimination des sources d'EA

Dans cette partie, les résultats obtenus par l'approche de classification des signaux d'EA par THH, détaillée dans le paragraphe (4.5.4), sont présentés. Afin de mener une interprétation objective, une méthode de classification non-supervisée, basée sur les k-moyennes, est utilisée afin de discriminer les sources d'EA et ainsi d'évaluer la qualité de la segmentation des données. La THH et les k-moyennes sont, tout d'abord appliquées sur des signaux d'EA connus, provenant de matériaux composites simples : composites unidirectionnels de type fibre/matrice (F45), soumis à des essais quasi-statiques de flexion trois points. Ensuite, des signaux d'EA acquis à partir de composites plus complexes (FCR_{Vierge} , $FCR_{Sensible}$) sont analysés dans un contexte d'une étude de performance de la THH pour le contrôle de santé intégré. Le type des essais mécaniques réalisés, la composition et la séquence d'empilement des échantillons de composites utilisés dans ce travail sont donnés dans la section (4.5.2).

Analyse statistique multivariable par les k-moyennes

La méthode des k-moyennes ou *k-means* [71], cherche à segmenter un ensemble de données. En effet, la résolution des problèmes complexes pourrait s'avérer plus efficace en divisant les données en un ensemble fini de classes (clusters). La méthode des k-moyennes est une technique itérative dont le but est de diviser n observations en k partitions dans lesquelles chaque observation appartient à la partition avec la moyenne la plus proche [71, 13]. La méthode des k-moyennes est une méthode de segmentation de données simple et rapide fondée sur apprentissage non supervisée. Elle nécessite seulement de préciser le nombre de classes k . Le point faible de cette méthode est que le résultat de la classification dépend de l'initialisation de l'algorithme

[13].

Dans la littérature (section (2.6.2)), de nombreux travaux se sont intéressés à la recherche des descripteurs temporels les plus pertinents à prendre en compte parmi la multitude de paramètres calculés par le système d'acquisition d'EA. Il est difficile de savoir quels sont les paramètres temporels les plus représentatifs des signaux d'EA pour être utilisés par un outil de classification. D'après la littérature, cinq paramètres temporels sont considérés comme les descripteurs les plus représentatifs des variations des signaux d'EA [13, 73, 81]. Dans cette étude, l'amplitude maximale, la durée (le temps entre la premier et le dernier dépassement du seuil), le nombre de coups, le temps de montée (le temps entre le premier dépassement du seuil et l'amplitude maximale), et l'énergie ont été retenus pour la classification des signaux d'EA par la méthode des k-moyennes.

La figure 4.34 présente l'algorithme de classification par la méthode des k-moyennes utilisé dans ce travail. Celui-ci se compose de plusieurs étapes : La première étape consiste à normaliser les descripteurs. Il s'agit ensuite de choisir le nombre de classes k . Les centres des classes correspondants sont alors initialisés de manière aléatoire. Le regroupement des signaux est régie par le calcul des distances aux différents centres à chaque itération. La distance utilisée est la distance euclidienne pondérée par la valeur propre à chaque descripteur. Les centres des classes sont recalculés à la fin de chaque itération. Des essais de répétabilité ont été effectués afin de s'assurer de la convergence de l'algorithme. Il s'agit ensuite d'affiner la classification des données en l'évaluant par un critère. Le paramètre souvent utilisé est le critère de Davis et Bouldin [124] (DB) dont l'expression analytique est donnée par l'équation (4.42)

$$DB = \frac{1}{k} \sum_{i=1-k}^k \max \left[\frac{\delta_i + \delta_j}{\delta_{ij}} \right], \quad (4.42)$$

où k est le nombre de classes, δ_i et δ_j sont les distances moyennes signaux-centres respectivement des classes i et j et δ_{ij} la distance entre le centre des classes i et j . Une valeur faible de DB indique une bonne partition des données. La comparaison de cette valeur pour plusieurs partitions permet de déterminer la partition optimale.

L'algorithme de classification des k-moyennes permet une classification non-supervisée des données et nécessite une initialisation préalable du nombre de classes k pour chaque essai. Afin de définir le nombre de classes le mieux adapté pour discriminer les signaux d'EA, plusieurs paramètres ont été proposés dans la littérature. Par exemple, Marec et al. [81] ont utilisé le Coefficient de Partition (CP), et l'Indice de Partition (IP) pour estimer le nombre de classes à prendre en considération pour l'analyse statistique des signaux d'EA. Dans ce travail, le coefficient de silhouette [125] a été utilisé. Le paramètre k est choisi dans l'intervalle tel que $k \in [1, 10]$. Le choix du paramètre k optimal pour la classification revient à un problème de maximisation de la valeur du coefficient de silhouette défini par

$$s_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{[\min(l(i, k) - p(i))]}{\max[(p(i), \min(l(i, k))]}, \quad (4.43)$$

où $l(i, k)$ est la distance moyenne entre le i^{me} vecteur et les autres vecteurs d'une autre classe k et $p(i)$ est la distance moyenne entre le i^{me} vecteur et les autres vecteurs dans la même classe. Généralement, une valeur $s_k > 0,6$ permet une séparation optimale des clusters.

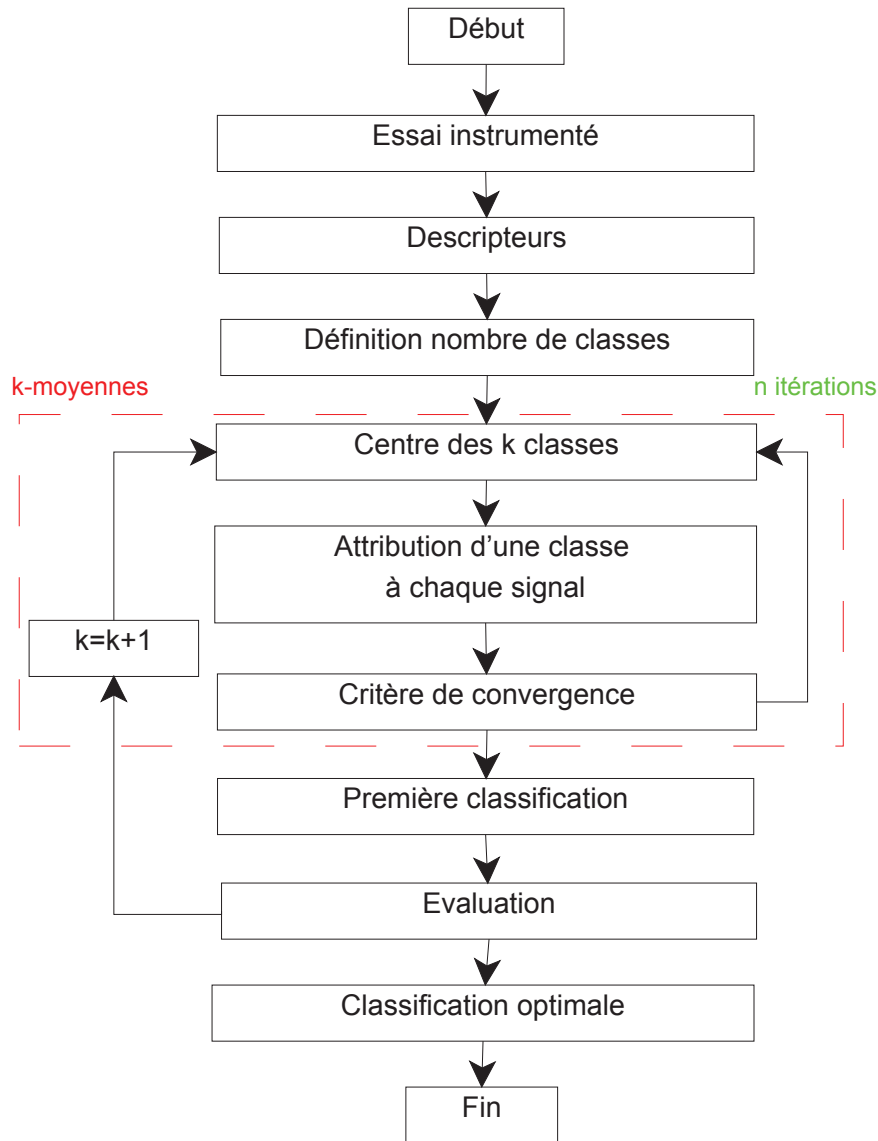


FIGURE 4.34 – Algorithme de classification par la méthode des k-moyennes.

Discrimination des mécanismes d'endommagement dans des composites unidirectionnels

Analyse statistique multivariable Le coefficient de silhouette s_k est calculé pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel à 45° (F45). La figure 4.34 montre que le nombre de classes qui optimise s_k est de deux (valeur maximale de ce coefficient). Par ailleurs, la recherche d'une partition optimale des signaux d'EA est difficile car pour un même jeu de données, plusieurs partitions sont envisageables. Le nombre de classes à retenir pour la classification nécessite une connaissance *a priori* des mécanismes d'endommagement pouvant intervenir dans le matériau étudié. Pour le composite F45, les deux principaux mécanismes d'endommagement, identifiés d'après le tableau 4.1, sont la fissuration de matrice et la décohésion fibre/matrice. La classification est donc considérée comme un problème à deux classes.

La méthode des k-moyennes est appliquée sur les données de l'essai de flexion trois points sur le composite unidirectionnel F45 en prenant en compte les descripteurs temporels les plus

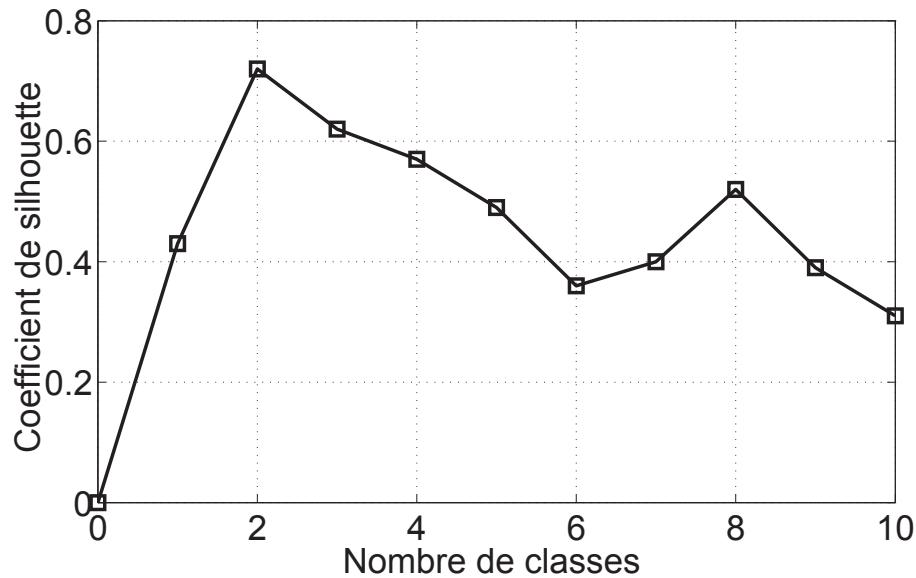


FIGURE 4.35 – Coefficient de silhouette pour un essai de flexion trois points sur un composite F45.

pertinents : l'amplitude (dB), la durée (μs), l'énergie (u.a.), le temps de montée (μs) et le nombre de coups. L'amplitude est l'un des paramètres temporels les plus discriminants des signaux d'EA [81]. Ce paramètre est pris en compte pour associer à chaque classe obtenue en sortie de l'algorithme de classification par k-moyennes, le mécanisme d'endommagement correspondant. Cela est obtenu à par corrélation avec les résultats trouvés dans la littérature concernant les caractéristiques des types d'endommagement dans les matériaux composites semblables [81, 125, 13, 73].

La figure 4.36 permet de visualiser les résultats de classification des données du composite F45 par rapport à la distribution d'amplitude. Deux classes, correspondant à la fissuration de matrice et à la décohésion fibre/matrice, sont distinguées. En effet, la figure 4.36 montre la présence importante d'un signal caractérisé par un temps de montée moyen et une décroissance relativement lente après l'atteinte du pic d'amplitude, ce qui caractérise un signal de type résonnant. Les signaux présentant ces caractéristiques sont référencés d'après le tableau 2.1 comme étant des signaux de type A. Par ailleurs ces signaux, caractérisant la fissuration de la matrice (signaux type A), apparaissent au début de l'essai de flexion pour des amplitudes voisines de 20 dB. Ceci favorise alors l'apparition de la décohésion fibre/matrice (signaux type B). Cependant, les deux classes présentent un recouvrement d'amplitude et, en conséquence, le type d'endommagement responsable de la rupture finale du composite F45 ne peut pas être clairement identifié.

La figure 4.37 présente la chronologie d'apparition des deux types d'endommagements obtenus par la méthode des k-moyennes. Cette figure montre que les signaux de type A sont prépondérants et apparaissent dès le début des essais, constituant la majorité de l'activité acoustique. Les signaux de type B, amorcés par l'affaiblissement de la matrice, s'intensifient vers la fin de l'essai et leur nombre croît jusqu'à la rupture du matériau (20 % des signaux d'EA).

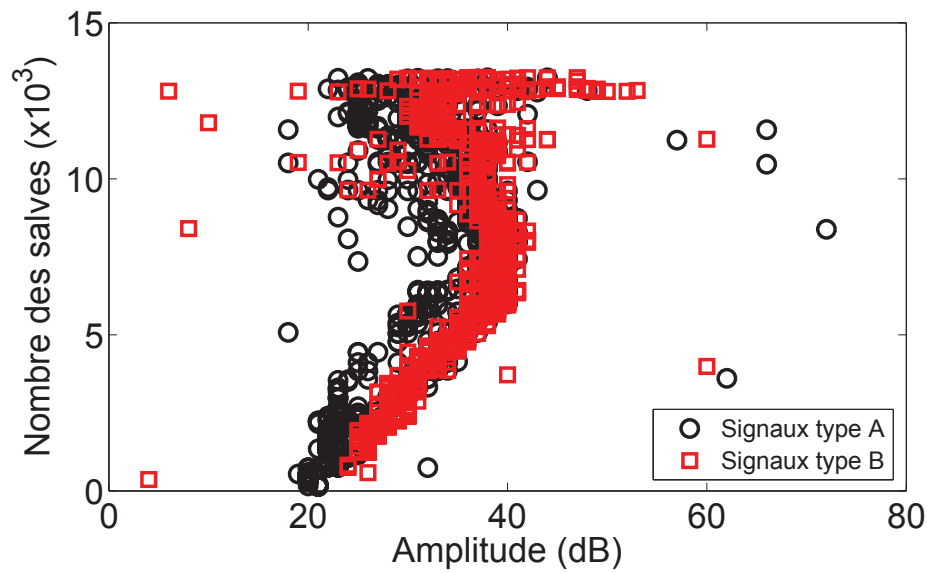


FIGURE 4.36 – Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45 : signaux de type A pour la fissuration de matrice (○) et signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□).

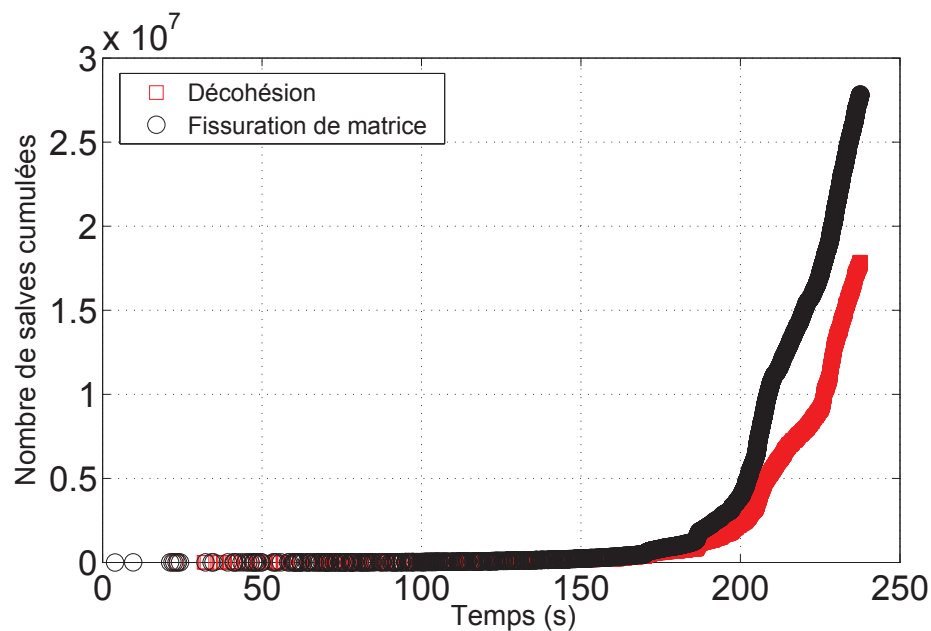


FIGURE 4.37 – Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45 : signaux de type A pour la fissuration de matrice (○) et signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□).

Analyse par THH L'algorithme de classification par THH, présenté dans le paragraphe 4.5.4, est appliqué sur le même jeu données d'EA.

La figure 4.38 présente la répartition par THH des salves d'EA classées en fonction du

descripteur fréquentiel $\bar{F}_1$ et du descripteur temporel T_x (voir section (4.5.4)). Par ailleurs, la figure 4.38 présente quatre classes correspondant aux mécanismes d'endommagement ainsi que le nombre des salves d'EA constituant chaque type d'endommagement. Les caractéristiques des formes de chacune des quatre classes identifiées par l'algorithme de THH sont comparées à celles de signaux typiques représentatifs des mécanismes d'endommagement, illustrés dans le tableau 2.1, pouvant intervenir dans les composites de type fibre/matrice. Ces signaux correspondent alors à la fissuration de matrice (classe A), à la décohésion fibres/matrice (classe B), à la rupture des fibres (classe C) et au délaminage (classe D). Il est à noter que la fissuration de matrice (plus de 15000 salves) ainsi que la décohésion fibre/matrice (plus de 1000 salves), sont les mécanismes d'endommagement prépondérants. Le graphique de la figure 4.39 présente l'écart type entre les descripteurs utilisés pour la classification des signaux de chaque classe. Il est à noter que cet écart est assez faible dans les quatre classes identifiées. Cette figure montre que la classification des signaux d'EA par la méthode de la THH semble pertinente. En effet, la plupart des signaux sont concentrés et regroupés dans les différentes classes qui ne présentent pas de zones de recouvrement.

Le temps d'apparition des mécanismes d'endommagement est enregistré, il est donc possible de suivre la cinétique d'endommagement dans le composite unidirectionnel F45. La figure 4.40 présente la chronologie d'apparition signaux d'EA typiques et représentatifs des mécanismes d'endommagements obtenus dans l'échantillon F45 soumis à un essai quasi-statique de flexion trois points. Cette figure montre que la fissuration de matrice constitue le mécanisme d'endommagement prépondérant (75 % de salves d'EA). Cependant, il est à noter que la méthode de THH permet de détecter la présence de formes typiques représentatives des autres mécanismes dès le début de l'essai mécanique (25 % de salves d'EA). Le cadencement d'apparition de ces endommagements augmente progressivement jusqu'à la fin de l'essai. Pour le composite F45, les délaminages et les ruptures de fibres, qui représentent seulement 7 % des signaux d'EA, apparaissent principalement en fin d'essai et contribuent à la rupture finale du matériau.

4.5.6 Application de la THH au contrôle de santé intégré

Durant ces dernières années, la maîtrise de la technologie des matériaux piézoélectriques a permis d'élaborer des composants mécaniques de très petites tailles. Ces derniers sont capables de caractériser l'évolution des propriétés structurales d'un matériau en se basant sur l'intégration de capteurs à l'intérieur ou en surface du matériau susceptible de se dégrader. Par exemple, la méthode dite de l'implant piézoélectrique développée à l'INSA de Lyon [1] a pour but le contrôle *in situ* de la polymérisation et de l'endommagement des composites. Cette méthode se base sur l'intégration d'un disque piézoélectrique de Titanate Zirconate de Plomb (PZT) à l'intérieur d'un matériau composite avant sa mise en forme.

Dans ce travail, la technique de l'implant piézoélectrique est utilisée pour l'identification de la signature acoustique des mécanismes d'endommagements et pour apporter des éléments de réponse concernant l'apport de la méthode de THH dans le cadre du contrôle de santé intégré (CSI). En effet, les méthodes de contrôle de santé intégré des structures dites *sensibles* soulèvent deux points importants :

1. le respect de l'intégrité de la structure et des capteurs ;
2. la robustesse de la méthode face à des anomalies pendant l'insertion des capteurs.

En effet, l'insertion d'un élément étranger dans un matériau a pour effet de modifier localement le comportement mécanique de la structure [1]. D'autre part, le capteur lui même doit être capable de résister aux concentrations de contraintes internes lors de l'élaboration de

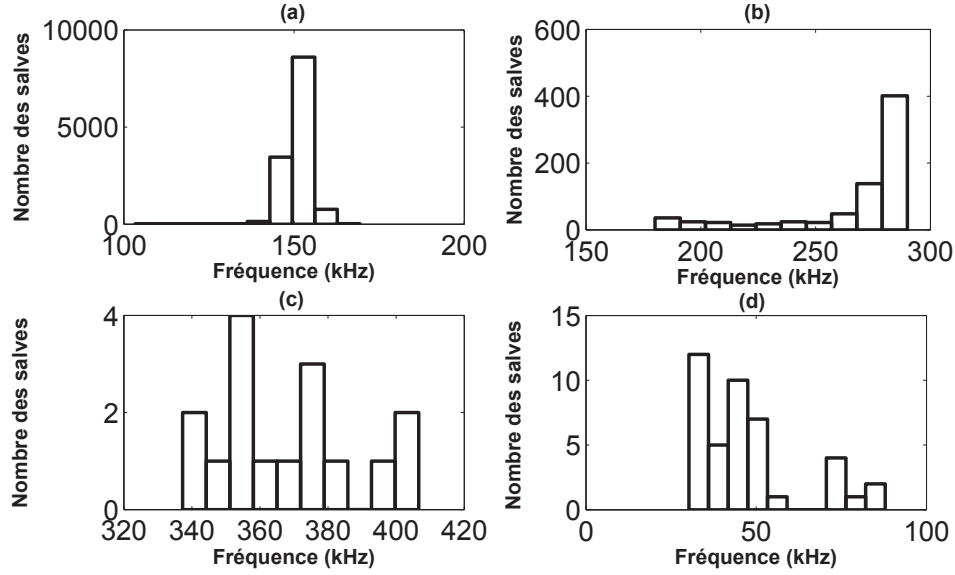


FIGURE 4.38 – Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode de la THH pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45. (a) signaux de type A pour la fissuration de matrice - (b) signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice - (c) signaux de type C pour la rupture des fibres et - (d) signaux de type D pour le délaminage.

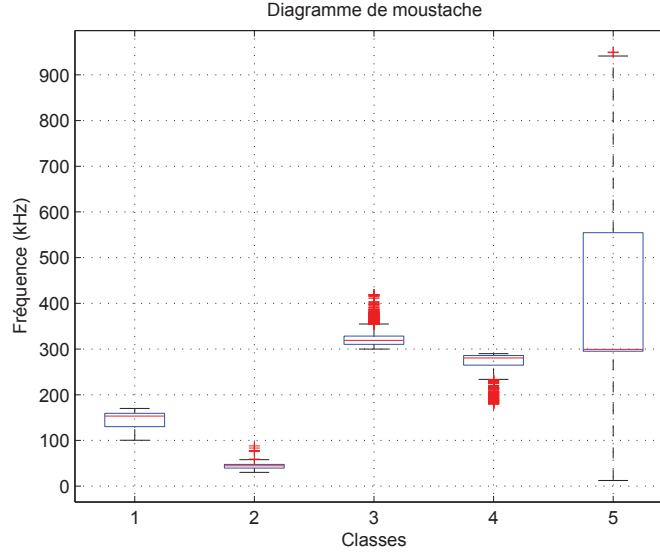


FIGURE 4.39 – Visualisation de la variance du descripteur de classification $\bar{F}_1$ pour chaque classe obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45. (classe 1 $\rightarrow$ fissuration de matrice; classe 2 $\rightarrow$ décohésion fibre/matrice; classe 3 $\rightarrow$ rupture de fibres; classe 4 $\rightarrow$ délaminage; classe 5 $\rightarrow$ bruit.

la structure (phénomène de retrait) et aux sollicitations mécaniques durant le cycle de vie du matériau. Il est donc intéressant d'étudier l'impact de l'insertion du capteur sur les propriétés mécaniques de la structure et réciproquement.

Les matériaux étudiés dans cette section sont des composites à plis croisés verre/époxy :

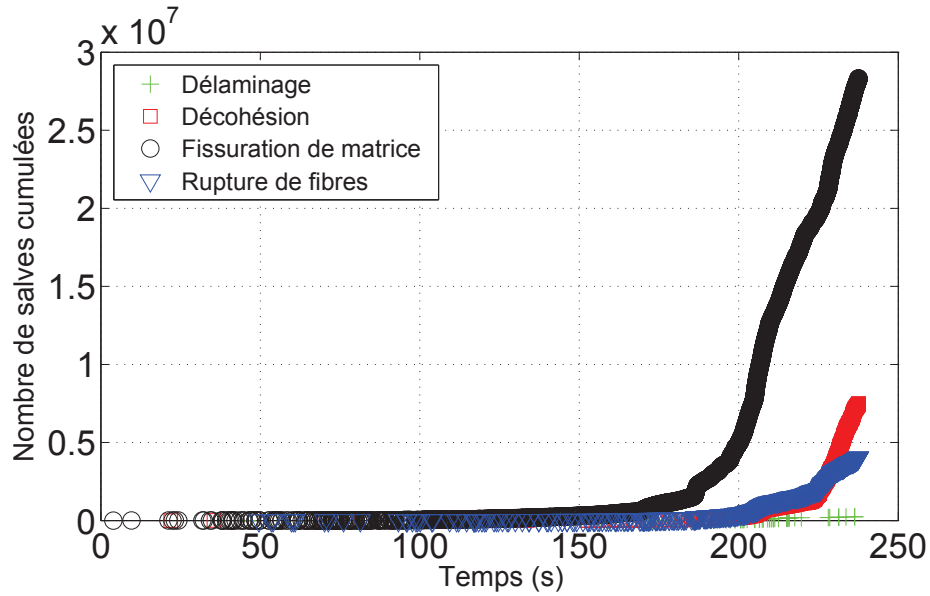


FIGURE 4.40 – Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45. signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$); signaux de type C pour la rupture de fibres (∇) et signaux de type D pour le délaminage ($+$)

FCR_{Vierge} et $FCR_{Sensible}$ soumis à des essais quasi-statiques de flexion trois points. Le type des essais mécaniques réalisés, la composition et la séquence d'empilement des échantillons de composites utilisés dans cette étude sont donnés dans la section (4.5.2).

Discrimination des mécanismes d'endommagement dans des composites à plis croisés *vierge*

Un composite stratifié à plis croisés, FCR_{Vierge} (capteurs collés à la surface), à fibres de verre et matrice époxy est soumis à un essai quasi-statique de flexion trois points. Les mécanismes d'endommagement dans ce type de matériau sont nombreux : un décollement de la matrice autour de certaines fibres (décohésion fibre-matrice) devrait apparaître, accompagné d'une fissuration de la matrice dès le début de l'essai. Cela conduit à l'apparition de ruptures des fibres, responsables de la rupture finale de l'échantillon [81, 76, 73, 13, 12]. La figure 4.41 représente les courbes de l'évolution de la charge appliquée au cours de l'essai, jusqu'à la rupture de l'échantillon, et celle de l'activité acoustique. Cette figure montre qu'en termes d'activité acoustique trois phases se distinguent lors de ce type d'essais :

1. phase 1 : l'initiation de l'activité acoustique a lieu dès le début de l'essai jusqu'à atteindre un temps $\langle t_1 \rangle$ égal à 150 s. L'activité acoustique est caractérisée par une croissance quasi-linéaire avec des signaux dont l'amplitude est comprise entre 55 dB et 70 dB ;
2. phase 2: l'activité acoustique est caractérisée par une augmentation brusque jusqu'à un temps $\langle t_2 \rangle$ égale à 200 s, en affichant des signaux dont l'amplitude est comprise entre 70 dB et 90 dB ;
3. phase 3 : une phase de saturation jusqu'à la rupture, l'activité acoustique affiche des signaux dont l'amplitudes est centrée autour de 100 dB.

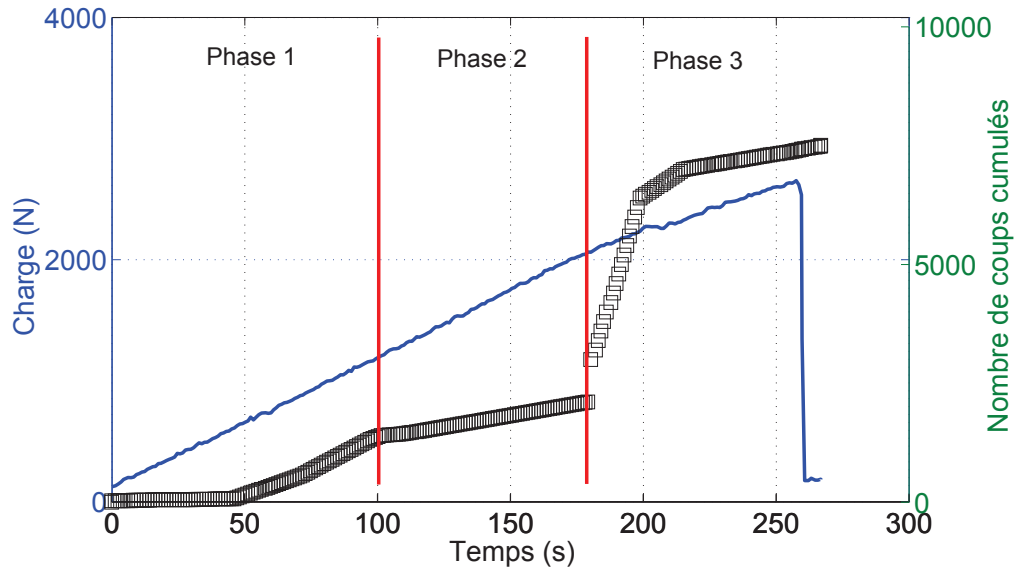


FIGURE 4.41 – Charge appliquée et suivi de l’activité acoustique : évolution du nombre de coups cumulés au cours du temps pour un essai de flexion trois points sur un composite $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$.

La corrélation de l’activité acoustique et de l’évolution des caractéristiques mécaniques du composite $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$ donne une information générale sur la cinétique de l’endommagement. En effet, l’apparition et le développement des mécanismes d’endommagement provoque des déformations locales du milieu de propagation. Ces déformations conduisent à la diminution des temps de vols des ondes acoustiques se propageant dans le matériau. Ceci conduit à une augmentation linéaire du nombre des signaux d’EA acquis jusqu’à la rupture finale du matériau.

Afin d’associer les classes des signaux d’EA aux mécanismes d’endommagement et de pouvoir suivre leurs évolutions au cours de l’essai, basées sur l’étude préalable des formes temporelles des salves acoustiques (tableau 2.1), quatre mécanismes d’endommagement ont été identifiés dans le composite $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$. Les types d’endommagements identifiés pour le composite stratifié à plis croisés ($\text{FCR}_{\text{Vierge}}$) soumis à des essais de flexion trois points sont : la fissuration de matrice (signaux de type A), les décohésions fibres/matrice ou décollement inter-laminaires (signaux de type B), délaminage ou décollement intra-laminaire (signaux de type D) et les ruptures de fibres (signaux de type C). Dans le but d’évaluer la performance de la méthode de classification par THH, une analyse statistiques multivariable par la méthode des k-moyennes et utilisant l’algorithme de classification en ligne par THH, sont appliqués sur les signaux d’EA issus du composite $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$.

Analyse statistique multivariable La méthode des k-moyennes est appliquée sur le jeu de données de l’essai de flexion trois points sur le composite *vierge* $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$. Cette classification considère une sélection de cinq paramètres temporels de formes d’ondes les plus pertinents : amplitude, durée, énergie, temps de montée et nombre de coups. Le coefficient de silhouette, s_k , est calculé pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés ($\text{FCR}_{\text{Vierge}}$). La figure 4.42 montre que le nombre de classes qui optimise s_k est de quatre (valeur maximale du paramètre s_k). La classification est donc considérée comme un problème à quatre classes.

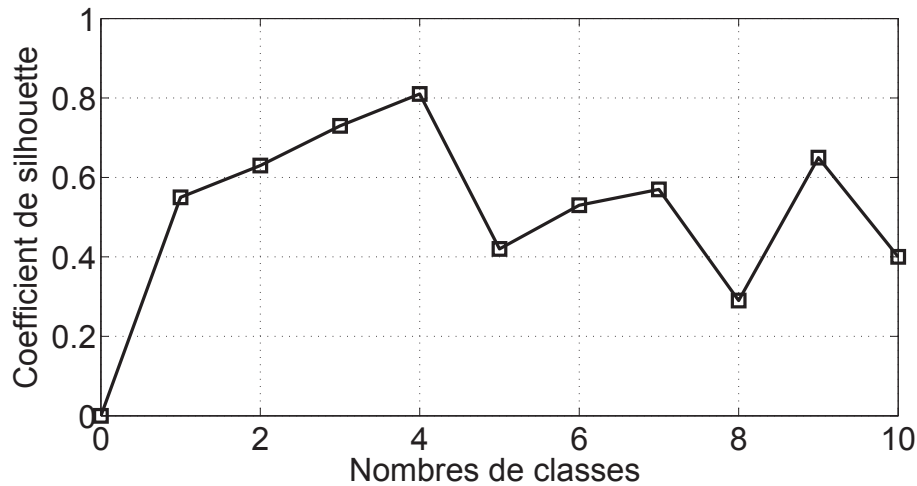


FIGURE 4.42 – Coefficient de silhouette pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$.

D'après la littérature [81, 13], l'amplitude constitue un des paramètres temporels les plus discriminants des signaux d'EA. Ce paramètre est retenu pour l'étiquetage des signaux d'EA identifiés par la méthode des k-moyennes. Les formes temporelles des mécanismes d'endommagement, extraites aléatoirement à partir des quatre classes établies par les k-moyennes, sont données dans l'annexe F.

La figure 4.43 présente les résultats de classification des données du composite $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$ par rapport à leur distribution d'amplitude. Trois classes, correspondant à la fissuration de matrice, à la décohésion fibre/matrice et à la rupture des fibres, sont distinguées. En effet, le nombre de classes optimal pour la classification est de trois puisque la dernière classe présente un nombre limité et éparpillé de salves d'EA. La figure 4.43 montre une présence importante de signaux impulsionnels caractérisés par un temps de montée rapide et une décroissance rapide de leur amplitude. La forme temporelle de ces signaux, données dans l'annexe F, correspond aux caractéristiques des signaux de type C (tableau 2.1). De la même manière, la figure 4.43 montre la présence de deux classes qui se recouvrent partiellement. Ces signaux, donnés dans l'annexe F, sont identifiés d'après le tableau 2.1 comme des signaux de type A et B.

Par ailleurs, la figure 4.44 présente la chronologie d'apparition des trois mécanismes d'endommagements obtenue par la méthode des k-moyennes. Cette figure montre que les signaux de type A sont prépondérants, qu'ils apparaissent dès le début des essais et qu'ils constituent la majorité de l'activité acoustique. Les décohésions fibres/matrice, amorcées par l'affaiblissement de la matrice, apparaissent ensuite, accompagnées par les ruptures des fibres qui s'intensifient vers la fin de l'essai. Ce sont les ruptures des fibres qui causent la rupture du composite. Cependant, d'après l'annexe F, il est à noter que les formes temporelles, représentatives des mécanismes d'endommagement extraites aléatoirement à partir des divers classes établies par les k-moyennes, ne correspondent pas clairement aux critères de classification temporels établis dans la littérature (tableau 2.1). Ceci montre la limite de l'analyse statistique multivariable des signaux d'EA dans le cas des composites complexes.

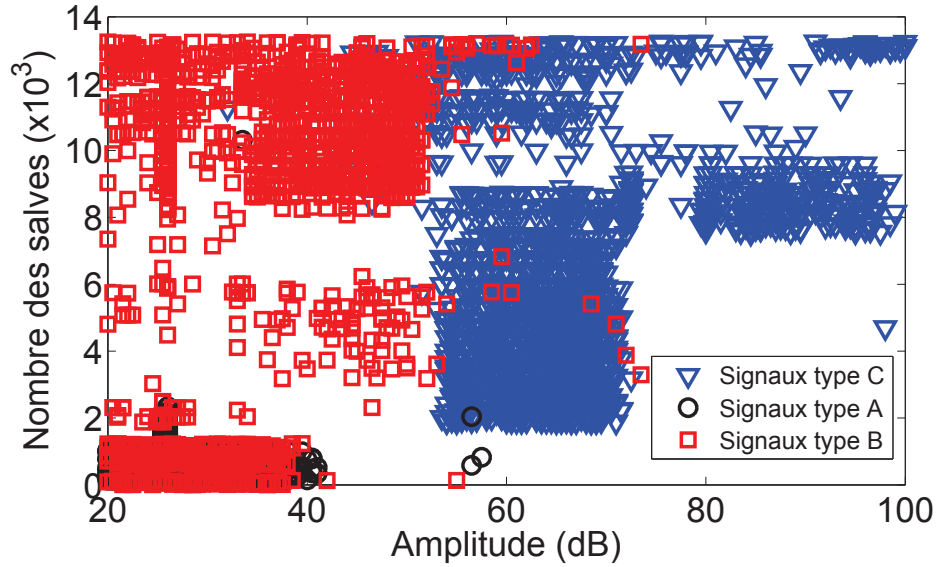


FIGURE 4.43 – Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR_{Vierge} : signaux de type A pour la fissuration de matrice (○); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□) et signaux de type C pour la rupture de fibres (▽).

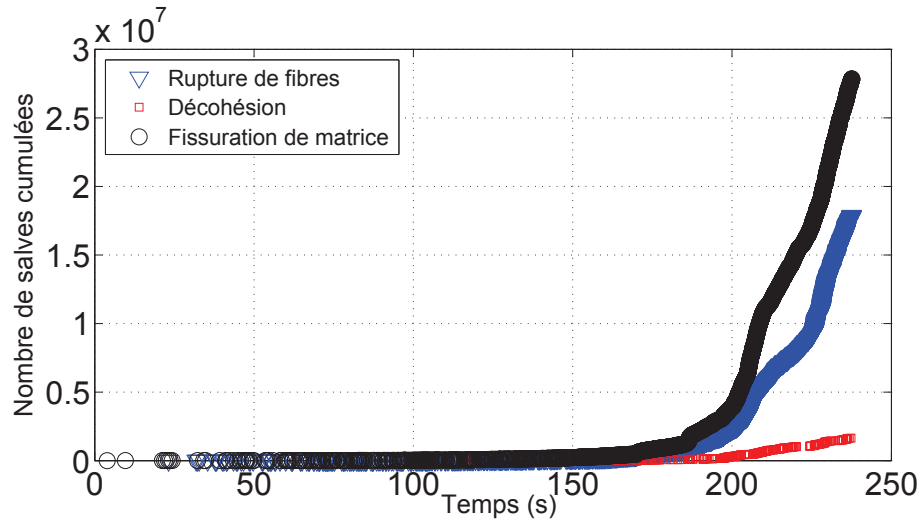


FIGURE 4.44 – Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR_{Vierge} : signaux de type A pour la fissuration de matrice (○); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□) et signaux de type C pour la rupture de fibres (▽).

Analyse par THH Dans le paragraphe précédent, les performances de la classification par les k-moyennes ont été limitées par plusieurs facteurs. En effet, dans le cas des matériaux composites complexes, les paramètres acoustiques analysés sont fortement dépendants des propriétés physiques et géométriques du matériau, de la position des capteurs ainsi que du système d'acquisition et de traitement des données. L'algorithme de classification par THH, présenté dans le paragraphe (4.5.4), est appliqué sur le même jeu données d'EA issues du composite

FCR_{Vierge} , utilisé dans le paragraphe précédent.

La figure 4.45 présente la répartition des salves d'EA par THH classées en fonction du descripteur fréquentiel $\bar{F}_1$ et le descripteur temporel T_x (voir section (4.5.4)). Cette figure montre quatre classes, correspondant aux mécanismes d'endommagement, ainsi que le nombre des salves d'EA constituant chaque type d'endommagement. Les caractéristiques des formes de chacune de ces quatre classes sont comparées à celles des signaux typiques représentatifs des différents mécanismes d'endommagement pouvant intervenir dans les composites de type fibre/matrice illustrés dans le tableau 2.1. L'annexe G présente les formes temporelles des signaux d'EA représentatifs des différents mécanismes d'endommagement. Ces signaux sont extraits aléatoirement à partir de chaque classe obtenue par l'algorithme de classification par THH.

Les signaux identifiés correspondent alors à la fissuration de matrice (classe A), à la décohésion fibres/matrice (classe B), à la rupture des fibres (classe C) et au délaminage (classe D). D'après la figure 4.45, les signaux représentatifs des ruptures des fibres constituent le mécanisme d'endommagement prépondérant (plus que 80 % des salves d'EA). La figure 4.46 présente l'écart type entre les descripteurs utilisés pour la classification des signaux de chaque classe. Il est à noter que l'écart fréquentiel entre les éléments d'une même classe est faible par rapport aux frontières définies par l'algorithme de classification. Par ailleurs, la fréquence des salves acoustiques semble fournir un descripteur pertinent pour la segmentation des salves d'EA. En effet, plusieurs signaux, possédant des formes temporelles différentes, possèdent une fréquence d'oscillation identique. Ceci montre que la classification des signaux d'EA par THH semble pertinente car la plupart des signaux est concentrée et regroupée dans les différentes classes. Ces derniers ne présentent pas de zones de recouvrement.

Le temps d'apparition des mécanismes d'endommagement est enregistré, il est donc possible de suivre la cinétique d'endommagement dans le composite stratifié à plis croisés FCR_{Vierge} . La figure 4.47 présente la répartition des salves des quatre types d'endommagement identifiés en terme de chronologie d'apparition. Cette figure montre que dès le début de l'essai, on remarque l'apparition de salves propres à la rupture des fibres accompagnées par les fissurations de matrice ainsi que la décohésion fibre/matrice. Le cadencement d'apparition de ces endommagement augmente progressivement jusqu'à la fin de l'essai. La corrélation de l'évolution de la cinétique des endommagements et de la courbe de la charge appliquée sur l'échantillon montre que les quatre types d'endommagement commencent à s'intensifier juste après la fin de la phase quasi-linéaire de la courbe de déformation. La rupture finale du matériau est due à la rupture des fibres (85 % de salves d'EA). Ceci peut être expliqué par une mauvaise répartition de résine dans l'échantillon, ce qui a pu favoriser le déchaussement des couches de fibres de verre tout au début de la phase visco-élastique. Le délaminage a été accompagné par l'initiation d'une fissuration de matrice et d'un affaiblissement au niveau des liaisons fibre/matrice. Sous l'effet d'une application d'un chargement quasi-statique le matériau cède sous l'accumulation localisée des ruptures de fibres.

Dans ce qui suit, une intégration des capteurs piézoélectriques au sein des composites stratifiés à plis croisés ($FCR_{Sensible}$) a été effectuée dans le but de réduire la distance de propagation des signaux et de limiter ainsi leurs atténuation. Le contrôle de santé intégré est proposé alors dans le but d'identifier plus rapidement et plus efficacement les mécanismes d'endommagements.

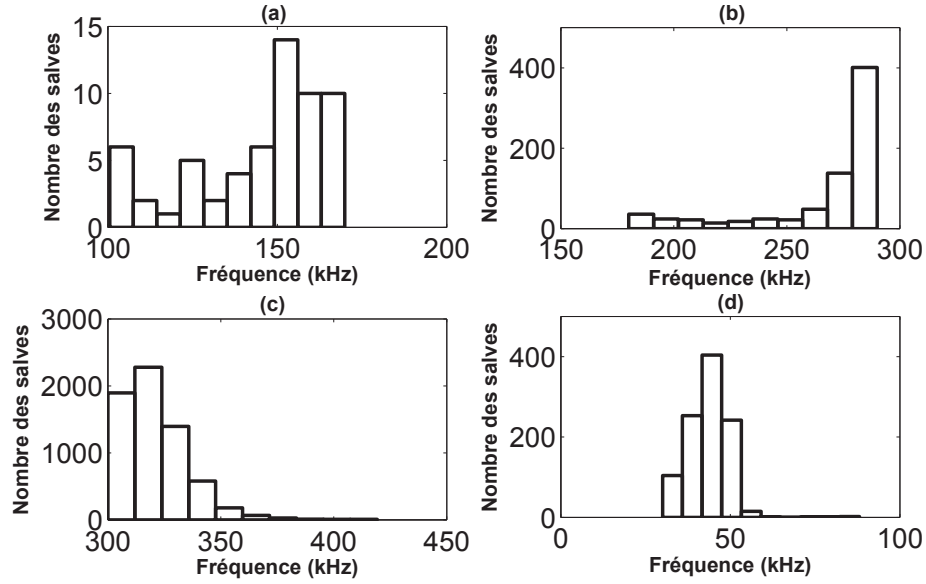


FIGURE 4.45 – Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode de la THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR_{Vierge}. (a) signaux de type A pour la fissuration de matrice - (b) signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice - (c) signaux de type C pour la rupture des fibres et - (d) signaux de type D pour le délaminage.

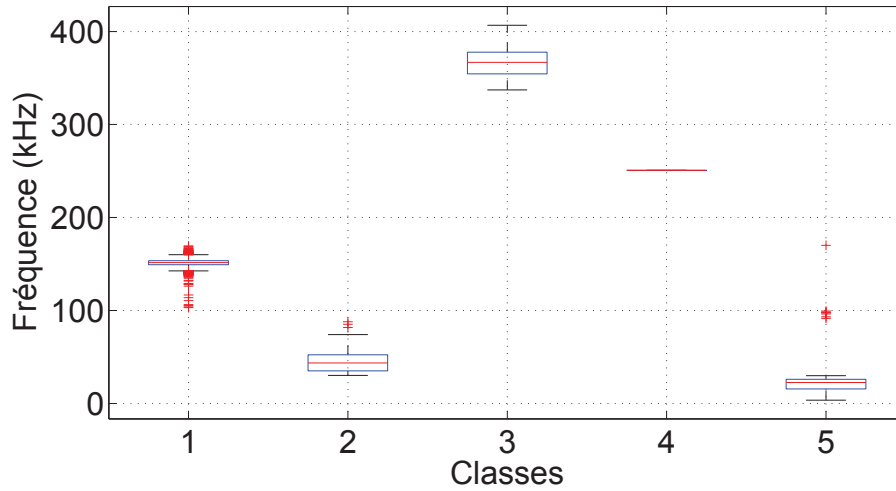


FIGURE 4.46 – Visualisation de la variance du descripteur de classification $\bar{F}_1$ pour chaque classe obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR_{Vierge}. (classe 1 $\rightarrow$ fissuration de matrice; classe 2 $\rightarrow$ décohésion fibre/matrice; classe 3 $\rightarrow$ rupture de fibres; classe 4 $\rightarrow$ délaminage; classe 5 $\rightarrow$ bruit).

Discrimination des mécanismes d'endommagement dans des composites à plis croisés *sensible*

Les stratifiés, étudiés dans cette section, sont des composites à plis croisés, FCR_{Sensible} (capteurs intégrés au sein du matériau). Ces composites, composés de fibres de verre et d'une

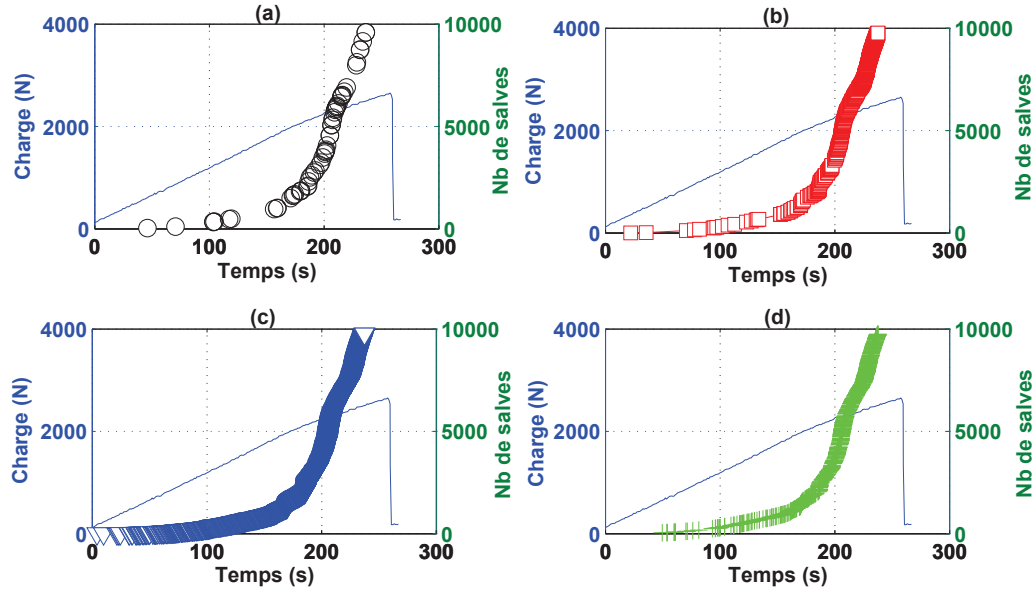


FIGURE 4.47 – Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés $\text{FCR}_{\text{Vierge}}$. (a) - signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); (b) - signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$); (c) - signaux de type C pour la rupture de fibres (∇) et (d) - signaux de type D pour le délaminage ($+$).

matrice époxy, sont soumis à des essais quasi-statique de flexion trois points. La figure 4.48 représente les courbes de l'évolution de la charge appliquée au cours de l'essai jusqu'à la rupture de l'échantillon avec le suivi de l'activité acoustique. Cette figure montre que l'intégration des capteurs permet d'enregistrer une activité acoustique plus intense que celle d'une éprouvette *vierge* (figure 4.41). Il est à noter que le nombre de coups cumulés augmente presque linéairement pour un échantillon *sensible*, cependant des fluctuations visibles marque l'activité acoustique du composite *vierge*. Ceci montre que même si l'intégration des pastilles piézoélectriques permet de détecter plus facilement des événements acoustiques de faible amplitude, elle détecte aussi plus facilement du bruit.

La figure 4.48 montre qu'en termes d'activité acoustique deux phases se distinguent lors de ces essais :

1. une phase linéaire qui correspond au comportement élastique du matériau ; elle décrit l'initiation et le développement des endommagements (principalement les fissurations de matrice) ;
2. une phase de faible non linéarité qui caractérise le développement des fissures interlaminaires. Celles-ci se développent sous l'effet de la fragilisation de la matrice. La combinaison de ces deux endommagements va engendrer la rupture finale du stratifié. Cette rupture a lieu lorsque les fibres, dans la direction $[0^\circ]$ par rapport à l'axe de chargement, ne sont plus capables de supporter de contraintes supplémentaires.

La corrélation de l'activité acoustique et de l'évolution des caractéristiques mécaniques du composite $\text{FCR}_{\text{Sensible}}$ donne une information générale sur la cinétique de l'endommagement dans le composite. Les essais mécaniques ont été conduits à de faibles vitesses de chargement ce qui permet au matériau de présenter une certaine résistance à la déformation (effet visco-élastique de la résine). En conclusion, l'augmentation de la charge appliquée entraîne la

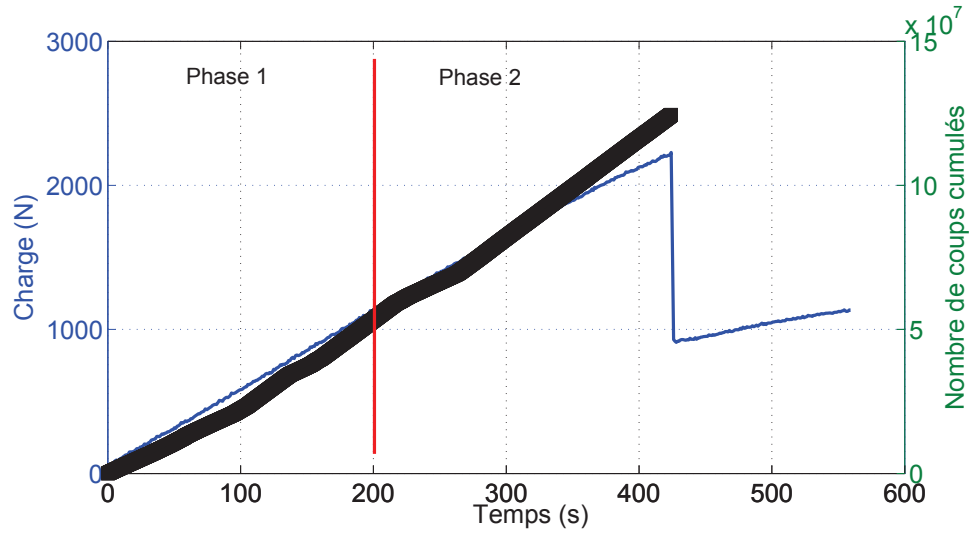


FIGURE 4.48 – Charge appliquée et suivi de l’activité acoustique : évolution du nombre de coups cumulés au cours du temps pour un essai de flexion trois points sur un composite $FCR_{Sensible}$.

croissance des microfissures qui se connectent entre elles pour former des macrofissures. Ces dernières provoquent la rupture du matériau, ce qui se manifeste par une chute du module de la charge et une augmentation de la déformation. Ce comportement est appelé comportement quasi-fragile [13, 12] et explique la rupture finale du matériau dû à la fissuration de matrice.

En se basant sur l’étude préalable porté sur les formes temporelles des salves acoustiques (tableau 2.1) quatre mécanismes d’endommagement ont été identifiés dans le composite $FCR_{Sensible}$. Les types d’endommagements identifiés pour le composites stratifié à plis croisés, $FCR_{Sensible}$ soumis à des essais de flexion trois points sont : la fissuration de matrice (signaux de type A), les décohésions fibres/matrice ou décollement inter-laminaire (signaux de type B), délaminage ou décollement intra-laminaire (signaux de type D) et les ruptures de fibres (signaux de type C). Une analyse statistiques multivariable par la méthode des k-moyennes et l’algorithme de classification en ligne par THH sont appliqués sur les signaux d’EA issus du composite $FCR_{Sensible}$ afin de retrouver ces mécanismes d’endommagements.

Analyse statistique multivariable La méthode des k-moyennes est appliquée sur le jeu de données de l’essai de flexion trois points sur le composite *sensible* $FCR_{Sensible}$ en adoptant une classification suivant une sélection de cinq paramètres temporels de formes d’ondes les plus pertinents : amplitude, durée, énergie, temps de montée, et nombre de coups. La classification est considérée comme un problème à quatre classes. Afin d’associer chaque classe obtenue en sortie des k-moyennes au mécanisme d’endommagement correspondant, les formes temporelles des signaux d’EA obtenus sont corrélés avec les signaux d’EA typiques des mécanismes d’endommagement dans des matériaux composites semblables (tableau (2.1)).

La figure 4.49 présente les résultats de classification des données du composite $FCR_{Sensible}$ par rapport à leur chronologie d’apparition. Quatre classes, correspondant à la fissuration de matrice, à la décohésion fibre/matrice, à la rupture des fibres et au délaminage, ont été identifiées. La figure 4.49 montre une présence importante de signaux typiques de fissuration de matrice qui présente le type de mécanisme d’endommagement pondérant (65 % des salves d’EA). Par ailleurs, la figure 4.49 montre que la fissuration de matrice est accompagnée dès le début de l’essai par un détachement inter-laminaire des plis (décohésion fibre/matrice). Ceci

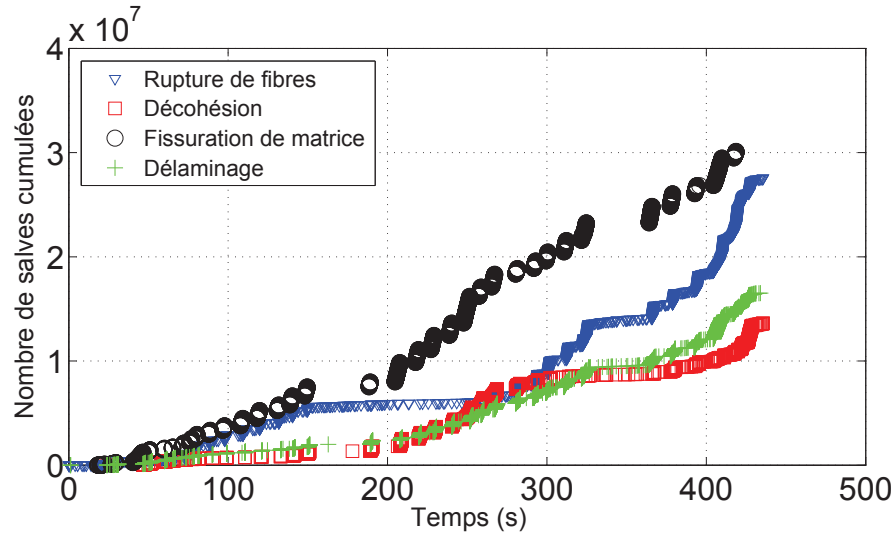


FIGURE 4.49 – Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés $FCR_{Sensible}$: signaux de type A pour la fissuration de matrice (o); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$) et signaux de type C pour la rupture de fibres (∇).

conduit à une concentration de contraintes à l'interface fibre/matrice qui devient le site privilégié de l'initiation de l'endommagement. Ces endommagements se propagent ensuite le long des fibres sous forme de fissures intra-laminaires (délaminage) et se développent dans les plis adjacents ou à l'interface de ces plis provoquant ainsi la rupture finale du matériau.

La figure 4.50 présente la chronologie d'apparition des salves de chaque classe, corrélée avec la courbe de charge de l'essai de flexion trois points appliqué sur le composite $FCR_{Sensible}$. Cette figure montre la densité des mécanismes d'endommagement en fonction de la charge appliquée. En effet, l'initiation de l'endommagement dans le stratifié *sensible* est dû à la fissuration de la matrice, accompagnée par quelques événements d'endommagements propres à la décohésion et de la rupture des fibres. Ces endommagements vont s'accroître pour favoriser le délaminage juste avant la rupture.

Analyse par THH Dans cette partie, l'algorithme de classification par THH (présenté dans la section (4.5.4)) est appliqué sur les mêmes données d'EA que celles utilisées dans le paragraphe précédent. La figure 4.51 présente le résultat de la classification des signaux d'EA. Cette figure montre la présence de trois mécanismes d'endommagement ainsi que le nombre des salves constituant chaque type d'endommagement, à savoir les fissurations de matrice, le délaminage, et les ruptures de fibres. Par ailleurs, il convient de noter, d'une part, l'absence des signaux typiques de la décohésion fibres/matrice (1 seul signal) et, d'autre part, que la fissuration de matrice est le mécanisme pondérant (plus que 13000 salves d'EA). Afin de valider l'étiquetage des classes obtenues, les caractéristiques des formes de chacune des trois classes identifiées par l'algorithme de THH sont comparées à celles de signaux typiques représentatifs des différents mécanismes d'endommagement (tableau 2.1).

La figure 4.51 montre que la fissuration de matrice constitue le mécanisme pondérant (80 % des salves d'EA) avec une concentration de signaux de 150 kHz de fréquence (plus de 8000 signaux de type A). Le diagramme de moustaches, décrit par la figure 4.52, présente l'écart entre les éléments constituant chaque classe. Cette figure montre que la plupart des formes d'EA

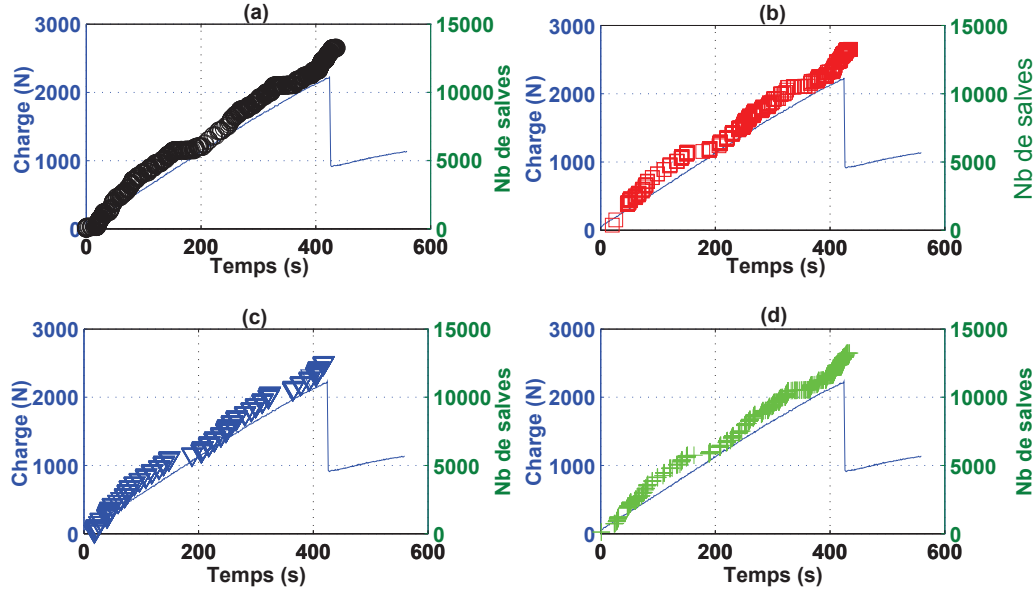


FIGURE 4.50 – Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements d'un composite stratifié à plis croisés $FCR_{Sensible}$ corollée avec la courbe de charge de l'essai de flexion trois points : signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$) et signaux de type C pour la rupture de fibres (∇).

est concentrée et que l'ensemble des signaux regroupés dans les différentes classes ne présentent pas des zones de recouvrements. La THH semble donc fournir une classification pertinente des salves d'EA.

La figure 4.53 présente la répartition des salves des quatres types d'endommagement en terme de chronologie d'apparition dans le composite stratifié à plis croisés $FCR_{Sensible}$. Cette figure montre que dès le début de l'essai, on distingue essentiellement l'apparition de salves propres à la fissuration de matrice. Le cadencement d'apparition de ces endommagements, accompagnés par la rupture des fibres et la décohésion fibre/matrice, augmente progressivement jusqu'à la fin de l'essai. La corrélation de l'évolution de la cinétique des endommagements avec la courbe de la charge appliquée sur l'échantillon montre que les salves d'EA représentatifs des ruptures de fibres et les décohésion fibres/matrice apparaissent juste après la fin de la phase élastique de la courbe de déformation. Cependant, la fissuration de matrice est responsable de la rupture finale du matériau. Ceci peut être expliqué au fait que l'intégration des pastilles piézoélectriques, dont les dimensions sont du même ordre que celles des échantillons, engendre des discontinuités dans la matrice ce qui a contribué à une perte importante de la rigidité intrinsèque du matériau. Cette perte de rigidité structurale provoque ainsi un processus de décohésion plane à l'interface des couches successives du stratifié.

4.6 Conclusions

Les résultats présentés dans ce chapitre portent sur l'application de la transformée de Hilbert-Huang pour une analyse temps-fréquence des signaux non-stationnaires dans un contexte du contrôle de santé passif. La technique d'EA constitue un outil adapté à la détection des mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites de type fibre/matrice. La THH est appliquée à l'analyse des signaux d'EA afin d'extraire la cinétique d'endommagement, dans

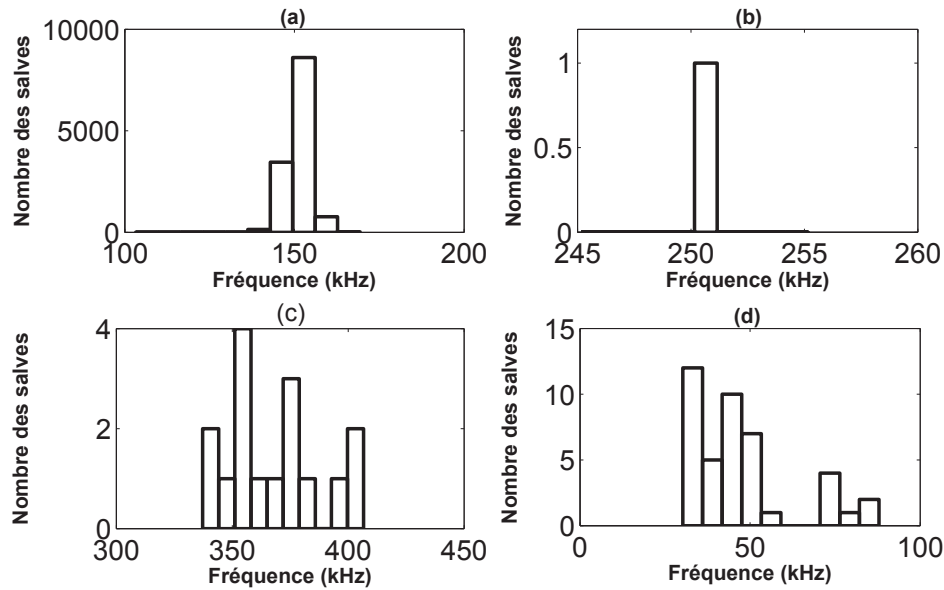


FIGURE 4.51 – Visualisation de la classification des signaux d’EA obtenue par la méthode de la THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés $FCR_{Sensible}$. (a) signaux de type A pour la fissuration de matrice - (b) signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice - (c) signaux de type C pour la rupture des fibres et - (d) signaux de type D pour le délaminage.

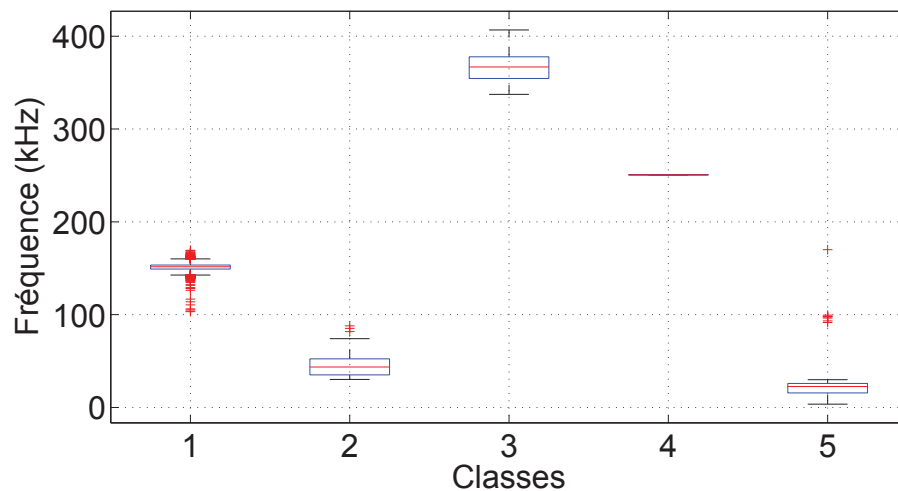


FIGURE 4.52 – Visualisation de la variance du descripteur de classification $\bar{F}_1$ pour chaque classe obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés $FCR_{Sensible}$. (classe 1 $\rightarrow$ fissuration de matrice; classe 2 $\rightarrow$ décohésion fibre/matrice; classe 3 $\rightarrow$ rupture de fibres; classe 4 $\rightarrow$ délaminage; classe 5 $\rightarrow$ bruit).

un premier temps, pour des composites *vierges*, puis, dans un second temps, pour des composites *sensibles* dans un contexte du contrôle de santé intégré. La THH est ainsi proposée pour la classification des signaux d’EA représentatifs des mécanismes d’endommagement dans les matériaux composites, c’est à dire la fissuration de matrice, la décohésion fibre/matrice, la

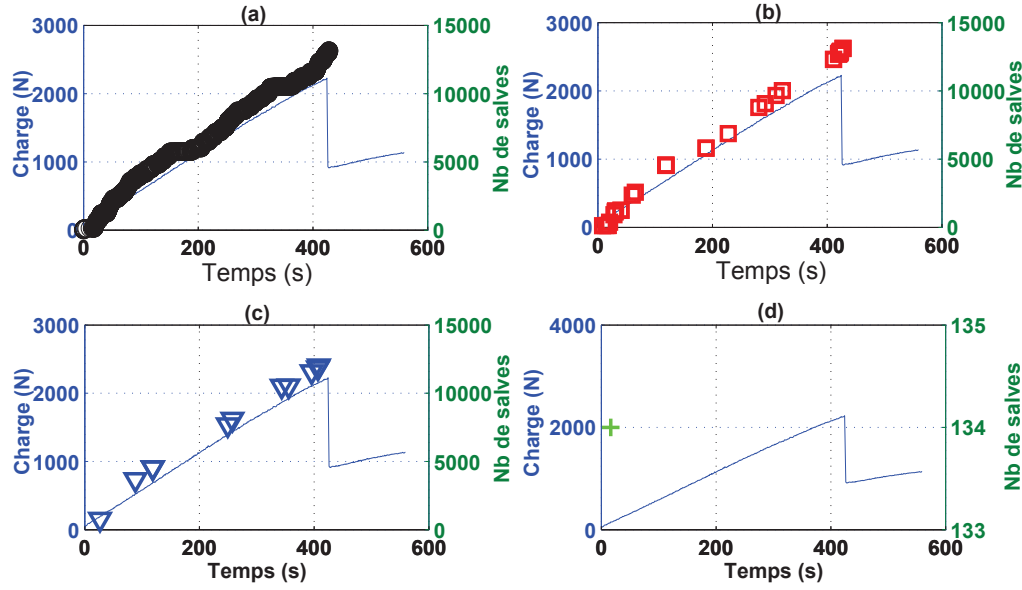


FIGURE 4.53 – Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés $\text{FCR}_{\text{Sensible}}$. (a) - signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); (b) - signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$); (c) - signaux de type C pour la rupture de fibres (∇) et (d) - signaux de type D pour le délaminage ($+$)

rupture de fibre et le délaminage. Un nouveau descripteur temps-fréquence est alors défini et est introduit dans un algorithme de classification en ligne. Une méthode de classification non-supervisée, basée sur les k-moyennes, est ensuite utilisée afin de discriminer les sources d'EA et pour évaluer la qualité de la segmentation des données par THH. Cette étude montre que la THH semble fournir un descripteur pertinent pour la segmentation des salves d'EA car, d'une part, la plupart des formes est concentrée et, d'autre part, l'ensembles des signaux regroupés dans les différentes classes ne présentent pas de zones de recouvrements.

Dans le cas du contrôle du santé intégré, cette étude montre que l'intégration des capteurs au sein des matériaux composites favorise la détection de l'initiation, de la propagation et de l'accumulation des endommagements microscopiques précoces dont la position chronologique n'était pas validé par la littérature. Cependant, cette performance est limitée par une dégradation des propriétés mécaniques du matériau en question ainsi que par la favorisation du délaminage ou de la fissuration de matrice comme mécanismes responsables de la rupture des composites dits *sensibles*. Cette étude montre aussi que la forme des signaux restent identiques que les capteurs soient intégrés à la structure ou collés à la surface du matériau. En effet, l'allure des signaux est directement liée à la nature de la source de l'endommagement. Par contre, ces formes d'ondes subissent des fluctuations d'amplitude et des variations de phases lors de leurs propagation au sein du matériau. Ces fluctuations sont liées à la nature du milieu de propagation, à l'emplacement des capteurs ainsi qu'au système d'acquisition.

Chapitre 5

Conclusions et perspectives

L'objectif de ce travail de thèse consiste à proposer et à évaluer de nouveaux outils de traitement et d'analyse des signaux pour le contrôle de santé *in situ* des structures complexes.

Dans la première partie, les méthodes de traitement du signal proposées portent sur les effets des conditions environnementales sur la propagation des signaux acoustiques. Dans ce contexte, un modèle de signal multidiffusé, de type convolutif, est établi. La propagation d'une onde acoustique dans un milieu fortement désordonné est ainsi modélisée comme un produit de convolution du signal d'excitation et de la réponse impulsionnelle du milieu de propagation. Dans ce modèle, la température est un facteur global important, capable de modifier tant les paramètres du milieu de propagation, que, en conséquence, les composantes du signal acoustique lui-même, ceci sous la forme d'une dilatation temporelle. La mesure de cet effet sur la propagation est donc essentiel et il convient d'estimer avec précision le coefficient de dilatation temporelle subit par le signal ultrasonore soumis aux effets de la température. Quatre méthodes de traitement du signal sont alors proposées pour estimer ce coefficient de dilatation : l'intercorrélation à fenêtre glissante, la méthode du *stretching*, l'estimateur à variance minimale et la transformée exponentielle. Parmi ces techniques, la première est une méthode itérative, classiquement utilisée dans la littérature pour estimer des propriétés de dilatation des signaux. Elle ne nécessite en outre aucune connaissance *a priori* sur le signal analysé et n'est paramétrable que par la taille de la fenêtre d'analyse. Ses performances modestes sont à mettre en regard de sa simplicité algorithmique et elle sert de méthode de comparaison avec les méthodes proposées.

Afin d'évaluer et de comparer les performances de ces quatre méthodes d'estimation du coefficient de dilatation, une étude statistique est mise en place sur des signaux multidiffusés de synthèse. Cette étude montre que la méthode du *stretching* fournit des estimations précises à condition que la grille d'échantillonnage sur laquelle elle est calculée soit judicieusement établie. En revanche, cette méthode souffre d'une complexité algorithmique qui l'empêche de suivre d'éventuelles variations rapides des paramètres du signal à estimer. La robustesse relative du *stretching* la rend enfin plus avantageuse que l'intercorrélation à fenêtre glissante. Le compromis robustesse/complexité algorithmique conduit alors à proposer l'estimateur à variance minimale, méthode qui offre de bons résultats en termes de biais et de variances, à condition que l'initialisation de l'algorithme soit suffisamment précise pour assurer la convergence de la phase d'optimisation. Malgré d'excellentes performances, l'estimateur à variance minimale est cependant largement tributaire d'une connaissance *a priori* du signal, ce qui limite son utilisation pour des signaux à forts rapports signal sur bruit (RSB). Enfin, les performances de la transformée exponentielle offrent les meilleurs résultats en termes de biais et de variance, pour différentes valeurs de RSB et de coefficients de dilatation. Ces résultats montrent que cette méthode globale est bien adaptée à ce problème, tout en étant rapide et fiable.

Pour compléter cette étude statistique, une étude expérimentale, sur des signaux réels, a permis d'analyser la performance de ces quatre estimateurs de coefficients de dilatation, dans un premier temps à partir de mesures effectuées dans un milieu de propagation homogène (plaque d'aluminium), puis, dans un second temps, dans un milieu de propagation fortement hétérogène (plaque en composite de type fibre/matrice). Cette étude confirme que la transformée exponentielle offre les meilleurs résultats en termes de qualité d'estimation pour un temps de calcul relativement faible tout en ne nécessitant aucune connaissance *a priori* sur le signal analysé. Ces caractéristiques favorisent donc l'utilisation de cette méthode en particulier dans un contexte de contrôle de santé *in situ*.

Dans la seconde partie de ce travail, une analyse temps-fréquence des signaux d'Émission Acoustique (EA) est proposée, dans un contexte du contrôle de santé passif. L'objectif est ici d'estimer la cinétique d'endommagement, dans un premier temps dans des composites *vierges*, puis, dans un second temps, dans des composites *sensibles*. Cette méthode, connue sous le nom de Transformée de Hilbert-Huang (THH), consiste à associer la décomposition en modes empiriques (EMD pour Empirical Mode Decomposition) à une méthode d'estimation de la fréquence instantanée (Transformée de Hilbert).

L'EMD décompose un signal en une somme de fonctions oscillantes, appelées modes intrinsèques (ou IMF pour Intrinsic Mode Functions). La décomposition est effectuée au même titre qu'une décomposition en séries de Fourier ou qu'une transformée en ondelettes. Cependant, la base de décomposition par EMD est construite à partir des propriétés du signal lui-même, ce qui permet de la qualifier de méthode locale, pilotée par les données. Ces capacités de classification de signaux, présentant des propriétés non-stationnaires différentes, nous ont conduits à retenir cette méthode pour l'analyse des mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites de type fibre/matrice. La décomposition par THH est comparée à la TFCT (Transformée de Fourier à Court-Terme) dans le cadre de l'analyse de signaux de synthèse. La THH donne des résultats meilleurs que ceux issus de la TFCT, ne présente pas d'interférences, et est plus à même de séparer les différentes composantes du signal (cas d'un signal multi-composantes). La THH est ainsi proposée pour la classification des signaux d'EA, représentatifs des différents mécanismes d'endommagement, dans les matériaux composites, *i.e.* fissuration de matrice, décohésion fibre/matrice, rupture de fibre et délaminage.

Dans ce contexte, deux approches d'analyse des signaux d'EA sont adoptées afin de caractériser la cinétique de l'endommagement : le filtrage et le débruitage. Dans le cas des signaux d'EA, plusieurs sources de bruits peuvent interagir avec la source d'EA (corrosion, chaîne de mesure, etc.), qui sont généralement assimilés à un bruit d'instrumentation basse fréquence. Le débruitage par THH consiste alors à reconstruire partiellement le signal sans ses composantes IMF basses fréquences. Le filtrage est, quant à lui, obtenu par la sélection d'un nombre réduit d'IMF, en fonction de leur contribution énergétique. Cette sélection est basée sur la nature du signal d'EA caractérisant l'endommagement. Une reconstruction partielle du signal d'EA basée sur l'IMF la plus énergétique est alors effectuée. L'approche utilisée permet alors de définir un nouveau descripteur temps-fréquence qui est introduit dans un algorithme de classification en ligne des signaux d'EA représentatifs des mécanismes d'endommagements.

Une méthode de classification non-supervisée, basée sur les k -moyennes, est ensuite utilisée afin de discriminer les sources d'EA et d'évaluer ainsi la qualité de la classification des données par THH. Les résultats établis montrent que la THH fournit un descripteur pertinent pour la classification des salves d'EA quelle que soit la configuration expérimentale (capteurs intégrés, et capteurs collés à la surface du matériau). En effet, la plupart des formes estimées, ainsi que les ensembles constituants des signaux regroupés dans les différentes classes, ne présentent pas de zones de recouvrement.

Il s'avère intéressant de poursuivre les travaux réalisés sur l'estimation des effets de variations des conditions opérationnelles sur la propagation des ondes diffusées dans les structures complexes. D'une part, pour conclure sur la qualité des estimations des méthodes de traitement du signal proposées, des effets non linéaires et en particulier l'interaction onde/structure, et d'autre part, pour la quantification et la compensation de coefficient de dilatation dans de tels milieux. Un travail de modélisation, exploitant le maximum d'informations disponible sur le signal, est alors nécessaire. Cela devrait permettre d'établir un modèle analytique plus réaliste décrivant la propagation des ondes ultrasonores et prenant en compte, notamment, les phénomènes de dispersion, de dissipation thermique, de distorsion ou de convection, par exemple. Par ailleurs, une exportation de ces méthodes de traitement du signal vers une application de surveillance *in situ*, peut être entamée par le biais de mesures systématiques comparés à une base de référence, recouvrant une gamme plus importante des valeurs de température et des coefficients de dilatation à estimer. Des descripteurs peuvent alors être définis au terme de cette comparaison et introduits dans le cadre de la compensation des conditions opérationnelles pour des applications de contrôle de santé *in situ*. Pour atteindre ces objectifs, ce travail devra s'accompagner d'une meilleure compréhension des conditions de propagation des ondes ultrasonores, et d'un meilleur contrôle des conditions expérimentales.

Les perspectives de développement d'outils de traitement du signal simples et rapides, envisagées pour la compensation des effets environnementaux sur la propagation des signaux acoustiques, concernent aussi bien les outils théoriques d'analyse des signaux non-stationnaires que les outils de classification et d'interprétation. La méthode de THH devrait, tout d'abord, être jointe à une étude théorique plus poussée. En effet, l'exploitation complète des performances de la THH reste inachevée tant qu'elle reste définie par un algorithme de décomposition empirique, et non pas un développement mathématique établi. En effet, bien que la méthode de la THH permette une détection claire des différentes lois d'évolution des fréquences intrinsèques du signal, de nombreux problèmes restent à résoudre : En particulier, la définition du critère d'arrêt utilisé par le processus de tamisage ainsi que la procédure d'extraction des extrema locaux et leur interpolation doivent être soumises à une étude plus rigoureuse. Notamment, la phase d'interpolation des extrema et l'itération de l'algorithme rend la technique délicate à programmer en ligne. Il peut être alors envisageable d'optimiser la méthode par la parallélisation de certains calculs, par exemple.

Table des figures

2.1	Différents types de matériaux composites selon le type de renfort et leur arrangement [12].	8
2.2	Principaux modes d'utilisation des ultrasons. (a) Contrôle par contact. (b) Présence d'un défaut. (c) Contrôle par immersion.	9
2.3	Principe de la diffusion acoustique.	12
2.4	Chaîne classique d'acquisition des signaux d'EA.	14
2.5	Salve typique d'EA et principaux paramètres temporels.	15
2.6	Liste des gammes d'amplitude typique des mécanismes d'endommagement trouvées dans la littérature.	17
2.7	Principales études du contenu fréquentiel des signaux d'EA trouvées dans la littérature.	20
3.1	Différents modes de propagation d'une onde dans un milieu : Onde directe (a), réflexion sur les frontières du domaine (b), diffusion multiple (c).	29
3.2	Exemple d'enregistrement d'une coda sismique.	30
3.3	Principe du modèle convolutif d'un signal multidiffusé. Le signal de réception $x_0(t)$ est le résultat de la convolution du signal d'excitation $e(t)$ avec la réponse impulsionnelle $h_0(t)$ du milieu de propagation.	31
3.4	Effet d'un changement de vitesse de l'onde dans le milieu de propagation.	32
3.5	Effet d'un changement de vitesse de l'onde dans le milieu de propagation : deux signaux d'ondes multidiffusées se propageant dans une plaque d'aluminium à deux températures différentes, $T_0 = 20^\circ\text{C}$ puis $T_1 = 25,7^\circ\text{C}$. Dans cette situation il n'est pas possible de distinguer les deux signaux (a). Détails de la partie (a) : $x_0(t)$ ($T_0 = 20^\circ\text{C}$ -) et $x_1(t)$ ($T_1 = 25,7^\circ\text{C}$ -). Fenêtre d'observation centrée sur 0,2 ms (b) et sur 2,5 ms (c).	34
3.6	Principe général du traitement du signal : Le coefficient de dilatation α est estimé à partir des deux signaux d'observation $x_0(t)$ et $x_1(t)$	35
3.7	Exemple de calcul de la fonction d'intercorrélation normalisée $\hat{\varphi}_{\text{norm}_{x_0x_1}}(\tau)$, (b) et (d) entre deux signaux $x_0(t)$ (-) et $x_1(t)$ (-) pour deux fenêtres temporelles de largeur $\Delta = 0,1$ ms centrées respectivement sur $t = 0,2$ ms (a) et $t = 2,5$ ms (c).	36
3.8	(a) Signaux multidiffusés enregistrés sur une plaque d'aluminium à deux températures différentes, $T_0 = 20^\circ\text{C}$ puis $T_1 = 25,7^\circ\text{C}$. (b) Vues de détails de $x_0(t)$ ($T_0 = 20^\circ\text{C}$ -) et de $x_1(t)$ ($T_1 = 25,7^\circ\text{C}$ -) pour des fenêtres d'observation de largeur $\Delta = 0,1$ ms centrées successivement sur $t_1 = 0,5$ ms, $t_2 = 1,5$ ms, $t_3 = 2,5$ ms, $t_4 = 3,5$ ms et $t_5 = 4,5$ ms. (c) Fonctions d'intercorrélation correspondantes. (d) Loi de retard estimée (o) et droite d'ajustement des moindres carrés (—).	38
3.9	Estimation du coefficient de dilatation α par une procédure itérative.	39

3.10	Évolution du coefficient de corrélation R_x en fonction de α pour $N_\alpha = 100$ et $[\alpha_{\min} ; \alpha_{\max}] = [0,99 ; 1,01]$. La méthode est ici appliquée aux signaux de la figure 3.5.	40
3.11	Évolution du coefficient de corrélation en fonction de α dans le cas de la mise en œuvre de la procédure de recherche itérative. La courbe en rouge représente le résultat de l'interpolation parabolique sur les 5 points (en vert) situés autour de la valeur maximale de R_x . La méthode est ici appliquée aux signaux de la figure 3.5.	40
3.12	Principe de l'estimateur à variance minimale (EVM).	41
3.13	Visualisation du logarithme de l'erreur quadratique moyenne ($\log [J(\boldsymbol{\theta})]$) en fonction des trois paramètres regroupés dans le vecteur $\boldsymbol{\theta} = [\alpha, t_d, A]^T$ pour $\alpha \approx 1,0017$, $t_d \approx 4 \cdot 10^{-7}$ s et $A \approx 0,92$	42
3.14	Logarithme de l'erreur quadratique moyenne ($\log [J(\boldsymbol{\theta})]$) en fonction des deux paramètres regroupés dans le vecteur $\boldsymbol{\theta} = [\alpha, t_d]^T$ pour $\alpha \approx 1,0017$, $t_d \approx 4 \cdot 10^{-7}$ s et $A \approx 0,92$	43
3.15	Logarithme de l'erreur quadratique moyenne ($\log [J(\boldsymbol{\theta})]$) en fonction du paramètre α pour $\alpha \approx 1,0017$, $t_d \approx 4 \cdot 10^{-7}$ s et $A \approx 0,92$	44
3.16	Nombre moyen d'itérations N_{it} en fonction du rapport signal sur bruit pour $\alpha = 1.0015$	45
3.17	(a) Transformée exponentielle des deux signaux $x_0(t)$ et $x_1(t)$ de la figure 3.8 (a). (b) et (c) : Vues de détail de $x_0(t)$ ($T_0 = 20^\circ\text{C}$ —) et de $x_1(t)$ ($T_1 = 25,7^\circ\text{C}$ —).	48
3.18	Principe du changement de variable pour la détermination numérique de la transformée exponentielle.	49
3.19	Procédure d'estimation du coefficient de dilatation α basée sur l'utilisation de la transformée exponentielle.	50
3.20	Procédure d'estimation du coefficient de dilatation α basée sur l'utilisation de la transformée exponentielle avec prise en compte d'un défaut de synchronisation entre les deux signaux.	50
3.21	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante ($\circ$), par <i>stretching</i> ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) pour $\alpha = 0,9946$	53
3.22	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante ($\circ$), par <i>stretching</i> ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) pour RSB = 10 dB.	54
3.23	Estimation des temps moyens relatifs d'exécution des méthodes d'estimation du coefficient de dilatation par intercorrélations à fenêtre glissante ($\circ$), par <i>stretching</i> ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$), à variance minimale pour deux paramètres ($\square$), à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) et par transformée exponentielle avec synchronisation des signaux ($\square$) en fonction du RSB pour $\alpha = 1,008$ (gauche) et en fonction du coefficient de dilatation α pour un RSB = 60 dB (droite).	55
3.24	Estimation des temps moyens relatifs d'exécution des méthodes d'estimation du coefficient de dilatation : 1 $\rightarrow$ intercorrélations ; 2 $\rightarrow$ TE2 ; 3 $\rightarrow$ TE1 ; 4 $\rightarrow$ EVM3 ; 5 $\rightarrow$ EVM2 ; 6 $\rightarrow$ EVM1 ; 7 $\rightarrow$ Stretching. (RSB = 60 dB et $\alpha = 1,008$)	57
3.25	Dispositif expérimental.	60

3.26	Signaux multidiffusés dans une plaque d'aluminium : Signal de référence $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et signal dilaté $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). NB : Il est difficile, sur cette figure, de distinguer les deux signaux.	64
3.27	Signaux multidiffusés (détails de la figure 3.26) : $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). (a) fenêtre d'observation centrée sur 0,32 ms - (b) fenêtre d'observation centrée sur 3,64 ms.	65
3.28	Retard estimé en fonction de la position des fenêtres de calcul de l'intercorrélation à fenêtre glissante pour différentes températures ($\circ$), et lois de retard théoriques (...).	66
3.29	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Int}$ estimés en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	66
3.30	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ estimés en fonction de la température par la méthode du <i>stretching</i> pour $\alpha \in [0,9921; 1,0079]$ ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	67
3.31	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{EVM}$ en fonction de la température, obtenus par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\alpha = 1,0053$) ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	68
3.32	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ en fonction de la température, obtenus par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	69
3.33	Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\times$), par <i>stretching</i> ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre (∇) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\square$) et loi de retard théorique (...).	69
3.34	(a) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\blacksquare$), par <i>stretching</i> ($\blacksquare$), par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\blacksquare$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\blacksquare$). (b) Erreur quadratique moyenne en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\blacksquare$), par <i>stretching</i> ($\blacksquare$), par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\blacksquare$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\blacksquare$).	70
3.35	Signaux multidiffusés dans une plaque composite : Signal de référence $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et signal dilaté $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). NB : Il est difficile, sur cette figure, de distinguer les deux signaux.	71
3.36	Signaux multidiffusés (détails de la figure (3.26)) : $x_0(t)$ en rouge ($T = 20^\circ\text{C}$) et $x_1(t)$ en bleu ($T = 31,4^\circ\text{C}$). (a) fenêtre d'observation centrée sur 0,32 ms - (b) fenêtre d'observation centrée sur 1,15 ms.	72
3.37	(a) Retard estimé en fonction de la position des fenêtres de calcul de l'intercorrélation à fenêtre glissante pour différentes températures ($\circ$), et lois de retard théoriques (...). - (b) Pentes des lois de retard estimées en fonction de la température ($\circ$) et droite des moindres carrés (...).	73

3.38	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Int}$ estimés en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation relatives aux coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	73
3.39	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{Str}$ estimés en fonction de la température par la méthode du <i>stretching</i> pour $\alpha \in [0,9921; 1,0079]$ ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	74
3.40	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{EVM}$ en fonction de la température obtenus par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\alpha = 1,0053$) ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	75
3.41	(a) Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}_{TE}$ en fonction de la température obtenus par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) et pente théorique ($K_T(T - T_0)$) (...). (b) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation estimés en fonction de la température.	75
3.42	Coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\times$), par <i>stretching</i> ($\circ$), par l'estimateur à variance minimale pour un paramètre (∇) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\square$) et loi de retard théorique (...).	76
3.43	(a) Erreur d'estimation des coefficients de dilatation $\hat{\alpha}$ en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\blacksquare$), par <i>stretching</i> ($\blacksquare$), par estimateur à variance minimale pour un paramètre ($\blacksquare$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\blacksquare$). (b) Erreur quadratique moyenne en fonction de la température par intercorrélation à fenêtre glissante ($\blacksquare$), par <i>stretching</i> ($\blacksquare$), à variance minimale pour un paramètre ($\blacksquare$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\blacksquare$).	77
4.1	Représentation temporelle d'un signal d'EA typique d'une rupture de fibre. . . .	83
4.2	Processus du tamisage : le signal de synthèse $x(t)$ et ses enveloppes supérieure et inférieure (lignes en pointillé) et la moyenne locale des enveloppes inférieure et supérieure (ligne en gras) (a) ; Le signal test après le première itération du tamisage (b).	89
4.3	Algorithme de la décomposition par EMD.	90
4.4	Décomposition en IMFs du signal de test.	91
4.5	Spectre de Hilbert du signal de synthèse $x(t)$ défini par l'équation (4.12). . . .	94
4.6	Spectre Marginal de Hilbert du signal de synthèse $x(t)$ défini par l'équation (4.12).	94
4.7	Spectre de Hilbert Lissé du signal de synthèse $x(t)$ défini par l'équation (4.12). .	95
4.8	Signal de synthèse $S(t)$ et ses composantes $x_1(t)$, $x_2(t)$ et $x_3(t)$	96
4.9	Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant les ondelettes.	97
4.10	Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant STFT avec une fenêtre de 64 points.	98
4.11	Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant STFT avec une fenêtre de 128 points.	98
4.12	Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant STFT avec une fenêtre de 256 points.	99
4.13	Analyse du signal de synthèse $S(t)$ en utilisant la THH.	99

4.14	Simulation d'un signal d'EA en utilisant un test de casser de mine.	100
4.15	Analyse du signal de simulation d'EA en utilisant les ondelettes.	101
4.16	Analyse du signal de simulation d'EA en utilisant STFT avec une fenêtre de 128 points.	101
4.17	Décomposition en IMFs du signal de simulation d'EA.	102
4.18	SMH du signal de simulation d'EA en utilisant la THH.	103
4.19	SHL du signal de simulation d'EA en utilisant la THH.	103
4.20	Dispositif expérimental.	105
4.21	Dispositif expérimental.	106
4.22	Dispositif mécanique : essai de traction sur un composite unidirectionnel <i>sensible</i> (à gauche), machine d'essais mécanique (à droite).	107
4.23	Composants du dispositif électronique et de traitement du signal.	108
4.24	Rupture finale d'un échantillon de composite unidirectionnel (F0) soumis un essai quasi-statique de flexion trois points.	109
4.25	(a) Rupture de fibre (signal type C) - (b) Décohésion fibre/matrice (signal type B).	110
4.26	(a) SHL de la rupture de fibre (signal de type C) - (b) SHL de la décohésion fibre/matrice (signal de type B).	112
4.27	Extraction du pic fréquentiel de la rupture de fibre (signal de type C) par (a) THH - (b) TFR.	112
4.28	Signal et Spectre de Hilbert de la rupture de fibre (signal de type C).	113
4.29	SMH de signaux typiques représentatifs de la rupture de fibre (signal de type C).	113
4.30	(a) Temps d'apparition de la rupture de fibre (endommagement principal) - (b) Temps d'apparition de la décohésion fibre matrice (endommagement secondaire).	114
4.31	Extraction de l'étendue spectral des signaux d'EA représentatifs des mécanismes d'endommagement par THH.	115
4.32	Formes d'ondes et SMH des signaux d'EA typiques, représentatifs des différents mécanismes d'endommagements dans les matériaux composites de type fibre/matrice.	116
4.33	Algorithme de reconnaissance de formes des signaux d'EA par THH.	117
4.34	Algorithme de classification par la méthode des k-moyennes.	120
4.35	Coefficient de silhouette pour un essai de flexion trois points sur un composite F45.	121
4.36	Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45 : signaux de type A pour la fissuration de matrice (o) et signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□).	122
4.37	Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45 : signaux de type A pour la fissuration de matrice (o) et signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□).	122
4.38	Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode de la THH pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45. (a) signaux de type A pour la fissuration de matrice - (b) signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice - (c) signaux de type C pour la rupture des fibres et - (d) signaux de type D pour le délaminage.	123

4.39	Visualisation de la variance du descripteur de classification $\bar{F}_1$ pour chaque classe obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45. (classe 1 $\rightarrow$ fissuration de matrice; classe 2 $\rightarrow$ décohésion fibre/matrice; classe 3 $\rightarrow$ rupture de fibres; classe 4 $\rightarrow$ délaminage; classe 5 $\rightarrow$ bruit.	124
4.40	Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite unidirectionnel F45. signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$); signaux de type C pour la rupture de fibres (∇) et signaux de type D pour le délaminage (+)	124
4.41	Charge appliquée et suivi de l'activité acoustique : évolution du nombre de coups cumulés au cours du temps pour un essai de flexion trois points sur un composite FCR _{Vierge}	126
4.42	Coefficient de silhouette pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Vierge}	127
4.43	Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Vierge} : signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$) et signaux de type C pour la rupture de fibres (∇).	128
4.44	Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Vierge} : signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$) et signaux de type C pour la rupture de fibres (∇).	128
4.45	Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode de la THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Vierge} . (a) signaux de type A pour la fissuration de matrice - (b) signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice - (c) signaux de type C pour la rupture des fibres et - (d) signaux de type D pour le délaminage.	130
4.46	Visualisation de la variance du descripteur de classification $\bar{F}_1$ pour chaque classe obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Vierge} . (classe 1 $\rightarrow$ fissuration de matrice; classe 2 $\rightarrow$ décohésion fibre/matrice; classe 3 $\rightarrow$ rupture de fibres; classe 4 $\rightarrow$ délaminage; classe 5 $\rightarrow$ bruit.	130
4.47	Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Vierge} . (a) - signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); (b) - signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$); (c) - signaux de type C pour la rupture de fibres (∇) et (d) - signaux de type D pour le délaminage (+).	131
4.48	Charge appliquée et suivi de l'activité acoustique : évolution du nombre de coups cumulés au cours du temps pour un essai de flexion trois points sur un composite FCR _{Sensible}	132
4.49	Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode des k-moyennes pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Sensible} : signaux de type A pour la fissuration de matrice ($\circ$); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice ($\square$) et signaux de type C pour la rupture de fibres (∇).	133

4.50	Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements d'un composite stratifié à plis croisés FCR _{Sensible} corrolée avec la courbe de charge de l'essai de flexion trois points : signaux de type A pour la fissuration de matrice (○); signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□) et signaux de type C pour la rupture de fibres (▽).	133
4.51	Visualisation de la classification des signaux d'EA obtenue par la méthode de la THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Sensible} . (a) signaux de type A pour la fissuration de matrice - (b) signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice - (c) signaux de type C pour la rupture des fibres et - (d) signaux de type D pour le délaminage.	135
4.52	Visualisation de la variance du descripteur de classification $\bar{F}_1$ pour chaque classe obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Sensible} . (classe 1 → fissuration de matrice; classe 2 → décohésion fibre/matrice; classe 3 → rupture de fibres; classe 4 → délaminage; classe 5 → bruit.	135
4.53	Chronologie d'apparition des mécanismes d'endommagements obtenue par THH pour un essai de flexion trois points sur un composite stratifié à plis croisés FCR _{Sensible} . (a) - signaux de type A pour la fissuration de matrice (○); (b) - signaux de type B pour la décohésion fibre/matrice (□); (c) - signaux de type C pour la rupture de fibres (▽) et (d) - signaux de type D pour le délaminage (+)	136
B.1	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) ($\alpha = 0,99200$).	166
B.2	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) ($\alpha = 0,99467$).	166
B.3	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) ($\alpha = 0,99733$).	166
B.4	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) ($\alpha = 1,0027$).	167
B.5	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) ($\alpha = 1,0053$).	167
B.6	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) ($\alpha = 1,0080$).	167
B.7	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) (RSB = 5 dB).	169
B.8	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) (RSB = 10 dB).	169
B.9	Biais et variances des estimateurs par intercorrélations à fenêtre glissante (○), par <i>stretching</i> (○), à variance minimale pour un paramètre (○) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (○) (RSB = 15 dB).	169

B.10	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 20 dB).	170
B.11	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 25 dB).	170
B.12	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 30 dB).	170
B.13	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 35 dB).	171
B.14	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 40 dB).	171
B.15	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 45 dB).	171
B.16	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 50 dB).	172
B.17	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 55 dB).	172
B.18	Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante (◐), par <i>stretching</i> (◑), à variance minimale pour un paramètre (◑) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux (◑) (RSB = 60 dB).	172
C.1	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) ($\alpha = 0,99200$).	174
C.2	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) ($\alpha = 0,99467$).	174
C.3	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) ($\alpha = 0,99733$).	174
C.4	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) ($\alpha = 1,0027$).	175
C.5	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) ($\alpha = 1,0053$).	175
C.6	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) ($\alpha = 1,0080$).	175
C.7	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) (RSB = 5 dB).	177
C.8	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) (RSB = 10 dB).	177
C.9	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) (RSB = 15 dB)).	177
C.10	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres (◊), deux paramètres (◻) et un paramètre (◑) (RSB = 20 dB).	178

C.11	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 25 dB).	178
C.12	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 30 dB).	178
C.13	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 35 dB).	179
C.14	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 40 dB).	179
C.15	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 45 dB).	179
C.16	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 50 dB).	180
C.17	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 55 dB).	180
C.18	Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 60 dB).	180
D.1	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 0,99200$).	182
D.2	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 0,99467$).	182
D.3	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 0,99733$).	182
D.4	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 1,0027$).	183
D.5	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 1,0053$).	183
D.6	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 1,0080$).	183
D.7	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 5 dB).	185
D.8	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 10 dB).	185
D.9	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 15 dB).	185
D.10	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 20 dB).	186
D.11	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 25 dB).	186
D.12	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 30 dB).	186
D.13	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 35 dB).	187
D.14	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 40 dB).	187
D.15	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 45 dB).	187

D.16	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 50 dB).	188
D.17	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 55 dB).	188
D.18	Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 60 dB).	188
E.1	(a) Fissuration de matrice (signal type A). (b) Micrographie de la fissuration de matrice.	190
E.2	(a) Décohésion fibre/matrice (signal type B). (b) Micrographie de la décohésion fibre/matrice.	190
E.3	(a) Rupture de fibre (signal type C). (b) Micrographie de la rupture de fibre.	190
E.4	(a) Délaminage (signal type D). (b) Micrographie du délaminage.	191
F.1	(a) Fissuration de matrice (Classe 1 : signaux de type A). (b) Représentation temporelle de la 1000ème, 1500ème, 2000ème, 2500ème salve.	194
F.2	(a) Décohésion fibre/matrice (Classe 2 : signaux de type B). (b) Représentation temporelle de la 100ème, 150ème, 200ème, 250ème salve.	194
F.3	(a) Rupture de fibre (Classe 3 : signaux de type C). (b) Représentation temporelle de la 10ème, 20ème, 30ème, 40ème salve.	194
G.1	(a) Fissuration de matrice (Classe 1 : signaux de type A). (b) Représentation temporelle de la 10ème, 20ème, 30ème, 40ème salve.	196
G.2	(a) Décohésion fibre/matrice (Classe 2 : signaux de type B). (b) Représentation temporelle de la 100ème, 150ème, 200ème, 250ème salve.	196
G.3	(a) Rupture de fibre (Classe 3 : signaux de type C). (b) Représentation temporelle de la 1000ème, 1500ème, 2000ème, 2500ème salve.	196
G.4	(a) Délaminage (Classe 4 : signaux de type D). (b) Représentation temporelle de la 100ème, 150ème, 200ème, 250ème salve.	197

Liste des tableaux

2.1	Caractéristiques temporelles des signaux de type A, B, C, D.	18
3.1	Performances des différentes méthodes de traitement du signal.	58
3.2	Caractéristiques thermiques et mécaniques de la plaque d'aluminium.	60
3.3	Caractéristiques thermiques et mécaniques de la plaque composite.	61
4.1	Types d'essais mécaniques, séquence d'empilement et mécanismes d'endommagement visuellement identifiés	107
4.2	Dimensions géométriques des échantillons et emplacement des capteurs	107
4.3	Signature fréquentielle des mécanismes d'endommagement par THH.	114

Bibliographie

- [1] T. Monnier. *Ondes de Lamb dans les milieux stratifiés : application à la surveillance in situ et en temps réel de l'endommagement des structures composites*. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2001.
- [2] A. Tourin, M. Fink, and A. Derode. Multiple scattering of sound. *Waves in Random Media*, 10:31–60, 2000.
- [3]
- [4] R. L. Weaver and S. Hall. On diffuse waves in solid media. *J. Acoust. Soc. Am.*, 71:1608–1609, 1982.
- [5] C. Payan. *Étude du potentiel de l'acoustique non linéaire pour le suivi de l'endommagement du béton*. Thèse de doctorat, Université de la Méditerranée, 2007.
- [6] P. Sheng. *Introduction to wave scattering, localization, and mesoscopic phenomena*. Ed. Academic Press, 1995.
- [7] K. Aki and B. Chouet. Origin of coda waves: Source, attenuation, and scattering effects. *Journal of geophysical research*, 80:3322–3342, 1975.
- [8] A. Grêt, R. Snieder, and J. Scales. Time-lapse monitoring of rock properties with coda wave interferometry. *Journal of geophysical research*, 111:36605, 1975.
- [9] M. Giordano, A. Calabro, C. Esposito, A. D'Amore, and L. Nicolais. An Acoustic-Emission Characterization Of The Failure Modes In Polymer-Composite Materials. *Composites Science and Technology*, 58:1923–1928, 1998.
- [10] P. Alander, L. J. Lassila, A. Tezvergil, and P. K. Vallittu. Acoustic emission analysis of fiber-reinforced composite in flexural testing. *Dental Materials*, 20:305–312, 2004.
- [11] S. Blassiau. *Modélisation des phénomènes microstructuraux au sein d'un composite unidirectionnel carbone/epoxy et prédiction de durée de vie: contrôle et qualification de réservoirs bobines*. Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2005.
- [12] A. Marec. *Contrôle de santé des matériaux hétérogènes par émission acoustique non linéaire : discrimination des mécanismes d'endommagement et estimation de la durée de vie restante*. Thèse de doctorat, Université du Maine, 2008.
- [13] S. Huguet. *Application de classificateurs aux données d'émission acoustique : identification de la signature acoustique des mécanismes d'endommagement dans les composites à matrice polymère*. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2002.
- [14] 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, 2005.
- [15] S. Mallat. *Une exploration des signaux en ondelettes*. Ellipses, 2000.

- [16] N. E. Huang. Introduction to the Hilbert-Huang Transform and its related mathematical problems. *Hilbert-Huang Transform and its applications*, page 26, 2005.
- [17] W. J. Staszewski, C. Boller, and G. R. Tomlinson. *Health monitoring of aerospace structures*. John Wiley and Sons, Ltd, 2003.
- [18] T. Nagayama, B. F. Spencer, and F. Billie. Structural health monitoring using smart sensors. Technical report, The Newmark Structural Engineering Laboratory Report Series 001, 2007.
- [19] V. Ladda and J. H. Meyer. The operational loads monitoring system OLMS. *AGARD-CP*, 506:15, 1991.
- [20] D. Balageas, C. P. Fritzen, and A. Guemes. *Structural Health Monitoring*. Wiley-ISTE, 2006.
- [21] C. R. Farrar and K. Worden. An introduction to structural health monitoring. *Phil. Trans. R. Soc. A*, 365:303–315, 2007.
- [22] K. C. Becker, C. S. Byington, N. A. Forbes, and G. W. Nickerson. Predicting and preventing machine failures. *The Industrial Physicist, American Institute of Physics*, pages 20–23, 1998.
- [23] B. Diouf. *Analyse statistique de l'évolution de l'endommagement dans des matériaux hétérogènes*. Thèse de doctorat, Université du Maine, 2005.
- [24] E. Petitpas and D. Valentin. Edge effect on unidirectional composite observed during acoustic emission monitoring of damage. *Journal of Materials Science Letters*, 11:63–66, 1992.
- [25] R. El Guerjouma, J. C. Baboux, D. Ducret, N. Godin, P. Guy, S. Huguet, Y. Jayet, and T. Monnier. Non-destructive evaluation of damage and failure of fiber reinforced polymer composites using ultrasonic waves and acoustic emission. *Advanced Engineering Materials*, 3:601–608, 2001.
- [26] D. Ducret, R. E. Guerjouma, and R. Guy. Characterisation of anisotropic elastic constants of continuous alumina fibre reinforced aluminium matrix composite processed by medium pressure infiltration. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 31:45–55, 2000.
- [27] A. Moustachi, R. E. Guerjouma, and J. C. Baboux. Non destructive ultrasonic evaluation of fibrous metal matrix composites. *Applied Composite Materials*, 26:387–393, 1995.
- [28] T. Clarke. *Guided wave health monitoring of complex structures*. Thèse de doctorat, Imperial College London, 2009.
- [29] T. Clarke, P. Cawley, and A. J. Croxford. Evaluation of the damage detection capability of a sparse-array guided-wave SHM system applied to a complex structure under varying thermal conditions. In *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2009.
- [30] A. J. Croxford, P. D. Wilcox, B. Drinkwater, and G. Konstantinidis. Strategies for guided-wave structural health monitoring. *Proc. R. Soc. A*, 463:2961–2981, 2007.
- [31] A. J. Croxford, J. Moll, P. D. Wilcox, and J. E. Michaels. Efficient temperature compensation strategies for guided wave structural health monitoring. *Ultrasonics*, 50:517–528, 2010.
- [32] T. Clarke, F. Simonetti, and P. Cawley. Guided wave health monitoring of complex structures by sparse array systems: influence of temperature changes on performance. *Journal of Sound and Vibration*, 329:2306–2322, 2010.

- [33] J. E. Michaels and T.E. Michaels. Guided wave signal processing and image fusion for in situ damage localization in plates. *Wave Motion*, 44:482–492, 2007.
- [34] P. Wilcox, M. Lowe, and P. Cawley. The effect of dispersion on long-range inspection using ultrasonic guided waves. *NDT & E International*, 34:1–9, 2001.
- [35] R. A. Badcock and E. A. Birt. The use of 0-3 piezocomposite embedded lamb wave sensors for detection of damage in advanced fibre composite. *Smart Materials and Structures*, 9:291–297, 2000.
- [36] A. Zak, M. Krawczuk, and W. Ostachowicz. Vibration of a laminated composite plate with closing delamination. *Intelligent Material Systems and Structures*, 12:545–551, 2001.
- [37] Z. Chen, H. Cudney, V. Giurgiutiu, C. Rogers, R. Quattrone, and J. Berman. Full-scale ferromagnetic active tagging testing of C-channel composite elements. In *Smart Systems for Bridges, Structures, and Highways*, 1997.
- [38] M. Gutierrez, W. Staszewski, M. Found, and K. Worden. Detection of impacts in composite materials using piezoceramic sensors and neural networks. In *Smart Structures and Integrated Systems*, 1997.
- [39] Y. Lu and J. E. Michaels. A methodology for structural health monitoring with diffuse ultrasonic waves in the presence of temperature variations. *Ultrasonics*, 43:717–731, 2005.
- [40] R. L. Weaver and O. I. Lobkis. Temperature dependence of diffuse field phase. *Ultrasonics*, 38:491–494, 2000.
- [41] R. Snieder, A. Grêt, H. Douma, and J. Scales. Coda wave interferometry for estimating nonlinear behavior in seismic velocity. *Science*, 295:2253–2255, 2002.
- [42] A. Mazzeranghi and D. Vangi. Methodology for minimizing effects of temperature in monitoring with the acousto-ultrasonic technique. *Experimental Mechanics*, 39:86–91, 1999.
- [43] NF A 09-350 07-84. Vocabulaire Utilisé en Emission Acoustique. Technical report, Association française de normalisation AFNOR.
- [44] B. Assouli. *Etude par émission acoustique associée aux méthodes électrochimiques de la corrosion et de la protection de l'alliage cuivre-zinc (60/40) en milieux neutre et alcalin*. Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2002.
- [45] K. Ono. Acoustic emission. *Encyclopedia of acoustics*, Wiley, 1997.
- [46] D. Valentin, P. Bonniau, and A. R. Bunsell. Failure mechanism discrimination in carbon fibre-reinforced epoxy composites. *Composites*, 14:345–351, 1983.
- [47] P. J. De Groot, P. Wijnen, and R. Janssen. Real time frequency determination of acoustic emission for different fracture mechanisms in carbon/epoxy composites. *Composites Science and Technology*, 55:405–412, 1995.
- [48] J. M. Berthelot and J. Rhazi. Acoustic emission in carbon fibre composites. *Composites Science and Technology*, 37:411–428, 1990.
- [49] S. Barre and M. L. Benzeggagh. On the use of acoustic emission to investigate damage mechanisms in glass-fiber-reinforced polypropylene. *Composites Science and Technology*, 52:369–376, 1994.
- [50] J. Karger-Kocsis, T. Harmiaa, and T. Czigan. Comparison of the fracture and failure behavior of polypropylene composites reinforced by long glass fibers and by glass mats. *Composites Science and Technology*, 54:287–298, 1995.

- [51] O. Chen, P. Karandikar, N. Takeda, and T. Kishi. Acoustic emission characterization of a glass-matrix composite. *Nondestructive Testing and Evaluation*, 9:8–9, 1992.
- [52] S. T. Kim and Y. T. Lee. Characteristics of damage and fracture process of carbon fiber reinforced plastic under loading-unloading test by using AE method. *Materials Science and Engineering*, 236:322–326, 1997.
- [53] O. Ceysson, M. Salvia, and L. Vincent. Damage mechanisms characterisation of carbon fibre/epoxy composite laminates by both electrical resistance measurements and acoustic emission analysis. *Scripta Materialia*, 34:1273–1280, 1996.
- [54] G. Kotsikos, J. T. Evans, A. G. Gibson, and J. Hale. Use of acoustic emission to characterize corrosion fatigue damage accumulation in glass fiber reinforced polyester laminates. *Polymer Composites*, 20:689–696, 1996.
- [55] E. Hill. Predicting burst pressures in filament-wound composite pressure vessels by using acoustic emission data. *Materials Evaluation*, 5:1439–1445, 1992.
- [56] E. Hill, J. Walker, and G. H. Rowell. Burst pressure prediction in graphite/epoxy pressure vessels using neural networks and acoustic emission amplitude data. *Materials Evaluation*, 54:744–748, 1996.
- [57] N. Ativitavas, T. Fowler, and T. Pothisiri. Acoustic emission characteristics of pultruded fiber reinforced plastics under uniaxial tensile stress. *Proc. of European WG on AE, Berlin*, 5:447–454, 2004.
- [58] T. Uenoya. Acoustic emission analysis on interfacial fracture of laminated fabric polymer matrix composites. *Journal of Acoustic Emission*, 13:95–102, 1995.
- [59] N. Godin, S. Huguet, R. Gaertner, and L. Salmon. Clustering of acoustic emission signals collected during tensile tests on unidirectional glass/polyester composites using supervised and unsupervised classifiers. *Nondestructive Testing and Evaluation Int*, 37:253–64, 2004.
- [60] H. Nechad, A. Helmstetter, R. El Guerjouma, and D. Sornette. Creep ruptures in heterogeneous materials. *Physical Review Letters*, 94:45501, 2005.
- [61] Q. Q. Ni and M. Iwamoto. Wavelet transform of acoustic emission signals in failure of model composites. *Engineering Fracture Mechanics*, 69:717–728, 2004.
- [62] C. R. Ramirez-Jimenez, N. Papadakis, N. Reynolds, T.H. Gan, P. Purnell, and M. Pharaoh. Identification of failure modes in glass/polypropylene composites by means of the primary frequency content of the acoustic emission event. *Compos. Sci. Tech*, 64:1819–1827, 2004.
- [63] T. H. Loutas, V. Kostopoulos, C. Ramirez-Jimenez, and M. Pharaoh. Damage evolution in center-holed glass-polyester composites under quasi-static loading using time-frequency analysis of acoustic emission monitored waveforms. *Composites Science and Technology*, 66:1366–1375, 2006.
- [64] G. Qi. Wavelet-based AE characterization of composite materials. *NDT International*, 33:133–144, 2000.
- [65] K. Komai, K. Minoshima, and T. Shibutani. Investigations of the fracture mechanism of carbon/epoxy composites by AE signal analyses. *JSME Int*, 34, 1991.
- [66] M. A. Hamstad, A. O’Gallagher, and J. Gary. A wavelet transform applied to acoustic emission signals: part 1: source identification. *Journal of acoustic emission*, 20:39–61, 2002.

- [67] M. Suzuki, S. Kida, M. Shimbo, and Y. Miyano. Effects of fiber content on fracture mechanisms of short fiber reinforced PET composites. *Proc. 8th Int. Conf on Composite Materials*, 3, 1991.
- [68] M. Suzuki, H. Nakanishi, M. Iwamoto, and E. Jinen. Application of static fracture mechanisms to fatigue fracture behavior of class A-SMC composite. *Proc. 4th Japan-US Conf. on Composite Materials*, pages 297–306, 1988.
- [69] R. Piotrkowski, A. Gallego, E. Castro, M. T. Garcia-hernandez, and J. E. Ruzzante. Ti and Cr nitride coating/steel adherence assessed by acoustic emission wavelet analysis. *Nondestructive Testing and Evaluation Int*, 38:260–267, 2005.
- [70] N. Godin. *Identification de la signature acoustique des mécanismes d’endommagement se produisant lors de sollicitation mécanique ou thermo- mécanique : Application à la prévision de la durée de vie*. HDR INSA Lyon - Université Claude Bernard de Lyon, 2009.
- [71] A. Likas, N. Vlassis, and J. Verbeek. The global k-means clustering algorithm. *Pattern Recognition*, 366:451–461, 2003.
- [72] K. Hattori and M. Takahashi. A new nearest-neighbor rule in the pattern classification problem. *Pattern Recognition*, 32:425–432, 1999.
- [73] N. Godin, S. Huguet, and R. Gaertner. Integration of the kohonen self-organising map and k-means algorithm for the segmentation of the AE data collected during tensile tests on cross-ply composites. *NDT International*, 38:299–309, 2005.
- [74] R. de Oliveira and A. T. Marques. Health monitoring of FRP using acoustic emission and artificial neural networks. *Computers and Structures*, 86:367–373, 2008.
- [75] K. Ono and Q. Huang. Pattern recognition analysis of acoustic emission signals. *Progress in Acoustic Emission VII, The Japanese Society for NDI*, 86:69–78, 1994.
- [76] A. Anastassopoulos and T. P. Philippidis. Clustering methodology for the evaluation of acoustic emission from composites. *Journal of Acoustic Emission*, 13:11–22, 1995.
- [77] A. K. Jain R. Dubes. Clustering techniques: the user’s dilemma. *Pattern Recognition*, 8:247–260, 1976.
- [78] T. P. Philippidis, V. N. Nikolaidis, and J. G. Kolaxis. Unsupervised pattern recognition techniques for the prediction of composite failure. *Journal of Acoustic Emission*, 17:69–81, 1999.
- [79] Y. Z. Papas and V. Kostopoulos. Toughness characterization and acoustic emission monitoring of 2D carbon/carbon. *Engineering fracture mechanics*, 68:1557–1573, 2001.
- [80] T. Kohonen. Self-organized network. *Proc. IEEE*, 43:59–69, 1990.
- [81] A. Marec, J. H. Thomas, and R. El Guerjouma. Damage characterization of polymer-based composite materials: Multivariable analysis and wavelet transform for clustering acoustic emission data. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22:1441–1464, 2008.
- [82] I. T. Jolliffe. *Principal Component Analysis*. Springer-Verlag, 1986.
- [83] J. C. Bezdek. *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Plenum Press, New-York, 1981.
- [84] R. Gutkin, C. J. Green, S. Vangrattanachai, S. T. Pinho, P. Robinson, and P. T. Curtis. On acoustic emission for failure investigation in CFRP: pattern recognition and peak frequency analyses. *Mechanical Systems and Signal*, 2010.

- [85] J. Buhmann and H. Kühnel. Complexity optimized data clustering by competitive neural networks. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 5:75–88, 1993.
- [86] A. Ishimaru. Wave propagation and scattering in random media. In *Wiley IEEE Press*, 1999.
- [87] G. Poupinet, W. L. Ellsworth, and J. Frechet. Monitoring velocity variations in the crust using earthquake doublets: an application to the calaveras fault, California. *Journal of geophysical research*, 89:5719–5731, 1984.
- [88] F. Brenguier, N. M. Shapiro, M. Campillo, V. Ferrazzini, Z. Duputel, O. Coutant, and A. Nercissian. Towards forecasting volcanic eruptions using seismic noise. *Nature Geosciences*, 104, 2008.
- [89] E. Larose. *Diffusion multiple des ondes sismiques et expériences analogiques en ultrasons*. Thèse de doctorat, Université J. Fourier-Grenoble 1, 2005.
- [90] O. I. Lobkis and R. L. Weaver. Coda-Wave Interferometry in Finite Solids: Recovery of P-to-S Conversion Rates in an Elastodynamic Billiard. *hys. Rev. Lett.*, 90:254302, 2003.
- [91] D. Anache-Ménier. *Propagation des ondes en milieu désordonné : des ultrasons aux ondes sismiques. Étude de la phase*. Thèse de doctorat, Université de Joseph Fourier - Grenoble I, 2008.
- [92] E. Akkermans and G. Montambaux. *Physique mésoscopique des électrons et des photons*. EDP Sciences - CNRS éditions, 2004.
- [93] G. Ribay. *Localisation de source en milieu réverbérant par Retournement Temporel*. Thèse de doctorat, Paris VII Denis Diderot, 2006.
- [94] J. Laurent. *Étude d'un matériau granulaire sec par ondes ultrasonores : effet non linéaire, atténuation et diffusion*. Thèse de doctorat, Université de Paris-Est, 2011.
- [95] H. P. Schriemer, M. L. Cowan, J. H. Page, P. Sheng, Z. Liu, and D. A. Weitz. Energy velocity of diffusing waves in strongly scattering media. *Phys. Rev. Lett*, 79:3166, 1997.
- [96] S. Feng, C. Kane, P. A., Lee, and A. D. Stone. Correlations and fluctuations of coherent wave transmission through disordered media. *Phys. Rev. Lett*, 61:834–837, 1988.
- [97] A. Tourin. *Diffusion multiple et renversement du temps des ondes ultrasonores*. Thèse de doctorat, Université Paris VII, 1999.
- [98] K. Aki. Analysis of the seismic coda of local earthquakes as scattered waves. *Journal of geophysical research*, 74:615–631, 1969.
- [99] C. Hadziioannou. *Ondes sismiques en milieu complexe : mesure des variations temporelles des vitesses*. Thèse de doctorat, Université de Grenoble, 2011.
- [100] A. Grêt. *Time-lapse monitoring with coda wave interferometry*. Phd thesis, Colorado School of Mines, 2003.
- [101] O. Sèbe. *Déconvolution aveugle et sismologie : estimation de la source sismique et des effets de site*. Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier - Grenoble I, 2004.
- [102] E. Larose and S. Hall. Monitoring stress related velocity variation in concrete with a 2.10^{-5} relative resolution using diffuse ultrasound. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 125:1853–1856, 2009.
- [103] R. Snieder. *Imaging and Averaging in Complex Media*. in Diffuse waves in complex media, edited by J. Fouque, pp. 405–454, Kluwer, 1999.
- [104] F. de Coulon. *Théorie et traitement des signaux*. Georgi, 1984.

- [105] M. Kunt. *Traitement numérique des signaux*, volume XX. Dunod, 1981.
- [106] B. Widrow and S. D. Stearns. *Adaptive signal processing*. Prentice-Hall, Inc., 1985.
- [107] L. Cohen. The scale representation. *IEEE Trans. Signal Processing*, 41, 1993.
- [108] J. A. Hogan. *Time-Frequency and Time-Scale Methods*. Springer, 2004.
- [109] L. Cohen. Instantaneous scale and the short-time scale transform. *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium*, 1992.
- [110] C. H. Guinehut. *Estimation de retard par transformée en échelle de signaux ultrasonore : applications aux milieux dispersifs*. Mémoire de stage, Université de Tours, 2002.
- [111] S. M. Kay. *Fundamentals of statistical signal processing - Estimation theory*. Prentice-Hall, 1993.
- [112] A. Le Duff. *Contribution à l'estimation paramétrique de signaux à variation sinusoïdale de la fréquence instantanée et à amplitude variable : application à l'anémométrie laser Doppler pour l'acoustique*. Thèse de doctorat, Université du Maine, 2003.
- [113] Y. Zhang, O. Abraham, V. Tournat, A. Le Duff, B. Lascoup, A. Loukili, F. Grondin, and O. Durand. Validation of a thermal compensation technique for Coda Wave Interferometry (CWI) analysis of acousto-elastic effect. In *Acoustics 2012*, pages 1–4, 2012.
- [114] D. L. Donoho and I. M. Johnstone. Ideal spatial adaption by wavelet shrinkage. *Biometrika*, 81:425–455, 1994.
- [115] G. Rilling. *Décompositions Modales Empiriques : Contributions à la théorie, l'algorithmie et l'analyse de performances*. Thèse de doctorat, Université de Lyon, 2007.
- [116] A. Loria, E. Panteley, and H. Nijmeijer. Control of the Chaotic Duffing Equation with Uncertainty in All Parameters. *IEEE Transactions on circuits and systems*, 45:1252, 1998.
- [117] 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 times series analysis. *Proc. R. Soc. London, Ser. A*, 31:454, 1998.
- [118] N. E. Huang, Z. Shen, and S. R. Long. A new view of water waves - The Hilbert spectrum. *Annu. Rev. Fluid Mech*, 31:457, 1999.
- [119] N. E. Huang, S. R. Long, and Z. Shen. The mechanism for frequency down-shift in nonlinear wave evolution. *Adv. Appl. Mech*, 32:59–111, 1996.
- [120] X. Pitoiset. *Méthodes spectrales pour une analyse en fatigue des structures métalliques sous chargements aléatoires multiaxiaux*. Thèse de doctorat, Université Libre de Bruxelles, 2001.
- [121] F. Precioso. *Contours actifs paramétriques pour la segmentation d'images et vidéos*. Thèse de doctorat, Université de Nice, 2004.
- [122] P. Flandrin. *Time-frequency/time-scale analysis*. Academic Press Inc., 1999.
- [123] ASTM International. *Form and Style for ASTM Standards*. American Society for Testing and Materials International, 2010.
- [124] A. Sibil, N. Godin, M. R'Mili, and G. Fantozzi. Optimisation de la segmentation de données d'émission acoustique à l'aide d'un algorithme génétique. In *10ème Congrès Français d'Acoustique*, 2010.
- [125] S. Aranganayagi, K. Thangavel, and J. K. Nataraja. Clustering categorical data using silhouette coefficient as a relocating measure. *Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications*, 2:13–17, 2007.

Annexe A

Estimation de l'effet de la température sur la propagation d'ondes acoustiques multidiffusées

Dans cette annexe, un modèle théorique est établi dans le but de décrire le comportement des ondes ultrasonores multidiffusées sous l'effet de variations discrètes de la température. Ce modèle présente les expressions des lois donnant, en fonction de la température, l'évolution des retards, et des coefficients de dilatation d'ondes acoustiques.

A.1 Dépendance des ondes multidiffusées à la température

La dépendance en température des ondes diffusées est le résultat de la contribution de deux phénomènes : Le premier est la dilatation thermique de la structure qui a pour effet de modifier les longueurs des chemins de propagation. Le second est la dépendance vis à vis de la température des vitesses longitudinale c_l et de cisaillement c_s . Ces différents phénomènes ont alors pour conséquence de modifier les temps de parcours des ondes.

A.2 Effets de la dilatation thermique

Sous l'effet de la température, la masse volumique du matériau est donnée par

$$\rho(T) = \rho_0 [1 + \nu(T - T_0)]^{-3} \quad (\text{A.1})$$

relation dans laquelle T est la température, ρ_0 la masse volumique à la température de référence T_0 , et ν le coefficient de dilatation thermique. La longueur du chemin d'une onde à la température T est donnée par

$$L(T) = L_0 [1 + \nu(T - T_0)] \quad (\text{A.2})$$

où L_0 représente la longueur de parcours de l'onde à la température de référence T_0 .

A.3 Dépendance des vitesses des ondes longitudinales et de cisaillement à la température

D'après Weaver [4], les vitesses des ondes longitudinales c_l et des ondes de cisaillement c_s des ondes diffusées, dépendent elles aussi de la température par l'intermédiaire des relations

$$c_l(T) = c_{l_0} + k_l(T - T_0), \quad (\text{A.3})$$

$$c_s(T) = c_{s_0} + k_s(T - T_0) \quad (\text{A.4})$$

où c_{l_0} et c_{s_0} sont les vitesses des ondes longitudinales et des ondes de cisaillement à la température de référence T_0 et k_l et k_s les coefficients de température exprimés en $\text{ms}^{-1}\text{K}^{-1}$.

A.4 Modification des temps de parcours en fonction de la température

Le chemin total parcouru par une onde diffusée prenant en compte les contributions des ondes longitudinales et de cisaillement s'écrit

$$L(T) = L_l(T) + L_s(T). \quad (\text{A.5})$$

Le temps d'arrivée de l'onde diffusée est alors égal à

$$t(T) = t_l(T) + t_s(T) = \frac{L_l(T)}{c_l(T)} + \frac{L_s(T)}{c_s(T)}. \quad (\text{A.6})$$

Les écarts de temps dus à l'effet de la température correspondent alors à la différence entre les temps de propagation des ondes aux températures T et T_0 , c'est à dire

$$t_r(T) = t(T) - t_0 = \frac{L_l(T)}{c_l(T)} + \frac{L_s(T)}{c_s(T)} - \frac{L_{l_0}}{c_{l_0}} - \frac{L_{s_0}}{c_{s_0}}. \quad (\text{A.7})$$

En dérivant l'équation (A.7) par rapport à la température T il vient

$$\begin{aligned} \frac{dt_r(T)}{dT} = & \frac{1}{c_l^2(T)} \left[\frac{dL_l(T)}{dT} c_l(T) - L_l(T) \frac{dc_l(T)}{dT} \right] \\ & + \frac{1}{c_s^2(T)} \left[\frac{dL_s(T)}{dT} c_s(T) - L_s(T) \frac{dc_s(T)}{dT} \right]. \end{aligned} \quad (\text{A.8})$$

Or en prenant en compte la relation (A.2) il est possible d'écrire

$$\frac{dL_l(T)}{dT} = \nu L_{l_0} \quad (\text{A.9})$$

et

$$\frac{dL_s(T)}{dT} = \nu L_{s_0}. \quad (\text{A.10})$$

De plus d'après les équations (A.3) et (A.4)

$$\frac{dc_l(T)}{dT} = k_l \quad (\text{A.11})$$

et

$$\frac{dc_s(T)}{dT} = k_s. \quad (\text{A.12})$$

L'équation (A.8) devient alors

$$\begin{aligned} \frac{dt_r(T)}{dT} &= \frac{[\nu L_{l_0} c_l(T) - L_l(T) k_l]}{c_l^2(T)} + \frac{[\nu L_{s_0} c_s(T) - L_s(T) k_s]}{c_s^2(T)} \\ &= \nu \left[\frac{L_{l_0}}{c_l(T)} + \frac{L_{s_0}}{c_s(T)} \right] - \frac{L_l(T)}{c_l^2(T)} k_l - \frac{L_s(T)}{c_s^2(T)} k_s \end{aligned} \quad (\text{A.13})$$

Comme

$$\left[\frac{L_{l_0}}{c_l(T)} + \frac{L_{s_0}}{c_s(T)} \right] = t(T) \quad (\text{A.14})$$

et que

$$\frac{L_l(T)}{c_l(T)} = t_l(T) \quad (\text{A.15})$$

et

$$\frac{L_s(T)}{c_s(T)} = t_s(T) \quad (\text{A.16})$$

l'équation (A.13) devient

$$\frac{dt_r(T)}{dT} = \epsilon t(T) - \frac{t_l(T)}{c_l(T)} k_l - \frac{t_s(T)}{c_s(T)} k_s \quad (\text{A.17})$$

Or

$$k_l = \frac{dc_l(T)}{dT} \quad (\text{A.18})$$

et

$$k_s = \frac{dc_s(T)}{dT}. \quad (\text{A.19})$$

Il est alors possible de réécrire l'équation (A.17)

$$\begin{aligned} \frac{dt_r(T)}{dT} &= \nu t(T) - \frac{t_l(T)}{c_l(T)} \frac{dc_l(T)}{dT} - \frac{t_s(T)}{c_s(T)} \frac{dc_s(T)}{dT} \\ &= \nu t(T) - t_l(T) \frac{d}{dT} [\ln c_l(T)] - t_s(T) \frac{d}{dT} [\ln c_s(T)]. \end{aligned} \quad (\text{A.20})$$

En identifiant les termes $\frac{d}{dT} [\ln c_l(T)]$ et $\frac{d}{dT} [\ln c_s(T)]$ aux coefficients de dilatation temporelle δ_l et δ_s respectivement la relation (A.20) devient

$$\frac{dt_r(T)}{dT} = t(T) \left[\nu - \frac{t_l(T)}{t(T)} \delta_l - \frac{t_s(T)}{t(T)} \delta_s \right]. \quad (\text{A.21})$$

Par ailleurs, les contributions respectives des ondes longitudinale et de cisaillement au champ diffus dans le matériau sont données par les coefficients $1/(1+R)$ et $R/(1+R)$ pour lesquels

$$R = 2 \left(\frac{c_l}{c_s} \right)^3$$

correspond au rapport entre l'énergie des ondes de cisaillement et longitudinale [40]. En supposant que ces rapports d'énergie sont proportionnels aux rapports des temps d'arrivée des ondes, c'est à dire

$$\frac{t_l(T)}{t(T)} = \frac{1}{1+R} \quad (\text{A.22})$$

et

$$\frac{t_s(T)}{t(T)} = \frac{R}{1+R} \quad (\text{A.23})$$

il est possible d'écrire

$$\frac{dt_r(T)}{dT} = t(T) \left(\nu - \frac{1}{1+R} \delta_l - \frac{R}{1+R} \delta_s \right). \quad (\text{A.24})$$

Au voisinage de la température de référence T_0 , l'évolution du temps de retard t_r peut être approchée par

$$t_r(T) \approx t(T) \left(\nu - \frac{1}{1+R} \delta_l - \frac{R}{1+R} \delta_s \right) (T - T_0). \quad (\text{A.25})$$

À une température T donnée le temps de retard est alors fonction du temps et s'écrit

$$t_r(t) = t \left(\nu - \frac{1}{1+R} \delta_l - \frac{R}{1+R} \delta_s \right) (T - T_0) \quad (\text{A.26})$$

relation dans laquelle il est possible d'identifier le coefficient de dilatation temporel

$$K_T = \nu - \frac{R}{1+R} \delta_s - \frac{1}{1+R} \delta_l \quad (^\circ\text{C}^{-1}). \quad (\text{A.27})$$

La loi donnant le retard en fonction du temps est alors donnée par

$$t_r(t) = K_T(T - T_0)t \quad (\text{A.28})$$

or

$$t_r(t) = (1 - \alpha)t = -\epsilon t \quad (\text{A.29})$$

Le coefficient de dilatation à estimer peut alors s'écrire sous la forme suivante

$$\alpha = 1 - K_T(T - T_0). \quad (\text{A.30})$$

Annexe B

Performances des estimateurs

Cette annexe présente l'ensemble des résultats de mesure du biais et de la variance des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante, par *stretching*, à variance minimale pour un paramètre et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux obtenus par simulation de Monte-Carlo. Ceux-ci permettent de comparer le comportement des estimateurs.

B.1 Biais et variances des estimateurs par intercorrélation, par *stretching*, à variance minimale et par transformée exponentielle en fonction du rapport signal sur bruit

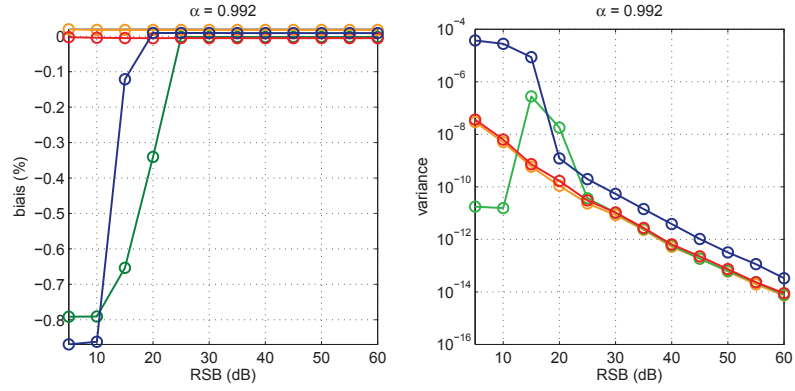


FIGURE B.1 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) ($\alpha = 0,99200$).

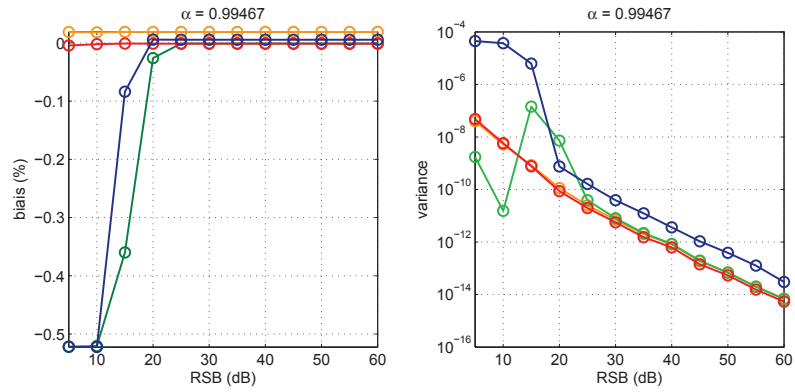


FIGURE B.2 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) ($\alpha = 0,99467$).

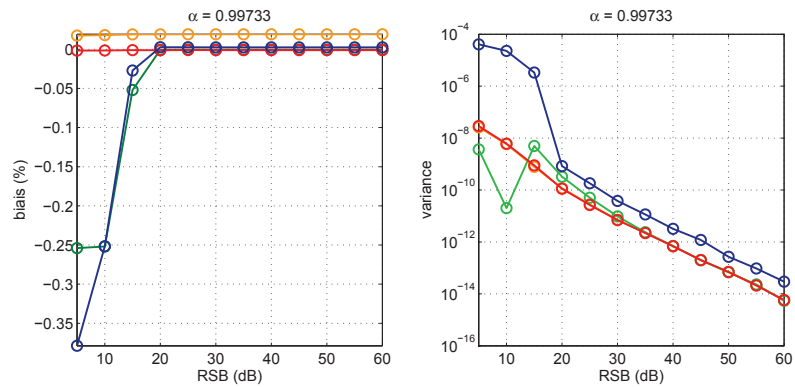


FIGURE B.3 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) ($\alpha = 0,99733$).

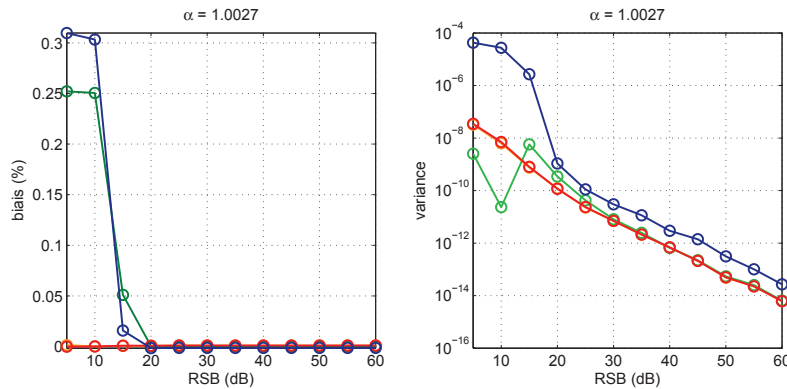


FIGURE B.4 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) ($\alpha = 1,0027$).

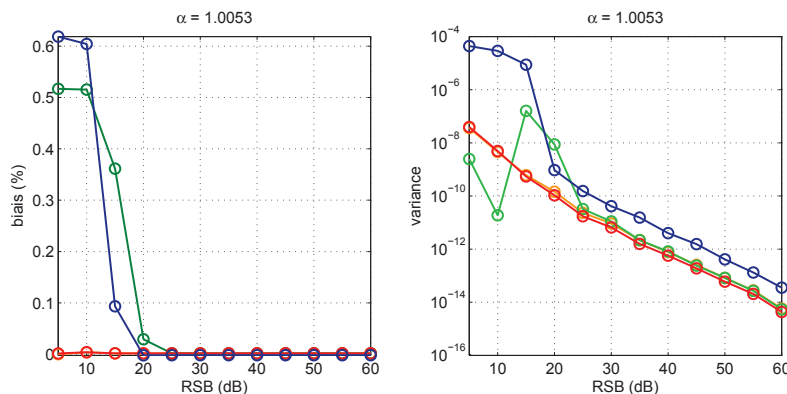


FIGURE B.5 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) ($\alpha = 1,0053$).

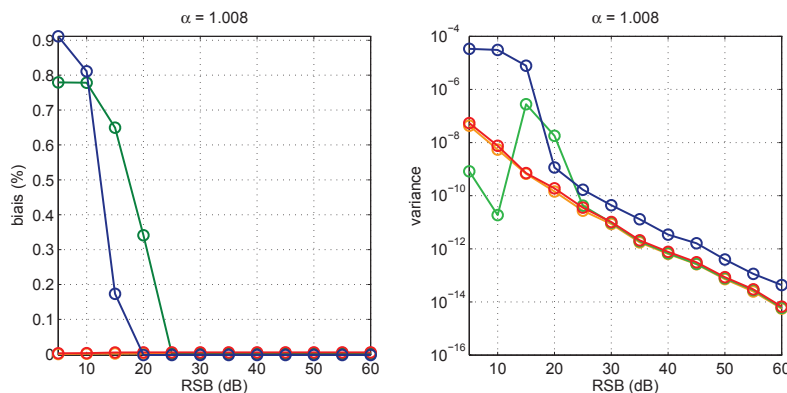


FIGURE B.6 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) ($\alpha = 1,0080$).

B.2 Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion, par *stretching*, à variance minimale et par transformée exponentielle en fonction du coefficient de dilatacion

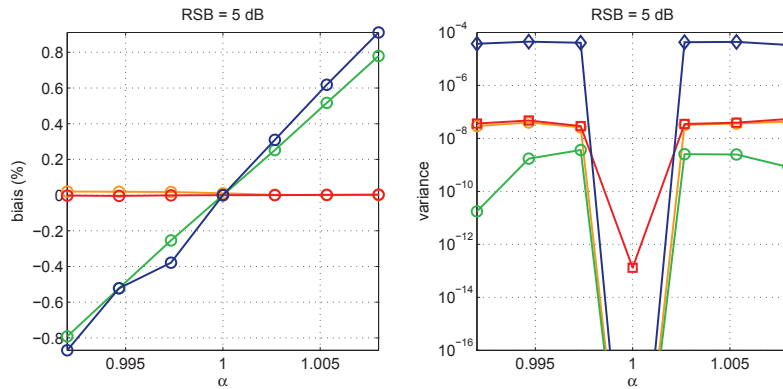


FIGURE B.7 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 5 dB).

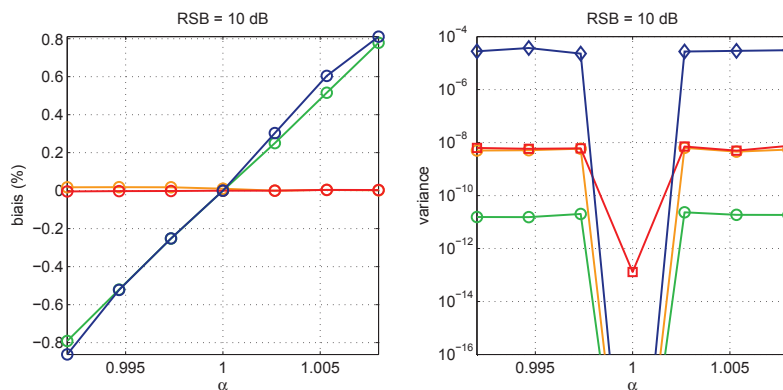


FIGURE B.8 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 10 dB).

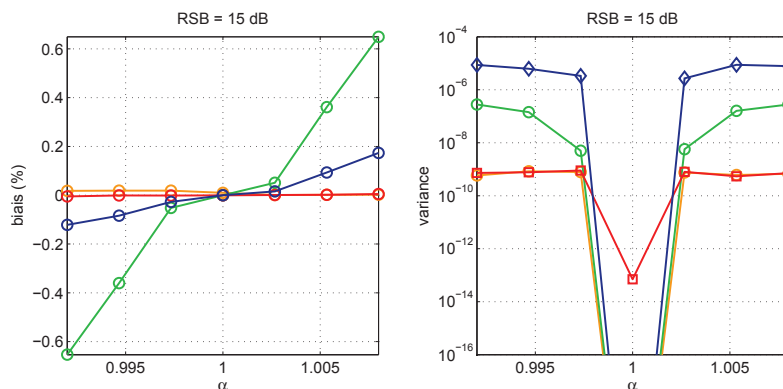


FIGURE B.9 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 15 dB).

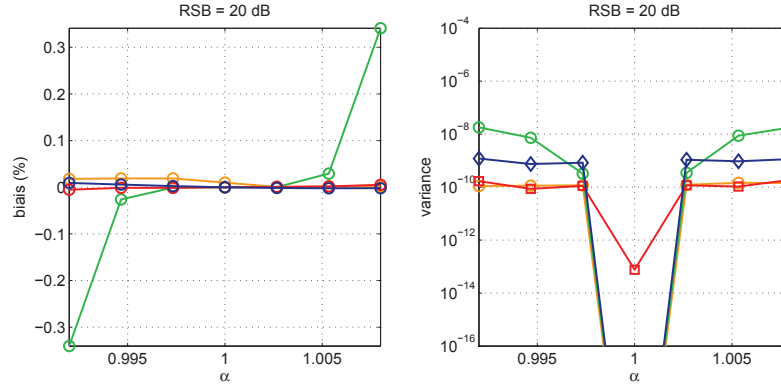


FIGURE B.10 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 20 dB).

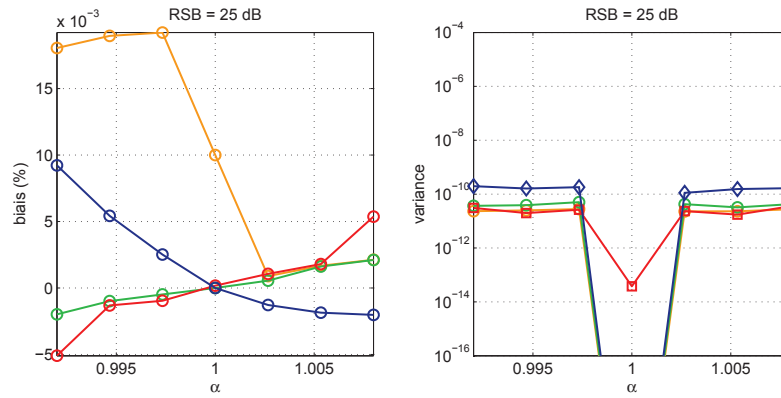


FIGURE B.11 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 25 dB).

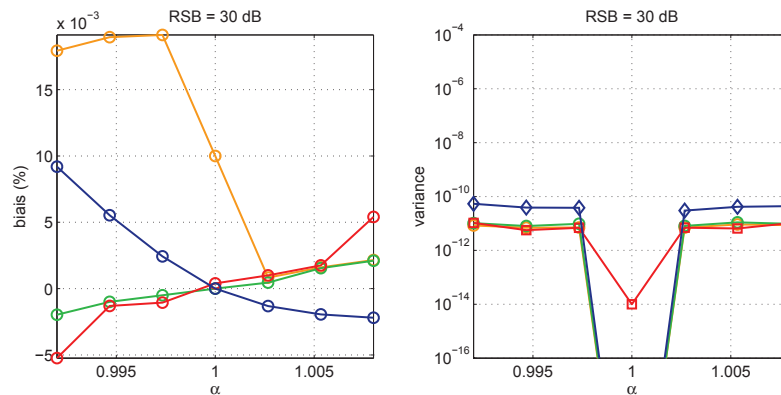


FIGURE B.12 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 30 dB).

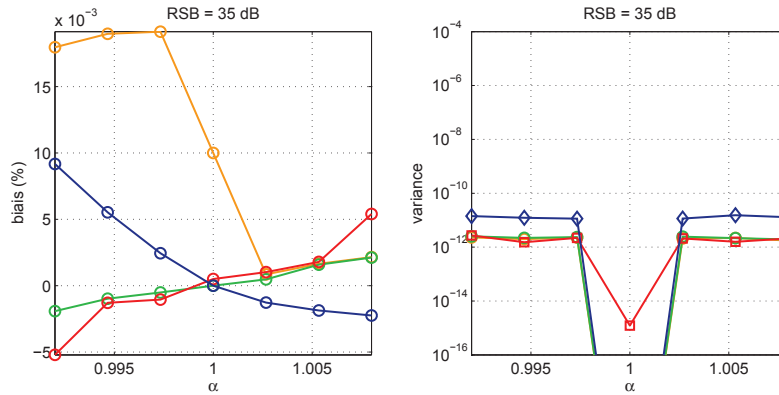


FIGURE B.13 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 35 dB).

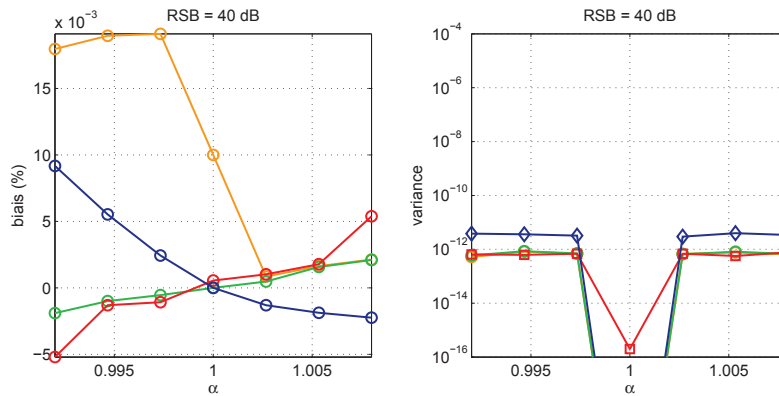


FIGURE B.14 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 40 dB).

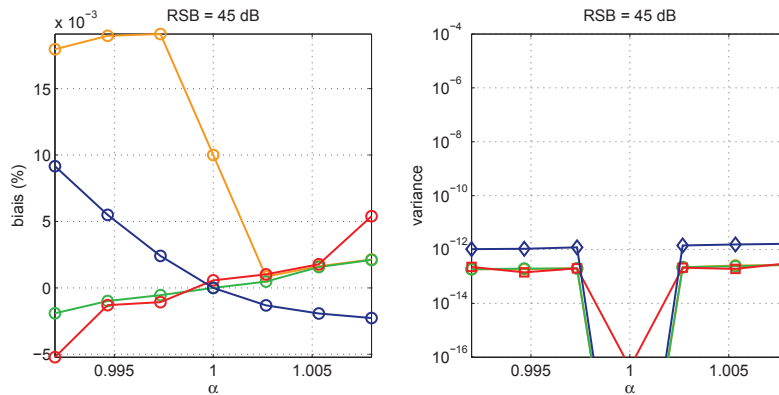


FIGURE B.15 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélacion à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 45 dB).

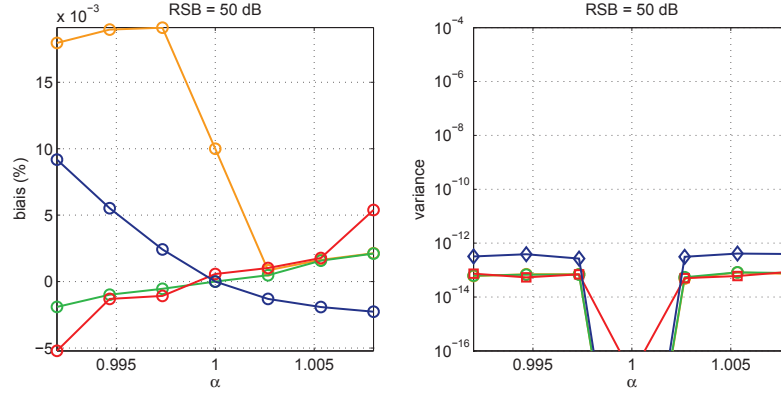


FIGURE B.16 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 50 dB).

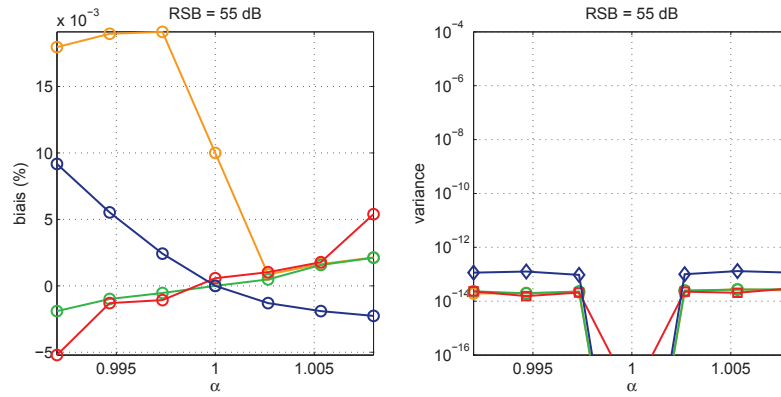


FIGURE B.17 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 55 dB).

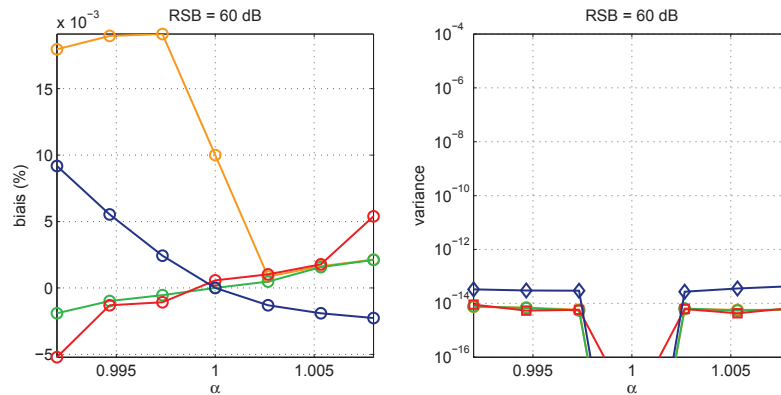


FIGURE B.18 – Biais et variances des estimateurs par intercorrélation à fenêtre glissante ($\circ$), par *stretching* ($\circ$), à variance minimale pour un paramètre ($\circ$) et par transformée exponentielle sans synchronisation des signaux ($\circ$) (RSB = 60 dB).

Annexe C

Performances des estimateurs à variance minimale

Cette annexe présente l'ensemble des résultats de mesure du biais et de la variance des estimateurs à variances minimale obtenus par simulation de Monte-Carlo. Ceux-ci permettent de comparer le comportement de l'estimateur pour l'estimation d'un (coefficient de dilatation), de deux (coefficient de dilatation et retard) ou de trois paramètres (coefficient de dilatation, retard et rapport d'amplitude).

C.1 Biais et variances des estimateurs par transformée exponentielle en fonction du rapport signal sur bruit

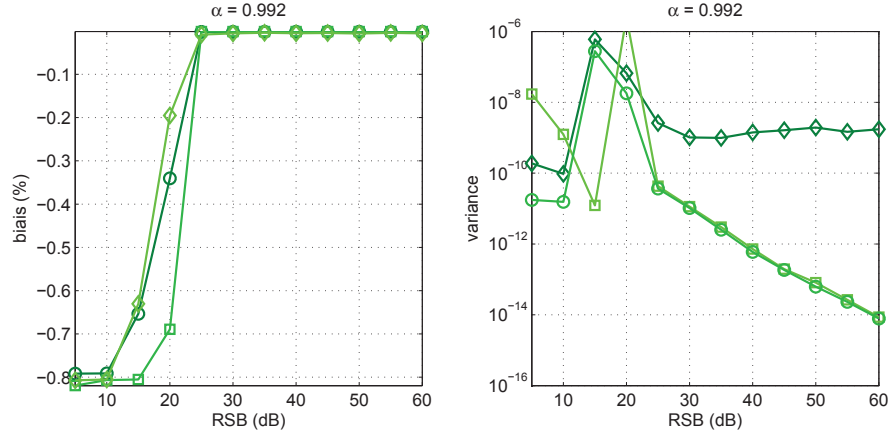


FIGURE C.1 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) ($\alpha = 0,99200$).

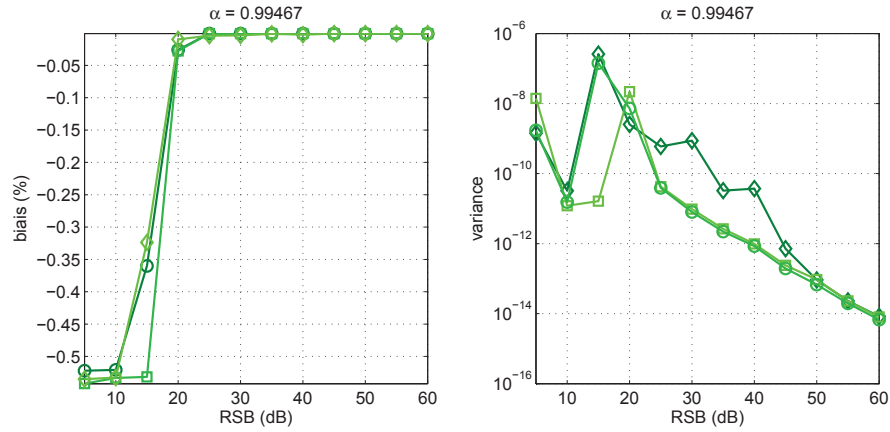


FIGURE C.2 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) ($\alpha = 0,99467$).

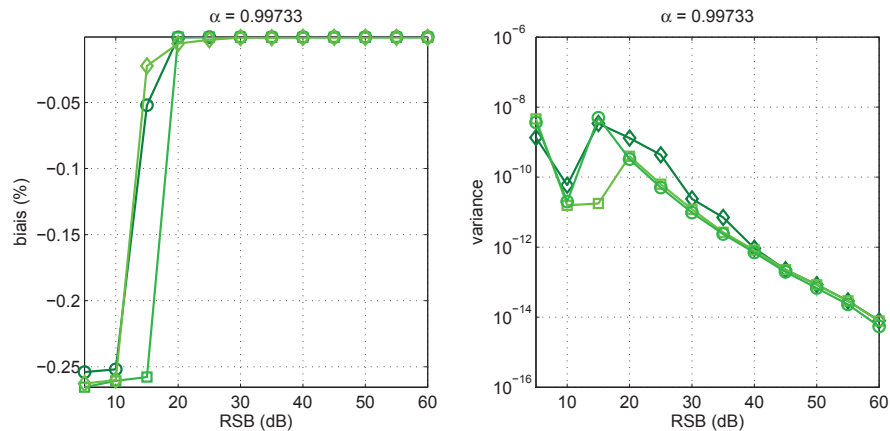


FIGURE C.3 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) ($\alpha = 0,99733$).

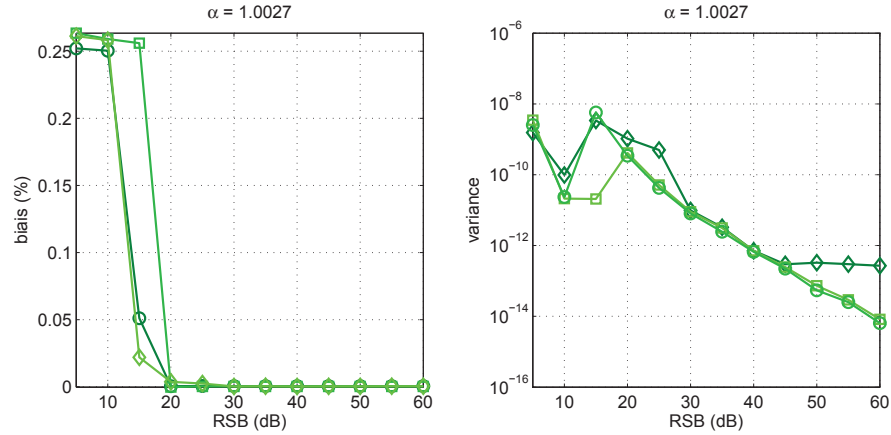


FIGURE C.4 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) ($\alpha = 1,0027$).

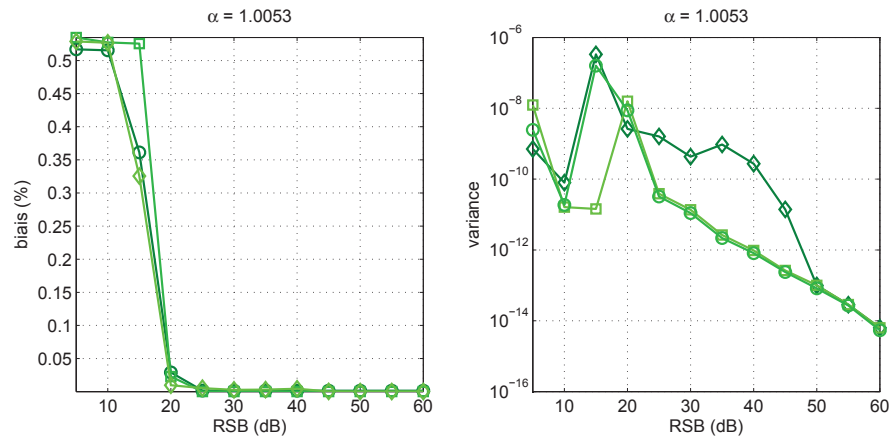


FIGURE C.5 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) ($\alpha = 1,0053$).

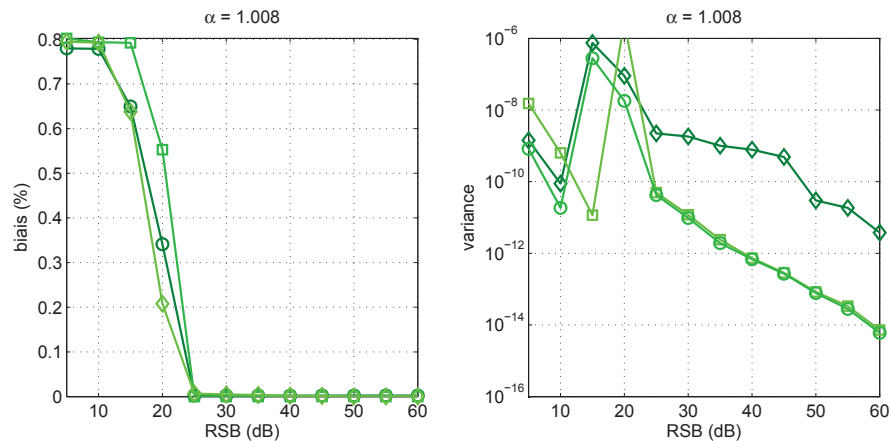


FIGURE C.6 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) ($\alpha = 1,0080$).

C.2 Biais et variances des estimateurs à variance minimale en fonction du coefficient de dilatation

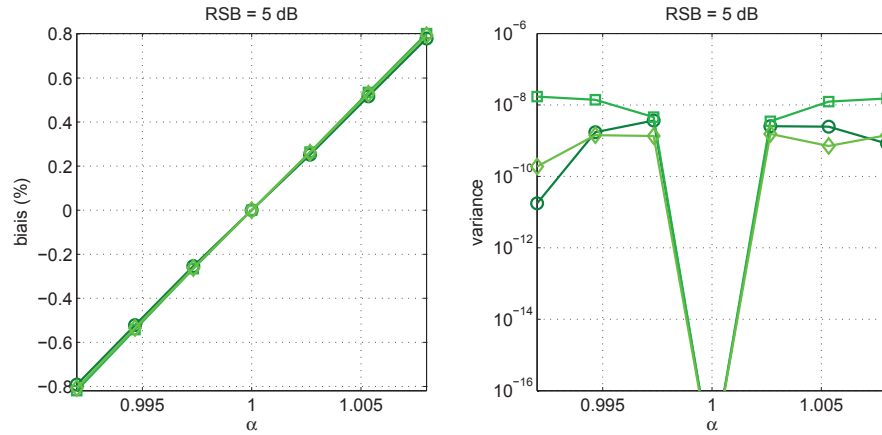


FIGURE C.7 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 5 dB).

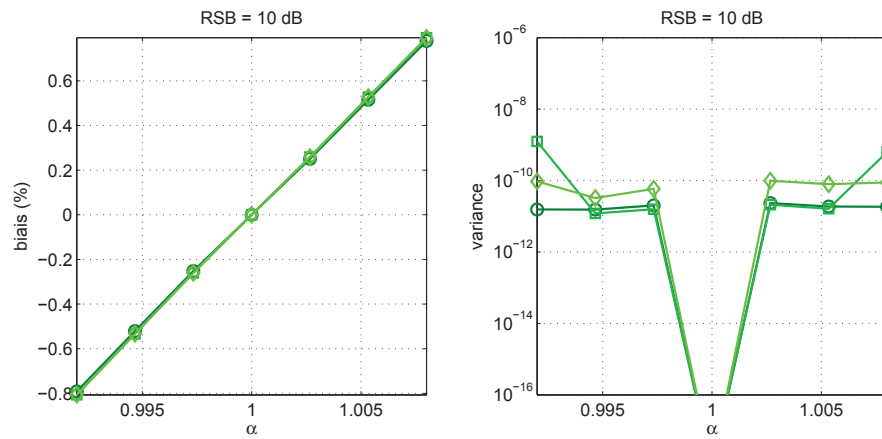


FIGURE C.8 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 10 dB).

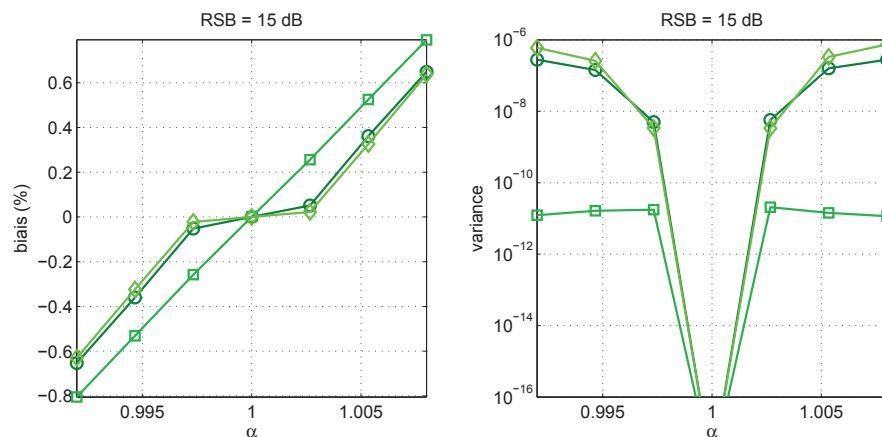


FIGURE C.9 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 15 dB).

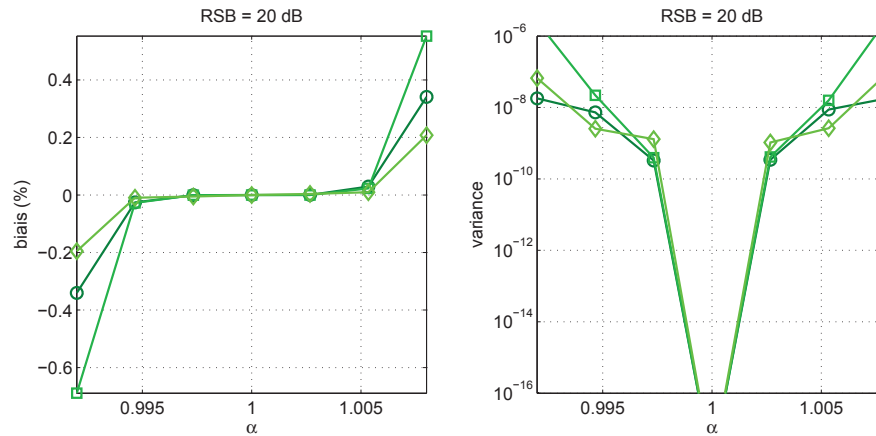


FIGURE C.10 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 20 dB).

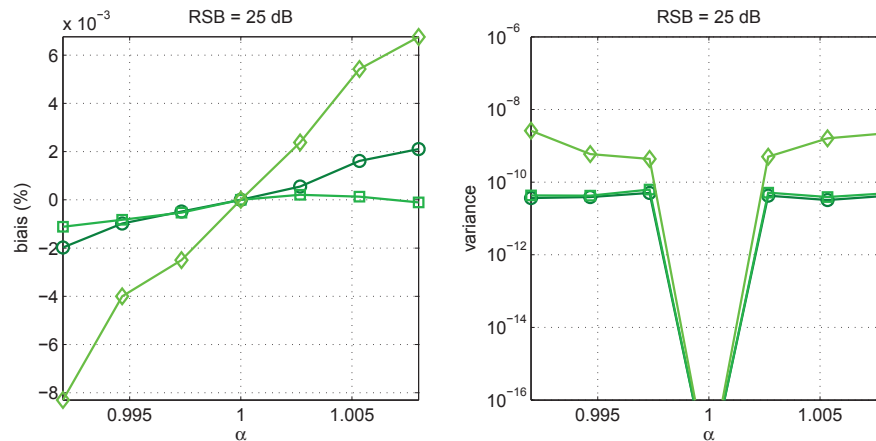


FIGURE C.11 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 25 dB).

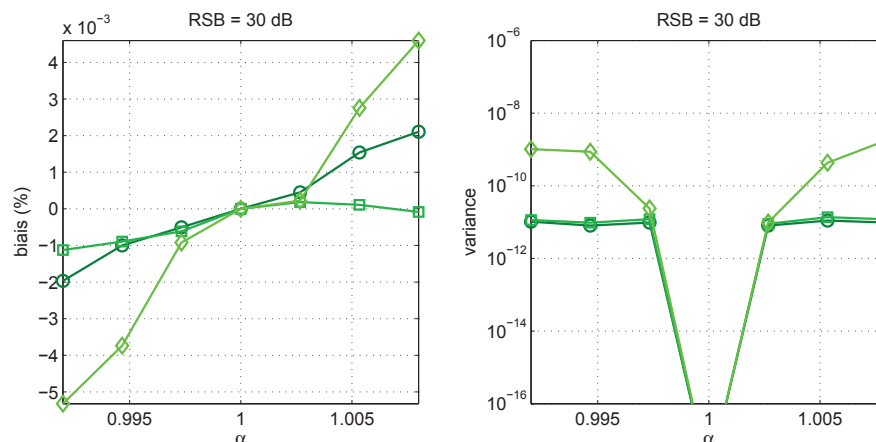


FIGURE C.12 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 30 dB).

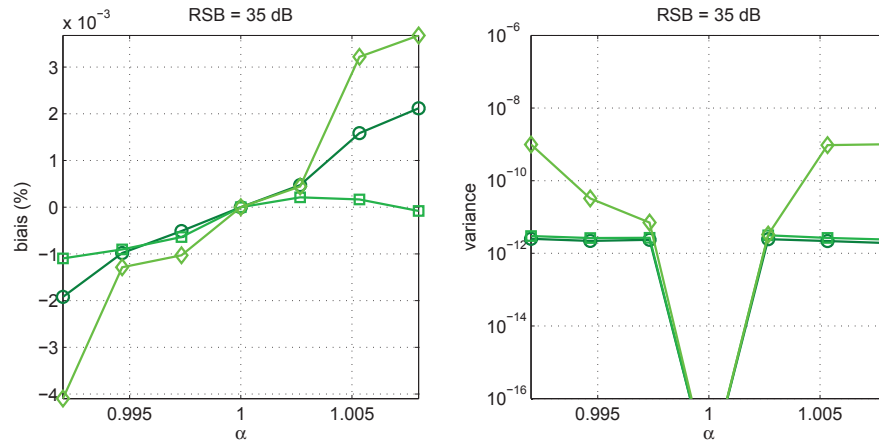


FIGURE C.13 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 35 dB).

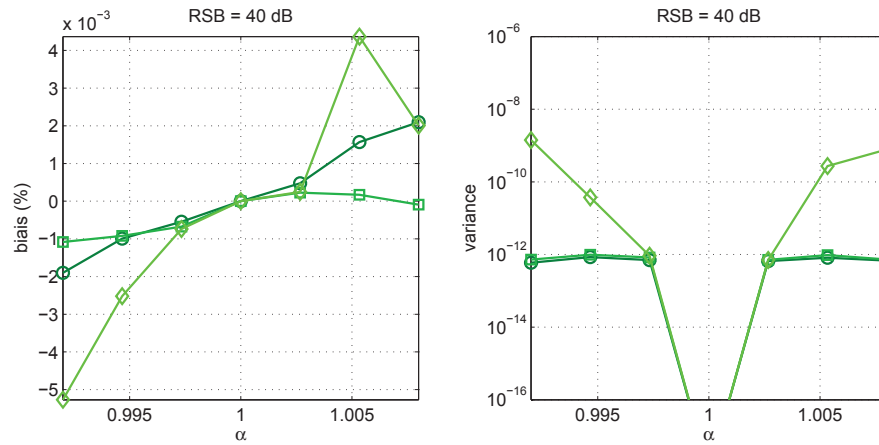


FIGURE C.14 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 40 dB).

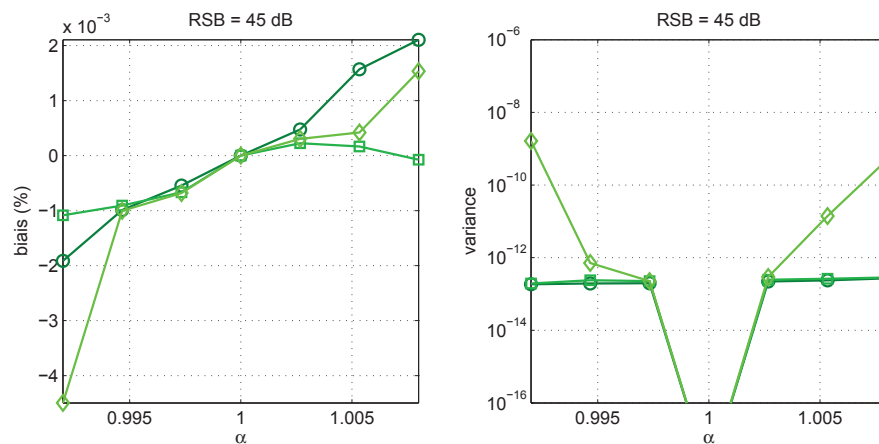


FIGURE C.15 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 45 dB).

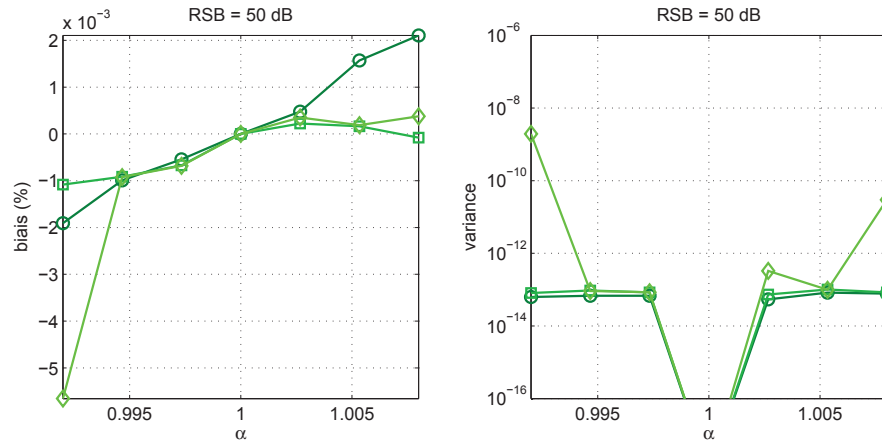


FIGURE C.16 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 50 dB).

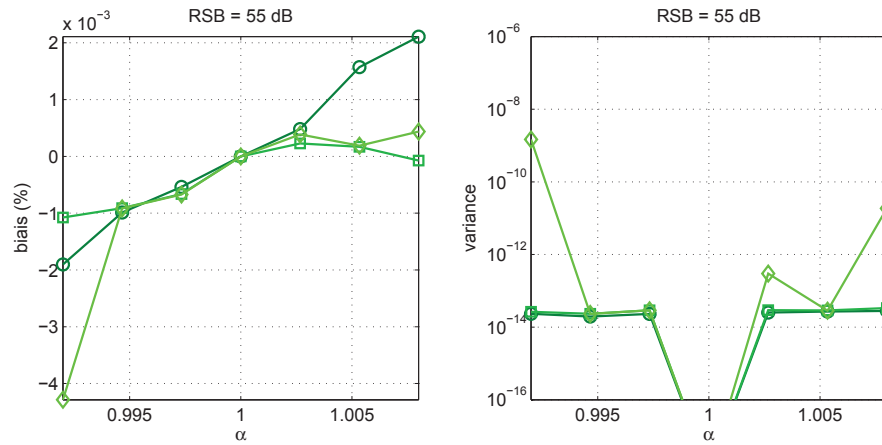


FIGURE C.17 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 55 dB).

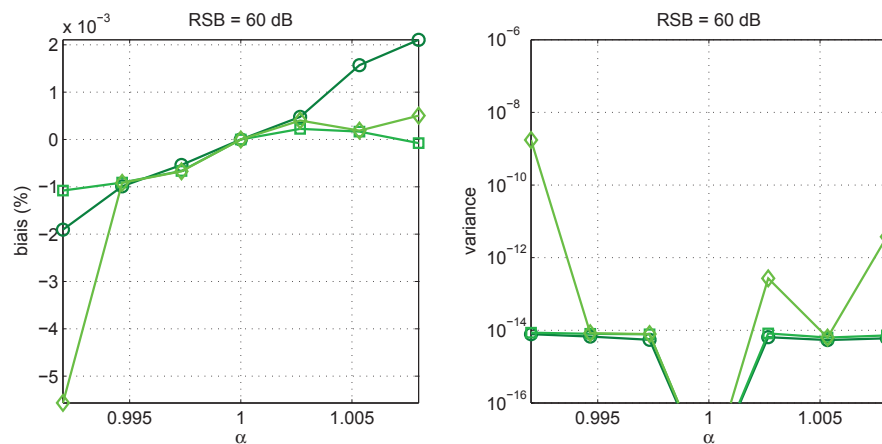


FIGURE C.18 – Biais et variances de l'estimateur à variance minimale pour trois paramètres ($\diamond$), deux paramètres ($\square$) et un paramètre ($\circ$) (RSB = 60 dB).

Annexe D

Performances des estimateurs par transformée exponentielle

Cette annexe présente l'ensemble des résultats de mesure du biais et de la variance des estimateurs par transformée exponentielle obtenus par simulation de Monte-Carlo. Ceux-ci permettent de comparer le comportement de l'estimateur TE avec et sans calcul de l'autocorrélation des signaux d'entrée permettant leur synchronisation.

D.1 Biais et variances des estimateurs par transformée exponentielle en fonction du rapport signal sur bruit

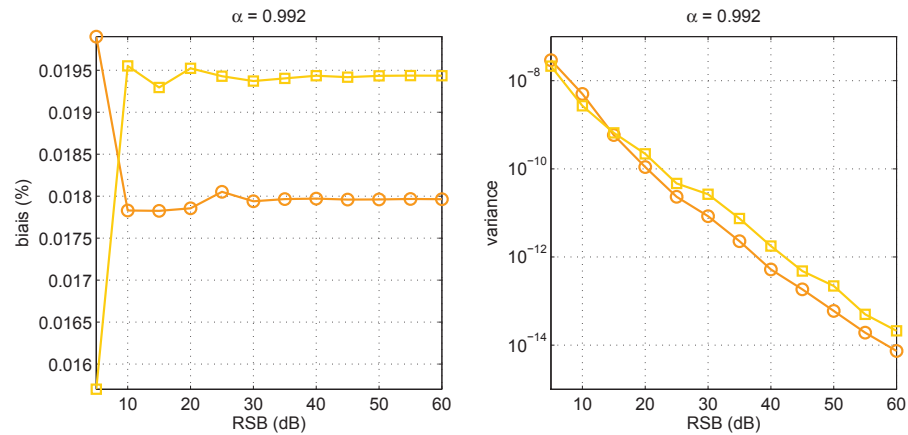


FIGURE D.1 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 0,99200$).

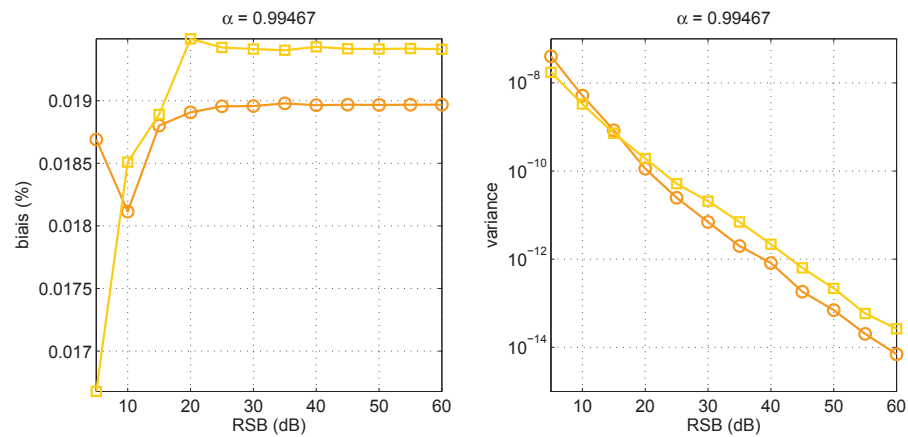


FIGURE D.2 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 0,99467$).

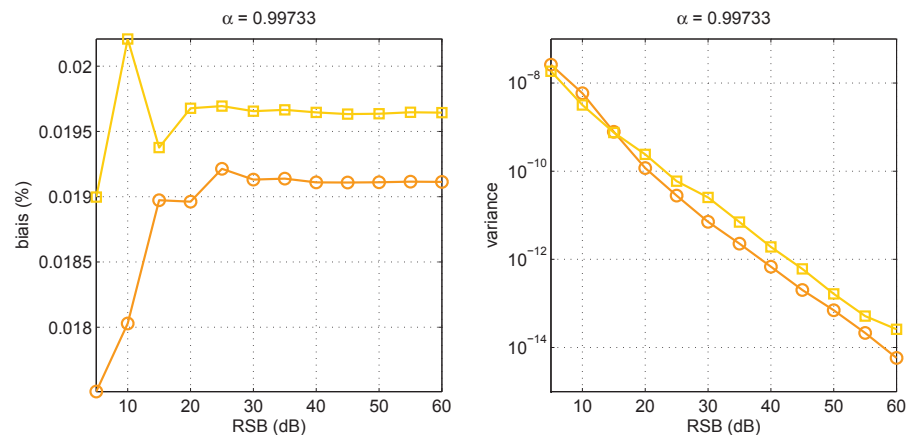


FIGURE D.3 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux ($\alpha = 0,99733$).

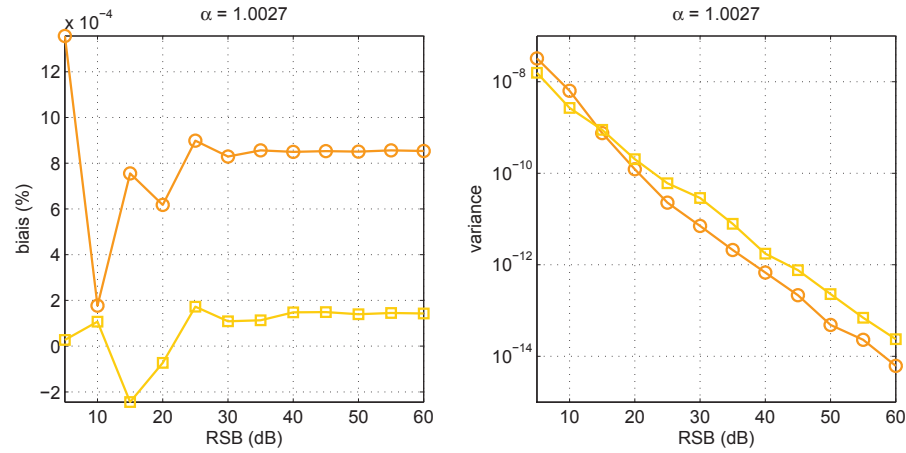


FIGURE D.4 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux ($\alpha = 1,0027$).

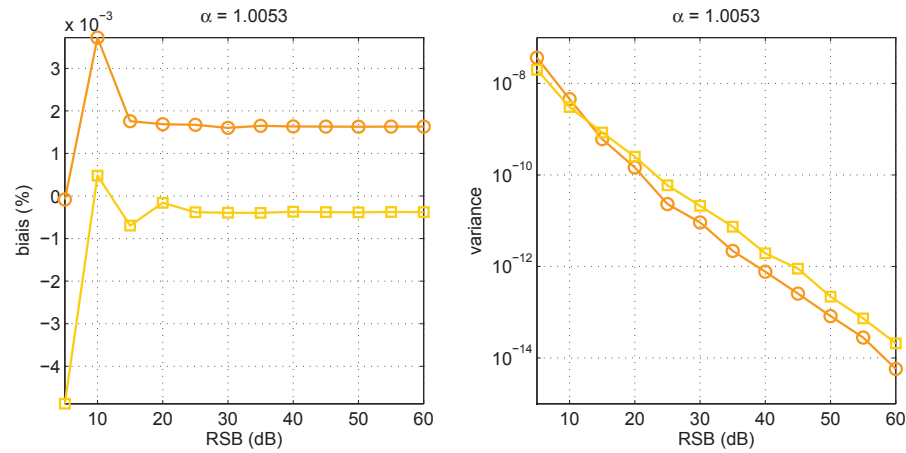


FIGURE D.5 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux ($\alpha = 1,0053$).

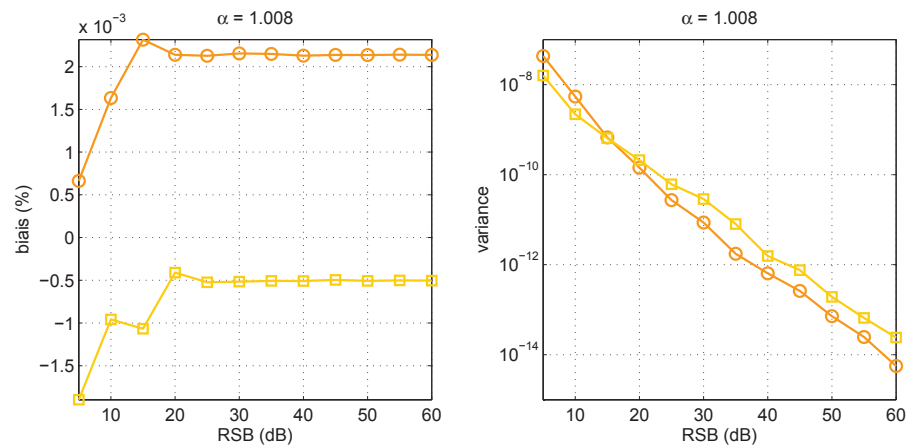


FIGURE D.6 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux ($\alpha = 1,0080$).

D.2 Biais et variances des estimateurs par transformée exponentielle en fonction du coefficient de dilatation

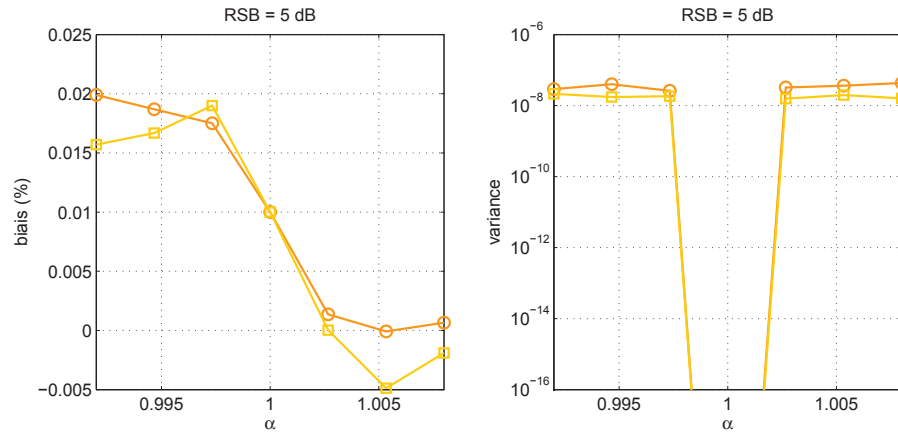


FIGURE D.7 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 5 dB).

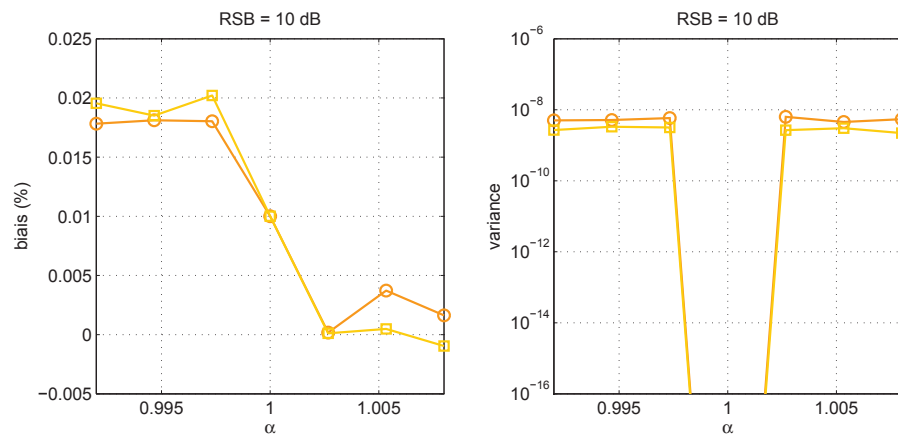


FIGURE D.8 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 10 dB).

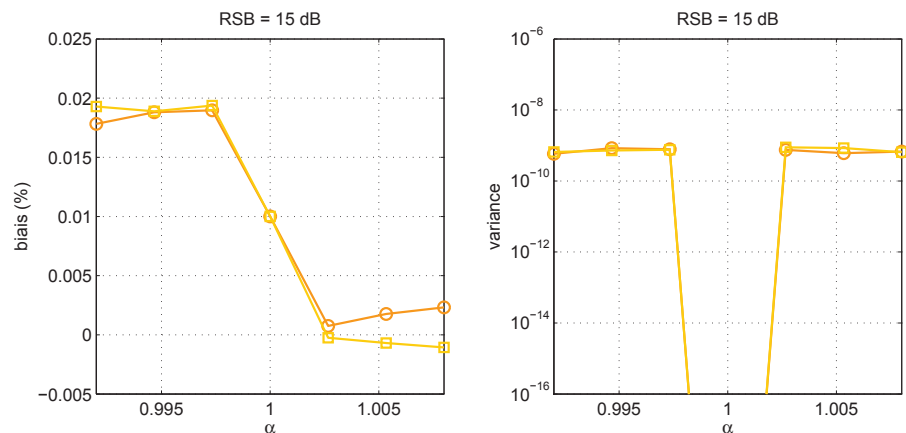


FIGURE D.9 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 15 dB).

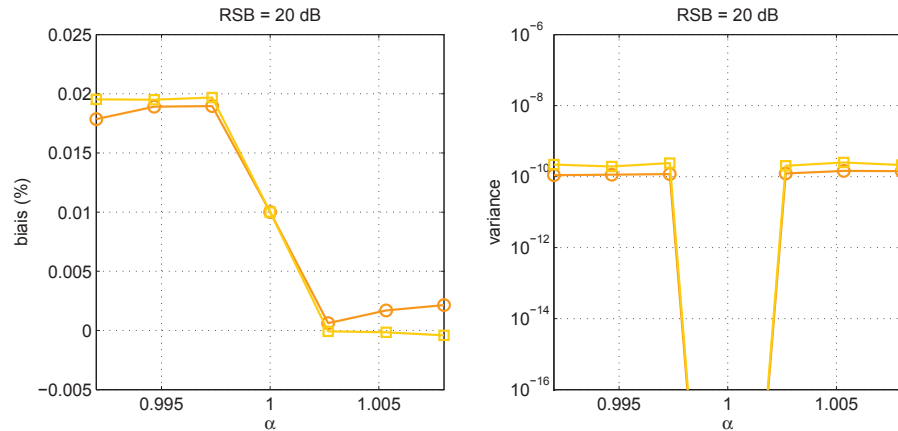


FIGURE D.10 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 20 dB).

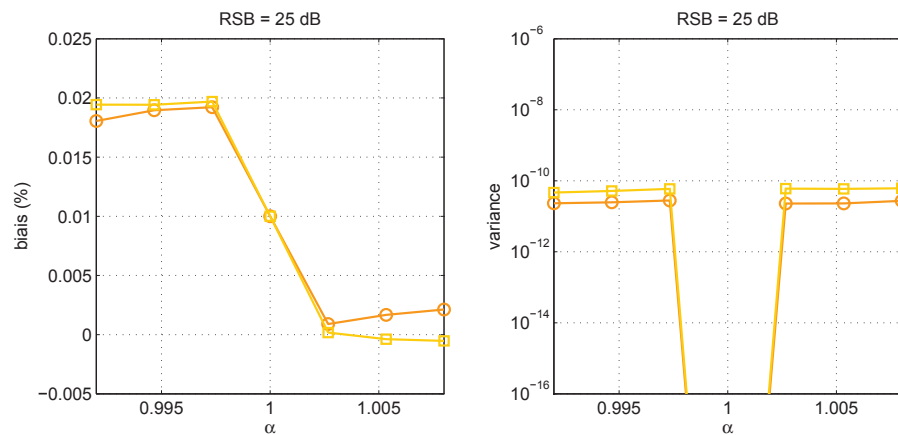


FIGURE D.11 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 25 dB).

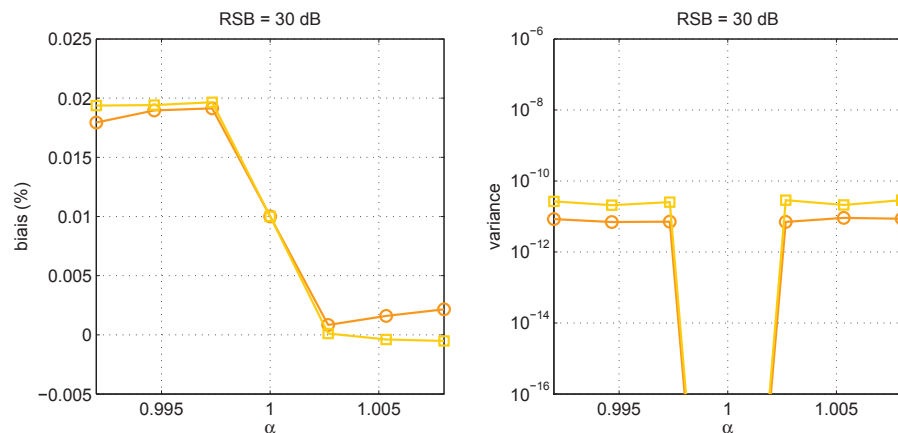


FIGURE D.12 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 30 dB).

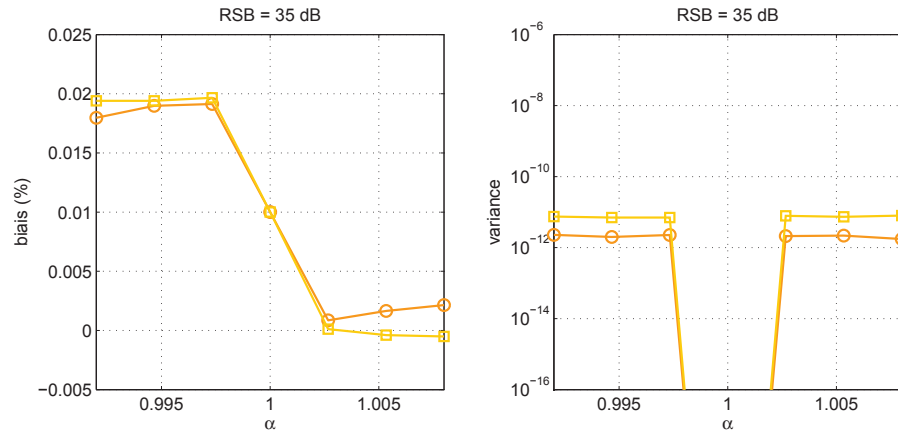


FIGURE D.13 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 35 dB).

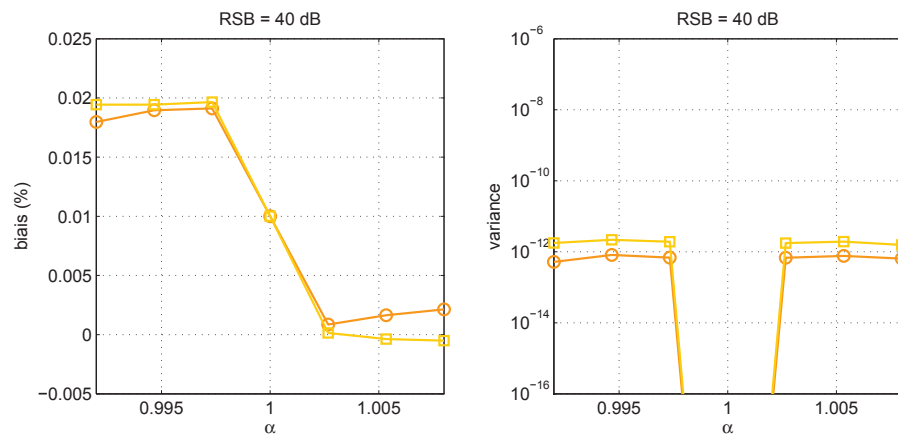


FIGURE D.14 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 40 dB).

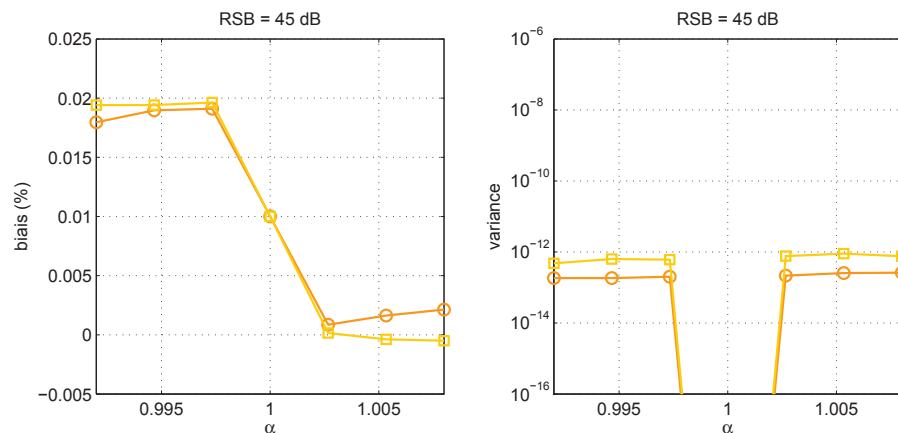


FIGURE D.15 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec (□) et sans (○) synchronisation des signaux (RSB = 45 dB).

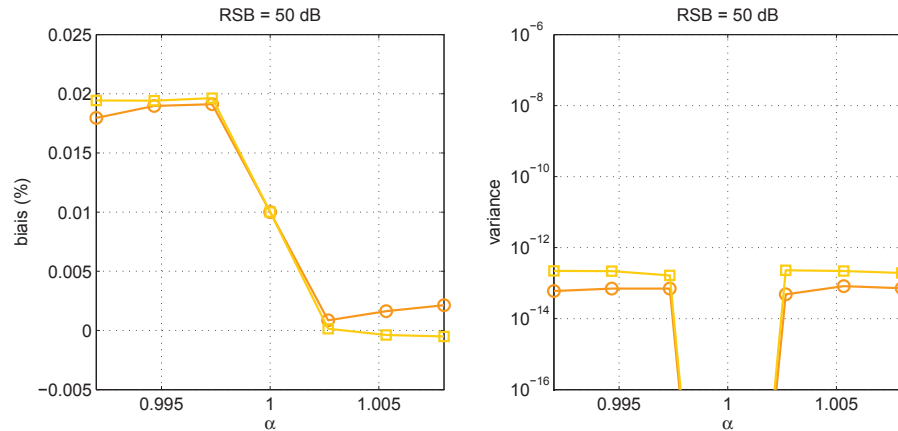


FIGURE D.16 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 50 dB).

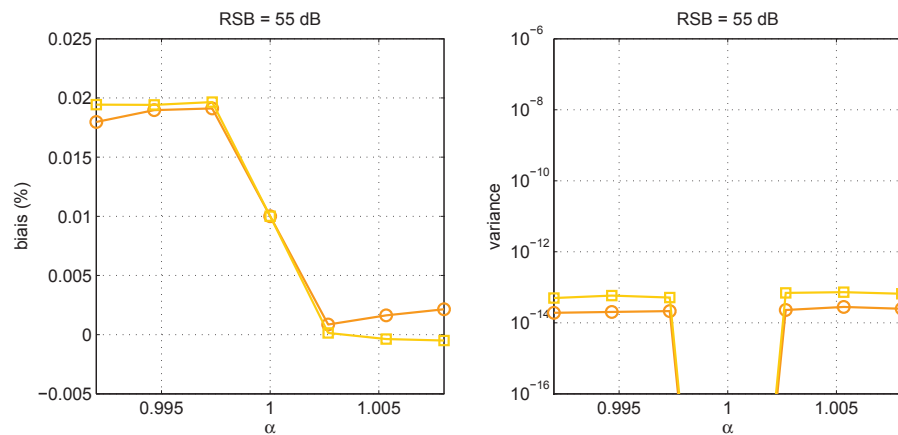


FIGURE D.17 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 55 dB).

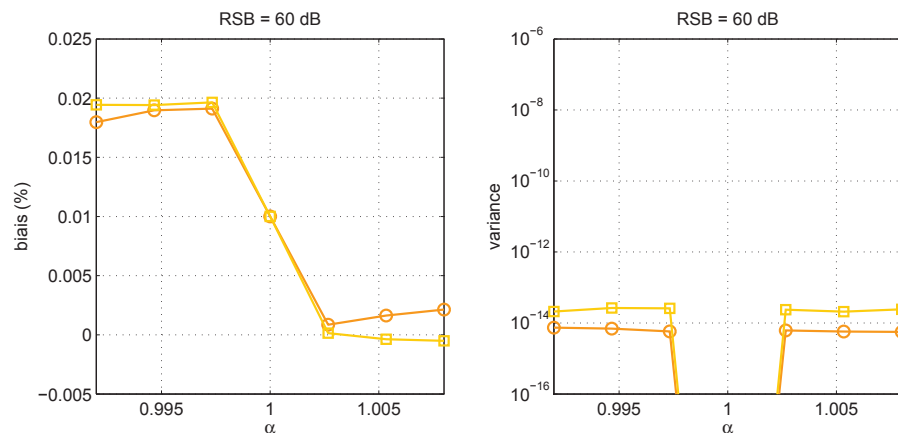


FIGURE D.18 – Biais et variances de l'estimateur par transformée exponentielle avec ($\square$) et sans ($\circ$) synchronisation des signaux (RSB = 60 dB).

Annexe E

Signatures acoustiques et micrographies représentatifs des mécanismes d'endommagements dans les matériaux composites de type fibre/matrice

Cette annexe présente l'ensemble des représentations temporelles et les micrographies représentatifs des mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites de type fibre/matrice. Les signaux d'EA sont acquis à partir d'échantillons composites unidirectionnels soumis à des essais quasi-statiques de traction et de flexion trois points.

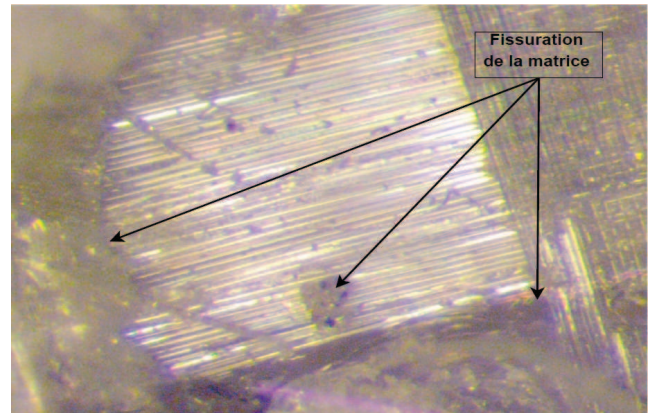
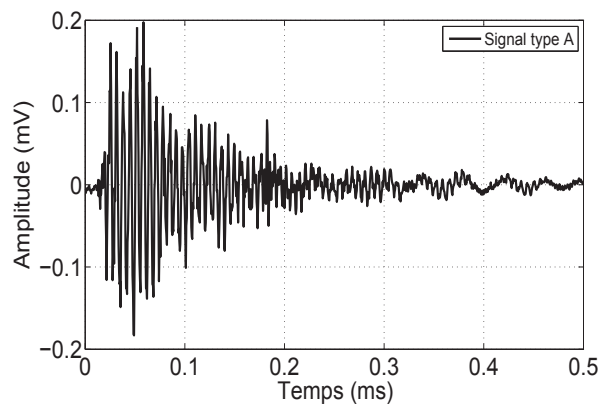


FIGURE E.1 – (a) Fissuration de matrice (signal type A). (b) Micrographie de la fissuration de matrice.

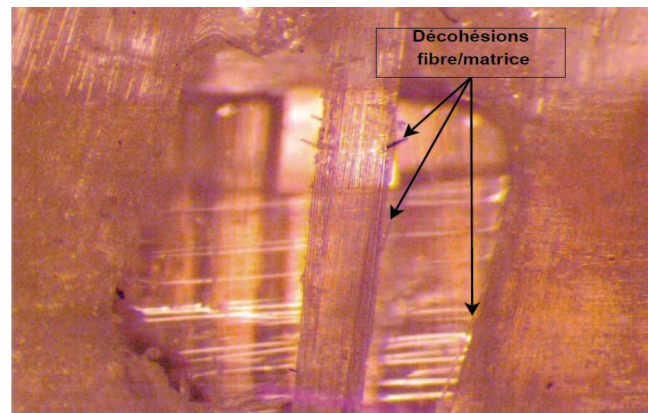
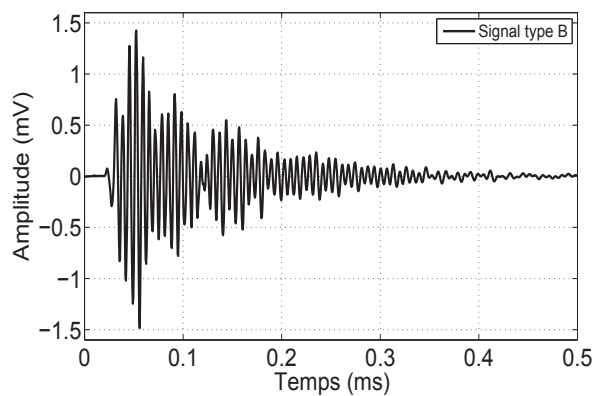


FIGURE E.2 – (a) Décohésion fibre/matrice (signal type B). (b) Micrographie de la décohésion fibre/matrice.

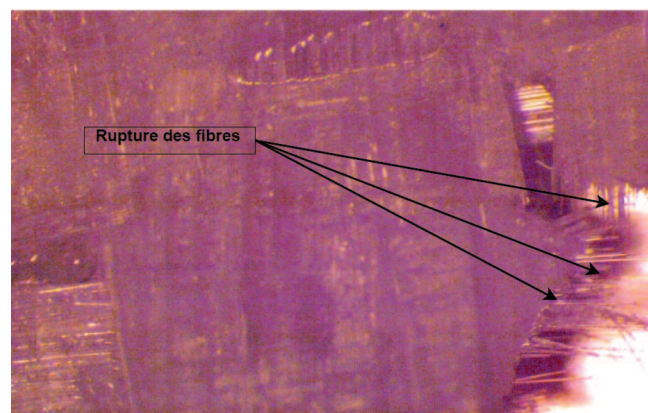
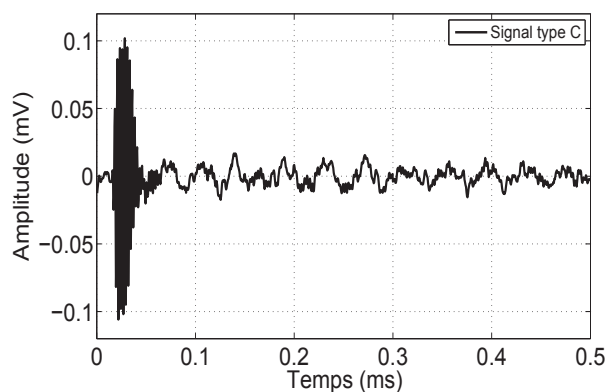


FIGURE E.3 – (a) Rupture de fibre (signal type C). (b) Micrographie de la rupture de fibre.

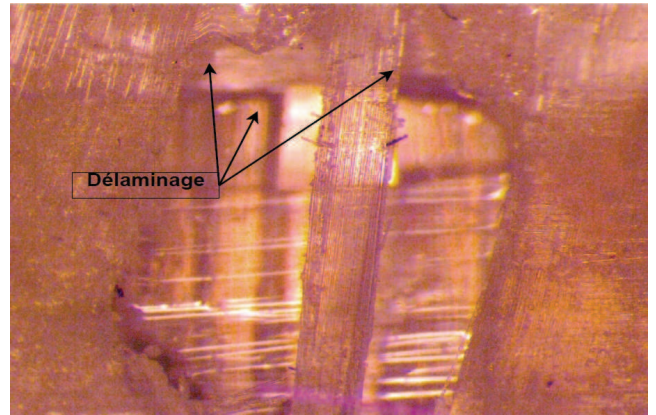
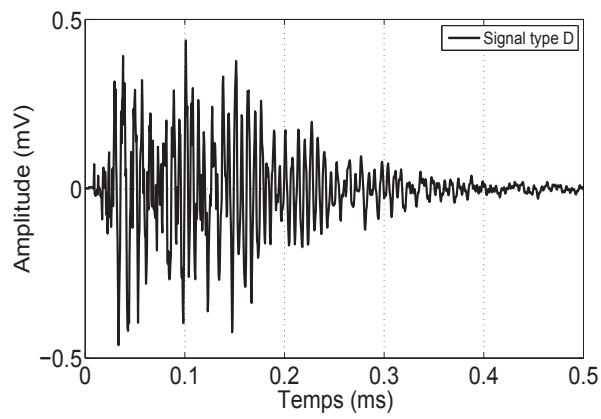


FIGURE E.4 – (a) Délaminage (signal type D). (b) Micrographie du délaminage.

Annexe F

Formes d'ondes de signaux d'EA classées par la méthode des k-moyennes d'un échantillon de composite *vierge*.

Cette annexe présente l'ensemble des formes d'ondes temporelles représentatifs des signaux d'EA représentatifs des différents mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites de type fibre/matrice. Les signaux d'EA sont acquis à partir d'échantillons composites stratifiés à plis croisés FCR_{*vierge*}, soumis à des essais quasi-statiques de flexion trois points. Ces signaux sont extraits aléatoirement à partir de chaque classe obtenue par la méthode des k-moyennes, en adoptant une classification suivant une sélection de cinq paramètres temporels de formes d'ondes les plus pertinents : amplitude, durée, énergie, temps de montée, et nombre de coups.

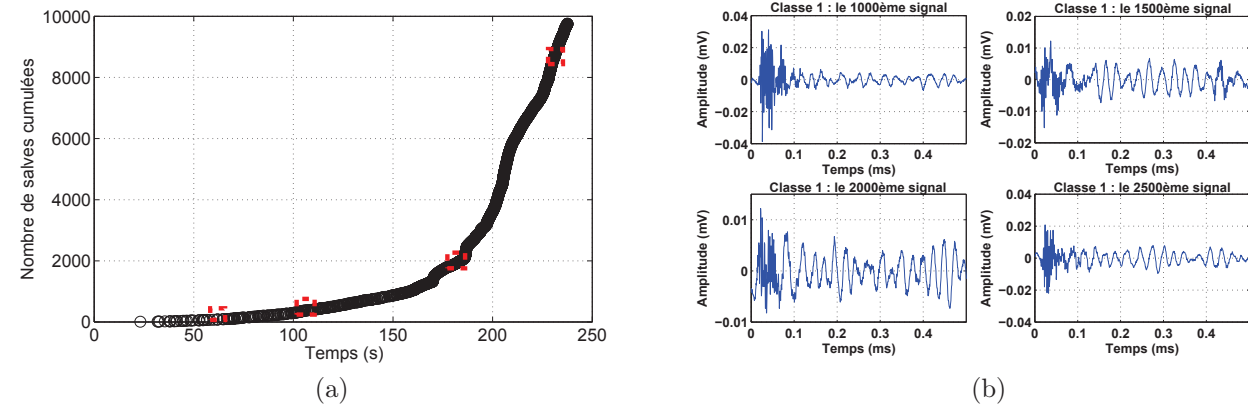


FIGURE F.1 – (a) Fissuration de matrice (Classe 1 : signaux de type A). (b) Représentation temporelle de la 1000ème, 1500ème, 2000ème, 2500ème salve.

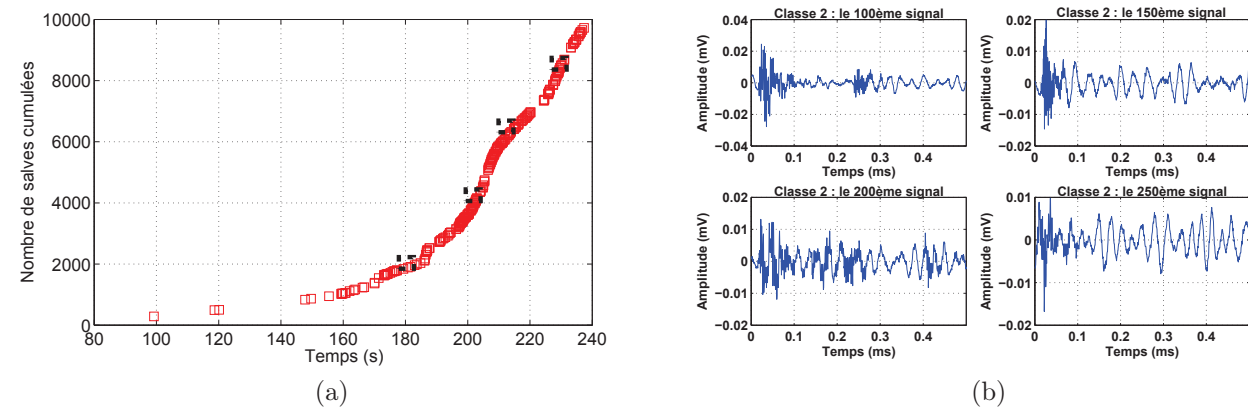


FIGURE F.2 – (a) Décohésion fibre/matrice (Classe 2 : signaux de type B). (b) Représentation temporelle de la 100ème, 150ème, 200ème, 250ème salve.

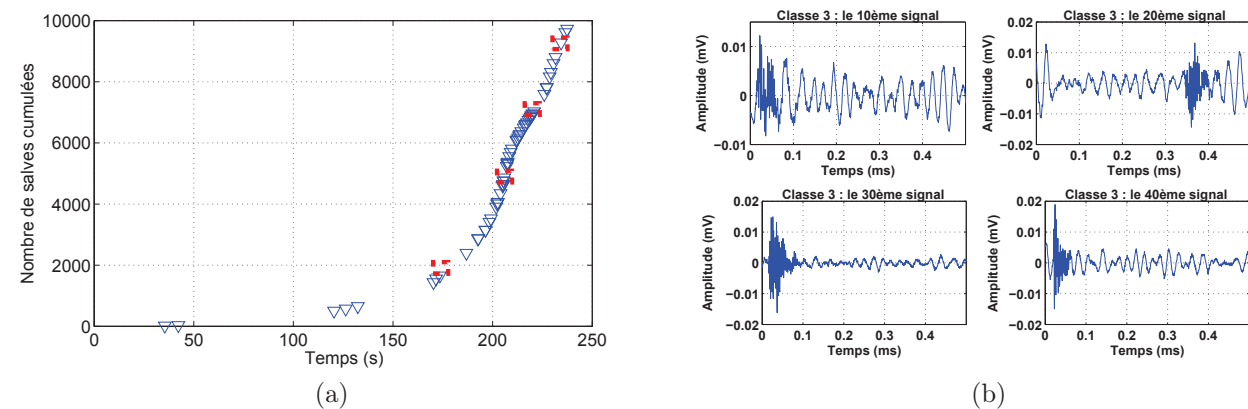


FIGURE F.3 – (a) Rupture de fibre (Classe 3 : signaux de type C). (b) Représentation temporelle de la 10ème, 20ème, 30ème, 40ème salve.

Annexe G

Formes d'ondes de signaux d'EA classées par THH d'un échantillon de composite *vierge*.

Cette annexe présente l'ensemble des formes d'ondes temporelles représentatifs des signaux d'EA représentatifs des différents mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites *vierges* (capteurs collés à la surface du matériau), de type fibre/matrice. Les signaux d'EA sont acquis à partir d'échantillons composites stratifiés à plis croisés FCR_{Vierge}, soumis à des essais quasi-statiques de flexion trois points. Ces signaux sont extraits aléatoirement à partir de chaque classe obtenue par la THH.

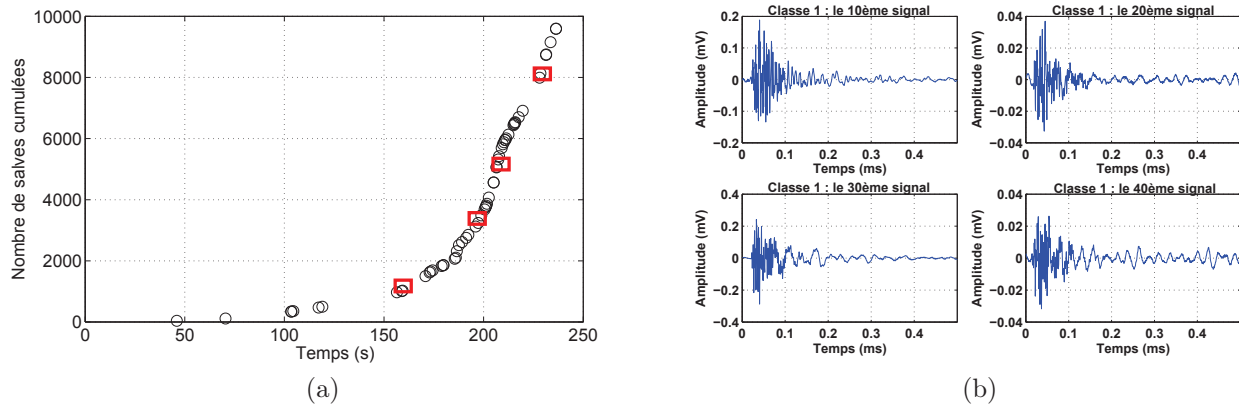


FIGURE G.1 – (a) Fissuration de matrice (Classe 1 : signaux de type A). (b) Représentation temporelle de la 10ème, 20ème, 30ème, 40ème salve.

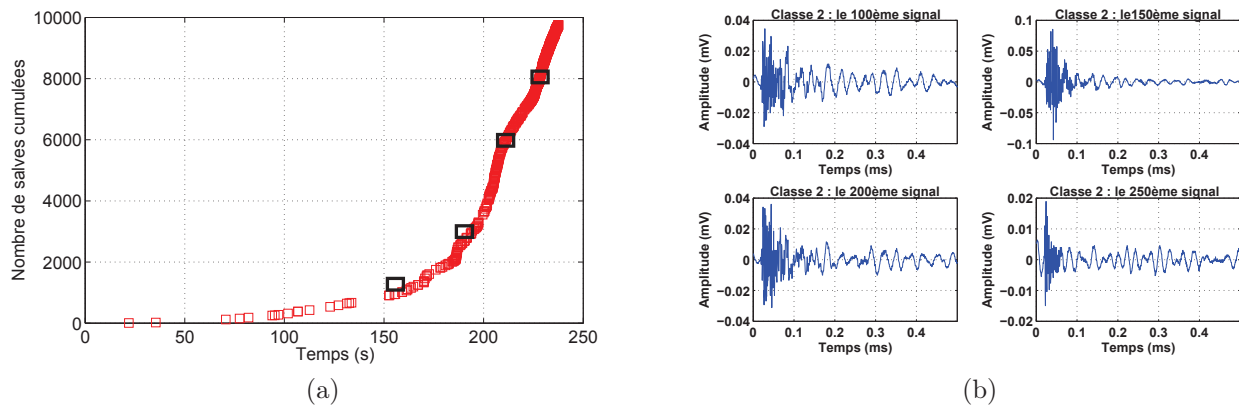


FIGURE G.2 – (a) Décohésion fibre/matrice (Classe 2 : signaux de type B). (b) Représentation temporelle de la 100ème, 150ème, 200ème, 250ème salve.

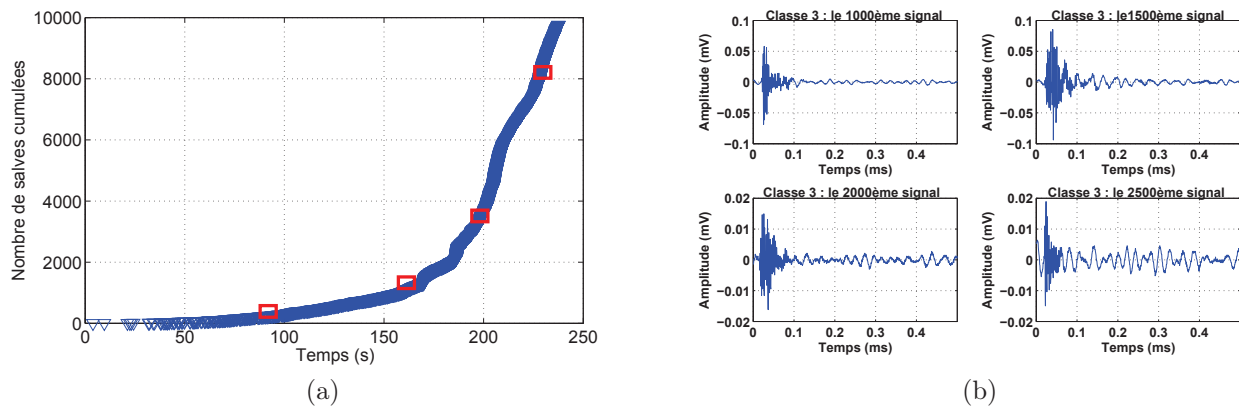
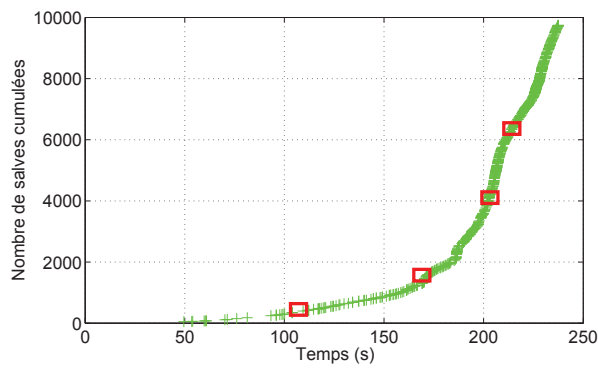
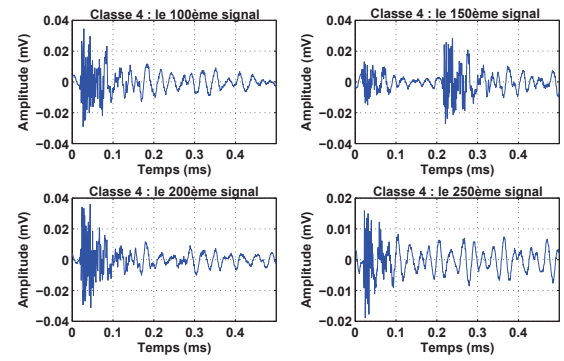


FIGURE G.3 – (a) Rupture de fibre (Classe 3 : signaux de type C). (b) Représentation temporelle de la 1000ème, 1500ème, 2000ème, 2500ème salve.



(a)



(b)

FIGURE G.4 – (a) Délaminage (Classe 4 : signaux de type D). (b) Représentation temporelle de la 100ème, 150ème, 200ème, 250ème salve.