

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Électronique
Spécialité automatiques et systèmes

présenté par

ABED BOUMEDIENE Abdel Kader Amine

&

SAYAH Mohamed Nidal

Classification des signaux d'émission acoustique dans le cadre de suivi de l'endommagement des matériaux composites

Proposé par : Mme. SATOUR. Abida & Mme. CHENTIR. Amina

Année Universitaire 2018-2019

REMERCIEMENTS

Tous les remerciements reviennent à Dieu qui nous a guidé et muni de patience et de courage nécessaire pour accomplir ce projet.

Nous tenons ensuite à remercier fortement nos encadreurs Mme SATOUR Abida et Mme CHENTIRE Amina pour leurs précieux conseils, aide et soutien qui nous ont donné le courage et la motivation pour avancer jusqu'au bout du chemin. Nous sommes très reconnaissants pour leur présence à nos côtés aux moments les plus durs.

Nous tenons aussi à exprimer notre gratitude au staff du département d'électronique qui nous a aidé et soutenu le long de notre cursus. Un aide matérielle qui est loin d'être négligée.

N'oublions surtout pas de remercier nos parents pour leur amour, leur soutien morale et matériel et leur encouragement qui nous ont toujours donné une confiance en soi et une motivation à aller de l'avant, sans oublier de remercier nos amis pour leur présence et leur sincère amitié.

Nous espérons que ce travail constituera un pas vers un long parcours plein d'objectifs et de succès. Enfin prions Dieu à préserver notre pays en sécurité.

DEDICACE

Je dédie ce modeste travail à : A mes parents Aucun hommage ne pourrait être à la hauteur de l'amour Dont ils ne cessent de me combler, et qui m'ont aidé durant tout mon cursus. Que dieu leur procure bonne santé et longue vie.

A mes frères Riad Walid

A mon binôme Nidal

A toute ma famille,

A mes amis Abdel Aziz, Abdessattar, Housseynes, Abdelhak

A tous mes collègues d'étude

ABED BOUMEDIENE Abdel Kader Amine

DEDICACE

Je dédie ce mémoire avant toute personne à mes chers parents qui m'ont donné de la force au moment de doute, ma mère qui m'a donné le soutien, le support dans toute ma vie, mon père qui m'a guidé toujours vers la réussite et m'a donné toute l'aide que je besoin, je vous remercie Du fond de mon cœur.

Ma sœur Zahida et Mon frère Mounir Qui ont été toujours présent pour moi au long de tout ma vie, Que dieu vous bénisse.

Mon binôme Kader ce qui souvent fatigué Sous ce travail.

Mes amis Wanisse, Farese et les autres qu'ils me prenaient à aller de l'avant et travailler sans pression.

Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible, je vous dis merci.

Mes professeurs de l'Université BLIDA 1.

SAYAH MOHAMED NIDAL

Résumé

Ce travail a pour objectif de développer une méthode de classification automatique des signaux d'émission acoustique qui doit répondre au problème de l'identification des mécanismes d'endommagement provenant des matériaux composites. Nous nous sommes focalisés à la technique de contrôle non destructif par émission acoustique. Il s'agit d'une méthode passive qui repose sur la détection des signaux enregistrés par des capteurs placés sur la surface d'un matériau mis sous sollicitation mécanique. La procédure de classification proposée est basée sur la décomposition des signaux en utilisant la transformée en ondelettes continue combinée avec le critère entropique de Shannon. Cette méthode est supervisée, donc nous avons utilisé une bibliothèque de signaux étiquetés et enregistrés auparavant à l'aide d'une méthode expérimentale (signaux d'apprentissage). Lors de ce travail nous avons proposé des nouveaux descripteurs qui semblent très corrélés aux mécanismes d'endommagement. Notre système de classification a été appliqué dans un premier temps sur les signaux d'apprentissage et sur des signaux test, ensuite il a été validé sur des signaux enregistrés en sollicitant des échantillons en composites ayant une forme spécifique. Les résultats de ce travail sont très encourageants et montrent l'intérêt apporté par la transformée en ondelette continue pour le suivi de l'endommagement des matériaux composites.

Mots clés : Classification automatique ; Emission acoustique ; Matériaux composites ; Contrôle non destructif ; la transformée en ondelettes continues

Abstract

The objective of this work is to develop an automatic classification method for acoustic emission signals that should address the problem of identifying damage mechanisms from composite materials. We focused on the non-destructive acoustic emission testing technique. It is a passive method based on the detection of signals recorded by sensors placed on the surface of a material under mechanical stress. The proposed classification procedure is based on signal decomposition using the continuous wavelet transform combined with Shannon's entropic criterion. This method is supervised, so we used a library of signals previously labeled and recorded using an experimental method (learning signal). During this work we proposed new descriptors that appear to be highly correlated with damage mechanisms. Our classification system was first applied to learning and test signals, then validated on recorded signals by requesting composite samples with a specific shape, The result of this work are very encouraging and show the interest shown by the continuous wavelet transform to follow damage the mechanisms in composite to materials

Keywords: Automatic classification; Acoustic emission; Composite matériel ; Non destructive testing ; continuous wavelet transform.

ملخص

يهدف هذا العمل إلى تطوير طريقة التصنيف التلقائي لإشارات الانبعاثات الصوتية التي يجب أن تعالج مشكلة تحديد آليات الضرر من المواد المركبة حيث ركزنا على تقنية التحكم غير المتلف عن طريق الانبعاثات الصوتية. إنها طريقة خاملة تعتمد على الكشف عن الإشارات المسجلة بواسطة أجهزة الاستشعار الموضوعة على سطح مادة تحت الضغط الميكانيكي. يعتمد إجراء التصنيف المقترح على تحليل الإشارات باستخدام تحول الموجات المستمر المدمج مع المعيار الأنتروبي لشانون. تخضع هذه الطريقة للإشراف، لذا استخدمنا مكتبة من الإشارات المسجلة مسبقاً باستخدام طريقة تجريبية (إشارات التعلم) و خلال هذا العمل، اقترحنا واصفات جديدة تبدو مرتبطة جداً بالآليات الضرر. تم تطبيق نظام التصنيف الخاص بنا لأول مرة على إشارات التعلم وإشارات الاختبار، ثم تم التحقق من صحة ذلك بتطبيقها على الإشارات المسجلة عن طريق التماس عينات مركبة ذات شكل معين. نتائج هذا العمل مشجعة للغاية وتُظهر أهمية تحول الموجات المستمر في مراقبة تلف المواد المركبة.

الكلمات المفتاحية: التصنيف التلقائي ؛ الانبعاثات الصوتية ؛ المواد المركبة ؛ السيطرة غير المتلفة ؛ تحول الموجات المستمر

Table des matières

Résumé

Table des matières

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

Introduction général1

Chapitre I : Généralités

I.1 Généralités sur les matériaux composites.....	3
I.1.1 Définition d'un matériau composite.....	3
I.1.2 Les avantages et les inconvénients d'un matériau composite.....	3
I.1.3 Architecture des matériaux composites	4
a- Monocouche	4
b- Stratifié	4
c- Sandwichs	5
I.1.4 Constituants d'un matériau composite stratifié.....	5
I.1.5 Les propriétés et le domaine d'application des matériaux composites.....	8
I.2 L'endommagement des matériaux composites	9
I.2.1 Rupture des fibres	9
I.2.2 Fissuration matricielle.....	10
I.2.3 Décohésion inter-faciales.....	11
I.2.4 Délaminages.....	12
I.3 Contrôle non destructif des matériaux composites.....	12
I.4 L'émission acoustique	14
I.4.1 Eléments constitutifs de la chaîne d'EA	15
a -Capteurs	15

b- Préamplificateurs	15
c- La carte d'acquisition	15
I.4.2 Paramètres d'acquisition	16
I.4.3 Paramètres issus du système d'acquisition	16

Chapitre II : Analyse des signaux

II.1 Introduction	18
II.2 Les méthodes de décomposition du signal.....	18
II.2.1 La transformée de fourrier(TF)	20
a- Transformée de Fourier continue (TFC).....	20
b- Transformée de Fourier Discrète : TFD	20
c- Transformée de Fourier Rapide TFR.....	21
d- Application de la transforme de Fourier sur les signaux stationnaire et non stationnaire.....	21
II.2.2 Transformée de Fourier à fenêtre glissante	23
II.2.3 La transformée en ondelettes (Wavelet transform).....	25
b- Transformée en ondelettes continue TOC	27
c- Choix de l'ondelette mère (l'ondelette mère).....	27
d- Ondelette de Morlet complexe :	29
II.3 L'entropie de Shannon et compression du signal :	31
II.4 La dimension théorique :	32

Chapitre III : Classification des signaux d'EA

III.1 Introduction	34
III.2 La classification.....	34
III.3 Classification supervisée et non supervisée.....	36

III.3.1	Classification supervisée	36
	a-Méthode des K plus proches voisins (k-ppv)	36
	b-Méthode par réseaux de neurones	36
	c- La classification bayésienne	37
III.3.2	Classification non supervisée	37
	a- La classification ascendante hiérarchique (CAH)	38
	b- Méthode des k-moyennes	39
	b.1- Les avantages et les inconvénients :	39
	b.2- L'algorithme de la methode k-moyennes.....	40
	b.3- Principe de la classification par la méthode k-moyennes.....	40
III.4	Identification des signaux démission acoustique : Etat de l'art.....	42
III.5	Description de la procédure de classification	44
III.5.1	Calcul de la matrice typique.....	45
III.5.2	Application de l'algorithme k-moyenne : Calcul des centres des classes.	46
III.5.3	Identification d'un signal test.....	47

Chapitre IV : Résultats et discussion

IV.1	Introduction	49
IV.2	Description de la méthode expérimentale	49
IV.2.1	Tests de traction suivis par EA	51
IV.2.2	Signaux typiques	51
IV.2.3	Caractéristiques des signaux typiques.....	54
IV.3	Résultat de la classification	56
IV.4	Validation du système de classification	58

Conclusion générale	61
----------------------------------	----

Bibliographie	62
----------------------------	----

Liste des figures

Figure I.1: Couche de composite	4
Figure I.2: Constitution d'un stratifié	4
Figure I.3: Matériaux sandwiches à âmes pleines	5
Figure I.4: Constituants d'un matériau composite.....	6
Figure I.5: Domaines d'application des matériaux composites.....	9
Figure I.6: Rupture de la fibre.....	10
Figure I.7: Fissuration de la matrice.....	11
Figure I.8: Décohésions fibres-matrice.....	11
Figure I.9: Délaminage d'un composite.....	12
Figure I.10: Description du phénomène d'émission acoustique.....	16
Figure I.11: Paramètres d'acquisition des salves d'EA.....	17
Figure II.1: Signal (a) stationnaire dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel.....	22
Figure II.2: Signal (b) non stationnaire dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel.....	22
Figure II.3: Exemples d'ondelettes mères: a) ondelette de chapeau mexicain, b) ondelette de Meyer, c) ondelette Gaussienne.....	29
Figure II.4: Exemple de l'application de la TOC et TOCI sur un signal d'EA.....	30
Figure II.5: Exemple de l'utilisation de critère d'entropie sur un signal d'EA.....	33
Figure III.1: Réseau de neurones artificiels.....	37
Figure III.2: Organigramme de l'algorithme k-moyenne.....	40
Figure III.3: Principe de fonctionnement de l'algorithme k-moyenne.....	42
Figure III.4: Calcul de la matrice typique.....	45
Figure III.5: Application de l'algorithme k-moyenne : Calcul des centres des classes.....	47
Figure III.6: Description de la méthode d'identification d'un signal test représenté par le point ayant les coordonnées R1, R2, R3.....	48
Figure IV.1: Dispositif expérimentale : Sollicitation mécanique suivi par EA.....	50
Figure IV.2: Représentation temps-amplitude des signaux d'EA liés aux trois modes d'endommagement.....	54
Figure IV.3: Représentations des signaux d'EA des trois classes en utilisant la TOC.....	55
Figure IV.4: Classification des signaux d'apprentissage.....	57
Figure IV.5: Classification des signaux de test.....	57

Figure IV.6: structure du materiaux complexe lap shear	59
Figure IV.7: Représente le résultat de classification obtenu pour les signaux test	59
Figure IV.8: Evolution de la contrainte et de nombre d'évènement en fonction du temps...	60

Liste des tableaux

<i>Tableau I.1:</i> Avantages et inconvénients d'un matériau composite.....	4
<i>Tableau 1.2:</i> Caractéristiques mécaniques des verres type : E, S et D	7
<i>Tableau I.3:</i> Avantages et inconvénients des résines époxy.....	8
<i>Tableau II.1:</i> Type de fenêtre utilisée en appliquant la STFT.....	24
<i>Tableau III .1:</i> avantages et inconvénients de la méthode des k-moyenne.....	39
<i>Tableau IV.1:</i> Centres des classes.....	56

Liste des abréviations

- ACM** : Alter Class Matrix.
- ACP** : Analyse Composante Principal.
- BPA** : Bisphénol-A.
- CAH** : Classification Ascendante Hiérarchique.
- CND** : Contrôle Non Destructif.
- CNN** : Competitive Neuronal Network.
- DT** : Dimension théorique
- EA** : Emission Acoustique.
- ECH** : Epichlorhydrine.
- FCM** : Fuzzy-C-Means.
- FFT** : Fast Fourier Transform.
- HDT** : Heat Definition Time.
- K-NN** : K-Nearest-Neighbor.
- K-PPV**: K Plus Proches Voisins.
- MIBK** : Méthylisobutylcéone.
- UD** : Unidirectionnel
- RF** : Random Forest.
- SOM** : Carte auto-organiser.
- STFT** : Short-Time Fourier Transform.
- TF** : Transformée de Fourier.
- TFC** : Transformée de Fourier continue.
- TFD** : Transformée de Fourier Discrète.
- TFR** : Transformée de Fourier Rapide.
- TFCT** : Transformée de Fourier à Court Terme.
- TO** : Transformée en Ondelette.
- TOC** : Transformée en Ondelettes Continue.
- TOCI** : Transformée en Ondelettes Continue Inverse.
- WT** : Wavelet Transform.

Introduction Générale

Introduction Générale

Les pièces et structures mécaniques, utilisées dans le domaine de l'industrie sont toutes constituées d'une matière donnée, choisie pour sa bonne adaptation à la fonction de l'objet en question et au procédé utilisé pour lui conférer la forme souhaitée. Le matériau est alors un élément de base constituant la structure qui doit résister aux différentes sollicitations.

Les matériaux composites en particulier, suscitent un intérêt croissant de la part de nombreux secteurs industriels et leur emploi tend à se généraliser ces dernières années notamment dans les secteurs aéronautiques et l'aérospatial. Ils permettent d'atteindre des niveaux de performances inégalés. En effet, ils possèdent une structure géométrique spécialement conçue pour leur conférer des propriétés que leurs constituants élémentaires ne possèdent pas individuellement, et leur permettent de remplir de nombreuses fonctions techniques

Lors de leur activité, les matériaux composites peuvent subir des dégradations à cause de différentes sollicitations qui leur sont appliquées. Ces dégradations peuvent créer des endommagements microscopiques non visibles (la rupture des fibres, la fissuration matricielle, délaminage,...etc.), pouvant ainsi produire des dégâts dangereux sur l'être humain.

Afin d'éviter un dysfonctionnement brutal, des contrôles spécifiques permanents sont nécessaires. Le contrôle non destructif est devenu un outil indispensable pour suivre l'état de santé des produits et pour prévoir leur durée de vie. Ces techniques permettent de détecter des hétérogénéités et anomalies dans une pièce, sans qu'il en résulte des altérations fatales à leur utilisation future. Il existe plusieurs méthodes de CND des matériaux composites : la radiographie, la magnétoscopie, ultrason,.....etc.

Dans ce travail on se focalise sur la méthode de CND par ultrasons, en particulier, la méthode passive appelée émission acoustique (EA). Il s'agit d'une méthode d'évaluation et de caractérisation non destructive particulièrement bien adaptée pour identifier la cinétique des différents mécanismes d'endommagement dans les matériaux composites en temps réel. Leur principe est basé sur la détection des ondes ultrasonores qui résultent de la sollicitation d'un

Introduction Générale

matériau à l'aide d'un capteur positionné sur sa surface. Cette onde ultrasonore est représentée par un signal qui peut être exploité pour fournir des informations sur le mécanisme source à l'origine de cette onde. Expérimentalement, on émet l'hypothèse que deux sources différentes, d'un point de vue mécanique, donnent naissance à deux signaux mesurés différents. Le signal est caractérisé à l'aide des descripteurs issus des formes d'onde. Grâce à des algorithmes de classification, les signaux sont structurés en classes pouvant correspondre aux différents mécanismes d'endommagement. Ce projet a pour but de classifier les différents mécanismes d'endommagement à partir des signaux récupérés lors des sollicitations mécaniques. Lors de ce travail nous proposons une méthode de classification supervisée en utilisant la transformée en ondelettes continue.

Le travail présenté dans la suite est décomposé en quatre chapitres. Dans le premier chapitre nous présentons des généralités sur les matériaux composites ainsi les types d'endommagements qu'ils peuvent subir lors de leur fonctionnement. Le second chapitre est consacré à la représentation des différentes méthodes de décomposition du signal. Soient la Transformée de Fourier (TF), Transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT) et nous nous focalisons sur la Transformée en Ondelettes continue (TOC). Le troisième chapitre est dédié à la notion de la classification en général, et en particulier à la description de la procédure de classification proposée. Finalement, le dernier chapitre est réservé à la description de la méthode expérimentale ou à l'application de la procédure développée pour l'identification des modes d'endommagement.

I.1 CHAPITRE I

Généralités

Ce chapitre comporte quatre sections principales qui nous servent comme notions de bases pour conduire l'étude présentée dans ce mémoire. La première partie est consacrée à la description des matériaux composites structuraux, en particulier les composites stratifiés. Ensuite, dans la seconde partie, nous décrivons les principaux mécanismes d'endommagement pouvant se produire dans de tels composites. Dans la troisième partie, nous rappelons succinctement les méthodes de contrôle non destructif ultrasonores utilisées à l'heure actuelle dans la plupart des secteurs industriels. Nous présentons en fin de chapitre, la technique d'émission acoustique.

I.1 Généralités sur les matériaux composites

Il existe différentes familles de matériaux : les métaux, les plastiques, les composites, etc. ... les composites présentent un attrait industriel indéniable. Ils possèdent d'excellentes propriétés physiques et chimiques au regard de leur masse volumique relativement faible. Ils offrent une grande résistance à la fatigue, un faible taux de vieillissement sous l'action de l'humidité ; de la corrosion ou de la chaleur et sont de plus insensibles à de nombreux produits chimiques (graisses, solvants, peintures...). De telles qualités en font des matériaux utilisés dans de nombreux secteurs d'application comme le bâtiment et les travaux publics, les transports (routier, ferroviaire, aéronautique), les sports et les loisirs. Parmi ces matériaux nous pouvons citer par exemple le bois, le béton, les composites stratifiés ou multicouches, les sandwichs,... etc. Dans le cadre de ce travail on s'intéresse particulièrement aux matériaux composites stratifiés.

I.1.1 Définition d'un matériau composite

Un matériau composite est constitué de l'assemblage de deux matériaux ou plus de natures différentes. Se complétant et permettant d'aboutir à un matériau hétérogène dont l'ensemble des performances est supérieur à celui des composants pris séparément. . Ce qui fait l'originalité de ces matériaux est leur constitution de base, qui est une association de propriétés mécaniques de différents constituants (matrice et renfort) dans une même structure. Le principal intérêt de l'utilisation des matériaux composites provient de ses excellentes caractéristiques. Ils disposent d'atouts importants par rapport aux matériaux traditionnels. Ils apportent de nombreux avantages fonctionnels [1].

I.1.2 Les avantages et les inconvénients d'un matériau composite

Les avantages et les inconvénients des matériaux composites sont représentés dans le tableau suivant :

Les avantages	<ul style="list-style-type: none">- structures plus légers et liberté de forme- L'absence de corrosion et une bonne isolation électrique
Les inconvénients	<ul style="list-style-type: none">- Les matériaux composites sont très chers et sensibles aux impacts.- La moindre petite faille peut engendrer de grosses déformations et des dégâts significatifs.- Le vieillissement sous l'action de l'humidité et de la chaleur

Tableau I.1 : Avantages et inconvénients d'un matériau composite.

I.1.3 Architecture des matériaux composites

Les matériaux composites structuraux sont classés en trois catégories : les monocouches, les stratifiés, et les sandwichs.

a- Monocouche

Les monocouches représentent l'élément de base de la structure composite. Selon la forme du renfort on distingue différents types de monocouches à fibres tissées, à fibres courtes, à fibres continue (Figure I.1).

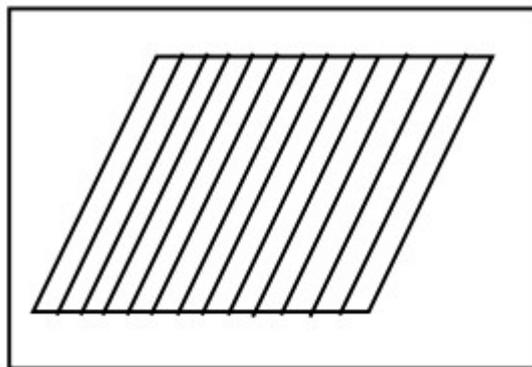


Figure I.1 : Couche de composite [1].

b- Stratifié

Un stratifié est une structure souvent rencontrée dans les pièces composites, Le stratifié est un matériau constitué d'un nombre plus ou moins important de couches élémentaires, appelées plis ou monocouches (Figure I.2).

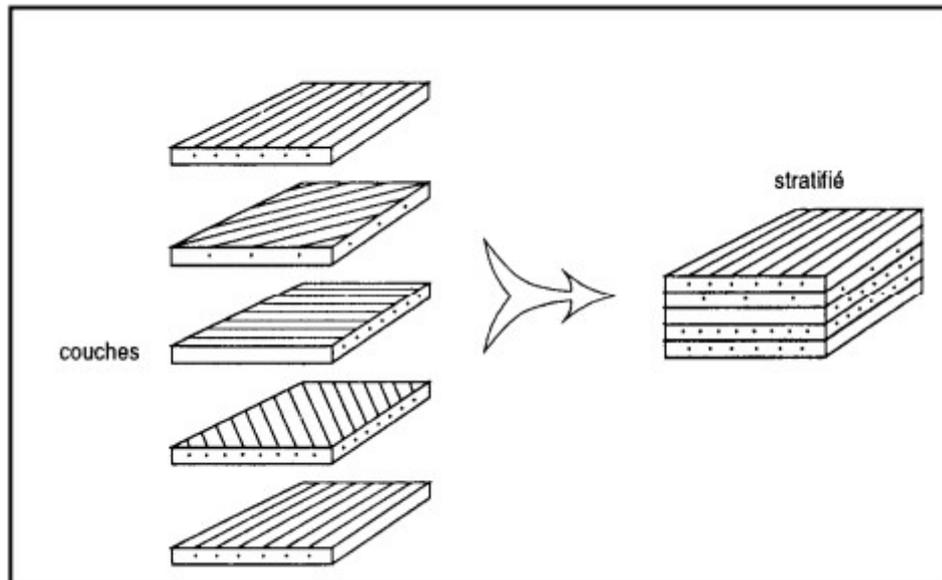


Figure I.2 : Constitution d'un stratifié [1].

c- Sandwichs

Matériaux composés de deux semelles de grande rigidité et de faible épaisseur enveloppant une âme (ou cœur) de forte épaisseur et faible résistance. L'ensemble forme une structure d'une grande légèreté. Le matériau sandwich possède une grande rigidité en flexion et c'est un excellent isolant thermique [1] (Figure I.3).

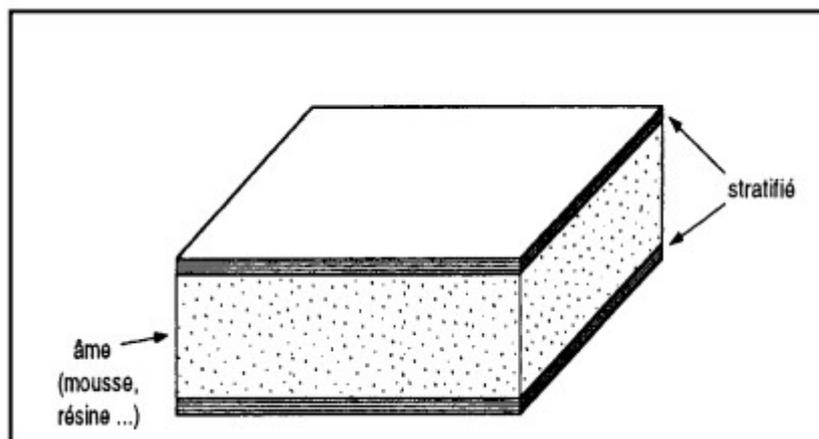


Figure I.3: Matériaux sandwichs à âmes pleines [1].

I.1.4 Constituants d'un matériau composite stratifié

Un matériau composite stratifié est constitué essentiellement d'une matrice et des renforts (Figure I.4). La matrice joue le rôle de liant, elle lie tous les renforts entre eux et transmet les efforts, elle sert également à protéger le renfort, elle possède ainsi de bonnes

propriétés mécaniques et chimiques. Les renforts quant à eux assurent la tenue mécanique aux efforts, et la résistance à la traction et à la rigidité.

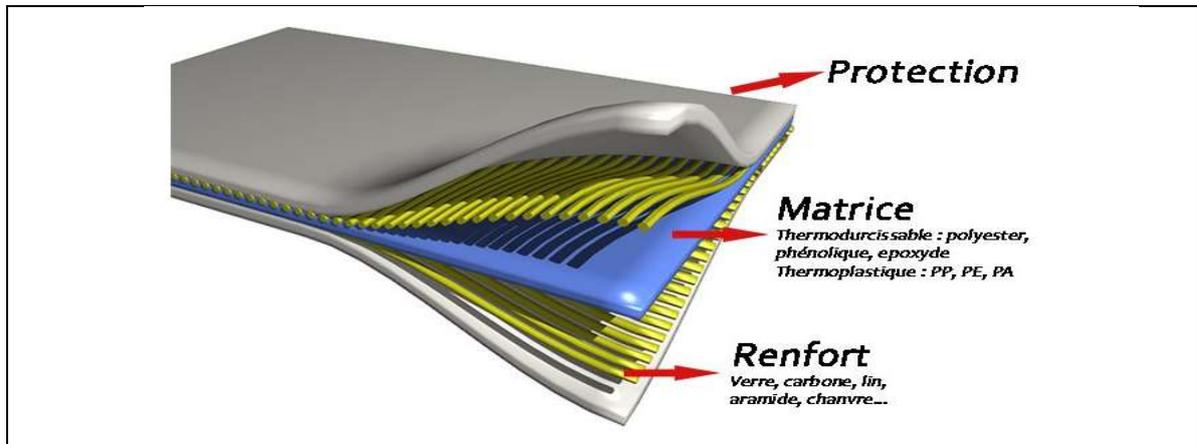


Figure I.4 : Constituants d'un matériau composite [2].

Dans notre travail nous étudions particulièrement les matériaux composites à fibre de verre et à matrice en résine époxy

a- Renfort

Ils se présentent sous forme filamentaire (des fibres organiques ou inorganiques). On distingue plusieurs types de fibres : fibres de verre, fibres de carbone et les fibres d'aramide. Les propriétés mécaniques du composite dépendent de la nature de ces renforts.

➤ **Fibres de verre**

Le terme fibres de verre désigne à la fois les fibres utilisées comme isolant thermique, bien connues parce qu'elles sont apparentes dans de nombreuses utilisations courantes, et celles utilisées comme renforts, peu visibles dans leurs applications finales parce que le plus souvent associées à des matrices organiques pour former ce que l'on appelle communément des composites.

La principale application des fibres de verre est le renforcement des plastiques. Cependant, et en particulier au cours des vingt dernières années, leur champ d'application s'est élargi à d'autres matrices (ciment, plâtre, bitume...) et à d'autres utilisations. Des compléments sont, de ce fait, apportés sur les fibres de verre destinées à ces nouvelles matrices, toutes les fois que l'opportunité s'en présente (le renforcement du ciment, par exemple) [3].

Il existe plusieurs types de verre : le verre (D), pour la fabrication des circuits imprimés, le verre (E) pour les composites de grande diffusion et le verre (R) pour les composantes de hautes performances, chacun de ces types possède des caractéristiques spécifiques [4].

Les fibres de verre sont généralement associées à des polymères. Elles permettent de réduire le poids des matériaux, tout en améliorant leurs performances. Elles sont notamment appréciées pour leurs propriétés chimiques, de résistance aux chocs et d'isolation. Dans le domaine de la construction,

Généralement, les fibres de verre servent à renforcer les polymères (matériaux plastiques thermodurcissables comme le polyester ou l'époxy) en vue de fabriquer des matériaux composites capables de se substituer à l'acier. Pour l'isolation, le verre est utilisé sous la forme d'un enchevêtrement de fibres assez courtes constituant une sorte de matelas, souvent désigné sous le nom de laine de verre. Ce matériau est utilisé pour l'isolation thermique des combles et des toitures. Par rapport à d'autres types de fibres (fibre de carbone, d'aramide), les fibres de verre sont les plus utilisées notamment dans le domaine aéronautique et naval, car elles sont plus performantes et moins coûteuses. Le tableau I.2 représente les caractéristiques mécaniques des trois types de verre.

Caractéristiques	Verre E	Verre S	Verre D
Masse volumique (g/cm ³)	2.62	2.48	2.16
Module d'Young (MPa)	80-81	-	88-91
Contrainte à la rupture	3100-3800	4380-4590	2410

Tableau I.2: Caractéristiques mécaniques des verres type : E, S et D [5]

b- La matrice

La matrice est l'élément qui lie et maintient les fibres. Elle répartie les efforts (résistance à la compression ou à la flexion) et assure la protection chimique des fibres [1], ainsi la distance minimale entre les fibres. Pour la résine il existe plusieurs types : la matrice polyester, époxy et thermoplaste.

➤ Résines époxy

Les résines époxy sont des polymères thermodurcissables contenant des groupes époxydes. Leurs applications sont vastes : adhésifs, liants, matériaux de construction (revêtements de sol, pavage et agrégats), composites, laminés, revêtements et moulage.

Les résines époxy les plus communes sont produites par une réaction entre l'épichlorhydrine (ECH) et le bisphénol-A (BPA), bien que ce dernier peut être remplacé par d'autres matériaux (comme les glycols aliphatiques, novolacs de phénol et de o-crésol) pour produire des résines spécialisées [6].

Les résines époxy peuvent être obtenues en phase liquide ou solide. Les deux procédés sont semblables. D'abord l'ECH et le BPA sont chargés dans un réacteur. Une solution de soude caustique de 20-40% est ajoutée pendant que la solution est amenée au point d'ébullition. Après l'évaporation de l'ECH en excès, les deux phases sont séparées par l'ajout d'un solvant inerte comme le méthylisobutylcétone (MIBK) [6]. La résine est lavée avec de l'eau et le solvant est enlevé par distillation sous vide. Les producteurs ajouteront ensuite des additifs spécifiques pour créer une formule qui apporte des propriétés spéciales telles que la flexibilité, la viscosité, la couleur, l'adhérence et un séchage plus rapide, selon chaque application.

Afin de convertir les résines époxy dans des matériaux durs, rigides qui ne fondent pas, il est nécessaire de les traiter avec un durcisseur. Cela peut se faire à pratiquement n'importe quelle température de 5 à 150°C selon le choix de l'agent de durcissement. Les amines primaires et secondaires sont souvent utilisées dans ce processus [6].

Le tableau I.3 suivant représente quelques avantages et inconvénients de résine époxy

Avantages	Inconvénients
<ul style="list-style-type: none"> -Tenue mécanique, thermique, chimique -Faible retrait (1 à 2%) -Excellente adhérence sur fibres -Autoextinguibilité -Mise en œuvre facile, sans solvant 	<ul style="list-style-type: none"> -Prix élevé -Sensibilité à l'humidité -Vieillessement sous température -Sensibilité aux chocs -Temps de polymérisation

Tableau I.3: Avantages et inconvénients des résines époxy.

I.1.5 Les propriétés et le domaine d'application des matériaux composites

Les propriétés des matériaux composites dépendent de plusieurs facteurs qui sont différents selon leur type. Ces propriétés résultent de la nature et de la quantité des matériaux constitutifs : des constituants, de la géométrie et de la distribution du renfort, de leurs interactions, de la nature de l'interface matrice-renfort.

Les principales utilisations de ces matériaux composites sont, par ordre d'importance représentées dans le cercle trigonométrique suivant (Figure I.5) :

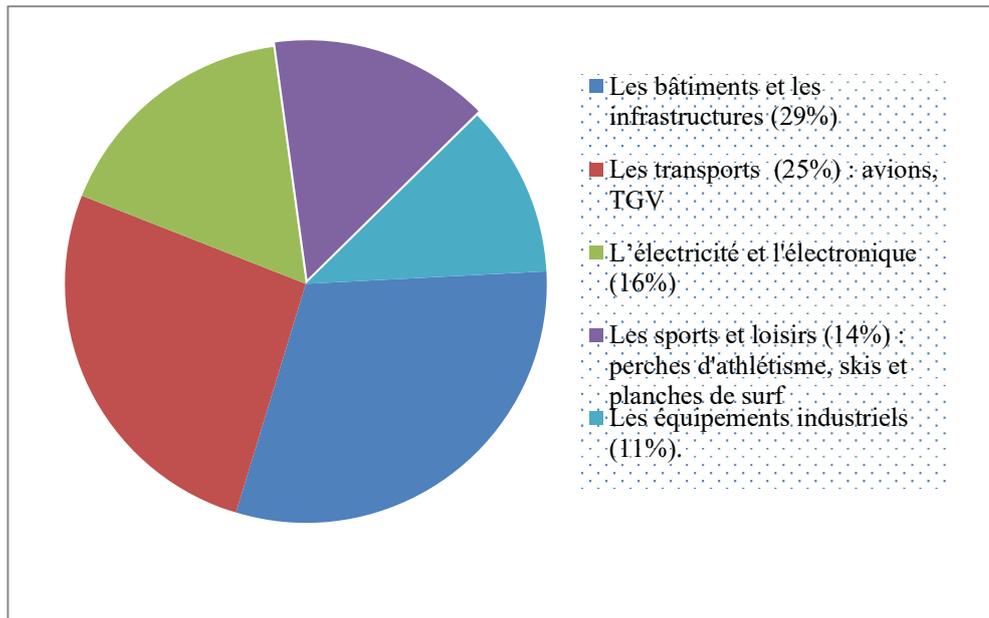


Figure I.5 : Domaines d'application des matériaux composites.

I.2 L'endommagement des matériaux composites

Le comportement mécanique de matériaux composites à matrices polymères renforcés par fibres de verre est fortement dépendant du niveau d'endommagement et du taux d'humidité, plusieurs mécanismes d'endommagement peuvent intervenir à l'échelle microscopique. La rupture finale d'un composite est le résultat d'accumulation de divers mécanismes élémentaires provenant des défauts préexistants. Les principaux mécanismes d'endommagement pouvant se produire dans les composites à fibres sont : la rupture des fibres, la fissuration matricielle, la rupture de l'interface fibre matrice, le déchaussement de fibre, le délaminage inter plis.

I.2.1 Rupture des fibres

La rupture de fibres s'amorce au niveau des défauts présents dans les fibres. Elle se produit lorsque la contrainte appliquée atteint la contrainte à la rupture [4]. Il s'agit là du mode d'endommagement le plus dangereux pour la structure. La résistance de la fibre étant très élevée, sa rupture est donc le résultat d'une forte sollicitation dans l'axe de la fibre. En général, ce mécanisme ne survient qu'en fin de vie du matériau composite juste avant la rupture finale. En effet, la rupture des fibres produit une concentration de contrainte au voisinage de la rupture, par conséquent la rupture finale résulte de la redistribution de ces

contraintes. Ce mode d'endommagement est favorisé quand les plis moins désorientés par rapport à la direction de sollicitation (Figure I.6).

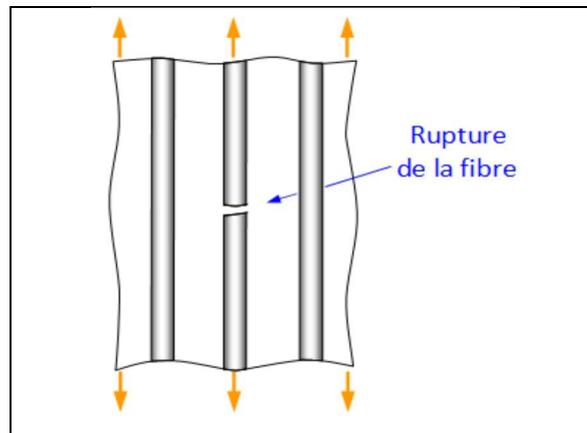


Figure 1.6 : Rupture de la fibre [4].

I.2.2 Fissuration matricielle

Généralement, lors de dégradation des composites à matrice polymère, l'initiation de l'endommagement se manifeste par l'apparition des microfissures au sein de la matrice [7].

A l'échelle microscopique des microfissures se produisent à partir des défauts présents dans la matrice (inclusions, porosités, etc.). L'accumulation de microfissures, entraîne par la suite la propagation de fissures selon la direction perpendiculaire à la sollicitation. Ce phénomène se produit soit par fissuration transverse (Figure I.7.a) lorsque la contrainte en traction dans la matrice atteint la contrainte à la rupture de la matrice. Ce mode se rencontre principalement dans les stratifiés où coexistent des orientations dites faibles, encadrés par des orientations fortes. Soit par fissuration longitudinal (Figure I.7.b) e lorsque la contrainte de cisaillement dans la matrice atteint la contrainte en cisaillement à la rupture, généralement au voisinage d'une fibre. La contrainte créée au niveau de la fissure peut provoquer à l'arrivée d'une interface une rupture de fibre ou un décollement inter facial

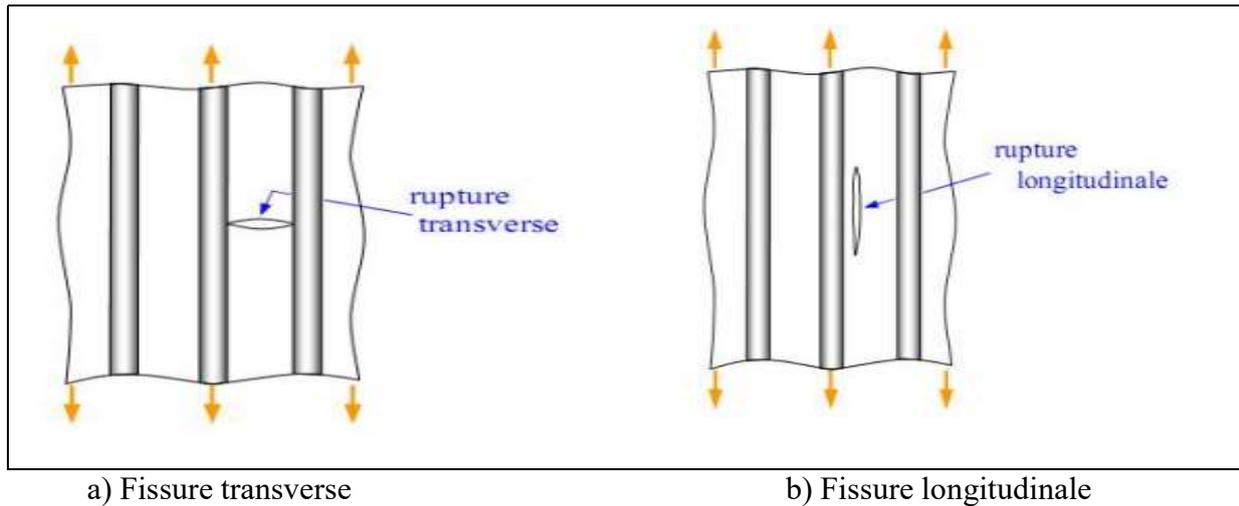


Figure 1.7 : Fissuration de la matrice [4].

I.2.3 Décohésion inter-faciales

Ce phénomène présente l'un des principaux mécanismes d'endommagement s'évaluant dans les composites unidirectionnelles. A l'échelle microscopique élémentaire, des décollements surviennent à la jonction entre les fibres et la matrice. Ces décollements dépendent de la qualité de l'adhésion aux interfaces fibre-matrice. Pour un composite ayant des interfaces possédant une mauvaise adhésion, la rupture de la matrice induit des décohésions fibre-matrice avec une absence de la rupture de fibres (Figure 1.8). Pour une interface ayant une forte adhésion, la propagation de la rupture s'initie soit par rupture de fibres, soit par rupture de la matrice, il s'agit d'une rupture fragile.

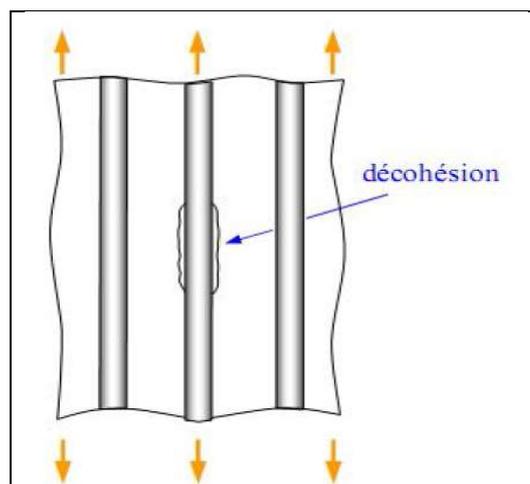


Figure 1.8: Décohésions fibres-matrice [4].

I.2.4 Délaminages

Le délaminage est un endommagement inter laminaire qui conduit à une décohésion plus ou moins étendue entre deux plis d'orientations différentes. Il s'agit d'un endommagement qui peut s'avérer critique et conduire rapidement à la ruine du matériau [8]

Pour un stratifié, l'orientation des fibres dans un pli est choisie afin, d'aboutir à des propriétés mécaniques adaptées aux exigences liés aux chargements dans les directions prévues. Néanmoins, la stratification des couches de différentes orientations provoque un problème spécifique aux matériaux réalisés par stratification, il s'agit de l'endommagement inter-laminaire, appelé délaminage. Ce mécanisme de rupture est un phénomène de décollement ou de décohésion induit entre les plis du stratifié. Lorsqu'un composite stratifié est soumis à un chargement, sa dégradation s'initie par l'apparition des premiers mécanismes intra-laminaire, à savoir : la microfissuration de la matrice et la décohésion fibre-matrice. Ensuite, ces mécanismes se propagent et s'amplifient à l'échelle du pli par coalescence, les micro-défauts se rejoignent pour introduire des fissurations transverses. Ces derniers peuvent arriver à l'interface des plis et provoquer le délaminage sous l'effet des contraintes inter laminaires (Figure I.9).

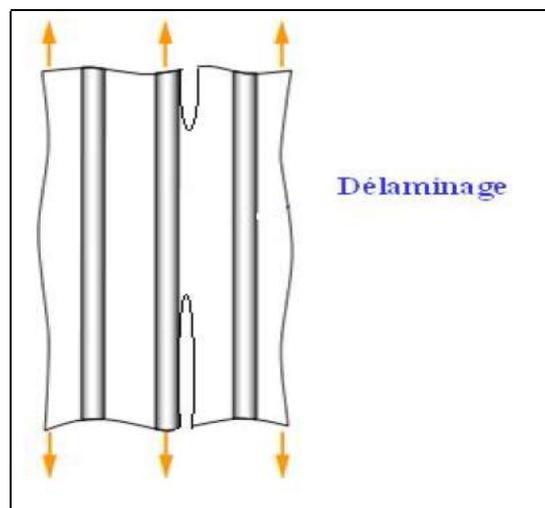


Figure 1.9: Délaminage d'un composite [4].

I.3 Contrôle non destructif des matériaux composites

Les matériaux composites peuvent subir des dégradations à cause des différentes sollicitations qui leur sont appliquées. Ces dégradations affectent de façon directe la fonction de ces matériaux. Pour éviter un dysfonctionnement brutal, des Contrôles permanents sont nécessaires. Afin, de renforcer la fiabilité, la Sécurité ou la durée de vie des structures, les contrôles non destructifs (CND) sont nécessaires. Ces méthodes permettent de caractériser

l'état d'intégrité de structures ou de matériaux, sans les dégrader, soit au cours de la production, soit en cours de fonction, soit dans le cadre de maintenance, il existe plusieurs méthodes de CND qui sont appliquées et développées dans plusieurs domaines : le transport, l'industrie ainsi que le nucléaire.

Le contrôle non destructif (CND) est l'ensemble des techniques qui permettent de caractériser l'état d'intégrité des structures, sans les dégrader, soit au cours de la production, soit en cours d'utilisation, soit dans le cadre de maintenance [9].

Le contrôle de la qualité des matériaux composites est régulièrement effectué en utilisant des techniques non destructives telles que les ultrasons, la radiographie ou la thermographie infrarouge. Ces techniques présentent toutefois certaines limitations pour le contrôle non destructif des matériaux composites. Ces limitations ont trait à la précision, sensibilité, fidélité de la mesure, reproductibilité du signal et parfois aux difficultés de calibration [10].

Dans notre travail on s'intéresse à la méthode de CND des matériaux composites par ultrasons.

➤ CND par ultrason

Comme toutes les techniques de contrôle non destructif, le contrôle par ultrasons permet, sans nuire à l'intégrité d'une structure, de caractériser les défauts qu'elle contient et de porter ainsi un jugement sur l'acceptation des pièces réalisées. Cette méthode peut être employée à différents stades du développement de la structure considérée (fabrication, mise en service, réparation). Elle ne quantifie pas un défaut mais nécessite une comparaison avec un étalon. De plus, les limites et les possibilités de détection sont différentes selon l'appareil, le matériau, la surface à inspecter et l'opérateur. Les méthodes de CND sont mises en œuvre dans un système qualité qui garantit la fiabilité du processus dans un environnement de production [11].

On peut classer les techniques de contrôle par ultrasons en deux catégories : les méthodes actives (échographie, ondes guidées, etc.) et les méthodes passives (Emission acoustique, imagerie passive).

L'emploi des techniques actives pour l'examen des matériaux composites nécessite une connaissance parfaite sur l'interaction des ondes ultrasonores avec ces matériaux [12], lorsque l'onde ultrasonore coïncide avec un défaut au sein d'un matériau, une partie de l'énergie portée par l'onde sera réfléchi (réflexion de l'onde) tandis que l'autre partie sera transmise et continuera à se propager. On exploite le fait que la propagation des ondes dépend

directement des propriétés élastiques du milieu traversé, le CND par ultrasons permet de fournir des informations utiles sur l'état de santé d'une structure en comparant les propriétés élastiques du matériau endommagé avec celles obtenues dans le cas d'un matériau sain. En outre cette technique consiste à détecter, localiser et dimensionner des anomalies présentes dans un matériau en exploitant plusieurs phénomènes : la transmission, la réflexion et l'absorption de l'onde ultrasonore.

Quant aux méthodes passives, elles reposent uniquement sur la réception de l'onde élastique qui révèle la présence d'un défaut évolutif présent dans une structure. L'avantage pratique d'une telle technique est d'effectuer un contrôle permanent avec des transducteurs qui fonctionnent en écoute passive uniquement. A titre d'exemple on peut citer les techniques réalisées sur des tubes dans lesquels coule un fluide (pétrole, gaz, eau, huile, etc.), ces techniques sont basées sur l'exploitation du bruit ambiant généré par l'écoulement du fluide.

Il existe aussi l'émission acoustique, celle-ci est appliquée dans de nombreux domaines comme la sismologie, l'acoustique sous-marine et notamment le contrôle non destructif.

I.4 L'émission acoustique

L'émission acoustique (EA) est un phénomène physique qui se manifeste par la libération d'énergie sous forme d'ondes élastiques transitoires lors d'un processus de dégradation évolutif dans un matériau. Ce phénomène est exploité en contrôle non destructif (CND) pour suivre les propagations des défauts dans les structures soumises à des contraintes mécaniques, chimiques ou d'un autre type. L'émission acoustique peut être utilisée pour détecter un grand nombre de dégradations affectant les matériaux et structures : propagation de fissures (salves discrètes), déformation plastique, la corrosion, et les fuites.

La technique de contrôle par EA consiste à enregistrer les ondes acoustiques émis par une structure (et ses défaut), suite au micro déplacements locaux internes [13].

La principale limitation du contrôle non destructif par émission acoustique découle du fait qu'il s'agit d'une technique passive qui n'est pas sensible qu'aux processus qui sont actifs lors du contrôle. En revanche, en industrie, l'émission acoustique présente plusieurs avantages parmi lesquels : la possibilité d'effectuer une évaluation globale de l'intégrité d'une structure, la possibilité de contrôler des structures en service en minimisant l'interruption de production, la rapidité du contrôle, l'analyse en temps réel. L'inconvénient majeur des E.A est le bruit, ou les interférences de bruit de fond, qui rendent difficile l'évaluation quantitative des mécanismes sources E.A.

La technique d'EA fait appel à des compétences variées dans plusieurs domaines dans la physique des matériaux, instrumentation, traitement du signal, et analyse et traitement des données. Cette technique est utilisée dans plusieurs domaines : contrôle de l'intégrité des équipements sous pression, contrôle en ligne des procédés de fabrication des matériaux, détection des fuites, application sur de nombreux matériaux (aciers, composites, céramiques, etc....).

I.4.1 Éléments constitutifs de la chaîne d'EA

La figure I.10 représente les éléments qui constituent la chaîne d'acquisition d'EA. Les principaux éléments sont :

a-Capteurs : Il s'agit des premiers éléments d'une chaîne d'acquisition des données d'émission acoustique, deux types de capteurs sont utilisés : Le capteur large bande, ils possèdent une réponse fréquentielle assez large, ce type de capteurs a l'avantage d'influer peu sur la forme réelle du signal, mais il est moins sensible. Les seconds dits « résonnants », leur réponse fréquentielle est moins large et possède une fréquence centrale. Leur inconvénient est de modifier la forme du signal, ils possèdent une forte sensibilité car ils permettent de détecter des signaux de faibles amplitudes. Généralement, la transmission de l'énergie acoustique entre le matériau à contrôler et les capteurs est assurée par une graisse de couplage à base de silicone.

b- Préamplificateurs : Les ondes élastiques qui se propagent dans le matériau peuvent subir des interactions avec des inhomogénéités ce qui entraîne une diminution de leurs amplitudes, donc il est difficile de visualiser les salves qui leur correspondent à la sortie des capteurs. Afin d'émerger ces signaux, l'utilisation des préamplificateurs est nécessaire. Ils permettent d'améliorer le rapport signal sur bruit.

c- La carte d'acquisition : La carte d'acquisition est une carte numérique qui possède plusieurs voies d'entrée en émission acoustique, elle sert à stocker les signaux enregistrés. Cette carte d'acquisition possède le module d'analyse des formes d'onde, qui permet de visualiser pour chaque événement la forme d'onde et d'en tracer le spectre associé. En plus, elle permet d'extraire automatiquement les caractéristiques des salves qui dépendent des paramètres d'acquisition que l'on a au préalable définis. Généralement cette carte est munie d'un logiciel pour la classification automatique des événements enregistrés. En outre, il est possible de récupérer les signaux d'EA pour un traitement ultérieur.

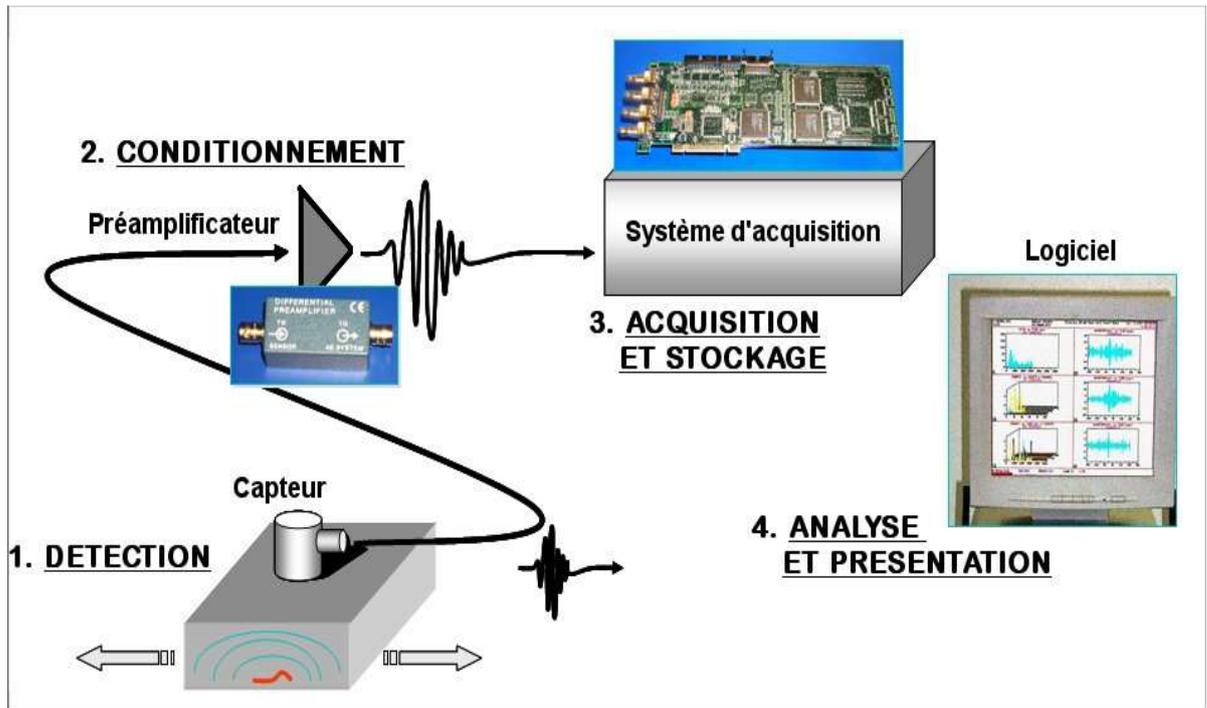


Figure I.10 : Description du phénomène d'émission acoustique [14]

I.4.2 Paramètres d'acquisition

Préalablement, un réglage des paramètres d'acquisition est indispensable. Parmi ces paramètres : le seuil d'acquisition, les paramètres temporelles qui dépendent en particulier du matériau sont calculés expérimentalement dont le but est d'individualiser les salves acoustiques. Par exemple, le HDT (heat definition time) qui permet de déterminer la durée de la salve. Pendant un temps égal à HDT, si le signal reste au-dessous du seuil la salve est considérée terminée. Ainsi le HLT (Heat lockout time) qui permet d'éviter l'enregistrement d'échos secondaires.

I.4.3 Paramètres issus du système d'acquisition

Le système d'acquisition permet de caractériser les signaux détectés en calculant de manière automatique des paramètres extraits des salves. Plusieurs paramètres peuvent être choisis par l'opérateur afin de les afficher de manière automatique ainsi de les utiliser pour un traitement ultérieur. Dans la figure I.11 des paramètres temporels sont représentés, tel que le début de salve, le temps de montée, la durée du signal, le nombre de coupetc.

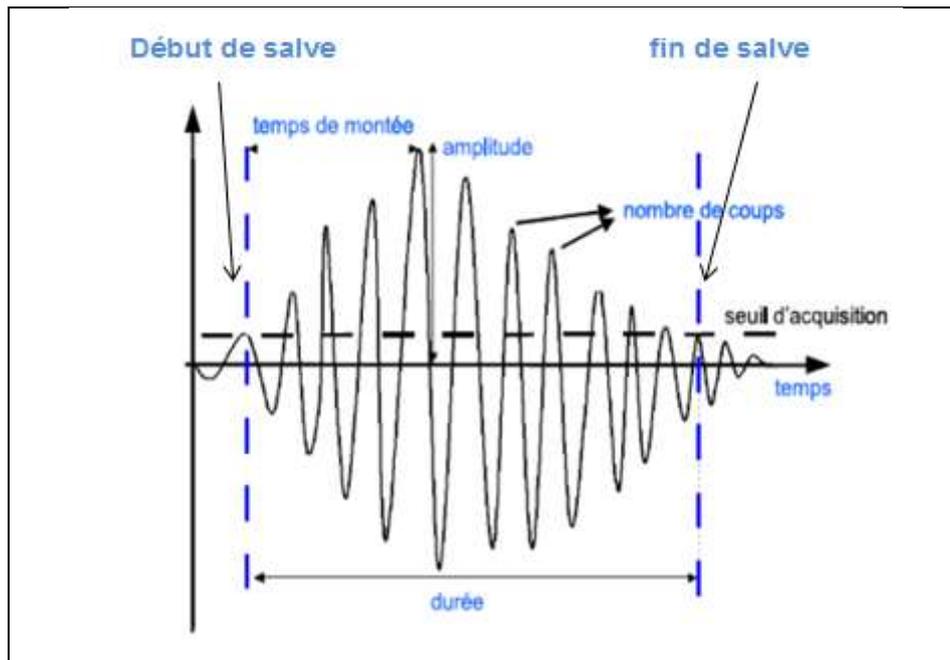


Figure I.11 : Paramètres d'acquisition des salves d'EA [15]

Amplitude maximale : c'est la valeur maximale de la valeur absolue du signal, elle est exprimée en millivolt ou en décibel.

Nombre de coups : c'est le nombre de fois où l'amplitude du signal dépasse le seuil. Ce paramètre est calculé pour chaque salve

Durée de la salve : Intervalle de temps entre le premier dépassement du seuil et le dernier dépassement du seuil d'une salve. En générale il est exprimé en microseconde.

Temps de montée : temps écoulé entre le premier dépassement du seuil et l'instant où l'amplitude maximale est atteinte.

Le nombre de coups au pic : correspond au nombre de franchissement du seuil par le signal entre le premier dépassement du seuil et l'amplitude maximale.

La fréquence moyenne : rapport du nombre de coups sur la durée de la salve.

L'énergie : c'est l'énergie absolue correspondre au contenu spectral du signal de la salve, elle exprime par : $E = \int_{t_0}^{t_f} A^2 dt$

CHAPITRE II

Analyse des signaux

Dans le cadre de ce travail, on propose une méthode de classification automatique des signaux d'EA. Elle s'appuie principalement sur la décomposition du signal à l'aide de la transformée en ondelettes continue. Dans ce chapitre un rappel historique des différentes techniques de décomposition du signal est représenté dont le but est de comprendre le concept des transformations par ondelettes.

II.1 Introduction

Les phénomènes physiques sont traduits par des grandeurs mesurables représentées par des signaux dépendant du temps. Ces signaux peuvent être de natures très variables. Par exemple pour le son, il existe des sons harmoniques, continus et impulsionnels. Généralement, on distingue des signaux à durée finie et des signaux à durée que l'on peut supposer infinie. Un signal peut aussi être déterministe, c'est-à-dire prédictible à chaque instant, ou bien aléatoire si sa valeur ne peut être prédite. En particulier dans le domaine de contrôle non destructif par ultrasons les signaux détectés sont de nature impulsionnelle. En principe, l'observation de l'évolution d'un signal au cours du temps permet de repérer son commencement, sa fin et sa durée, des discontinuités, des changements de rythme, etc. En revanche, la représentation temporelle renseigne peu sur ses périodicités donc sur ses fréquences. Généralement, l'analyse des signaux expérimentaux s'effectue à l'aide d'un processus de décomposition. Autrement dit, transformer le signal sur un autre domaine tel que le domaine fréquentiel de Fourier et le domaine, temps-fréquence. Dans la section suivante on rappelle les différentes techniques de décomposition d'un signal.

II.1 Les méthodes de décomposition du signal

Des transformations mathématiques sont appliquées aux signaux bruts pour obtenir davantage d'informations qui sont disponibles dans ces signaux. En pratique, la plupart des signaux, sous leur format brut, sont représentés dans le domaine temporel. La représentation du signal est une représentation temps - amplitude.

Cette représentation n'est pas toujours la meilleure pour toutes les applications en traitement du signal. Dans beaucoup de cas, l'information la plus pertinente est cachée dans la composante de fréquence du signal. Le spectre de fréquence d'un signal est une représentation constituée par ses composantes de fréquence [16].

Il existe beaucoup de méthodes de décomposition du signal qui permettent d'identifier ses fréquences. L'outil désormais classique qui permet de trouver le contenu en fréquence d'un signal est la transformée de Fourier qui a été développée par J. Fourier en 1822 [12]. Ce dernier a montré que n'importe quelle fonction périodique peut être exprimée comme une somme de fonctions de base infinie qui sont les cosinus et les sinus ou l'exponentiel imaginaire. Ses idées ont été généralisées à des fonctions continues non-périodiques, puis à des fonctions discrètes périodiques ou non-périodiques dans le temps. C'est après cette généralisation que l'algorithme de la transformée de Fourier est devenu en 1965 un outil très approprié dans le domaine de

traitement de l'information. Un nouveau algorithme appelé Fast Fourier Transform (FFT) a été développé et est devenu encore très répandue [16].

Malgré son immense succès pour analyser les signaux linéaires et stationnaires, la transformée de Fourier a plusieurs limitations en pratique, en particulier son manque évident de localisation temporelle. En effet, l'analyse de Fourier permet de reconnaître les différentes fréquences existantes dans un signal, c'est-à-dire son spectre, mais ne permet pas de savoir à quels instants ces fréquences ont été émises. Cette analyse donne une information globale et non locale, car les fonctions d'analyse utilisées sont des sinusoides qui oscillent indéfiniment sans s'amortir. Cette perte de localité n'est pas un inconvénient pour analyser des signaux dont la structure n'évolue pas ou peu (statistiquement stationnaires), mais devient un problème pour l'étude des signaux non stationnaires. Alors la TF n'est donc pas l'outil adéquat pour les signaux non stationnaires, à une exception : La TF peut être utilisée pour les signaux non stationnaires si on ne s'intéresse qu'aux composantes spectrales qui existent dans le signal et non aux instants où elles apparaissent.

Si on veut savoir quelles composantes spectrales apparaissent et à quels instants, alors la TF n'est pas la transformée à utiliser. Dans les années 1940, le physicien Dennis Gabor a découvert la première forme de représentation temps- fréquence, il s'agit de la transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFG). Cette dernière permet de découper le signal à l'aide d'une fenêtre glissante et de calculer la transformée de Fourier de chaque partie du signal. L'inconvénient de cette procédure outre sa faible résolution conjoint temps-fréquence, est que la taille de la fenêtre est constante (fixe), On ne peut savoir précisément quelle composante spectrale existe à un instant donné. Le mieux qu'on puisse faire est de chercher quelles composantes spectrales existent sur un intervalle de temps donné. Il s'agit d'un problème de résolution et c'est la raison principale pour laquelle les chercheurs sont passés de la TFG à la transformée en ondelettes.

Jean Morlet en 1983 a proposé la transformée en ondelette (wavelet transform WT) qui a permis de s'affranchir de cet inconvénient. En effet cette méthode repose sur le principe de décomposition du signal en utilisant des fonctions élémentaires appartenant à une même famille de fonctions obtenues par translation, dilatation et contraction d'une fonction mère [17].

II.1.1 La transformée de Fourier (TF)

Il existe plusieurs types de la transformée de Fourier : TFC, TFD, TFR

a- Transformée de Fourier continue (TFC)

La transformation de Fourier est un ‘outil fondamental pour le traitement du signal. cette transformations mathématiques est appliquées aux signaux bruts pour obtenir davantage d'informations qui sont disponibles dans ces signaux. Elle conduit à la représentation fréquentielle du signal. La transformée de fourrier d'un signal est donnée par la formule suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t). e^{-2j\pi ft} dt \tag{II.1}$$

Cependant, le signal $x(t)$ peut être reconstruis à partir de sa représentation fréquentielle $X(f)$ à l'aide de la transformée de Fourier inverse définie par la formule :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f). e^{2j\pi ft} df \tag{II.2}$$

- Les conditions d'existence de la TFC :
- La fonction $x(t)$ soit bornée (pas de valeurs infinies).
- L'intégrale $\int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)| dt < \infty$ (valeur fine).
- Les discontinuités de $x(t)$ ainsi que ses maxima et minima soient en nombre fini.

b- Transformée de Fourier Discrète : TFD

La transformation de Fourier discrète (TFD) est un outil mathématique de traitement du signal numérique, c'est l'équivalent discret de la TFC qui est utilisée pour le traitement du signal analogique. Le signal analysé est défini par un nombre d'échantillons N avec une fréquence d'échantillonnage F_e tel que : $F_e = 1/T_e$.

On appelle transformée de Fourier discrète d'une suite de N termes $x(0), x(1), \dots, x(N-1)$, la suite de N termes $X(0), X(1), \dots, X(N-1)$, définis par :

$$X(K) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n). e^{-2j\pi nK/N} \tag{II.3}$$

La transformation inverse est définie par :

$$X(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X(K). e^{j2\pi \frac{nK}{N}} \tag{II.4}$$

c-Transformée de Fourier Rapide TFR

La découverte de la transformation rapide de Fourier en 1965 par Cooley et Tukey [18] a été d'une importance majeure pour le traitement du signal car elle a permis d'envisager l'analyse spectrale numérique de signaux de longue durée en des temps raisonnablement courts. L'algorithme de Cooley et Tukey a très vite été connu sous le nom de transformation rapide de Fourier et il est généralement désigné par son appellation anglo-saxonne : FFT

(Fast Fourier Transform).

Pour calculer le TFR, on doit calculer N valeurs $X(k)$, et ceci pour $k \in [0, N-1]$. Si on effectue le calcul directement sans algorithme efficace, on doit effectuer N^2 multiplications complexes et $N(N-1)$ additions complexes. Il existe différents algorithmes de FFT. Le plus connu est celui de Cooley-Tukey (appelé aussi à entrelacement temporel ou à « decimation in time ») qui réduit à $\frac{N}{2} \log_2(N)$ multiplication.

L'algorithme nécessite que N soit une puissance de 2. Le principe de l'algorithme consiste à décomposer le calcul de la TFD d'ordre $N = 2^1$ en l étapes successives. [19]

d-Application de la transforme de Fourier sur les signaux stationnaire et non stationnaire

La transformée de Fourier n'est pas appropriée si le signal a une fréquence variable dans le temps (non stationnaire). Presque tous les signaux détectée, tel que les signaux EA sont non stationnaires et si le signal a uniquement une composante de fréquence « f » à tout moment et que sa structure doit être invariante dans le temps (pour toutes les valeurs de « f » (stationnaire), alors le résultat obtenu par la transformée de Fourier est exploitable.

Les figures ci-dessus montrent la différence entre un signal stationnaire et un signal non stationnaire (Figure II.1) respectivement et leur spectre de fréquence obtenu en appliquant la transformée de Fourier :

Signal (a) = $\cos(2\pi \cdot 10 \cdot t) + \cos(2\pi \cdot 25 \cdot t) + \cos(2\pi \cdot 50 \cdot t) + \cos(2\pi \cdot 100 \cdot t)$ est un signal stationnaire (déterminisme) car il présente des composantes de fréquence à 10, 25, 50 et 100 Hz à tout instant.

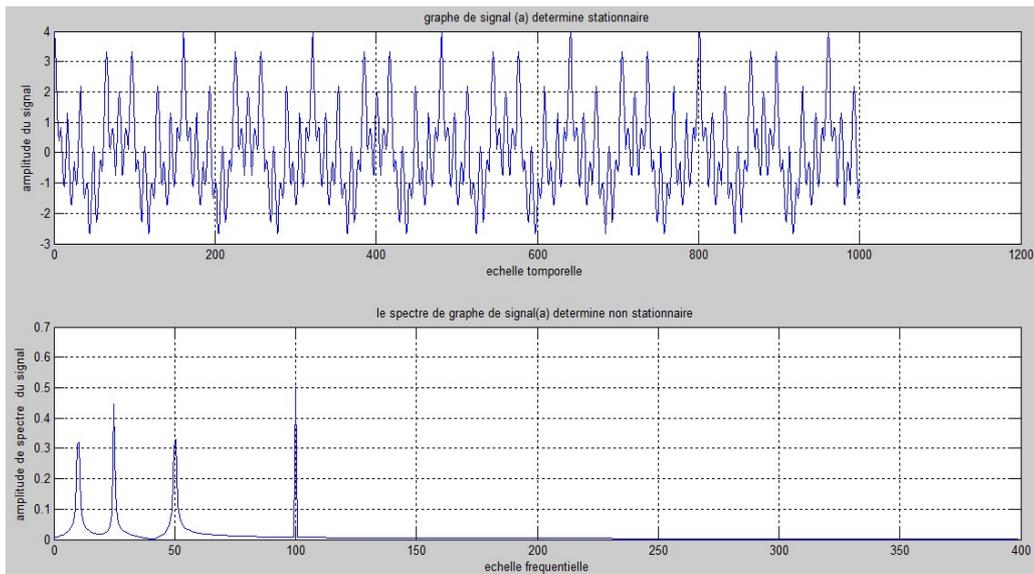


Figure II.1 : Signal (a) stationnaire dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel

Quant au signal (b) c’est un signal non stationnaire déterminé par trois sinusoïdes de 2 fréquences 40Hz, 25 Hz et 10 Hz respectivement sur des intervalles différentes.

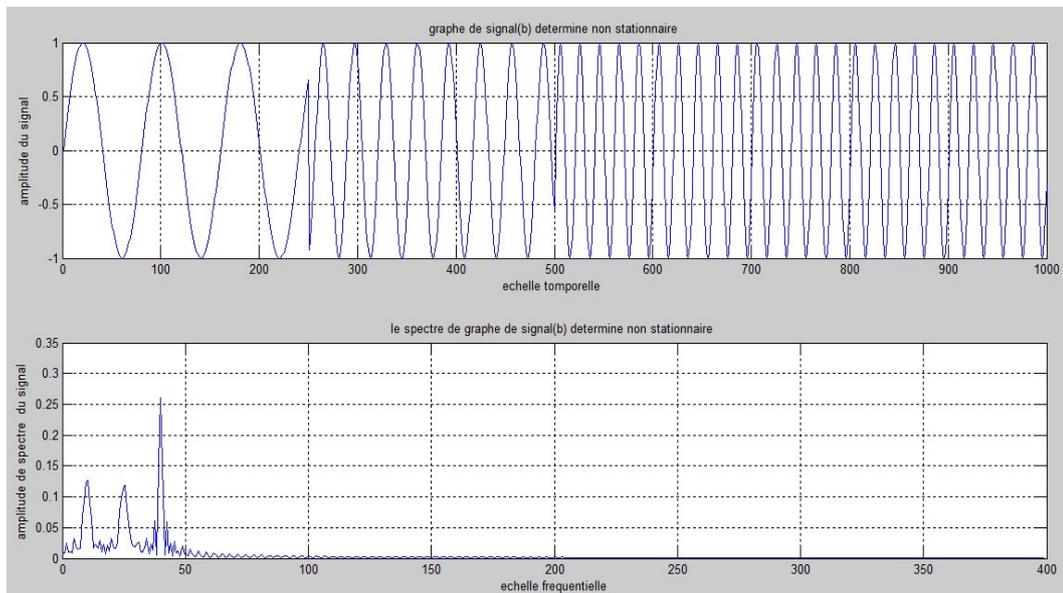


Figure II.2 : Signal (b) non stationnaire (non déterminisme) dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel

II.1.2 Transformée de Fourier à fenêtre glissante

Nous pouvons supposer qu'une certaine partie d'un signal non stationnaire peut être considérée comme un signal stationnaire, si la partie que nous pouvons considérer comme stationnaire est très petite on peut faire des analyses locales : Nous observons ce signal par des fenêtres étroites, assez étroites tel que les parties du signal vu de ces fenêtres sont en effet stationnaires. C'est l'idée de La transformée de Fourier à court terme (TFCT), ou transformée de Fourier locale (en anglais Short-Time Fourier Transform (STFT)) qui a été découverte par le physicien théoricien Gabor en 1940 [16].

La STFT est une représentation linéaire temps-fréquence, elle consiste à traquer le signal en fraction supposée stationnaire, le signal est partagé à l'aide d'une fenêtre $g(t - \tau)$ centrée autour de l'instant $t = \tau$, qu'on fait glisser au long de l'axe temporel et on applique le transforme de Fourier à chaque fraction temporelle. Nous représentons dans le tableau ci-dessous quelques exemples des fonctions fenêtres.

Type de fenêtre	Expression de la fenêtre	Figure de la fenêtre
Rectangulaire	$h(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } t \in [-T, T] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$ $T = 0.1$	
Triangulaire	$h(t) = \begin{cases} B \left(1 + \frac{t}{T}\right) & t \in [-T, 0] \\ B \left(1 - \frac{t}{T}\right) & t \in [0, T] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$ $T = 1$ $B = 1$	
Hamming	$h(t) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right)$ $0 \leq n \leq N$	
Hanning	$h(t) = 0.5 - 0.5 \cos\left(\frac{2\pi n}{N}\right)$ $0 \leq n \leq N$	

Tableau II.1: Type de fenêtres utilisées en appliquant la STFT.

Pour un signal à temps continu, l'analyse est habituellement faite en appliquant une fonction fenêtre puis une Transformée de Fourier à Temps Continu.

$$\begin{aligned} \text{STFT} (x(t)) &= \langle x, g(\tau, f) \rangle = x(t, \tau) \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot g(t - \tau) \cdot e^{-j2\pi f t} dt \end{aligned} \quad (\text{II.5})$$

- La notation $\langle \rangle$ représente le produit scalaire.
- La fonction $g(t - \tau) \cdot e^{-j2\pi f t}$ est appelée atome de Fourier à fenêtre.
- La formule de reconstruction est donnée par :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t, \tau) \cdot g(t - \tau) \cdot e^{j2\pi f t} dt \quad (\text{II.6})$$

II.1.3 La transformée en ondelettes (Wavelet transform)

La transformée en ondelette (TO) est l'une des méthodes les plus importantes utilisées pour le traitement des signaux dans divers domaines de l'ingénierie. En particulier, plusieurs chercheurs ont appliqué la TO pour analyser les signaux d'EA [20 - 22].

La TO a été développée pour pallier quelques défauts de résolution de la Transformée de Fourier à fenêtrée (Short Term Fourier Transform (STFT)). Elle est capable de fournir une représentation simultanée temps – fréquence du signal.

Comparée à la transformée STFT, l'analyse par ondelettes présente un outil mathématique très puissant pour l'analyse des signaux non stationnaires, elle permet de décrire le comportement local des signaux à différentes échelles de temps, il s'agit d'une analyse multi-échelles ou multi-résolution. En plus, la transformée en ondelette permet une meilleure reconstruction du signal original. La transformée de Fourier classique ou la transformée de Fourier dite "à fenêtre glissante" (Gabor 1946), présente différents inconvénients, entre autres la perte de localisation dans le signal lors de l'analyse, son manque de robustesse face aux erreurs d'arrondi sur les phases ce qui peut être critique pour la resynthèse, et le fait que les fonctions trigonométriques employées ne sont pas de carré intégrable contrairement aux signaux à analyser [23].

Il existe plusieurs types de transformées en ondelettes dont les principaux sont : la transformée en ondelettes continues, la transformée discrète ainsi que la transformée par paquets d'ondelettes. Nous avons utilisé pour ce travail, la transformée en ondelettes continue.

L'analyse classique de Fourier ne permet pas de réaliser l'étude des composantes transitoires de durées différentes d'un signal. Pour cela, la transformée en ondelettes décompose les signaux sur une famille d'ondelettes translatées et dilatées [24].

a- Les propriétés des ondelettes

Une ondelette est une fonction représentée par : ψ de $L^2(\mathbb{R})$ (espace de Hilbert) de moyenne nulle :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t)dt = 0 \quad \text{Où} \quad \psi(0) = 0 \tag{II.7}$$

Elle est normalisée :

$$\int |\psi|^2 dt = 1 \tag{II.8}$$

Une ondelette doit avoir une énergie finie

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t)dt < \infty \tag{II.9}$$

Et centrée au voisinage de $t=0$. Une famille d'éléments temps-fréquence s'obtient en dilatant d'un facteur s (le paramètre qui mesure la fréquence), qui représente l'échelle et en translatant d'un facteur (u) (le paramètre de localisation temporelle), l'ondelette filles :

$$\psi_{s, u}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \tag{II.10}$$

La transformée en ondelettes d'une fonction f à l'échelle s et à la position u est calculée par la corrélation de f avec l'ondelette correspondante:

$$Wf = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \cdot \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \tag{II.11}$$

La fonction analysante ψ est appelée ondelette mère qui génère une famille d'ondelettes produite par une base de fonctions appelées ondelettes filles ou simplement ondelettes.

On dit également que tout couple (s, u) présente un atome de la transformée. Il est possible de caractériser l'ondelette par sa fréquence centrale qui est inversement proportionnelle à l'échelle de celle-ci : $F = \frac{F_0}{s}$ où F_0 est la fréquence centrale de l'ondelette-mère et de largeur

$\Omega = \frac{\Omega_0}{s}$. La largeur de bande relative est constante est constante pour chacune des ondelettes

filles et égale à celle de l'ondelette mère : $\frac{\Omega}{F} = \frac{\Omega_0/s}{F_0/s} = \frac{\Omega_0}{F_0} = \text{Constante}$

L'ondelette mère peut être réelle ou complexe.

Un exemple d'ondelette peut être obtenu par double dérivation d'une gaussienne et appelée aussi l'approximation de chapeau mexicain. Normalisée, son expression est :

$$\psi(t) = \frac{2}{\pi^{1/4}} \frac{1}{\sqrt{3}\sigma} \left(\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{II.12})$$

b- Transformée en ondelettes continue TOC

Pour trouver la TOC, Il s'agit de trouver une grandeur $C_{s,u}$ qui quantifie la ressemblance du signal à analyser $x(t)$ avec l'ondelette $\psi_{s,u}(t)$. Cette grandeur, c'est tout simplement le produit scalaire entre $x(t)$ et $\psi_{s,u}(t)$:

$$\text{TOC}_{s,u} = C_X(s,u) = \langle x(t), \psi_{s,u}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (\text{II.13})$$

Où :

- $\langle \rangle$ représente le produit scalaire.
- $x(t)$ est le signal à analyser (original).
- $\psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right)$ est la conjugué complexe de $\psi\left(\frac{t-u}{s}\right)$.

Le calcul de la transformé en ondelettes d'un signal conduit donc au calcul d'une série de produits scalaires. Les étapes à suivre est de choisir une ondelette de référence $\psi(t)$ ensuite choisir un jeu de facteurs d'échelle (les valeurs de s) ainsi Choisir un jeu de décalage temporels (les valeurs de u) et Pour chaque couple (s,u) , produire l'ondelette $\psi_{s,u}(t)$ et calculer le produit scalaire $C_{s,u}$ [23].

La transformée en ondelettes inverse permet de retrouver (reconstruire) le signal de départ à partir de la décomposition en ondelettes par l'opération suivante :

$$f(t) = \frac{1}{C} \iint_{-\infty}^{+\infty} \text{TOC}_{s,u} \cdot \psi_{s,u}(t) \frac{du ds}{u^2} \quad (\text{II.14})$$

Où $(C \psi = c)$ est un facteur de normalisation.

c- Choix de l'ondelette mère (l'ondelette mère)

L'analyse du choix de l'ondelette analysante (ondelette mère) sera effectuée sur la base d'un test de plusieurs ondelettes analysantes. Ceci se fera sur l'étude de l'erreur, existant entre

le signal original et le signal de synthèse reconstruit (signal après reconstruction). Dans ce sens, un paramètre d'erreur caractérise la reconstruction du signal.

L'erreur qui sera calculée à chaque fois est donnée par l'expression suivante :

$$\varepsilon = \frac{\sum_{i=1}^N |S_{0i} - S_{ri}|}{N} \quad (\text{II.15})$$

Avec S_{0i} : Signal original échantillon i

S_{ri} : Signal reconstruction échantillon i

L'ondelette analysante choisie sera celle qui présentera la plus faible erreur de reconstruction en respectant les particularités du signal original, ceci permettra d'établir, une fois l'ondelette analysante optimale. L'ondelette analysante $\psi(t)$ doit être localisée en temps et en fréquence, c'est-à-dire à décroissance rapide ou mieux encore à support borné [25].

Il existe de nombreuses formes d'ondelettes mères disponibles pour la transformée en ondelette. Chacune de ces ondelettes possède des propriétés spécifiques (localisation, régularité, symétrie). Le choix de l'ondelette mère dépend de l'application envisagée. Ces ondelettes mères sont classées en deux catégories :

*les ondelettes associées à des analyses multi-résolution orthogonale (Transformée en ondelette discrète) telle que l'ondelette de Haar (la plus simple) l'ondelette de Daubechie et l'ondelette de Meyer.

*Les ondelettes utiles pour la transformée en ondelette continue tel que : l'ondelette gaussienne, le chapeau mexicain et l'ondelette de Morlet et l'ondelette gaussienne complexe, l'ondelette de Shanon complexe, l'ondelette B-spline fréquentielle complexe ainsi que l'ondelette de Morlet complexe. Quelques exemples de ces ondelettes sont montrées sur la figure (II.1) suivante [12].

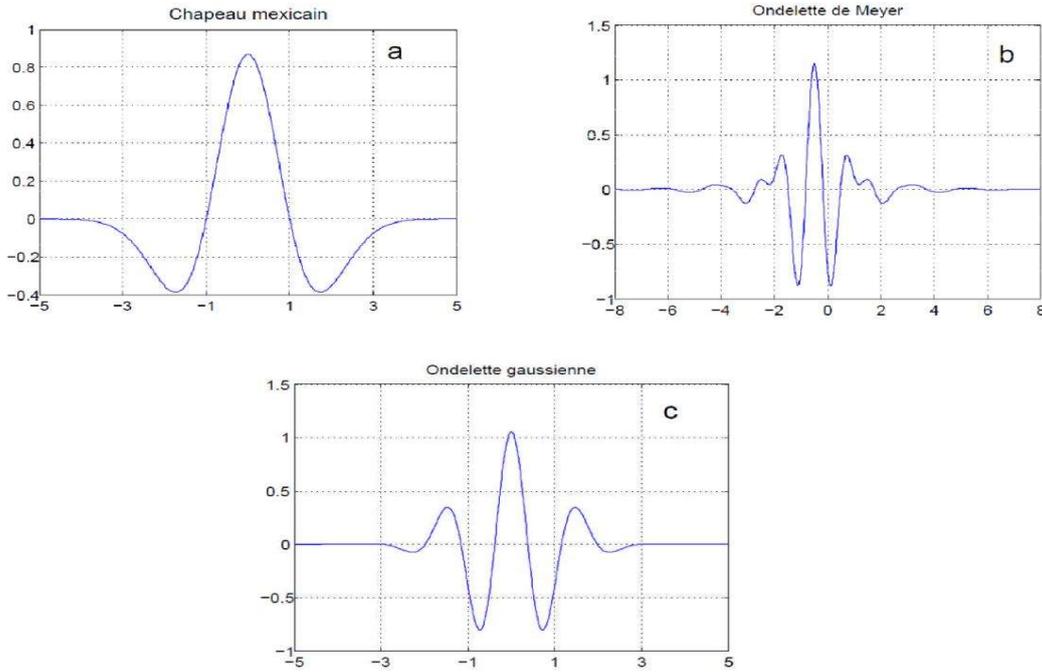


Figure II.3 : Exemples d'ondelettes mères: a) ondelette de chapeau mexicain, b) ondelette de Meyer, c) ondelette Gaussienne.

d- Ondelette de Morlet complexe :

Nous avons choisi pour notre étude les ondelettes de Morlet complexes. Elles permettent d’effectuer une analyse du signal avec un bon compromis en termes de résolution temps-fréquence. De plus, cette ondelette a souvent été choisie pour l’étude des signaux ultrasonores, elles s’adaptent à la forme des signaux à étudier et elle présente l’avantage d’être plus simple à calculer. L’ondelette de Morlet complexe s’adapte bien aux signaux d’émission acoustique.

L'ondelette mère de Morlet complexe est définie comme suit :

$$\psi_{\text{Morlet},z_0}(t) = (e^{j2\pi t} - e^{-\frac{z_0^2}{2}} \cdot e^{2\pi^2(\frac{t^2}{z_0^2})}) \tag{II.16}$$

Le facteur de correction $e^{-\frac{z_0^2}{2}}$ rend l'ondelette admissible, Nous pouvons sélectionner différentes familles d'ondelettes de Morlet afin, d'analyser les données d'EA. et cela, par la variation du facteur d'enveloppe Z_0 qui contrôle le nombre d'oscillations dans le paquet d'ondelettes. si on augmente le facteur z_0 , le nombre d’oscillation augmente .

- Application de la TOC pour tracer le signal en temps-fréquence et la TOCI pour la Reconstitution des signaux (transformée en ondelettes continue inverse) :

Dans la figure on représente un exemple d'un signal d'EA et on applique la TOC ensuite on fait la reconstruction en utilisant la TOCI.

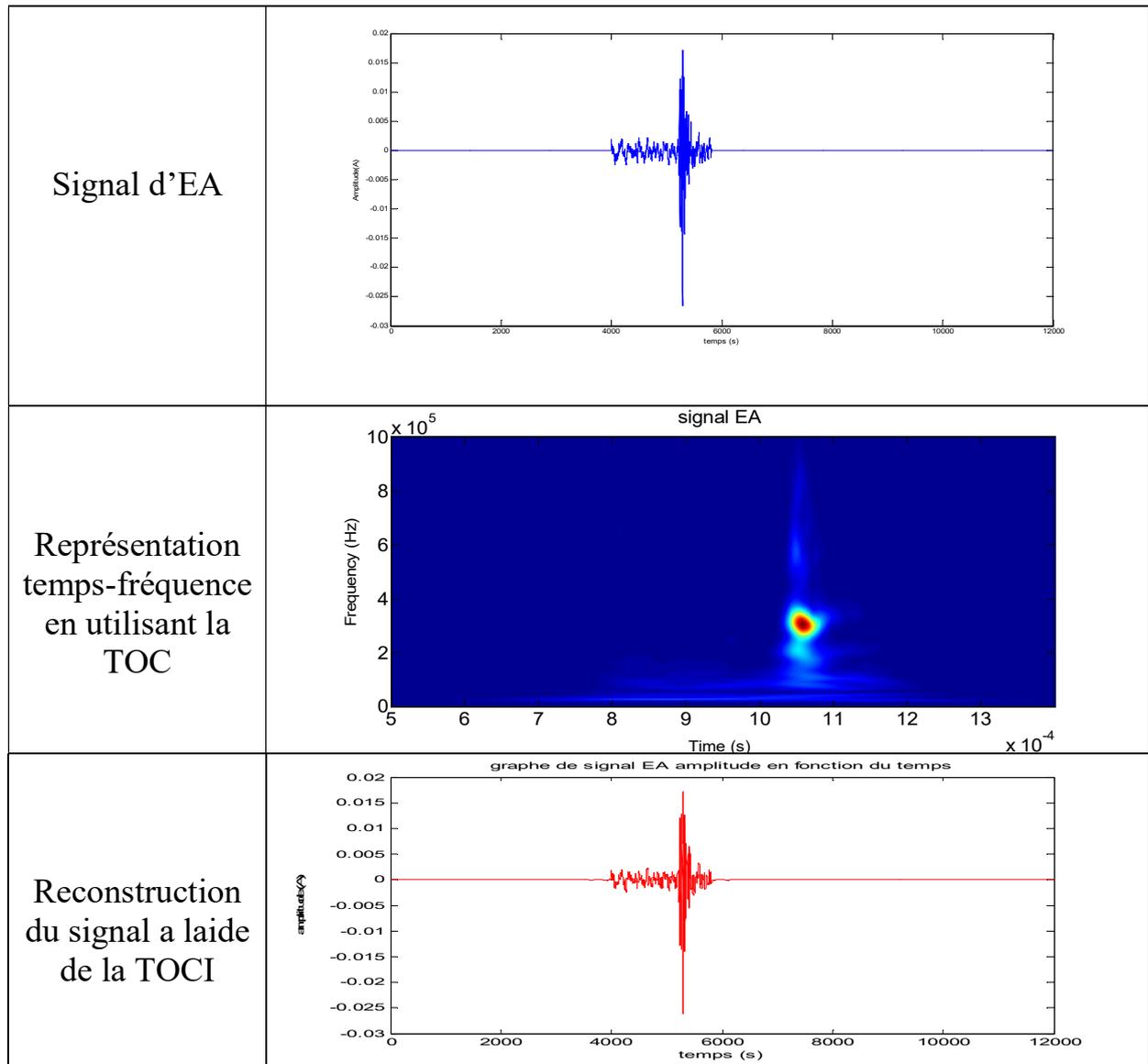


Figure II.4: Exemple de l'application de la TOC et TOCI sur un signal d'EA

II.2 L'entropie de Shannon et compression du signal :

Afin de sélectionner les composantes les plus significatives qui représentent l'essentiel nous avons utilisée l'entropie de Shannon

L'entropie est une notion introduite par Claude Shannon en 1948 dans le domaine de la théorie de l'information. D'une manière générale elle permet de mesurer le désordre contenu dans une information. Dans le cas de la représentation d'un signal, l'entropie de Shannon peut être considérée comme une fonction coût qui mesure le degré de désordre de la décomposition d'un signal sur une base donnée.

L'entropie de Shannon d'une variable aléatoire discrète s prenant les valeurs $(s_k)_{k \in [1, N]}$ et de probabilités respectives $p(s_k)_{k \in [1, N]}$ (avec $\dots \sum_{k=1}^{k=N} p(s_k) = 1$) Est notée $E(s)$ et définie par :

$$E(s) = -\sum p(s_k) \log(p(s_k)) \quad (\text{II.17})$$

t

$E(s)$ est donc définie comme espérances mathématique, ou valeur attendue, de la quantité d'information. La quantité d'information étant définie par $p(s_k)$.

Dans le cas de la décomposition d'un signal par transformée, l'entropie sera construite de la façon suivante :

Soit H un espace vectoriel normé et soit s un vecteur de H . Supposons que H est la somme directe de sous espaces $\{H_k\}_k$:

$$H = \oplus \sum_k H_k \quad (\text{II.18})$$

Et soit $\{e_k\}_k$ une base orthogonale de H . Le vecteur s s'écrit alors :

$$s = \sum_k c_k \cdot e_k \quad (\text{II.19})$$

Où les c_k sont les coefficients de la décomposition de s relative à la base orthogonale $\{e_k\}_k$

Soit p la densité de probabilité définie par :

$$p(s, e_k) = \frac{|c_k|^2}{\|s\|^2} \quad (\text{II.20})$$

L'entropie de Shannon d'un signal s par rapport à la base de décomposition $\{e_k\}_k$ est définie par :

$$\begin{aligned} E(s, e_k) &= -\sum_k p(s, e_k) \ln p(s, e_k) \\ &= -\sum_k \frac{|c_k|^2}{\|s\|^2} \ln \frac{|c_k|^2}{\|s\|^2} \end{aligned} \quad (\text{II.21})$$

Remarque :

1- L'entropie de s est nulle si tous les coefficients de décomposition sont nuls sauf un. Autrement dit l'énergie du signal est portée sur un seul coefficient. A titre d'exemple pour une base de Fourier, les signaux monochromatiques possèdent une entropie nulle.

2- La dispersion de l'énergie d'un signal se traduit par une augmentation de l'entropie. La dispersion maximale de l'énergie est obtenue pour un spectre plat qui possède une entropie maximale.

3- L'entropie est majorée si tous les coefficients sont égaux de valeur égale à $1/N$.

L'entropie de Shannon d'un signal apparait donc comme une mesure de l'incertitude qui existe sur leur décomposition sur une base donnée.

II.3 La dimension théorique

La dimension théorique DT représente la dimension du signal à analyser dans le domaine de la transformée. Plus la dimension du signal est petite, meilleur est la transformée choisie. Elle est définie par :

$$d(s) = e^{E(s, \{e_k\}_k)} \quad (\text{II.2})$$

Où . $E (s , \{ e_k \}_{0 \leq k \leq N-1})$. Est l'entropie de Shannon du signal. $s = \{s(n)\}_{0 \leq n \leq N-1}$ Par rapport à la base de décomposition orthogonale. $\{ e_k \}_{0 \leq k \leq N-1}$.

La DT est un critère de compression dans le sens ou elle détermine le nombre nécessaire de coefficients les plus énergétiques pour représenter un signal sur une base avec une perte minimale d'information.

Voici dans la figure II.5 un exemple qui demontre l'application de critaire d'entropie et la TOCI

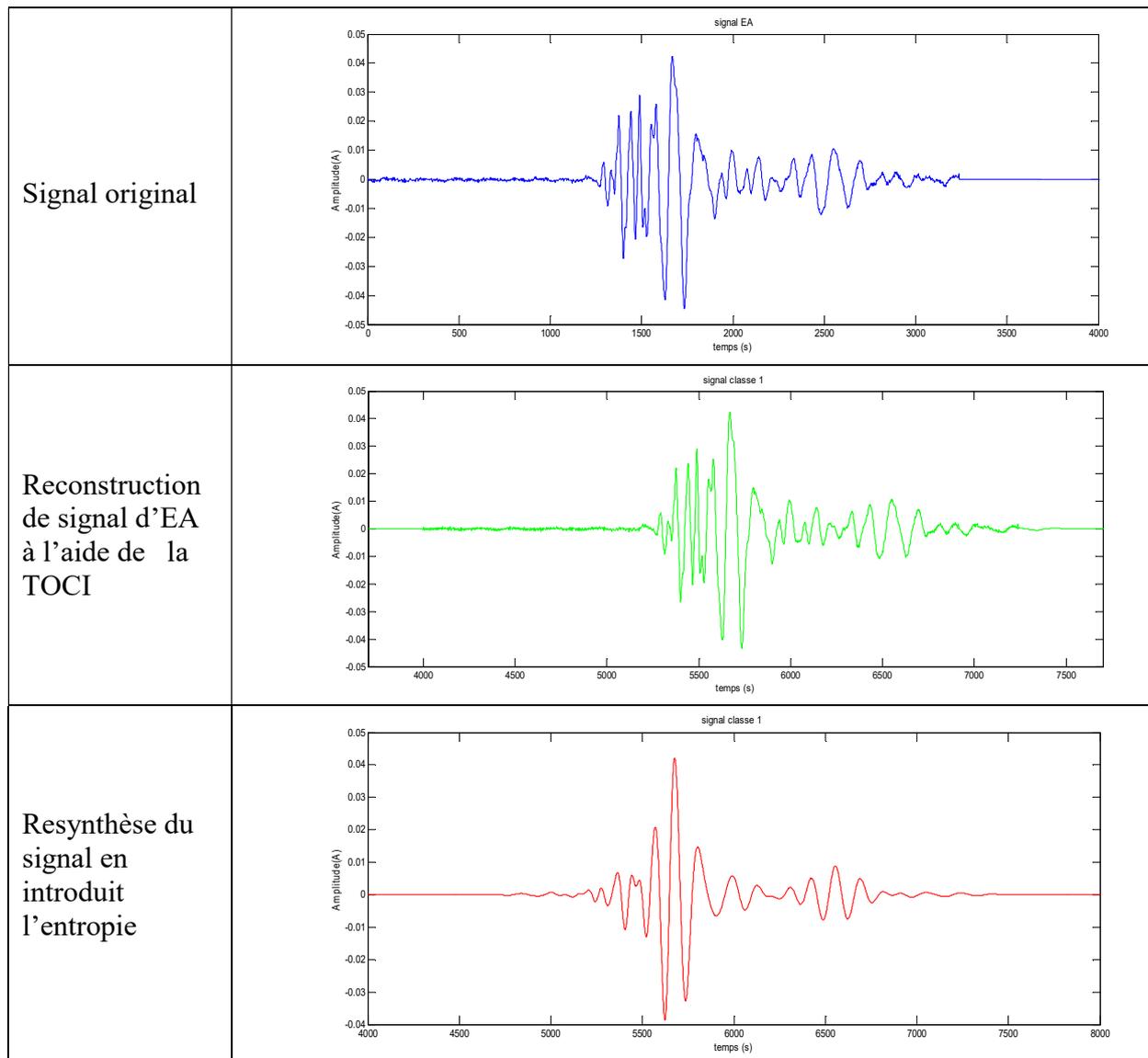


Figure II.5: Exemple de l'utilisation de critère d'entropie sur un signal d'EA.

CHAPITRE III

Classifications des signaux d'EA

Dans ce troisième chapitre on explique brièvement la notion de classification en général dans tous les domaines (science biologique, domaine médicale, traitement d'image, de la parole et de signal). Ensuite on représente les différentes méthodes de classification supervisées et non supervisées. En particulier on détaille la méthode supervisée des k -moyennes qui constitue une des étapes de notre procédure développée pour classifier les signaux EA.

III.1 Introduction

Dans plusieurs domaines de la recherche il existe des thématiques qui font appel à des méthodes de classification. Cette dernière est connue sous noms variés (classification, clustering, segmentation,...) selon les objets qu'elle traite et les objectifs qu'elle vise à atteindre. Elle est essentielle en science, elle permet aux scientifiques de mettre de l'ordre dans les connaissances qu'ils ont sur le monde. C'est une méthode mathématique d'analyse de données utilisée par exemple pour faciliter l'étude d'une population d'effectif important (animaux, plantes, malades, gènes, etc...), on les regroupe en plusieurs classes de telle sorte que les individus d'une même classe soient les plus semblables possible et que les classes soient les plus distinctes possibles. Pour cela il existe diverses façons de procéder (qui peuvent conduire à des résultats différents).

Dans ce chapitre nous présentons un panorama des méthodes de classification les plus connues et qui font référence à l'existence de groupes ou classes de données, elles se divisent en deux groupes :

Les méthodes de classification automatique (aussi appelées méthodes de clustering): Méthodes basées sur la notion d'apprentissage non supervisé, qui consistent à apprendre à classer sans avoir des connaissances à priori sur le nombre des classes et de leurs définition, l'algorithme aperçoit par lui-même la structure plus ou moins cachée des données et permet de former des groupes d'individus dont les caractéristiques sont communes.

Les méthodes d'affectation (aussi appelées «classificateurs») basées sur la notion d'apprentissage supervisé : méthodes utilisant un ensemble d'exemples où les classes d'appartenance sont connues au préalable. À partir de cet ensemble, des normes (ou règles) d'affectation seront définies.

III.1 La classification

La classification consiste à grouper une collection d'objets similaires au sein d'un même groupe et dissimilaires quand ils appartiennent à des groupes différents. La classification est un moyen utile d'organisation et de hiérarchisation des données. Suivant les "objets" reconnus (les espèces vivantes, les maladies, les produits ou services, les étoiles, les documents dans une bibliothèque...), ce sont développés différents dispositifs de classification.

En mathématique, On appelle classification, la catégorisation algorithmique d'objets. Elle consiste à attribuer une classe ou catégorie à chaque objet (ou individu) à classer, en se

basant sur des données statistiques. Elle fait couramment appel aux méthodes d'apprentissage et est largement utilisée en reconnaissance de formes.

Les problèmes de classification automatique ont été traités à travers plusieurs ouvrages. L'objectif de ces méthodes est de regrouper les individus en un nombre restreint de classes homogènes. Dans ce type de méthodes les classes seront obtenues à l'aide d'algorithmes formalisés et non par des méthodes subjectives [26].

Les classifications sont utilisées dans tous domaines d'activités humaines. Les classifications portant sur un domaine limité sont le plus souvent bien admises par les spécialistes du domaine. Les classifications à vocation universelle ne peuvent faire abstraction d'un point de vue et sont, par conséquent, l'objet de nombreuses critiques. Elles apportent cependant un éclairage sur la nature de la connaissance.

➤ **Domaine d'application**

La classification joue un rôle crucial dans toutes les sciences et techniques qui font appel à la statistique multidimensionnelle. Citons tout d'abord les sciences biologiques : botanique, zoologie, écologie,...etc. Ces sciences utilisent également le terme de "taxinomie" pour désigner l'art de la classification. De même les sciences de la terre et des eaux : géologie, pédologie, géographie, étude des pollutions, font grand usage de classifications.

La classification est fort utile également dans les sciences de l'homme : psychologie, sociologie, linguistique, archéologie, histoire, etc. ... et dans les techniques dérivées comme les enquêtes d'opinion, le marketing, ...etc. Ces dernières emploient parfois les mots de "typologie" et "segmentation" pour désigner la classification. Citons encore la médecine, l'économie, l'agronomie. Dans toutes ces disciplines la classification peuvent être employées comme une fin en soi ; mais elle l'est souvent, à juste titre, comme une méthode complémentaire à d'autres méthodes statistiques. Elle peut, en effet, aider efficacement à l'interprétation des graphiques d'analyse factorielle, ou bien déterminer des groupes d'objets homogènes, préalablement à une régression linéaire multiple [27].

III.2 Classification supervisée et non supervisée

L'objectif de la classification est d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de traits descriptifs (attributs, caractéristiques, etc.). On distingue essentiellement deux types de classification : supervisée et non-supervisée.

III.2.1 Classification supervisée

Les algorithmes d'apprentissage supervisés disposent d'un ensemble de classes connues et définies avant de commander l'apprentissage (Contrairement à l'apprentissage non supervisé). Un ensemble de donnée dont la classification est connue à priori est utilisé pour l'apprentissage de l'algorithme, l'objectif de l'apprentissage supervisé est de prédire la classe de chaque nouvelle donnée en utilisant les données de la base d'apprentissage.

La plupart des algorithmes d'apprentissage supervisés tentent de trouver un modèle (une fonction mathématique) qui explique le lien entre des données d'entrée et les classes de sortie. Ces jeux d'exemples sont donc utilisés par l'algorithme. Il existe de nombreuses méthodes d'apprentissage supervisé : Méthode des k plus proches voisins et la méthode par les Réseau de neurones ainsi que la méthode de bayésienne.

a-Méthode des K plus proches voisins (k-ppv)

La méthode des plus proches voisins (noté parfois k-PPV ou k-NN pour (k-Nearest-Neighbor) consiste à déterminer pour chaque nouvel individu que l'on veut classer, la liste des plus proches voisins parmi les individus déjà classés. L'individu est affecté à la classe qui contient le plus d'individus parmi ces plus proches voisins. Cette méthode nécessite de choisir une distance, la plus classique est la distance euclidienne et le nombre de voisins à prendre en compte.

Cette méthode supervisée est souvent performante, cependant, le temps de prédiction est très long, car il nécessite le calcul de la distance avec tous les exemples, mais il existe des heuristiques pour réduire le nombre d'exemples à prendre en compte [28].

b-Méthode par réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont à l'origine d'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Le principe général consiste à définir des unités simples appelées neurones. Chacune étant capable de réaliser quelques calculs élémentaires sur des données numériques. On relie ensuite un nombre important de ces unités formant ainsi un outil de calcul puissant. L'étude de réseaux de neurones artificiels est très ancienne et a été étendue aux problèmes de classification et reconnaissance des formes [26].

Le principe général des méthodes utilisant les réseaux de neurones consiste à modifier (ou ajuster) les paramètres comme, par exemple, le poids w et les seuils par des algorithmes itératifs afin d'obtenir des réponses correctes (Figure III.1).

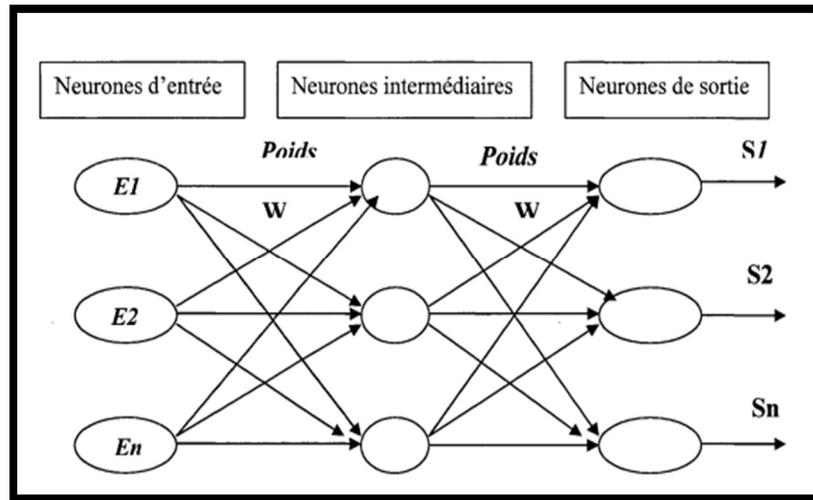


Figure III .1: Réseau de neurones artificiels

c- La classification bayésienne

L'apprentissage bayésienne est une méthode par laquelle on calcule les probabilités de diverses causes hypothétiques à partir de l'observation des événements connus. Elle s'appuie principalement sur le théorème de Bayes.

Un classificateur probabiliste linéaire simple basée sur le théorème de Bayes qui suppose que les descripteurs (attributs) qui décrivent les objets de l'ensemble d'apprentissage sont indépendants [27].

L'approche bayésienne a pour but de minimiser la probabilité d'erreur de classification, C'est-à-dire la probabilité jointe qu'une observation x soit en provenance d'une classe C_i et soit classée dans une autre [26].

III.2.2 Classification non supervisée

L'apprentissage non supervisé ou le clustering est appelé aussi classification automatique consiste à apprendre sans superviseur. Il s'agit d'extraire des classes ou groupes d'individus présentant des caractéristiques communes [29]. La qualité d'une méthode de classification est mesurée par sa capacité à découvrir certains ou tous les motifs cachés. Les algorithmes d'apprentissage non supervisés permet d'apprendre à classer sans avoir des connaissances à

priori sur le nombre des classes et de leurs définition. Idéalement, les modèles de données devraient être proches ou similaires dans chaque groupe et différent des autres modèles des autres groupes. Le clustering explore les données et recherche les groupes pour les étiqueter. Après la mise en cluster, une structure identifiable des données est disponible, qui peut être utilisée pour émettre des hypothèses sur les données, puis ces hypothèses doivent être testées avec nouvelles données (données de test).

Il existe une très large famille de méthodes dédiées à la classification non supervisée. Dans ce chapitre, nous n'en présentons que deux, la classification ascendante hiérarchique et la classification par la méthode des k-moyenne que nous allons l'utiliser lors de notre procédure de classification des signaux d'EA.

a- La classification ascendante hiérarchique (CAH)

C'est une méthode de classification automatique utilisée en analyse des données à partir d'un ensemble k de n individus. Son but est de répartir ces individus dans un certain nombre de classes.

La méthode suppose qu'on dispose d'une mesure de dissimilarité entre les individus. Dans le cas de points situés dans un espace euclidien, on peut utiliser la distance comme mesure de dissimilarité. La classification ascendante hiérarchique [30] est dite ascendante car elle part d'une situation où tous les individus sont seuls dans une classe, puis sont rassemblés en classes de plus en plus grandes. Le qualificatif hiérarchique vient du fait qu'elle produit une hiérarchie H .

Cette méthode permet la lecture de l'arbre et de déterminer le nombre optimal de classes mais elle est très coûteuse en temps de calcul.

➤ Principe de la classification par la méthode hiérarchique

A partir d'un exemple simple on représente le fonctionnement de l'algorithme. Initialement, chaque point représente un individu et chaque individu forme une classe, soit n classes. On cherche à réduire le nombre de classes à ($\text{nb classe} < n$), la première étape à faire est de calculer la distance euclidienne deux à deux entre les individus, la seconde étape consiste à regrouper les individus les plus proches qui sont de même classe et forment un sommet. Le regroupement de ces individus se fait à la hauteur de la distance entre ces deux individus, donc il reste que $(n-1)$ et on itère le processus jusqu'à un regroupement complet.

b- Méthode des k-moyennes

La technique de classification « k-moyennes » (ou k-means en anglais) est une méthode de partitionnement de données non supervisée qui a été introduite par Mac Queen en 1967 [31]. Un des plus simples algorithmes d'apprentissage non supervisé, appelée également algorithme des centres mobiles, il attribue chaque point dans un cluster dont le centre (centroïde) est le plus proche. Le centre est la moyenne de tous les points dans le cluster, ses coordonnées sont la moyenne arithmétique pour chaque dimension séparément de tous les points dans le cluster c'est-à-dire chaque cluster est représentée par son centre de gravité.

b.1-Les avantages et les inconvénients :

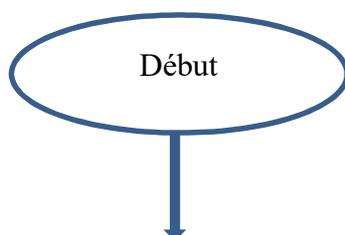
La classification k-moyenne présente notamment plusieurs avantages et inconvénients qui sont classés dans le tableau suivant :

<p>Les avantages</p>	<ul style="list-style-type: none"> -L'avantage de ces algorithmes est avant tout leur grande simplicité, robustesse et facile à comprendre. - La méthode résolve une tâche non supervisée, donc elle ne nécessite aucune information sur les données. - Un objet peut être affecté à une classe au cours d'une itération puis changer de classe à l'itération suivante, ce qui n'est pas possible avec la classification ascendante hiérarchique pour laquelle une affectation est irréversible.
<p>Les inconvénients</p>	<ul style="list-style-type: none"> - le nombre de classe est fixé au départ -La partition finale dépend de la partition initiale. Le calcul des centres après chaque affectation d'un individu, influence le résultat de la partition finale. En effet, ce résultat dépend de l'ordre d'affectation des données.

Tableau III .1: Avantages et Inconvénients de la méthode des k-moyennes

b.2- L'algorithme de la méthode k-moyenne

Les différentes étapes de l'algorithme des k-moyennes sont représentées dans la figure suivante :



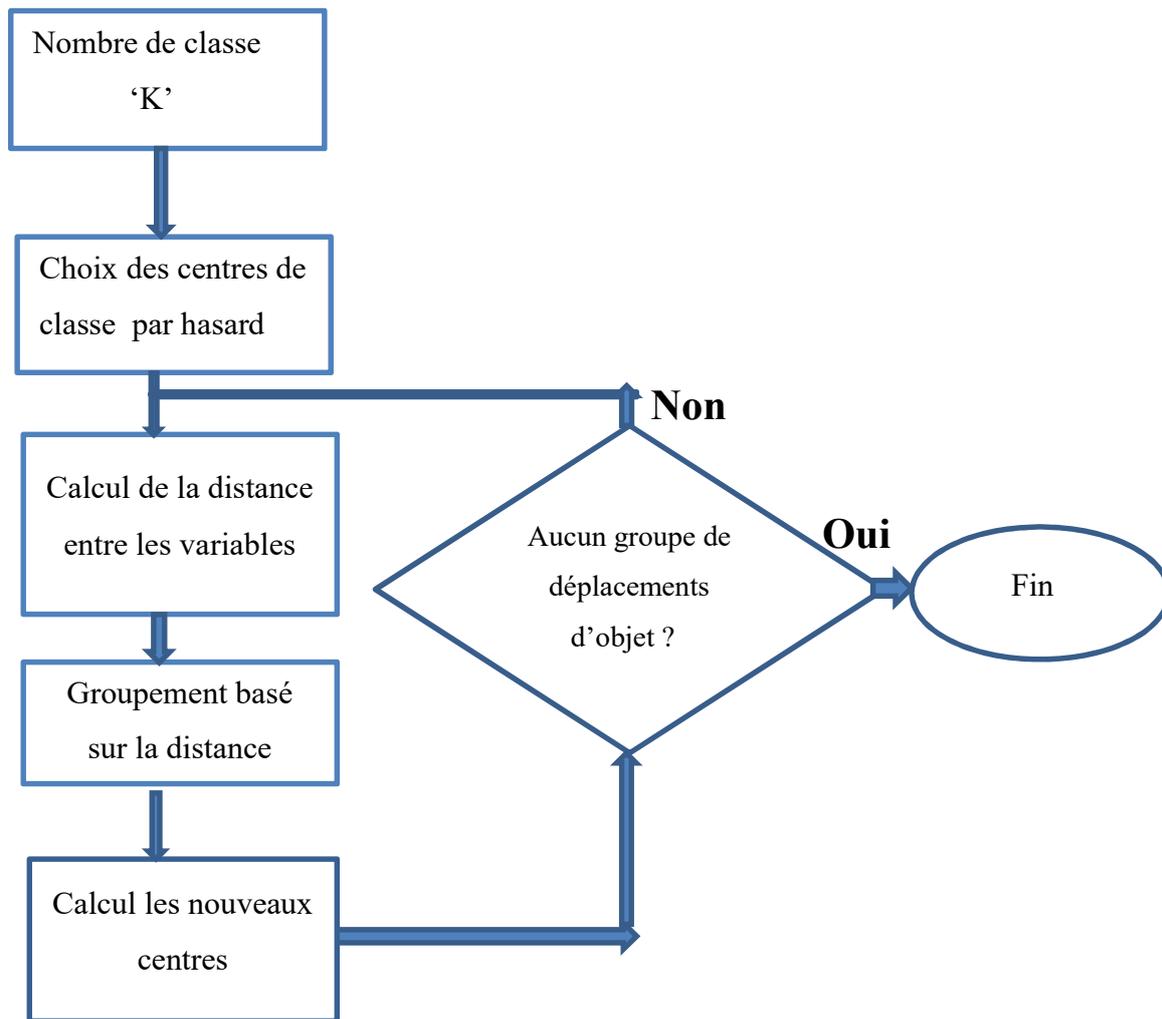


Figure III .2: Organigramme de l'algorithme k-moyennes

b.3-Principe de la classification par la méthode k-moyennes

La classification par la méthode k-moyennes est une méthode itérative qui, quel que soit son point de départ converge vers une solution. La solution obtenue n'est pas nécessairement la même quel que soit le point de départ. Pour cette raison, on répète en général plusieurs fois les calculs pour ne retenir que la solution la plus optimale pour le critère choisi. Pour la première itération on choisit un point de départ qui consiste à associer les centres des k classes à k objets (pris au hasard ou non). On calcule ensuite la distance entre les objets et les k centres et on affecte les objets aux centres dont ils sont les plus proches. Puis on redéfinit les centres à partir des objets qui ont été affectés aux différentes classes. Puis on réaffecte les objets en fonction de leur distance aux nouveaux centres, et ainsi de suite jusqu'à ce que la convergence soit atteinte.

Prenons un exemple simple avec une base de dix clients pour lesquels on connaît l'ancienneté et le panier moyen. On souhaite créer trois groupes en utilisant la méthode des k-moyenne. Le fonctionnement de l'algorithme est montré sur la figure III.3.

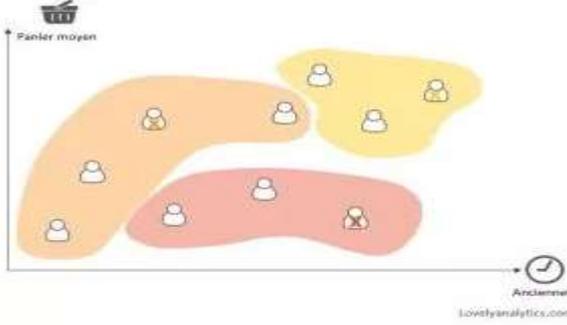
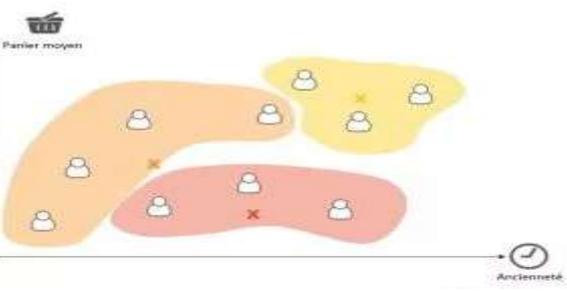
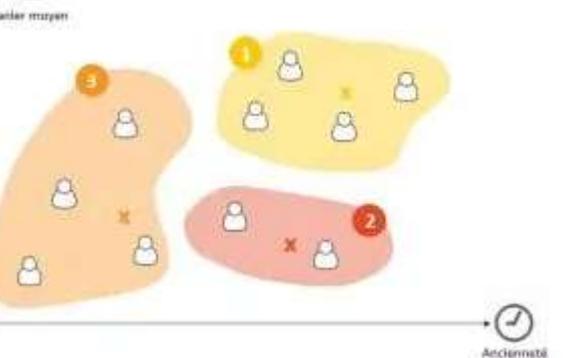
Les étapes	Le fonctionnement d'algorithme	Graphe qui montre le panier moyenne en fonction de l'ancienneté
1 ^{er} étape	On tire aléatoirement 3 individus. Ces 3 individus correspondent aux centres initiaux des 3 classes.	
2 ^{eme} étape	On affecte chaque individu au centre le plus proche.	
3 ^{eme} étape	On calcule les centres de gravité des groupes qui deviennent les nouveaux centres	
4 ^{eme} étape	On recommence les étapes 1, 2 et 3 tant que les individus sont réaffectés à de nouveaux groupes après une itération jusqu'aux les clients ne change plus de groupe donc les centres aussi vont pas changer	

Figure III.3 : Principe de fonctionnement de l'algorithme k-moyennes [32]

III.3 Identification des signaux démission acoustique : Etat de l'art

Le suivi d'endommagement au sein d'un matériau en utilisant la technique d'EA repose sur l'analyse des signaux enregistrés. En effet un signal d'EA révèle des informations lié à l'origine d'une onde ultrasonore qui se propage dans ce matériau.

A partir d'un signal il est possible d'extraire des paramètres utiles tel que l'amplitude, l'énergie, le temps de montée, la durée du signal, le centre de gravité spectrale...etc. Il a été démontrée lors de plusieurs travaux de recherche que l'identification basée sur un seul paramètre n'est pas toujours performante d'où la nécessité d'effectuer une analyse en utilisant plusieurs paramètre simultanément. Pour le faire une méthode de classification automatique est nécessaire, dont le signal est représenté par un ensemble de descripteurs qui le caractérisent.

Dans la section qui suit on résume quelques travaux publiés dans la littérature qui ont été consacrés à la classification des signaux d'EA.

*Amir Refahi Oskouei et al [33] ont utilisé la technique FCM (Fuzzy-c-means) pour séparer les évènements issues des composites verres /polyester. L'objectif principale de leur technique est de grouper les signaux EA en trois classes différentes (classe A : fissuration des matrices, classe B : décohésion fibre matrice, classe C : rupture des fibres). Les résultats de cette technique ont montré qu'il existe une bonne adéquation entre les classes de regroupement et les mécanismes d'endommagement.

*M.G.R. Sause et al [34] ont utilisé un filtrage automatique des combinaisons de caractéristiques d'un signal d'EA enregistré, le but de cette technique est la reconnaissance de forme pour identifier les groupes des signaux EA. L'application de l'approche est validée pour des signaux obtenus en cas de dégradation des échantillons en plastique renforcée de fibre de carbone.

*T.H. Loutas et all [35] ont utilisé l'algorithme de reconnaissance de forme non supervisé pour classer les données d'EA enregistrés au cours des essais appliqués sur trois types de composites tissés carbone/carbone. Les différentes classes trouvées ont été corrélées avec les types d'endommagement.

*R. Gutkin et al [36] ont utilisé trois techniques de reconnaissance de forme : k-moyenne, SOM (carte auto-organisé) et CNN (Compétitive Neurnal Network)sur les signaux provenant

des matériaux composites de type Carbone/époxy .Il ressort de leur étude que la technique de SOM s'avère la technique la plus performante pour suivre l'endommagement des matériaux étudiés.

*N. Godin et al [37] ont proposé deux types de classification pour séparer les signaux EA : classification supervisée et la classification non supervisée en utilisant la carte de kohonen.La méthodologie proposée a été réalisée en utilisant des composites verre/polyester. La comparaison entre les k-NN (k nearest neighbor) et la carte kohonen non supervisée a montré un bon accord ainsi la première méthode est apparue beaucoup plus facile à utiliser.

* N. Godin et al [38] ont appliqué la carte de kohonen comme une méthode de classification non supervisée sur des signaux d'EA issus des éprouvettes en composites Verre /époxy a couche croisées au cours d'essais de traction .Cette méthode est utilisée pour établir la chronologie des différents mécanismes d'endommagement.

*N. Godin et al [39] leur travail porte sur deux composite SiCf/[Si-B-C] présente deux comportement mécanique très différent sous teste de traction .les donnée EA ont été soumis a une analyse multi varier non supervise, cet analyse permet de relever la nature des structure des données .

*M. Johnson [40] a analysé les signaux d'E.A. dans les composites stratifiés en fibre de verre/époxy soumises à des tests de traction en utilisant l'analyse en composante principale (ACP). Cette dernière est appliquée en tant que méthode de classification non supervisée pour déterminer les formes d'ondes des signaux typiques. Les événements d'EA générés lors des essais de traction ont été identifiés à l'aide de l'algorithme NIPALS [41] implémenté dans un code MATLAB, en prenant directement les formes d'ondes de signaux typiques d'EA. L'utilisation de cette approche a permis de séparer les signatures acoustiques liées au mécanisme de fissuration matricielle et à celles correspondant au délaminage.

*R. de Oliveira et A. T. Marques [42] ont utilisé un classificateur non supervisé basé sur la carte auto-organisée de de Kohonen appliqué sur des signaux d'E.A issus des composites stratifiés verre / polyester à plis croisés. Ils ont pu différencier et identifier six types de signaux, lesquels étaient associés à la fissuration de la matrice transversale, à la décohésion, au délaminage, à la fissuration longitudinale de la matrice et à la rupture des fibres . Cette procédure a permis d'identifier avec succès les mécanismes d'endommagement. Elle pourrait permettre de concevoir une procédure de surveillance continue de la santé en temps réel, capable de distinguer le début de l'endommagement à partir des formes d'onde d'EA.

*N. Morizet et all [43] ont proposé une nouvelle approche permettant de classer les signaux d'émission acoustique issus d'expériences de corrosion. Un nouveau outil d'évaluation

appelé matrice de substitution (ACM) a été introduit pour tester la robustesse des classes mal étiquetées et des tests de vitesse ont été réalisés sur les algorithmes RF (foret aléatoires) Et k-NN. Ensuite, l'application aux données réelles de corrosion a été exécutée et les résultats de la classification ont été obtenus avec le logiciel RF-CAM.

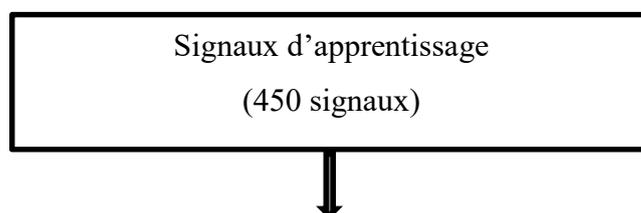
*Jahan Taghizadeh et Mehdi Ahmadi Najafabadi [44] ont utilisé une procédure mathématique pour l'évaluation du mécanisme d'endommagement dans des échantillons de composite de polypropylène / époxy de poids moléculaire ultra élevé (UHMWPP / époxy). Il ressort de leur étude que l'analyse en composantes principales (ACP) s'avère un outil puissant, utilisé pour la classification des signaux d'EA.

III.4 Description de la procédure de classification

Pour le processus d'apprentissage, nous avons utilisé un ensemble des signaux a priori reconnus et étiquetés qui sont associés aux différents modes d'endommagement. En particulier, nous avons étudiés lors de ce travail trois principaux modes d'endommagement : La fissuration matricielle, la décohésion fibre-matrice ainsi que la rupture des fibres.

III.4.1 Calcul de la matrice typique

La méthode conduisant au calcul des matrices typiques est illustrée sur la figure III.4. Soit $s(t)$ un signal d'entrée étiqueté associé à une des trois classes. Pour chaque signal $s(t)$, une décomposition en utilisant la TOC est effectuée pour extraire la matrice des coefficients d'ondelettes. Ensuite, la moyenne de ces coefficients correspondant à tous les signaux de la même classe C_i est calculée et normalisée en énergie. On note MMC cette dernière matrice des coefficients résultante. Afin de sélectionner le K plus grand nombre des composantes les plus significatives de la matrice MMC, l'entropie de Shannon et sa dimension théorique sont calculées. Nous désignons par M_i une matrice d'unités binaires (éléments) pour lequel $M_i(n)$ est défini à un si le coefficient correspondant de la matrice MMC appartient aux $K^{\text{ème}}$ coefficients les plus significatifs et à 0 dans le cas contraire. En conséquence, M_i représente la matrice de filtrage associé à la classe C_i . Par conséquent, une matrice de filtre est calculée pour chaque classe prédéfinie des signaux d'EA.



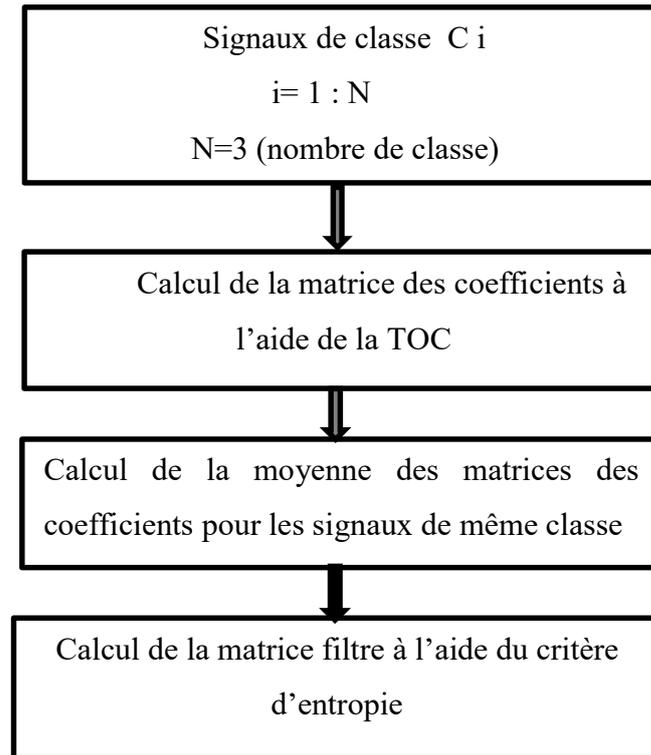


Figure III.4: Calcul de la matrice typique

III.4.2 Application de l'algorithme k-moyenne : Calcul des centres des classes

L'une des étapes principales de notre travail étant de proposer des nouveaux descripteurs (paramètres) utilisés pour la classification automatique des signaux d'EA. Ces derniers constituent les variables d'entrées pour le processus de classification. Dans la figure III.5. On montre les différentes étapes conduisant au calcul des descripteurs et cela pour chaque signal d'EA. Tout d'abord on calcul la matrice des coefficients d'ondelettes et on la multiplie par les trois matrices typiques. On obtient donc trois matrices pour chaque signal. Ensuite, on calcul l'erreur quadratique entre le signal original et le signal synthétisé (en utilisant les trois dernières matrices) par la TOCI. Les erreurs de reconstruction (R1, R2, R3) représentent les trois variables d'entrée VE pour chaque signal. Finalement, On applique l'algorithme des K-moyenne sur les VE associées aux signaux d'apprentissage afin de déterminer les centres des classes (C1, C2, C3).

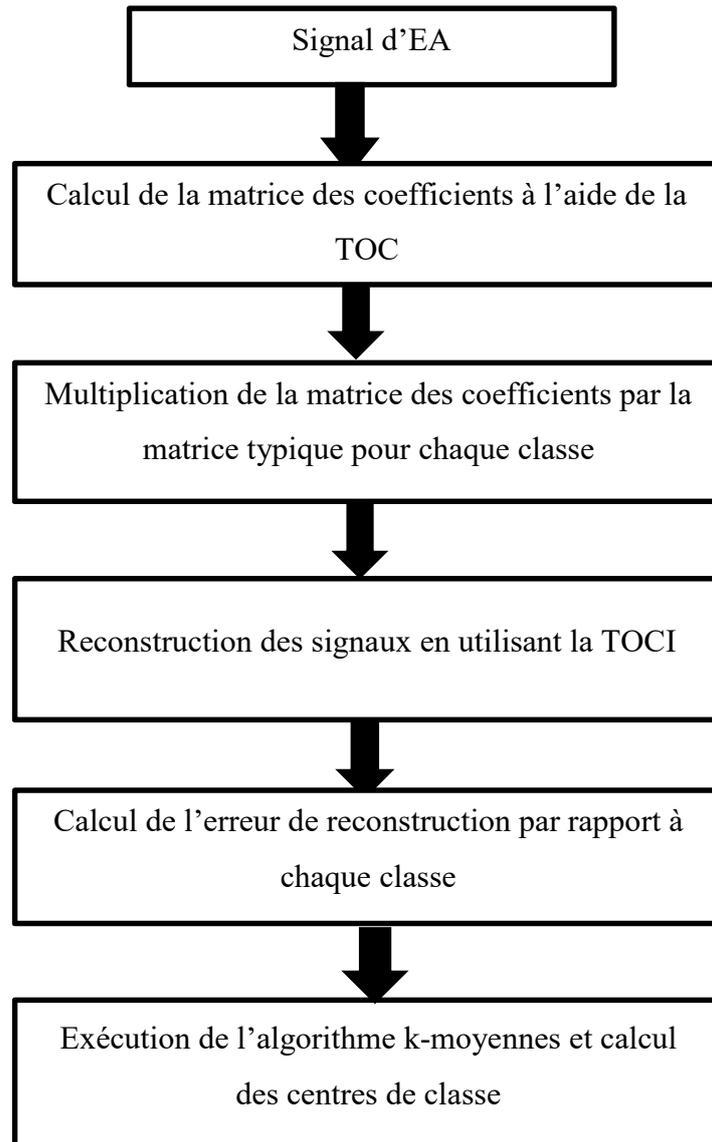


Figure III.5: Application de l'algorithme k-moyenne : Calcul des centres des trois classes

III.4.3 Identification d'un signal test

Les étapes menant à identifier un signal test sont schématisées sur la figure III.6. Chaque signal est représenté par un point dans l'espace à trois dimensions dont les coordonnées sont les variables (R_1 , R_2 , R_3) calculés en utilisant la méthode décrite dans la section précédente.

Après avoir calculé la distance (d_i) par rapport à chaque centre de classe (C_1 , C_2 , C_3), le signal A_2 ayant les coordonnées R_1 , R_2 , R_3 sera attribuer à la classe qui fournit le minimum

de la distance euclidienne. On refait la même étape pour chaque signal et à la fin on obtient trois groupes des signaux d'EA.

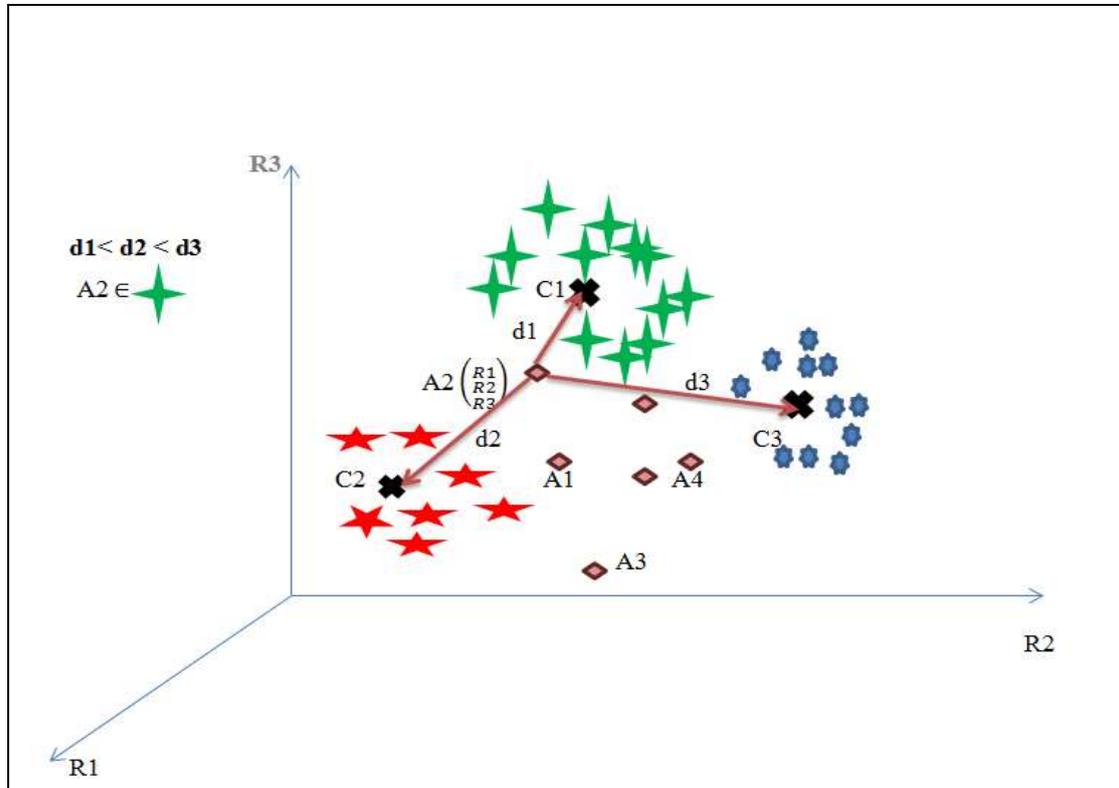


Figure III.6: Description de la méthode d'identification d'un signal test représenté par le point ayant les coordonnées R1, R2, R3

CHAPITRE IV

Résultats et discussion

Ce chapitre est dédié à la description de la méthode expérimentale menant à la génération des signaux d'EA dans les composite ainsi qu'à l'application de la technique de classification.

VI. Introduction

Au cours de ce travail de mémoire un ensemble des signaux d'émission acoustique a été utilisé afin d'appliquer la procédure proposée pour l'identification des signaux d'EA. Ces derniers ont été collectés auparavant lors des travaux de recherche de A. Satour [45-47] réalisés au Laboratoire d' Acoustique de l'Université du Maine. Nous avons donc développé nos propres programmes sur Matlab.

IV.1 Description de la méthode expérimentale

Une machine hydraulique de traction de type « Instron », munie d'une cellule de force de capacité 100 KN a été utilisée afin de réaliser des tests de traction statique sur des éprouvettes en composite unidirectionnel de type résine-époxy. Cette machine est équipée de mors auto-serrant interchangeable selon les dimensions des échantillons (Figure IV.1.a).

Les échantillons mis sous sollicitation mécanique ont été suivis par émission acoustique en fixant des transducteurs piézoélectrique sur la surface de ces échantillons (Figure IV.1.b). Les signaux détectés sont enregistrés à l'aide du système d'acquisition des données d'EA avec deux voies d'acquisition (Figure IV.1.d). La fréquence d'échantillonnage des signaux est fixée à 5 MHz avec une dimension de 5021. Ces signaux sont amplifiés à l'aide de deux préamplificateurs de 40 dB de gain (Figure IV.1.c). Le seuil d'acquisition est fixé à une valeur légèrement supérieur au bruit de fond pour éviter de l'enregistrer.



(a) Machine de traction INSTRON



b) Disposition des capteurs



(c) Amplificateur



(d) Système d'acquisition d'EA

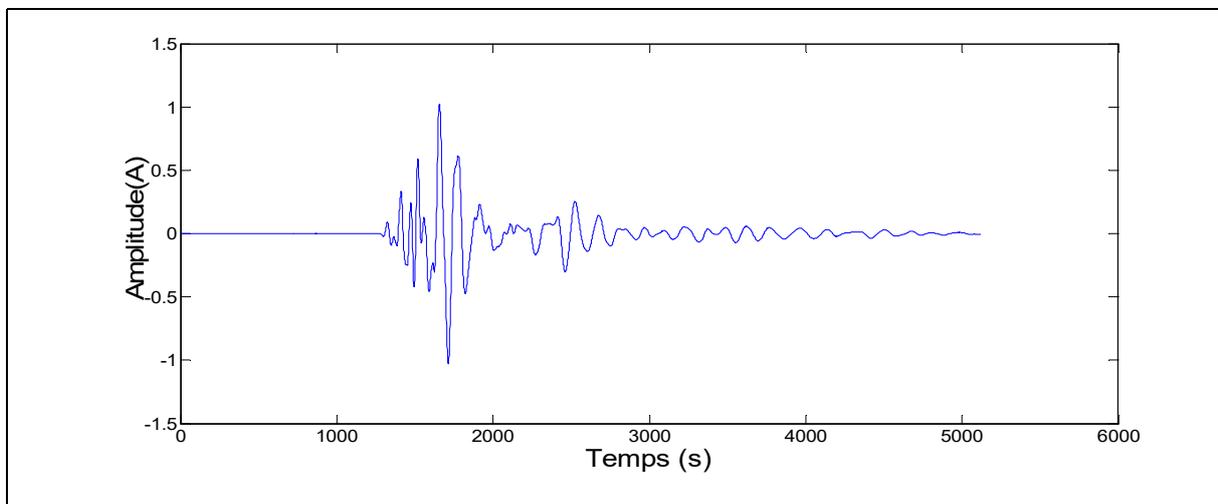
Figure IV.1: Dispositif expérimentale : Sollicitation mécanique suivi par EA.

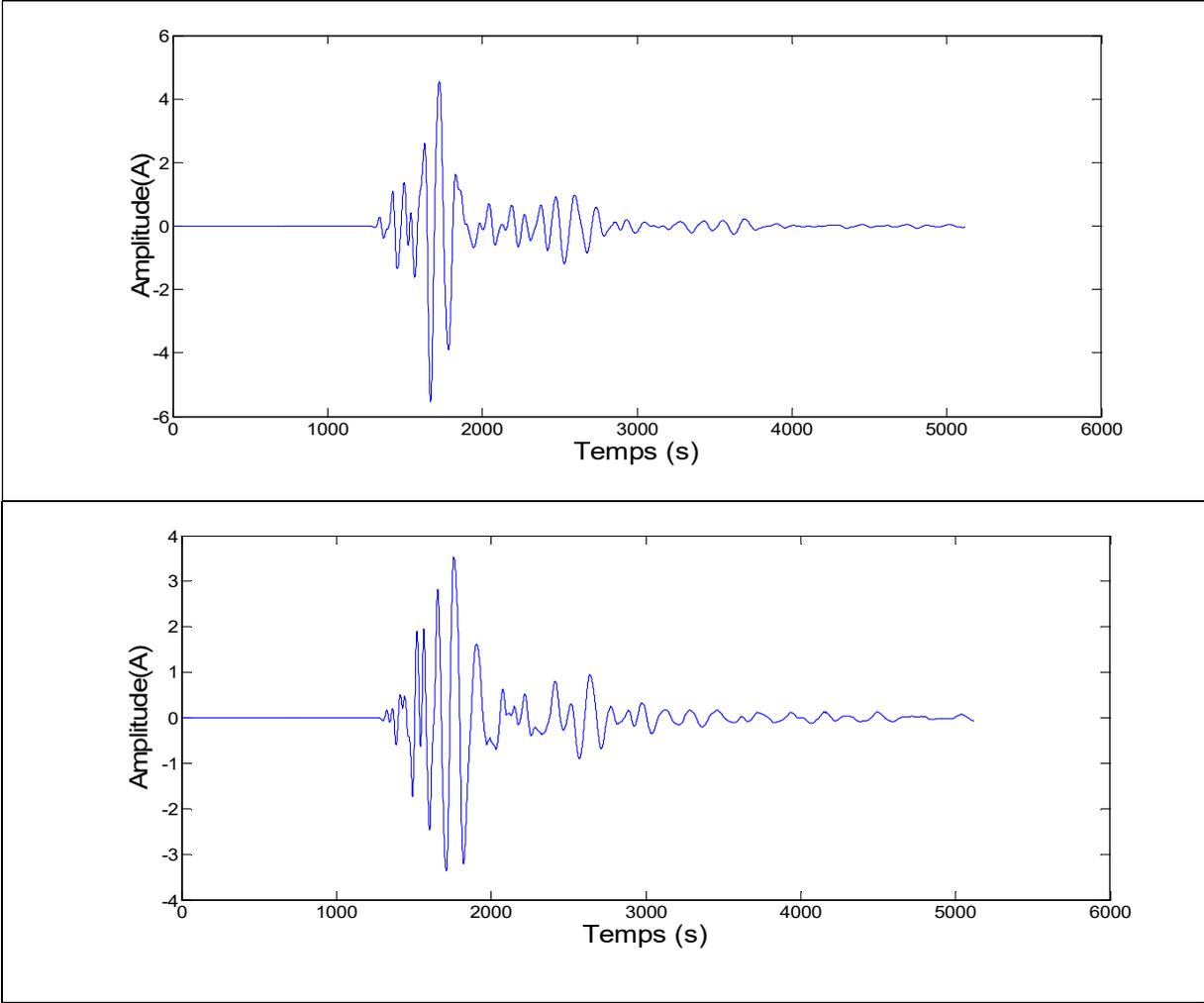
IV.1.1 Tests de traction suivis par EA

Il est possible d'identifier les mécanismes d'endommagement les plus favorisés par le mode opératoire choisi (matériau et essai mécanique). Des essais de traction quasi-statique sont effectués sur des échantillons en composites unidirectionnels UD 45° et UD 0°, suivis par émission acoustique et ce dont le but d'identifier les différents mécanismes et cycles d'endommagement ayant lieu au sein du matériau mis sous contrainte jusqu'à obtenir sa rupture finale. Pour l'UD 45° les salves enregistrés sont associés en majorité à deux mécanismes d'endommagement à savoir la microfissuration matricielle et la décohésion fibre-matrice. Quant à l'UD 0°, en plus des modes ayant lieu dans l'UD 45° on peut générer également le mécanisme lié à la rupture des fibres.

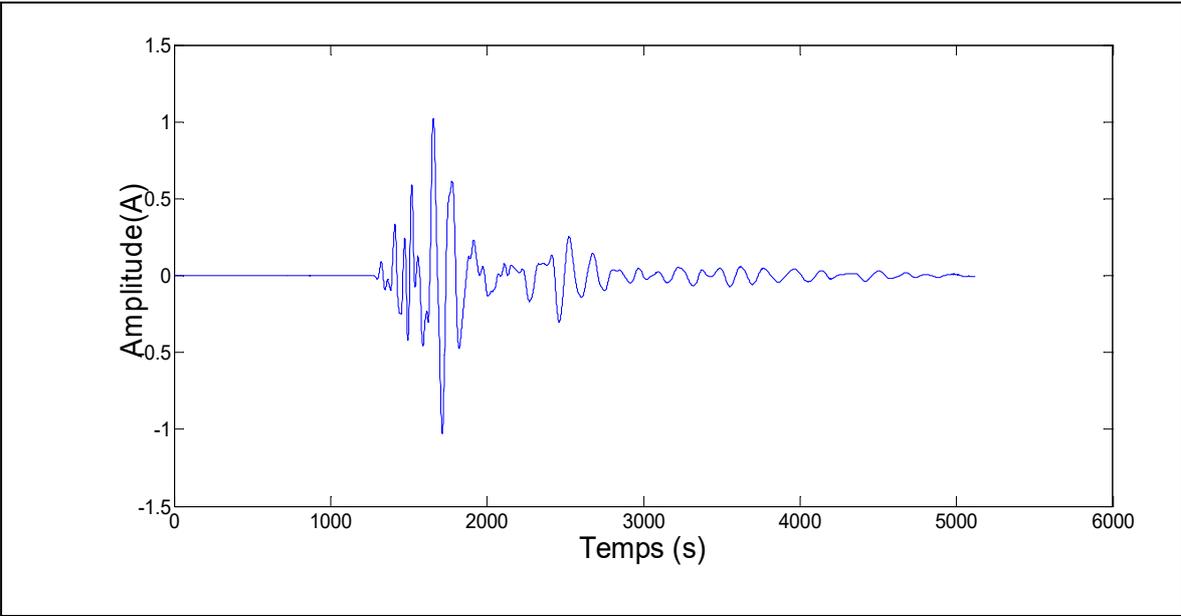
IV.1.2 Signaux typiques

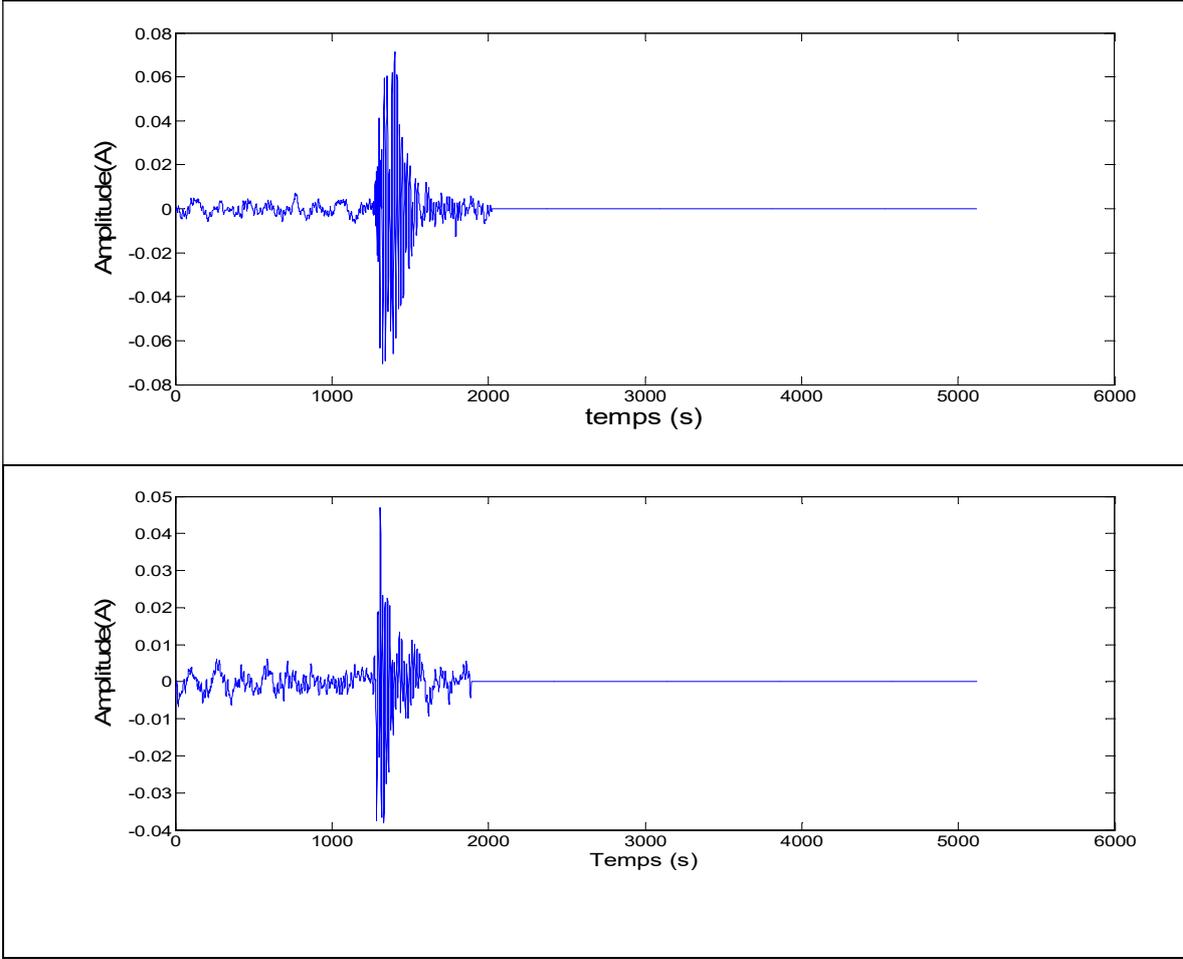
La visualisation et l'analyse des signaux obtenus lors des tests décrits dans la section précédente nous a permis de collecter des signaux ayant des caractéristiques similaires. La figure IV.2 représente les signaux typiques correspondant aux mécanismes : (a) Fissuration matricielle, (b) Décohésion fibre-matrice et (c) Rupture des fibres.



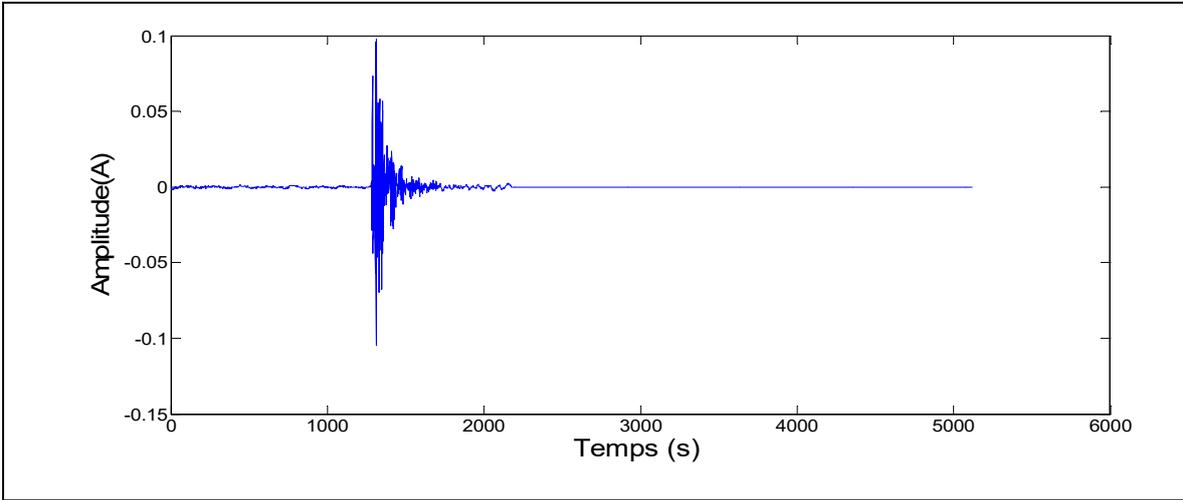


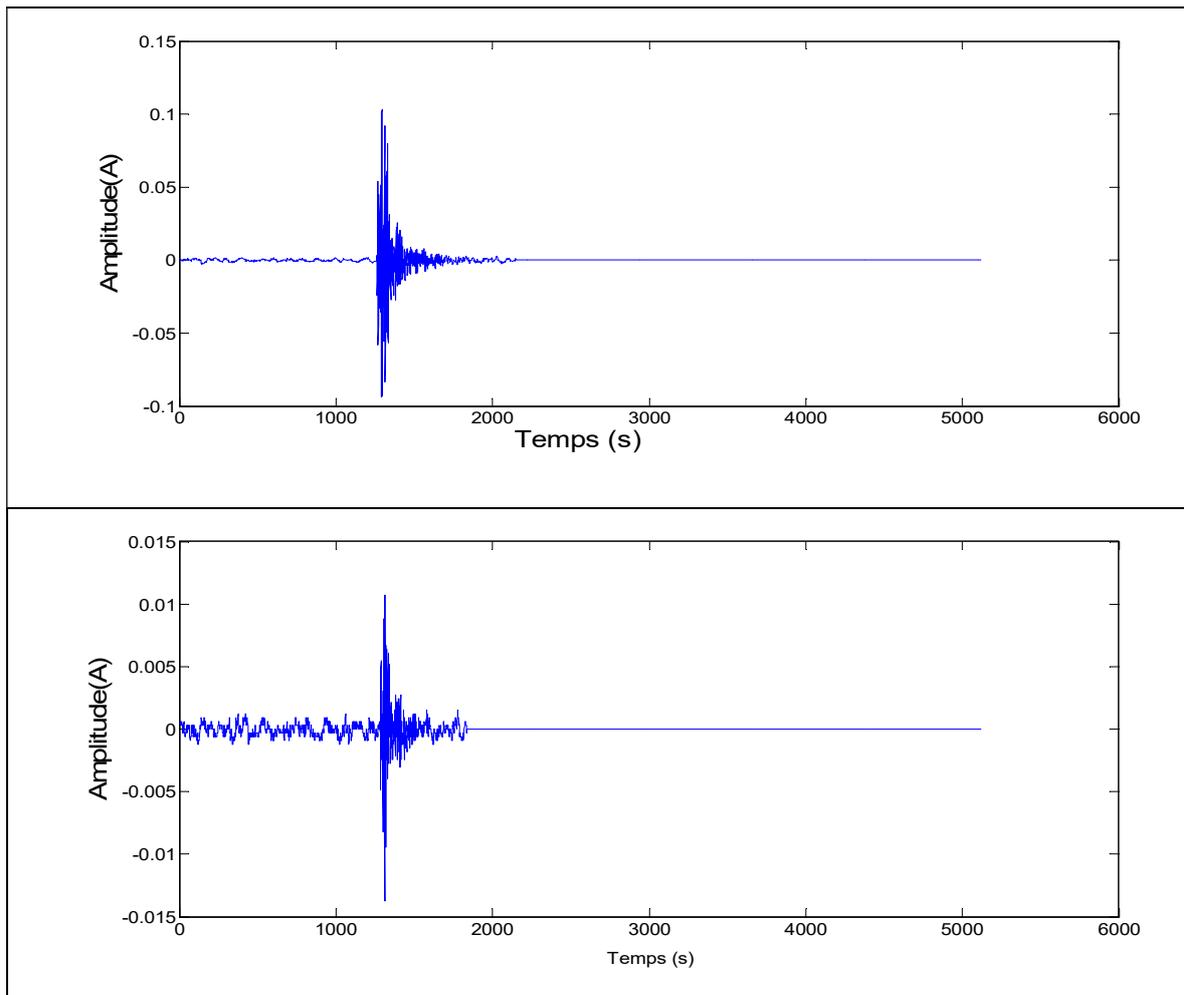
(a) Signaux typique classe 1





(b) Signaux typique classe 2





(c) Signaux typique classe 3

Figure IV.2: Représentation temps-amplitude des signaux d'EA liés aux trois modes d'endommagement.

IV.1.3 Caractéristiques des signaux typiques

La transformée en ondelettes continue a été appliquée sur les signaux enregistrés afin de visualiser les zones dans lesquelles l'énergie est plus concentrée. La figure IV.3 représente les caractéristiques temps-fréquence des signaux représentatifs des modes d'endommagement obtenus lors des essais mécaniques suivis par EA. À l'aide des caractéristiques du domaine temporel et du domaine fréquentiel et selon les travaux antérieurs développés sur des composites de verre époxy, les mécanismes d'endommagement susmentionnés peuvent être attachés avec les signaux d'EA. En particulier, ils peuvent être séparés par leurs caractéristiques selon l'ordre croissant de la fréquence [48-49]. Par conséquent, les signaux d'EA liés au mécanisme de fissuration de la matrice sont caractérisés par une durée moyenne (120 μ s) et un

domaine de basse fréquence compris entre environ 50 kHz et 100 kHz. Les signaux d’EA associés à la décohésion fibre / matrice sont plus courts (65 μ s), où la quantité maximale d’énergie est focalisée au voisinage de 300 kHz. Enfin, le troisième type de signaux est lié à la rupture des fibres et s’avère très court dans le temps (25 μ s), l’énergie étant concentrée dans un domaine de fréquences plus élevé compris entre \sim 680 kHz et \sim 950 kHz

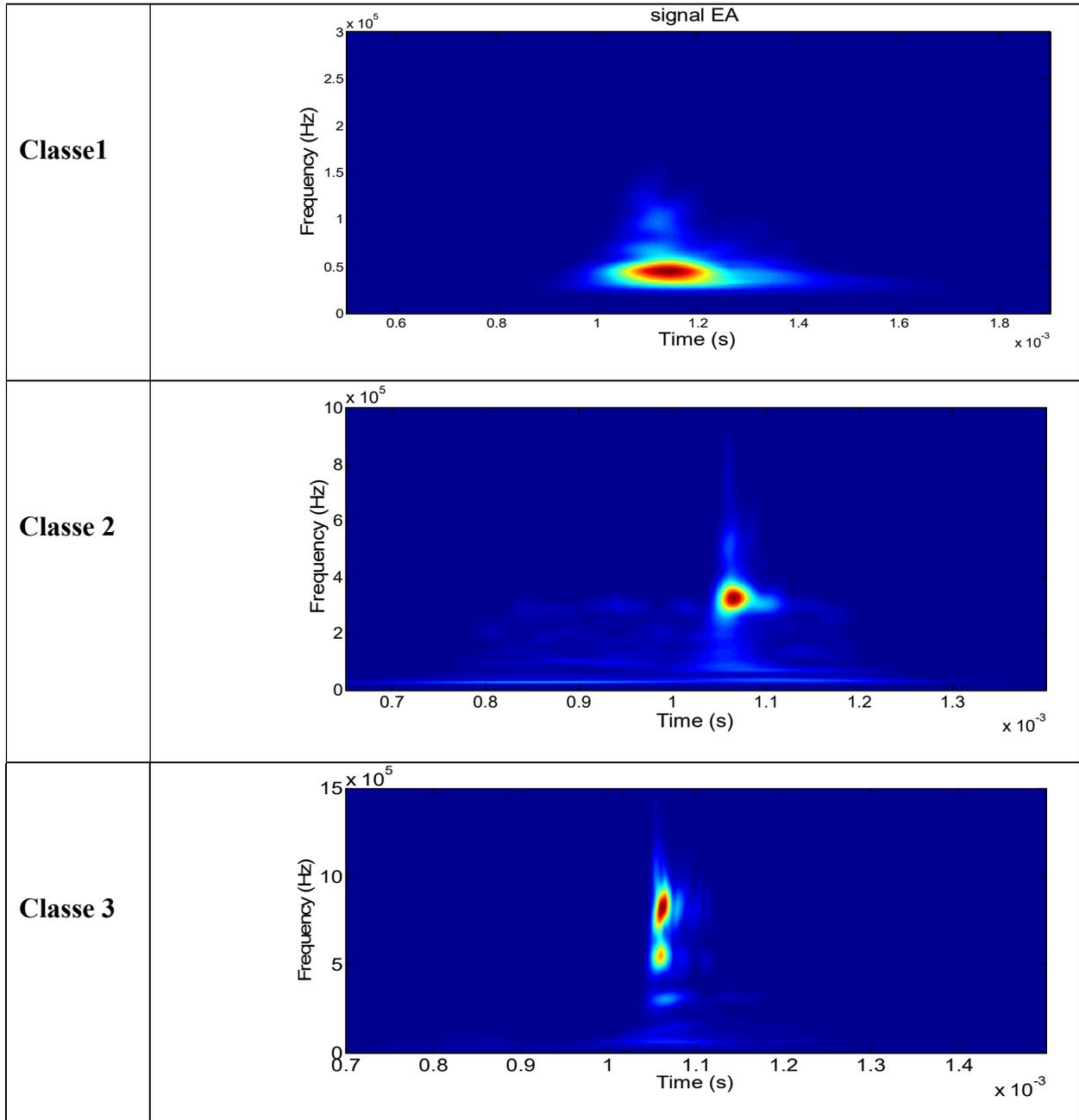


Figure IV.3: Représentations des signaux d’EA des trois classes en utilisant la TOC

IV.2 Résultat de la classification

La classification des signaux d'EA a été réalisée sur la base des événements d'EA enregistrés pour les deux types de composites. Afin de prendre en compte tous les événements d'EA, nous avons utilisé deux groupes de données, un pour l'apprentissage et l'autre pour le test de système de classification. Le premier ensemble de données, composé de 450 signaux d'EA représentatifs des trois mécanismes d'endommagement est généré de manière aléatoire parmi les ~ 900 signaux enregistrés. L'étiquetage a priori de chaque classe est effectué en comparant qualitativement les caractéristiques principales des signaux d'EA enregistrés lors des essais de traction sur les échantillons composites $[45]_8$ et $[0]_8$. Les trois paramètres R1, R2, R3, qui désignent les erreurs de reconstruction liées aux trois classes principales, sont calculés pour chaque ensemble de données en suivant les étapes décrites dans le chapitre précédent. L'algorithme k-moyennes est ensuite appliqué sur l'ensemble de données, afin de déterminer les centres correspondant aux trois classes. Les centres des trois classes sont montrés dans le Tableau IV.1. Dans la figure IV.4 on représente le résultat de classification obtenu pour les signaux d'apprentissage où le paramètre R3 est représenté en fonction de R1 et R2. On peut facilement observer la séparation entre les trois mécanismes avec une très faible interférence, ce résultat montre que le processus d'apprentissage a abouti à un résultat très satisfaisant. Une fois validée, la même classification est ensuite appliquée à la seconde moitié des données d'EA, qui sont donc choisies de manière aléatoire, comme illustré dans la figure IV.5. Également, la séparation entre les trois mécanismes est bien constatée.

	R1	R2	R3
C1	0.0856	0.0522	0.0392
C2	0.7823	0.1041	0.0920
C3	0.9026	0.7445	0.0494

Tableau IV.1 : Centres des classes

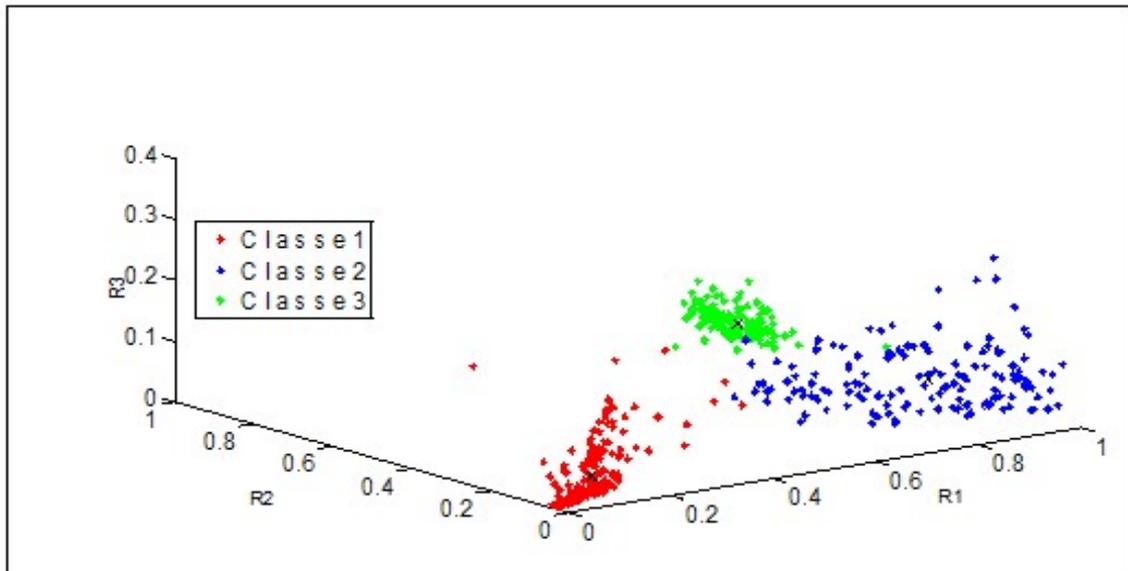


Figure VI.4 : Classification des signaux d'apprentissage

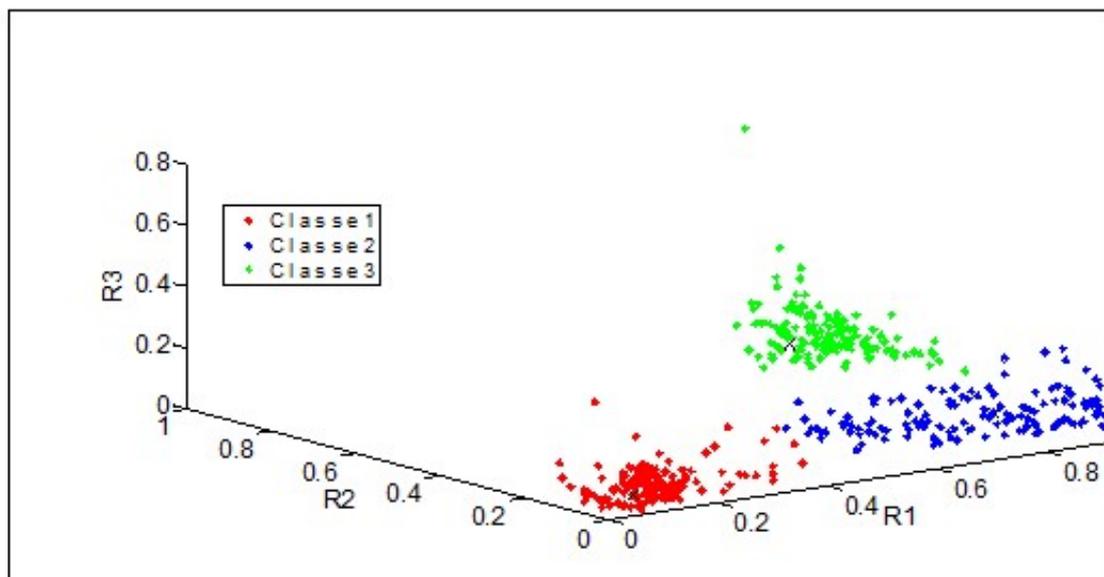


Figure IV.5 : Classification des signaux de test.

Pour les signaux d'apprentissage, nous avons constaté que 100 % des signaux associés (à priori) à la classe 1 et à la classe 3 sont retrouvés dans leurs classes. Quant aux signaux de test, les signaux des classes 1 et 3 sont bien classés (100 %). En revanche pour les signaux de la classe 2, 97 % et 98% des signaux d'apprentissage et ceux de test respectivement sont associés à leur classe lors de notre système de classification, les autres signaux sont retrouvés dans la

classe 1. Donc une légère confusion a été souligné entre la classe 2 et la classe 1, cela est peut être due aux composantes temps-fréquences qui sont communes entre ces deux classes.

IV.3 Validation du système de classification

Afin d'examiner le système de classification proposé, un échantillon de composite à plusieurs couches de type Lap shear a été testé (Figure IV.6). Cette dernière a été chargée sous test de traction statique. Dans une contribution réalisée auparavant [50], avec le même test mécanique effectué sur un échantillon de composite ayant une seule couche, un petit nombre d'événements correspondant à des mécanismes de fissuration de la matrice et de la décohésion fibre-matrice a été observé.

Au cours de notre test, nous avons utilisé un échantillon à plusieurs couches pour créer plus d'événements d'une part et d'une autre part de générer principalement les deux mécanismes en question et éventuellement certains événements liés à la rupture de la fibre.

Le test a été arrêté bien avant la rupture finale. Les signaux EA enregistrés ont été distingués par l'application de la technique proposée. La figure IV.7 montre le résultat de la classification. Nous pouvons remarquer que les signaux de la classe 1 et ceux de la classe 2 sont les plus dominants. Cependant, les signaux de la classe 3 sont générés avec un nombre négligeable.

La figure IV.8 illustre l'évolution des évènements d'EA et de la charge appliquée en fonction du temps de test de traction quasi statique. Il est à noter que l'échantillon a subi plusieurs phases de ruptures partielles qui sont dues éventuellement à la technique de l'empilement des couches.

Nous remarquons que les signaux liés à la fissuration de la matrice sont les plus enregistrés et sont notés du début à la fin du test. Cependant, pour la décohésion matrice-fibre, certains événements ont été observés au début de l'essai et la plupart se sont produits en particulier juste avant chaque rupture.

Pour le mécanisme de la rupture des fibres, un nombre négligeable de signaux a été noté, environ 36 évènements sur 5 000. Les résultats coïncidents bien avec nos prévisions.

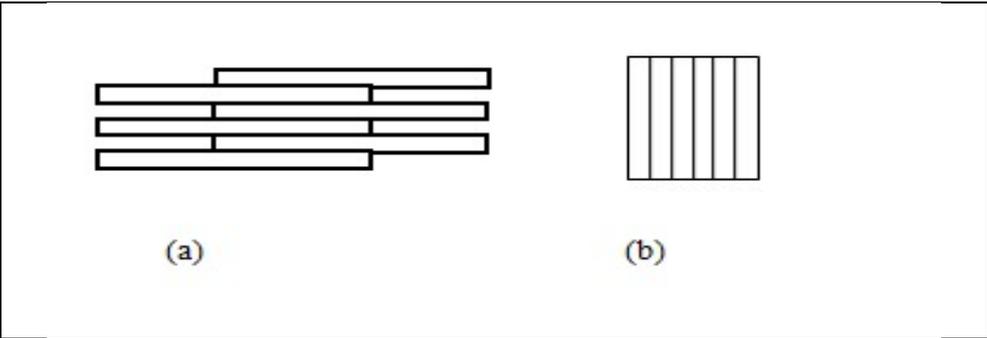


Figure IV.6: structure du matériaux complexe lap shear

(a) Disposition des couches dans le composite de type Lap shear, (b) Orientation des fibres dans une couche

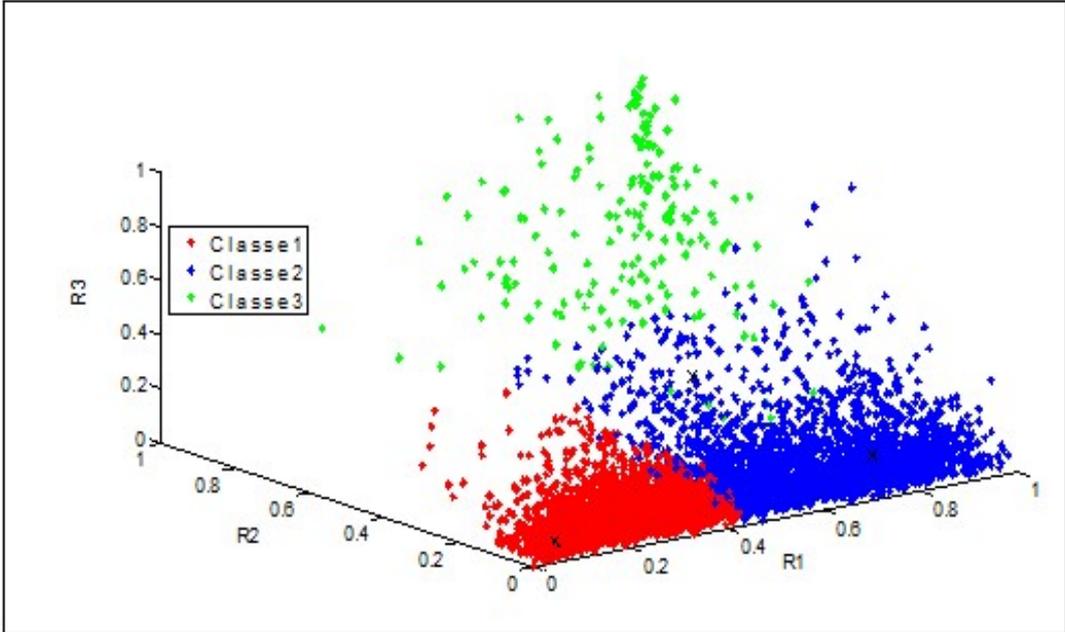


Figure IV.7: Représentation du résultat de classification obtenu pour les signaux test.

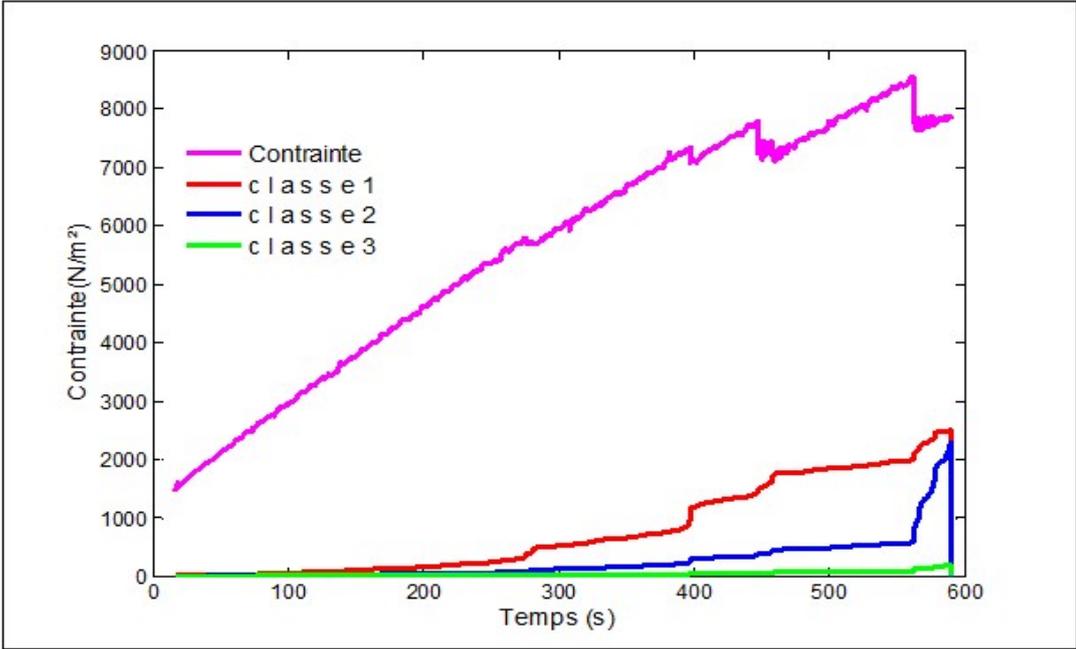


Figure IV.8 : Evolution de la contrainte et de nombre d'évènement en fonction du temps.

Conclusion Générale & Perspectives

Conclusion Générale & Perspectives

Ce travail de mémoire a été consacré au suivi de l'endommagement des matériaux composites par la technique d'Emission Acoustique (EA). Nous avons développé une méthode de classification automatique afin d'attribuer les signaux d'EA aux différents mécanismes d'endommagement pouvant survenir au cours de dégradation des matériaux composites.

Au cours de ce travail trois principaux modes d'endommagement ont été étudiés, à savoir : la fissuration matricielle, la décohésion fibre-matrice et la rupture des fibres.

La technique de classification est basée sur la décomposition des signaux d'EA en utilisant la transformée en ondelettes continue couplée par le critère d'entropie de Shannon. Lors de ce travail, des matrices des coefficients d'ondelettes spécifiques ont été établies à l'aide de processus d'apprentissage. Chaque matrice est associée à un mode d'endommagement particulier.

En outre, nous avons proposé des nouveaux descripteurs qui représentent les erreurs de reconstruction du signal par rapport à chaque classe des signaux d'EA. Ces derniers ont été calculés par l'introduction des matrices typiques lors de processus de reconstruction.

Notre système de classification a été appliqué sur les signaux utilisés pour l'apprentissage ainsi que sur des signaux réservés pour le test. Ces signaux ont été bien séparés et retrouvés dans leurs classes prévues. Ensuite, nous avons appliqué notre technique de classification sur des signaux obtenus en sollicitant des plaques composites de type Lap Shear. Les résultats obtenus coïncident bien avec ceux d'un travail qui a été réalisé et représenté auparavant dans la littérature.

En conclusion, les résultats de notre travail de mémoire ont montré d'une part la performance de la technique de classification mise en place et d'autre part la pertinence des descripteurs proposés.

Pour les travaux futurs, nous préconisons une étude sur l'optimisation du système de classification en faisant appel à une technique d'intelligence artificielle, par exemple : le réseau de neurones.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Y. Djebloun : " Etude de la rupture en mode I d'ouverture des matériaux composites" Magister en génie mécanique, UMKB, 2004.
- [2] "Qu'est-ce qu'un matériau composite",
<http://cluster-meca.fr/qu.est.ce.qu.un.materiau.composite-364500-5-41-45.php>
consulté le 28/04/2019.
- [3] A.Berthereau et E.Dallies : "Fibres de verre de renforcement ",10 janvier 2008.
<https://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/materiaux-th11/materiaux-composites-presentation-et-renforts-42142210/fibres-de-verre-de-renforcement-am5132/>
Consulté le 21/03/2019.
- [4] J.M.Berthelot : "Matériaux composites : comportement mécanique et analyse des structures", Masson, 1996.
- [5] F.T.Wallenberger et all:"Glass fibers ", Composites, ASM Handbook,vol 21, 2001.
- [6] "Résines époxy –Process de fabrication de résines époxy",
<https://guichon-vannes.com/faqs/resines-epoxy-process-de-fabrication-de-resines- epoxy/>
consulté le 07/03/2019.
- [7] P.E.Bourban, L.Carlsson et J.P.Mercier : "Matériaux composites à matrice organique", Manson, 2004.
- [8] C.Thomas : "Etude des mécanismes d'endommagement des composites fibres de carbone / matrice polyamide : application à la réalisation de réservoirs de stockage de gaz sous haute pression de type IV", Doctorat en Science et Génie des Matériaux, l'École nationale supérieure des mines de Paris ,2011.
- [9] "Le Contrôle Non Destructif : Généralités",
<https://www.technologuepro.com/cours-contrôle-non-destructif/chapitre-1-contrôle-non-destructif-generalites.html> consulte le 30/04/2019.
- [10] X.E.Gros : "Annales de Chimie Science des Matériaux", Volume 23,
Issues 7–8, Pages 981-990, Octobre–Décembre 1998.
- [11] C.Budink : "Essais non destructifs - Contrôle par ultrasons", publié le 10 oct. 1997.
<https://www.techniques-ingenieur.fr/base-documentaire/materiaux-th11/caracterisation-et-proprietes-d-usage-des-composites-42144210/essais-non-destructifs-am5407/>
Consulté 27/03/2019.
- [12] A.Satur : "Contrôle Non-Destructif, par la Technique Ultrasonore, Des Matériaux Composites", Doctorat en Sciences en Physique, USTHB, 2015.
- [13] T.L.Gall : "Simulation de l'émission acoustique : aide à l'identification de la signature acoustique des mécanismes d'endommagement ", Doctorat en Génie des Matériaux, L'institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2016.
- [14] "Produits Emission Acoustique",
https://www.epandt.com/produits_ea.html consulté le 09/04/2019.

Bibliographie

- [15] "Principaux paramètres mesurés sur une salve d'émission acoustique", https://www.researchgate.net/figure/Principaux-parametres-mesures-sur-une-salve-demission-acoustique_fig3_29603721 consulté le 06/04/2019.
- [16] R.Polikar : "The wavelet tutorial ", <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html> ,
Dept of Electrical and Computer Engineering Rowan University.
- [17] M.Laoudi et M.Meziane : "Apport de la transformée en ondelettes sur le contrôle non Destructif par signal ultrasonore", Ingénieur d'état en Electronique, USDB, septembre 2004.
- [18] J.W.Cooley et J.W.Tukey: "An Algorithm for the Machine Calculation of Complex Fourier Series", Mathematics of Computation, Vol. 19, April 1965.
- [19] G.Cormier : "Transformée de Fourier", Université de Moncton. Hiver 2013.
- [20] Ni.Q-Q et M.Iwamoto : "Wavelet transform of acoustic emission signals in failure of model composites", Engineering Fracture Mechanic, pp717–728, 2002.
- [21] Qi.G, A.Barhorst , J.Hashemi, G.Kamala : " Discrete wavelet decomposition of acoustic emission signals from carbon-fiber-reinforced composites". Composites Science and Technology, pp389–403,1997.
- [22] Qi.G : "Wavelet-based AE characterization of composite materials", NDT&E International, pp133–144, 2000.
- [23] S.Mallat : " A Wavelet Tour of Signal Processing ", ELSEVIER, second edition, October 9, 2008.
- [24] "Présentation générale :Traitement du signal et analyse", <http://www.tsi.telecom-paristech.fr/> Consulté le 20/03/2019.
- [25] S.M.debbal et F.Bereksi-reguig : "Choix de l'ondelette analysante et classification des signaux phonocardiogrammes en fonction des souffles surajoutés", Ingénieura en Electronique,Université A.B.Bekr Belkaid,Tlemcen 2005.
- [26] L.Laoumer : "Approche exploratoire sur la classification appliquée aux images", Doctorat , Université du Québec à Trois-Rivières , Avril 2006.
- [27] M.KOUDRI : " modèle de mélange gaussien : application sur les images cytologique" Master , Université Abou bakr belkaid Tlemcen ,2011.
- [28] S.A.Berrani , L.Amsaleg, et P.Gros : " Recherche par similarités dans les bases de données multidimensionnelles : panorama des techniques d'indexation ", Ingénierie des systèmes d'information, pp 65-90,2002.
- [29] G.Cleuziou : "Une méthode de classification non-supervisée pour l'apprentissage de règles et la recherche d'information", Doctorat en Informatique, 8/12/2004.

Bibliographie

- [30] J.Gabor, Székely et Maria L. Rizzo : " Hierarchical clustering via Joint Between-Within Distances: Extending Ward's Minimum Variance Method. ", Journal of Classification, vol. 22, n° 2, pp151-18 septembre 2005.
- [31] J.B.MacQueen : "Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations ", Applied Mathematics, Vol.7 No.15, September 12, 2016
- [32] "k-means, comment ça marche ? "
<https://lovelyanalytics.com/2016/09/06/k-means-comment-ca-marche/>
Consulté le 5/06/2019.
- [33] A.R.Oskouei ,H.Heidary, M.Ahmadi ,et M.Farajpur : "Unsupervised acoustic emission data clustering for the analysis of damage mechanisms in glass/polyester composites", Materials and Design, 2012.
- [34] M.G.R.Sause , A.Gribov , A.R.Unwin et S.Horn : "Pattern recognition approach to identify natural clusters of acoustic emission signals",Pattern Recognition Letters, pp17–23,2012.
- [35] T.H.Loutas et V.Kostopoulos : "Health monitoring of carbon/carbon, woven reinforced composites.Damage assessment by using advanced signal processing techniques. Part I: Acoustic emission monitoring and damage mechanisms evolution" ,Composites Science and Technology ,vol69, pp265–272,2009.
- [36] R.Gutkin , C.J.Green, S.Vangrattanachai, S.T.Pinho, P.Robinson et P.T.Curtis:
"On acoustic emission for failure investigation in CFRP : Pattern recognition and peak frequency analyses", Mechanical Systems and Signal Processing ,vol25, pp 1393–1407, 2011.
- [37] N.Godin, S.Huguet, R.Gaertner et L.Salmon : "Clustering of acoustic emission signals collected during tensile tests on unidirectional glass/polyester composite using supervised and unsupervised classifiers. ",NDT&E International 37, pp253–264,2004.
- [38] N. Godin, S. Huguet, R. Gaertner : "Integration of the Kohonen's self-organising map and k-means algorithm for the segmentation of the AE data collected during tensile tests on cross-ply composites",NDT&E International ,vol38,pp299–309 ,2005.
- [39] M.Moevus, N.Godin, M.R'Mili, D.Rouby, P.Reynaud, G.Fantozzi, et G.Farizy:
"Analysis of damage mechanisms and associated acoustic emission in two SiCf/[Si–B–C] composites exhibiting different tensile behaviours. Part II:Unsupervised acoustic emission data clustering",Composites Science and Technology,vol68,pp1258–1265,2008.
- [40] M.Johnson : " Classification et classification basée sur les formes d'onde des Transitoires AE dans les stratifiés composites à l'aide de l'analyse en composantes principales" ,NDT & E International, vol33,pp367–376, 2002.

Bibliographie

- [41] K.Esbensen et T.Midtgaard S.Schonkopf : "Multivariate analysis in practice, a training package" ,Camo AS, 1994.
- [42] R.De Oliveira et A.T.Marques : "Surveillance de la santé des PRF par émission acoustique et réseaux de neurones atriciels ", Ordinateurs et structures,vol86,pp367–373,2008.
- [43] N.Morizet, N.Godin, J.Tang, E.Maillet, M.Fregonese, et B.Normand : "Classification des signaux d'émission acoustique en ondelettes et forêts aléatoires: Application à la corrosion localisée ",Systèmes mécaniques et traitement du signal ,pp70-71,pp1026-1037, 2016.
- [44] J.Taghizadeh , M.Ahmadi et Najafabadi : "Classification des signaux d'émission acoustique recueillis au cours d'essais de traction sur des composites époxy renforcés de fibres de polypropylène de poids moléculaire ultra élevé, ultra-unidirectionnels, à l'aide de l'analyse en composants principaux", Journal russe des essais non destructifs, 2011, vol. 47,pp491–500. © Éditions Pléiades, ISSN 1061-8309 Ltée, 2011.
- Texte original en russe © Jahan Taghizadeh, Mehdi Ahmadi Najafabadi, publié dans Defektoskopiya, vol. 47, pp79–90, 2011.
- [45] A.Satur, S.Montrésor, M.Bentahar, R.Elguerjouma et F.Boubenider : "Acoustic emission signal denoising to improve damage analysis in glass fibre-reinforced composites", Nondestructive Testing and Evaluation, pp 65-79,2013.
- [46] A. Satur, S. Montresor, M. Bentahar, R. Elguerjouma, F.Boubenider : "New approach for damage mechanisms identification in glass-epoxy composites",pp 467-472, ACOUSTICS 2012, Nantes 2012.
- [47] A.Satur, S.Montrésor , M.Bentahar , R.El-Guerjouma , F.Boubenider : "Sparse Representations of Acoustic Emission Signal: Application to damage analysis In glass fiber reinforced composites", 13th International Symposium on Nondestructive Characterization of Materials, Le Mans, France, 2013.
- [48] A.Marec, J-H.Thomas, R.El-Guerjouma : "Damage characterization of polymer-based composite materials: multivariable analysis and wavelet transform for clustering acoustic emission data", Mech Syst Signal Process,vol22,pp1441–1464, 2008.
- [49] H.Loutas , V,Kostopoulos , C.Ramirez-Jimirez , M.Pharaoh : "Damage evolution in center-holed glass/polyester composites under quasi-static loading using time/frequency analysis of acoustic emission monitored waveforms", Compos Sci Technol,vol66,pp1366–1375, 2006.
- [50] P.De Groot,P, J.Wijmen, et R.Jaussen: " Real time frequency determination of acoustic emission for different fracture mechanisms in carbon/epoxy composites", Composites science and technology ,vol 55,405-41,1995.