

**CONTRÔLE DE SANTÉ ET CARACTÉRISATION DE
L'ENDOMMAGEMENT DE MATÉRIAUX COMPOSITES BASE
POLYMÈRE PAR ANALYSE MULTIVARIABLE TEMPORELLE ET
TEMPS-ECHELLE DE SIGNAUX D'ÉMISSION ACOUSTIQUE**
*INVESTIGATION OF DAMAGE MECHANISMS OF POLYMER
COMPOSITE MATERIALS: MULTIVARIABLE ANALYSIS BASED ON
TEMPORAL AND WAVELET FEATURES EXTRACTED FROM
ACOUSTIC EMISSION SIGNALS*

A. Marec^a, J.-H. Thomas^{a,b}, R. El Guerjouma^a,

^aLAUM, CNRS, Université du Maine, Av. Olivier Messiaen, 72085 LE MANS, France

^bENSIM, Université du Maine, rue Aristote, 72085 LE MANS, France

Tél. 02 43 83 36 12 – Fax. 02 43 83 35 20

^aE-mail: anne.marec.etu@univ-lemans.fr

Résumé

L'objectif de ce travail est la caractérisation de l'endommagement de matériaux composites base polymère et l'étude des mécanismes conduisant à leur rupture. L'émission acoustique (EA) qui correspond aux signaux acoustiques émis par ces matériaux sous sollicitation mécanique est utilisée pour caractériser les mécanismes d'endommagement et les discriminer. Des outils de reconnaissance des formes, l'analyse en composantes principales et la méthode de coalescence floue, sont proposés pour la classification non-supervisée des événements d'EA. Les résultats obtenus par cette étude multivariable appliquée à des matériaux complexes (sheet molding compound SMC, plis-croisés, bétons polymères, etc) sont encourageants, permettant d'identifier plusieurs mécanismes d'endommagement suivant la signature acoustique des signaux d'EA. Par ailleurs, les signaux d'EA issus des matériaux composites sont de nature non stationnaire. Ainsi, l'utilisation d'outils temps-échelle, tels que les transformées en ondelettes continues et discrètes, permet d'identifier de nouveaux descripteurs de signaux typiques d'émission acoustique (microfissuration matricielle et décohésions) conduisant à une meilleure caractérisation des mécanismes d'endommagement.

Abstract

The aim of this work is the characterization of damage mechanisms of polymer based composite materials and the analysis of time-to-failure mechanisms. The acoustic emission (AE), which corresponds to the acoustic signals generated from these materials under load, is used to characterize and identify the damage developments. Multivariable analysis based on fuzzy c-means clustering associated with a principal component analysis is used for the unsupervised clustering of the AE events. The results obtained with this method applied on complex composite materials (sheet molding compound SMC, cross-ply composites, polymer concretes, etc) give a good identification of the different damage mechanisms of the material under investigation. Furthermore, AE signals generated from composite materials are not stationary. Thus, continuous and discrete wavelet transforms are used to determine new relevant descriptors of typical AE signals (matrix cracking and interfacial debonding). These new descriptors are introduced in the clustering process and provide a better characterization of the damage mechanisms.

INTRODUCTION

L'objectif de ce travail est la discrimination des processus d'endommagement et l'étude des mécanismes conduisant à la rupture des matériaux composites base polymère et des bétons polymères. L'émission Acoustique (EA) [1], qui est une technique de contrôle non destructif (CND) ne nécessitant pas de signal ultrasonore excitateur, permet de capter l'énergie élastique libérée par les matériaux sous sollicitation. L'enjeu est de déterminer dans les salves d'EA des signatures permettant de caractériser les différents mécanismes intervenant durant le processus d'endommagement et d'estimer la durée de vie restante de ces matériaux. La plupart des analyses des données d'EA sont basées sur une analyse conventionnelle consistant à extraire des signaux temporels des descripteurs tels que l'amplitude du signal, l'énergie, etc [2]. Une amélioration apportée à cette approche consiste à envisager tous les descripteurs simultanément par une analyse statistique multivariable. Les caractéristiques intrinsèques des classes de signaux d'EA n'étant pas connues, une classification non-supervisée est employée associant un algorithme de classification de données multidimensionnelles (coalescence floue [3,4]) et une analyse en composantes principales (ACP) [5]. Cette méthode est appliquée à des matériaux complexes (sheet molding compound SMC, plis-croisés, bétons polymères, etc). Les résultats obtenus avec cette classification sont encourageants, permettant d'identifier plusieurs mécanismes d'endommagement suivant la signature des signaux d'EA.

Par ailleurs, les signaux d'EA issus des matériaux composites étant de nature non stationnaire, l'utilisation d'outils temps-échelle ou temps-fréquence permet de déterminer de nouveaux descripteurs. L'étude rapportée applique plus particulièrement les transformées en ondelettes continues et discrètes [6] à des signaux d'EA issus de tests de flexion statique trois-points sur un composite à plis croisés à matrice polyester renforcée par des fibres de verre. Des descripteurs quantitatifs temps-échelle sont extraits de ces transformées. Appliqués à des matériaux complexes, ils apportent des informations complémentaires permettant une meilleure caractérisation des mécanismes d'endommagement.

La première partie de l'article présente la méthode d'analyse statistique multivariable. La seconde partie concerne la définition de nouveaux descripteurs à partir des analyses en ondelettes. La dernière partie présente les résultats de classification obtenus avec les descripteurs usuels temporels et temps-échelle.

ANALYSE STATISTIQUE MULTIVARIABLE

Les méthodes d'analyse statistique multivariable permettent de classer des données, c'est-à-dire de trouver des rapprochements entre des groupes de données (ou classes) dans un espace multidimensionnel en analysant plusieurs paramètres (ou descripteurs) à la fois. Appliquées à l'émission acoustique, ces techniques de reconnaissance des formes permettent d'identifier parmi un grand nombre de signaux, caractérisés par un certain nombre de descripteurs qui peuvent être temporels, fréquentiels ou temps-fréquence, des classes de signaux ayant des paramètres proches et donc provenant de phénomènes d'endommagement identiques au sein d'un matériau.

Les données nécessaires à l'analyse sont regroupées en n vecteurs de forme à d composantes, chaque composante correspondant à un descripteur. Les descripteurs qui servent généralement à la classification sont ceux issus de l'étude temporelle: amplitude maximale du signal, énergie, durée, nombre de coups (nombre de franchissements de seuil par le signal sur toute sa durée), temps de montée (temps qui sépare le premier dépassement de seuil et l'amplitude crête du signal). La plupart de ces paramètres sont définis en fonction du choix d'un seuil lors de l'acquisition permettant de sélectionner les parties du signal ultrasonore correspondant à des salves d'émission acoustique. Ce seuil est généralement fixé à une valeur légèrement supérieure au bruit de fond.

Les algorithmes de classification divisent donc les n formes en un nombre M de classes, c'est-à-dire qu'ils construisent des frontières selon l'appartenance des formes aux classes et réalisent ainsi une partition de l'espace à d dimensions. La méthode utilisée est celle de la

coalescence floue ou C-means floues [3,4] qui réalise une classification non supervisée (ou classification automatique), la nature des classes n'étant pas connue *a priori*. De plus, la partition floue assigne chaque forme à chacune des classes avec des valeurs d'appartenance comprises dans l'intervalle [0,1] ce qui est intéressant dans le cas où les classes se chevauchent car chaque forme est localisée par rapport à l'ensemble des classes en présence.

La méthode de coalescence floue est associée à un algorithme de réduction des données: l'analyse en composantes principales (ACP) [5]. C'est une méthode mathématique d'analyse des données qui consiste à rechercher les directions de l'espace qui représentent le mieux les corrélations entre plusieurs variables. Ainsi, l'ACP permet d'analyser la répartition graphique des classes. En effet, une projection dans un espace de petite dimension, par exemple deux, facilite la visualisation des données. L'analyse en composantes principales est appliquée à la matrice (avec $n \times d$ dimensions) des descripteurs temporels obtenus à partir des n signatures acoustiques d'EA. Si les données ne se recouvrent pas trop, une classification automatique entre les classes peut être considérée. Ainsi, le choix des descripteurs les plus pertinents pour composer les vecteurs de formes peut être validé. L'ACP est aussi utilisée pour visualiser les classes obtenues par la classification automatique réalisée avec la méthode de coalescence floue. Cette visualisation, faisant ressortir les similitudes entre les formes, va permettre d'interpréter et de valider la classification obtenue.

ANALYSE EN ONDELETTES

Les outils actuellement utilisés pour l'identification des sources d'émission acoustique issus de matériaux composites sont de nature temporelle: nombre de coups, amplitude, etc. Cependant l'EA étant issue de déplacements locaux au sein des matériaux (création de microfissures, coalescence de fissures existantes, etc), les signaux correspondants sont souvent non stationnaires. C'est pour cela que des méthodes temps-échelle (temps-fréquence) suscitent l'intérêt des recherches actuelles. Ces méthodes sont utilisées pour déterminer des paramètres plus pertinents contenant des informations supplémentaires que les paramètres temporels ou fréquentiels. En effet, les paramètres issus de l'analyse temporelle sont insuffisants pour l'étude de l'endommagement des matériaux complexes (plis croisés, bétons, etc). L'étude rapportée applique plus particulièrement les transformées en ondelettes continues et discrètes aux signaux d'EA afin d'extraire des descripteurs quantitatifs améliorant la discrimination des processus d'endommagement au sein des matériaux.

La transformée en ondelettes continues (TOC) [6] d'un signal $f(t)$ s'écrit :

$$CW_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi' \left(\frac{t-b}{a} \right) dt,$$

avec a paramètre d'échelle (inversement proportionnel à la fréquence), b paramètre temporel, ψ l'ondelette mère et t représente le conjugué.

Le premier descripteur extrait des TOC correspond à la somme des modules au carré des coefficients d'ondelettes et est défini par [8]:

$$f_1(a, I_b) = \sum_b |CW_f(a,b)|^2, b \in I_b.$$

Le deuxième descripteur correspond au maximum des modules au carré des coefficients de la TOC, soit [8]:

$$f_2(a, I_b) = \max_b |CW_f(a,b)|^2, b \in I_b.$$

Ces deux descripteurs sont calculés pour chaque échelle sur une durée de signal effective notée I_b . Cette durée est définie à partir d'un seuil flottant qui correspond à un pourcentage (10%) de la valeur maximale des coefficients d'ondelettes. La durée du signal d'EA (I_b) correspond au temps pendant lequel les coefficients dépassent le seuil. Les descripteurs

correspondant aux échelles contenant les énergies les plus fortes sont sélectionnés comme nouveaux descripteurs.

La transformée en ondelettes discrètes (TOD) [6], qui permet de décomposer chaque signal d'EA sur une base orthogonale d'ondelettes, est défini par :

$$DW_f(j,k) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi_{j,k}^t(t)dt, \psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2}\psi(2^{-j}t-k),$$

où les $DW_f(j,k)$ sont les coefficients de la TOD, j représente l'échelle ou le niveau de décomposition et k le temps, $f(t)$ est le signal analysé et ψ l'ondelette analysante.

La TOD permet une analyse multirésolution d'un signal en le décomposant en plusieurs signaux appartenant à des bandes fréquentielles contiguës. Les signaux correspondant aux

bandes basses fréquences $\left[0 \frac{f_e}{2^{j+1}}\right]$ sont les approximations et ceux des bandes hautes

fréquences $\left[\frac{f_e}{2^{j+1}} \frac{f_e}{2^j}\right]$ sont les détails, f_e étant la fréquence d'échantillonnage.

La TOD peut aussi fournir des nouveaux descripteurs pertinents à ajouter dans l'analyse statistique multivariable, par exemple [8]:

$$f_3(j) = \max_k (TD_f(j,k)^2),$$

avec $TD_f(j,k)$ les coefficients des détails de chaque niveau de décomposition j . Ce descripteur correspond au maximum des coefficients des détails au carré, calculé pour les niveaux de décomposition contenant les niveaux d'amplitude les plus significatifs.

CLASSIFICATION DES DONNEES D'EA

Dans cette partie, nous présentons les résultats obtenus avec la méthode de classification de coalescence floue, d'une part en utilisant les descripteurs temporels usuels et d'autre part avec les nouveaux descripteurs issus de l'analyse temps-échelle présentés ci-dessus. L'étude est menée sur un composite à plis croisés à matrice polyester renforcée par des fibres de verre contenant 8 plis orientés alternativement à 0° et 90° par rapport à l'axe de sollicitation et de dimensions: 21×280×2 mm³. Ce matériau est soumis à un test de flexion statique trois-points. Durant le processus de dégradation de ce type de matériaux composites sollicités en flexion, deux mécanismes d'endommagement ont été identifiés à partir de leur signature acoustique: la fissuration de la matrice (caractérisée par des signaux de type A) et la décohésion interfaciale fibres-matrice (signaux de type B) [7]. Dans cet essai, l'épaisseur du matériau étant petite, aucune délamination n'est générée.

La classification par la méthode de la coalescence floue est tout d'abord menée avec les descripteurs temporels avec deux classes correspondant aux deux mécanismes identifiés. En effet, chacune des classes est associée *a posteriori* à un mécanisme d'endommagement en comparant certains descripteurs, et en particulier l'amplitude des salves à l'intérieur des classes, avec la littérature traitant des caractéristiques des types d'endommagement [7,8,9]. Les descripteurs utilisés sont la durée, l'amplitude, le nombre de coups et le temps de montée des signaux d'EA. Une analyse en composantes principales (ACP) est ensuite utilisée pour permettre la visualisation des résultats de la classification dans un espace à deux dimensions (Figure 1). La projection des vecteurs formes composés des descripteurs dans cet espace montre que les deux classes d'endommagement pressenties sont bien identifiées. Cependant, la séparation entre les différentes classes n'est pas évidente dans les zones frontalières. En effet, certaines formes se recouvrent et donc ne facilitent pas une classification automatique dans ces zones. Pour améliorer la classification, on peut prendre en compte des descripteurs plus pertinents pour composer les vecteurs de forme.

Ainsi, la même étude est réalisée en prenant comme composantes des vecteurs formes, les descripteurs temps-échelle présentés ci-dessus. Une ACP est utilisée pour visualiser les formes composées de six nouveaux descripteurs: la durée I_b , les descripteurs f_1 et f_2 et le paramètre f_3 pour trois niveaux de décomposition (Figure 2) [8]. Cette projection dans un plan montre que la distribution des formes ne présente pas de recouvrement. Ainsi, la classification des données est facilitée et l'identification des mécanismes d'endommagement est améliorée.

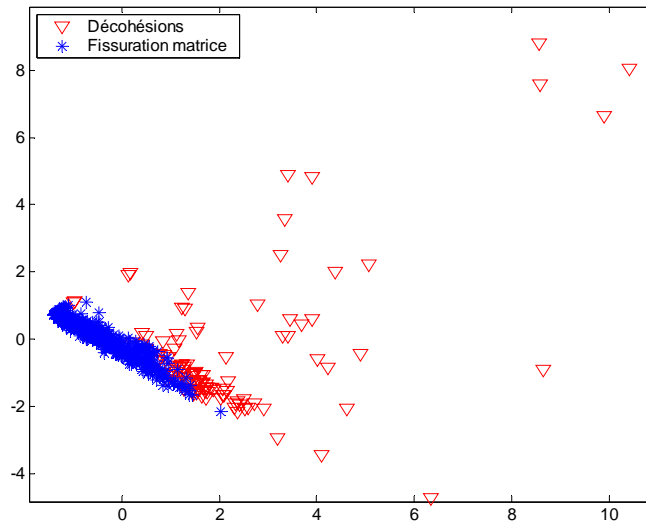


Figure 1 – Composite à plis croisés sollicité en flexion statique trois-points : ACP de la classification obtenue par la méthode de la coalescence floue avec les descripteurs temporels (90% d'informations sauvegardées).

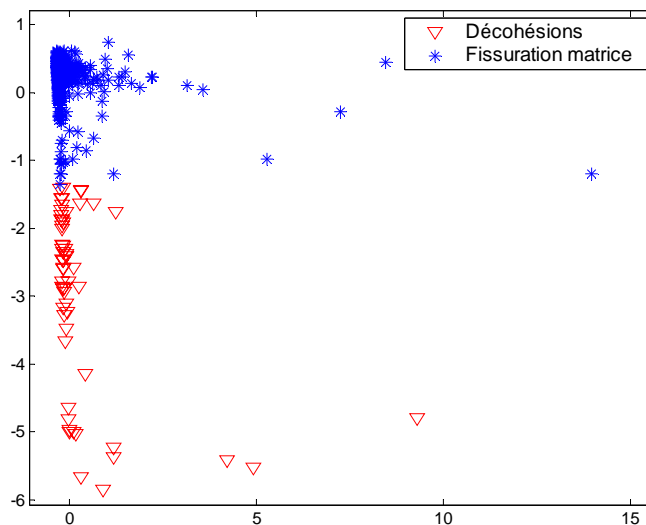


Figure 2 – Composite à plis croisés sollicité en flexion statique trois-points : ACP de la classification obtenue par la méthode de la coalescence floue avec les descripteurs temps-échelle (80% d'informations sauvegardées).

Cette méthode de classification permet également de reconnaître au fil du temps les différents mécanismes d'endommagement subis par les matériaux (Figure 3). La représentation de l'apparition des deux types de signaux pendant l'essai montre la prédominance de la microfissuration matricielle dès le début de l'essai mais également l'apparition de décohésions fibres-matrice. Cette méthode a été validée sur des composites modèles unidirectionnels et donne des résultats satisfaisants même pour des matériaux dont les mécanismes d'endommagement sont moins maîtrisés tels que les composites à plis croisés, les SMC et les bétons synthétiques [8].

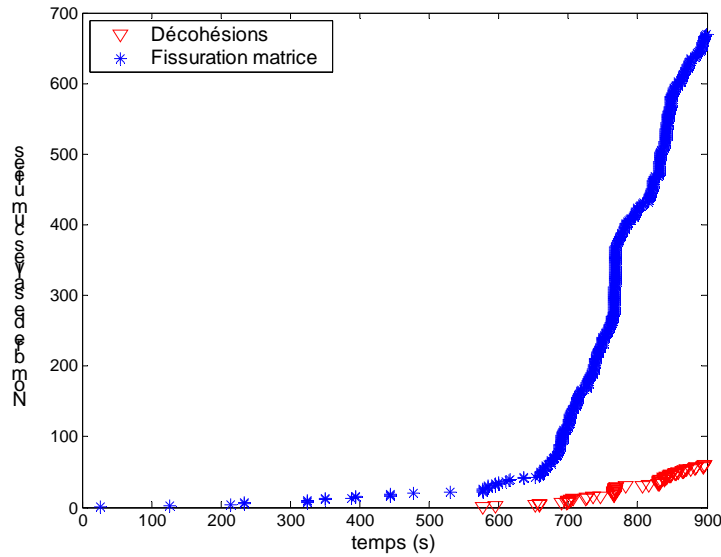


Figure 3 – Composite à plis croisés sollicité en flexion statique trois-points : chronologie d'apparition des deux classes de signaux pendant l'essai.

CONCLUSION

La méthode de coalescence floue est associée à une ACP pour réaliser une classification automatique des données d'EA afin de discriminer les mécanismes d'endommagement à partir de ces signaux. La classification réalisée avec les descripteurs temporels permet d'identifier les différents types d'endommagement intervenant dans des matériaux composites complexes. Cette méthode permet également de suivre l'évolution des types d'endommagements jusqu'à la rupture du matériau. Il est ainsi possible d'identifier les mécanismes les plus critiques.

Une analyse en ondelettes appliquée aux signaux d'EA, de nature non stationnaire, a permis de définir des nouveaux descripteurs plus pertinents que les descripteurs temporels usuels. L'utilisation de ces nouveaux descripteurs dans le processus de classification permet d'améliorer la discrimination des différents types d'endommagement des matériaux composites. Les perspectives de ce travail sont d'appliquer cette méthode à des matériaux plus complexes faisant intervenir d'autres types d'endommagement lors de leur sollicitation mécanique. La reconnaissance des différentes sources d'endommagement au cours du temps pourrait aussi permettre une estimation de la durée de vie d'un matériau au cours du temps.

REFERENCES

- [1] K. Ono, Acoustic emission, Encyclopedia of acoustics, Wiley, 1997.
- [2] M. Giordano, A. Calabro, C. Esposito, A. Lizza, A. D'amore, L. Nicolais, An acoustic emission characterization of the failure modes in polymer-composite materials, *Comp. Sci. and Techn.*, vol. 58, 1997, pp. 1923-8.
- [3] B. Dubuisson, Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes, Hermès Sci. Pub., 2001.
- [4] J.C. Bezdek, Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms, Plenum Press, New-York, 1981.
- [5] I.T. Jolliffe, Principal Component Analysis, Springer-Verlag, 1986.
- [6] S. Mallat, A wavelet tour of signal processing, New York: Academic Press, 1998.
- [7] N. Godin, S. Hugué, 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*, vol. 38, 2005, pp. 299-309.
- [8] 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, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, doi:10.1016/j.ymssp.2007.11.029.
- [9] M. Giordano, A. Calabro, C. Esposito, A. D'Amore, L. Nicolais, An acoustic-emission characterization of the failure modes in polymer-composite materials, *Comp. Sci. and Techn.*, vol. 58, 1998, pp. 1923-1928.