

Discrimination des processus d'endommagement de matériaux composites : étude multivariable et transformée en ondelettes de signaux d'émission acoustique

Anne MAREC, Jean-Hugh THOMAS, Rachid EL GUERJOURA

Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Maine (UMR CNRS 6613)
Avenue Olivier Messiaen, 72085 Le Mans Cedex 09, France

anne.marec.etu@univ-lemans.fr, jean-hugh.thomas@univ-lemans.fr, rachid.elguerjouma@univ-lemans.fr

Résumé – L'objectif du travail est l'étude par émission acoustique (EA) des processus d'endommagement qui conduisent à la rupture des matériaux composites complexes. Des outils de reconnaissance des formes, l'analyse en composantes principales et la coalescence floue, sont proposés pour la classification des événements d'EA. Les classes obtenues par cette étude multivariable sont corrélées aux processus d'endommagement des matériaux sous contrainte mécanique. Cette méthode donne des résultats convaincants sur des composites complexes tels que les composites à plis croisés base polymère à fibre de verre, les composites à fibres courtes SMC (Sheet Molding Compound) et les bétons synthétiques. Par ailleurs, les signaux d'émission acoustique 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 de déterminer de nouveaux descripteurs des signaux d'émission acoustique conduisant à une meilleure caractérisation des mécanismes d'endommagement. Ces transformées sont appliquées à des signaux typiques de la fissuration matricielle et de la décohésion fibres-matrice issus d'un test de traction uniaxiale sur un composite unidirectionnel.

Abstract – Acoustic emission (AE) is used to discriminate the damage mechanisms in composite materials. One of the remaining problems is the analysis of the AE data signals in order to identify the different sources of damage. In this work, unsupervised pattern recognition analyses (fuzzy c-means clustering) associated with a principal component analysis are the tools for the classification of the monitored AE events. A cluster analysis of AE data is achieved and the resulting clusters are correlated to the damage mechanisms of the material under investigation. After being validated on well-known fibre-matrix composites, this method gives good results on complex composites such as glass fiber/polyester cross-ply composites, Sheet Molding Compound (SMC) and synthetic concretes. Furthermore, AE signals generated by heterogeneous materials are not stationary. Thus, time-scale or time-frequency methods are used to determine new relevant descriptors to be introduced in the classification process in order to provide a better characterization of damage mechanisms. Continuous and discrete wavelet transforms are applied on typical AE signals of glass fiber/polyester composites such as matrix cracking, interfacial debonding... Time-scale descriptors are defined from these wavelets and provide a better discrimination of damage mechanisms than usual time-based descriptors.

1 Introduction

L'objectif du travail est l'étude des processus d'endommagement qui conduisent à la rupture des matériaux composites à matrice polymère renforcée par des fibres de verre, matériaux largement utilisés dans le domaine industriel (automobile, aéronautique, ...). Les techniques mises en oeuvre pour cette étude appartiennent au contrôle non destructif (CND) mais ne nécessitent pas de signal ultrasonore excitateur. Il s'agit de l'émission acoustique (EA) qui permet de capter l'énergie élastique libérée par le matériau sous sollicitation [1]. Les capteurs utilisés en EA sont des capteurs piézo-électriques avec une bande passante allant de 100 kHz à 1 MHz et présentant un pic de résonance aux alentours de 300 kHz. 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 des matériaux. La plupart des analyses des données d'EA sont actuellement basées sur une analyse conventionnelle [2] consistant à visualiser des descripteurs temporels. La plupart de ces paramètres sont définis par rapport à un

seuil d'acquisition qui est fixé à une valeur légèrement supérieure au bruit de fond. Ces descripteurs classiques sont : l'amplitude maximale du signal, l'énergie, le temps de montée (temps qui sépare le premier dépassement de seuil et l'amplitude crête du signal) et le nombre de coups (nombre de franchissements de seuil par le signal sur toute sa durée)... Une amélioration apportée à cette méthode 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, situant l'étude dans une démarche récente plus quantitative de l'EA [3, 4]. Toutefois, l'originalité de l'étude proposée se traduit par l'association d'un algorithme de classification de données multidimensionnelles (coalescence floue) et d'une analyse en composantes principales (ACP). De plus, notre travail concerne des matériaux réputés plus complexes (Sheet Molding Compound (SMC), plis-croisés sollicités en fluage...). Ce sont des matériaux composites dont les mécanismes d'endommagement sont moins maîtrisés et il existe peu d'étude sur ces types de matériaux.

Les résultats obtenus par la classification sont encourageants, permettant de discriminer plusieurs mécanismes d'endommagement suivant la signature des signaux d'EA. Par ailleurs, les signaux d'émission acoustique issus des matériaux composites sont de nature non stationnaire. Ainsi, l'utilisation d'outils temps-échelle ou temps-fréquence se justifie pour la détermination d'autres descripteurs permettant une caractérisation plus détaillée des salves et par là même des mécanismes d'endommagement. De nombreuses études ont montré de manière qualitative que les transformées en ondelettes continues et discrètes constituent un outil efficace de discrimination pour différents composites et sous des sollicitations mécaniques distinctes [5-8]. L'étude rapportée applique donc ces deux méthodes à des signaux typiques de la fissuration matricielle et de la décohésion fibres-matrice issus d'un test de traction uniaxiale sur un composite unidirectionnel à matrice polyester renforcée par des fibres de verre. Des descripteurs quantitatifs temps-échelle sont extraits de ces transformées. Les résultats obtenus sont prometteurs et apportent des informations complémentaires. Une première partie de l'article vise à présenter les résultats de l'analyse multidimensionnelle utilisant les descripteurs temporels usuels de l'EA. La seconde partie introduit les nouveaux descripteurs déterminés par analyse en ondelettes ainsi que les résultats associés.

2 Analyse statistique multivariable

Les méthodes d'analyse statistique multivariable permettent de définir les ressemblances ou les différences entre les données en prenant en compte d descripteurs. Les données, regroupées en vecteurs de forme à d composantes, chaque composante correspondant à un descripteur, sont classées selon le principe de reconnaissance des formes. Pour ce faire, la méthode de coalescence floue utilisée est celle des C-means flous [9, 10]. Les descripteurs qui servent à la classification sont ceux issus de l'étude temporelle (amplitude, énergie, nombre de coups, temps de montée. . .). Des composites à plis croisés contenant 12 plis orientés à $\pm 62^\circ$ par rapport à l'axe de sollicitation, notés $[\pm 62^\circ]_{12}$ sont soumis à des tests de fluage, dans lesquels un échelon de contrainte est imposé et l'évolution de la déformation est suivie en fonction du temps [10]. Durant le processus de dégradation des matériaux composites, plusieurs mécanismes d'endommagement à l'échelle microscopique peuvent intervenir selon le type de composite et la direction de sollicitation par rapport à la direction des renforts. Dans cet essai, trois mécanismes d'endommagement ont été identifiés à partir de leur signature acoustique (figure 3) : la fissuration de la matrice (caractérisée par des signaux de type A), la décohésion interfaciale fibres-matrice (signaux de type B) et le délaminage (signaux de type D). La classification par la méthode de la coalescence floue est menée avec trois classes correspondant aux trois 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

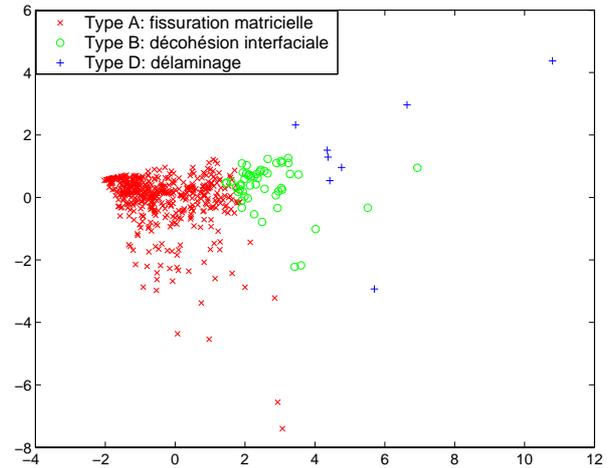


FIG. 1 – Composite à plis croisés $[\pm 62^\circ]_{12}$ sollicité en fluage : classification par la méthode de la coalescence floue et visualisation des données par une analyse en composantes principales (81% d'informations sauvegardées).

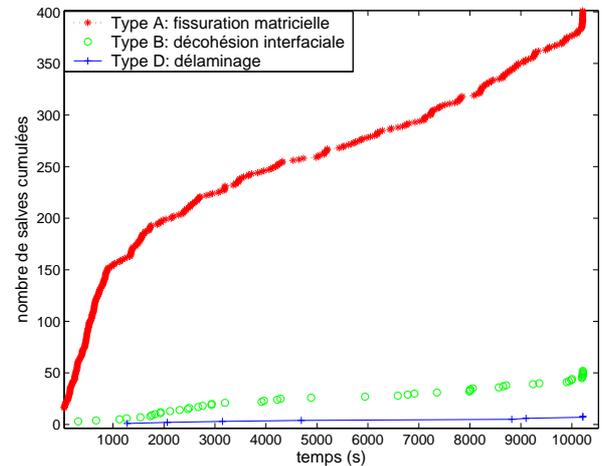


FIG. 2 – Composite à plis croisés $[\pm 62^\circ]_{12}$ sollicité en fluage : chronologie d'apparition des 3 classes de signaux pendant l'essai.

des caractéristiques des types d'endommagement [3, 4]. Une analyse en composantes principales (ACP) est ensuite utilisée pour permettre la visualisation des résultats de la classification. Le résultat obtenu, présenté sur la figure 1, montre que les trois classes d'endommagement pressenties sont clairement identifiées. Cette méthode de classification dite non-supervisée permet également de reconnaître au fil du temps les types d'endommagement subis par les matériaux. La représentation en figure 2 de l'apparition des 3 types de signaux pendant l'essai montre la prédominance de la microfissuration matricielle mais également l'apparition de décohésions fibres-matrice et l'initiation de délaminage dès le début de l'essai. 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.

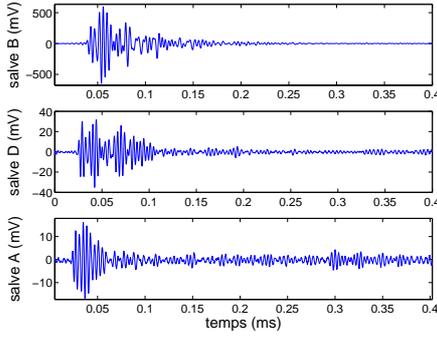


FIG. 3 – Exemples de signal de type A représentatif d’une microfissuration matricielle, de signal de type B représentatif d’une décohésion fibres-matrice et de signal de type D représentatif d’un délaminage.

3 Etude temps-échelle

3.1 Transformée en ondelettes continues

Une transformée en ondelettes continues (TOC) [11] est appliquée sur un échantillon de signaux de type A (fissuration de la matrice) et de type B (décohésion fibres-matrice) (voir figure 3). La transformée en ondelettes d’un signal $f(t)$ s’écrit :

$$CW_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (1)$$

avec a paramètre d’échelle, b paramètre temporel, ψ l’ondelette mère et $*$ représente le conjugué. Le paramètre d’échelle a est inversement proportionnel à la fréquence. La visualisation des carrés des modules des coefficients d’ondelettes $CW_f(a, b)$ sur les figures 4 et 5 (paramètre d’échelle en fonction du paramètre temps) met clairement en évidence, à différentes échelles, des zones de forte énergie caractéristiques de chacun des modes d’endommagement (fréquence d’échantillonnage f_e fixée à 5 MHz). La

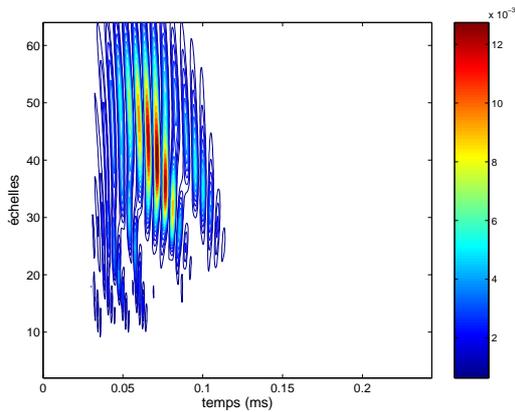


FIG. 4 – Image temps-échelle obtenue par une transformée en ondelettes continues : signal de type A représentatif d’une microfissuration matricielle.

représentation temps-échelle apparaît ainsi comme un outil adapté pour la définition de nouveaux descripteurs pouvant être intégrés dans les méthodes de classification présentées et susceptibles de les améliorer. Le premier descrip-

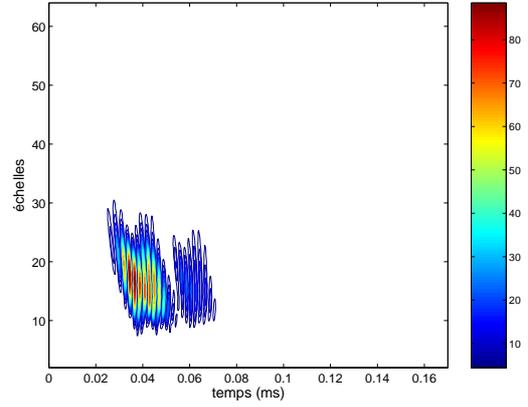


FIG. 5 – Image temps-échelle obtenue par une transformée en ondelettes continues : signal de type B représentatif d’une décohésion fibres-matrice.

teur extrait de ces transformées correspond à la somme des modules au carré des coefficients d’ondelettes et s’écrit :

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

Le deuxième descripteur est le maximum des modules au carré des coefficients de la TOC :

$$f_2(a, I_b) = \max |CW_f(a, b)|^2, b \in I_b \quad (3)$$

Ces deux descripteurs sont calculés pour chaque échelle sur une durée de signal effective 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 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. Pour les signaux A et B précédents, deux échelles sont considérées : $a=18$ (fréquence de 195 kHz) pour le descripteur f_1 et $a=36$ (fréquence de 100 kHz) pour f_2 . La visualisation des trois descripteurs f_1 , f_2 et I_b pour 42 signaux de type A et 25 signaux de type B montrent (figure 6) que les deux types d’endommagement sont bien discriminés et sont mieux différenciés qu’avec les descripteurs temporels usuels.

3.2 Transformée en ondelettes discrètes

L’application d’une transformée en ondelettes discrètes (TOD) permet de décomposer chaque signal d’EA sur une base orthogonale d’ondelettes [11]. Elle s’écrit :

$$DW_f(j, k) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi_{j,k}^*(t) dt, \psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (4)$$

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 utilisée pour l’analyse. L’analyse permet de décomposer le signal étudié en plusieurs signaux appartenant à des bandes fréquentielles contigües. Les signaux correspondant aux bandes basses fréquences $[0, \frac{f_e}{2^{j+1}}]$ sont les approximations et ceux des bandes hautes fréquences $[\frac{f_e}{2^{j+1}}, \frac{f_e}{2^j}]$ sont les détails,

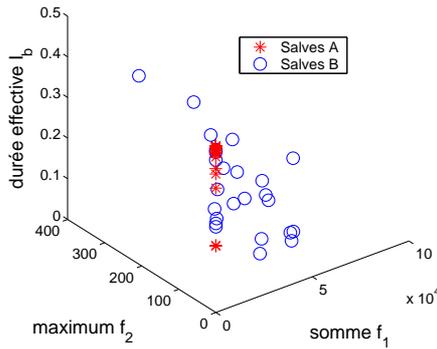


FIG. 6 – Visualisation des formes extraites d'un échantillon de signaux A et B dans un espace à trois dimensions constitué des descripteurs f_1 , f_2 et I_b .

f_e étant la fréquence d'échantillonnage fixée à 5 MHz. Les ondelettes de Daubechies ont été utilisées pour la décomposition des signaux d'EA de type A et B sur cinq niveaux. Les ondelettes de Daubechies ont été choisies comme ondelettes analysantes parce que ce sont des ondelettes orthogonales, à support compact, non symétriques et dont la forme ressemble à des signaux d'EA. Un signal référence de type B est ensuite sélectionné. Il s'agit de comparer sa décomposition à un niveau de résolution avec celles obtenues par TOD des autres salves. Plusieurs niveaux de décomposition sont exploités. A titre d'exemple, les détails reconstruits sur la durée du signal sont visibles sur la figure 7 pour le niveau de décomposition 4. Des coefficients de corrélation sont ensuite calculés entre les détails pour chaque niveau de décomposition. Les valeurs absolues des coefficients de corrélation concernant trois zones fréquentielles prépondérantes (détails D3 (312-625 kHz), D4 (156-312 kHz) et D5 (78-156 kHz)) sont sélectionnées et définissent un vecteur forme à trois paramètres. Chaque paramètre est normalisé dans $[0,1]$, la valeur 1 correspondant au maximum de corrélation. Les composantes d'une forme construite à partir d'un signal de type A en référence au signal typique B montrent des valeurs faibles, indiquant une faible corrélation entre les deux types de salves.

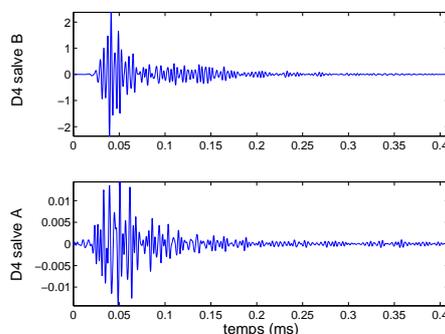


FIG. 7 – Coefficients reconstruits sur la durée de la salve des détails D4 d'un signal de type B et d'un signal de type A avec un coefficient de corrélation de 0.09.

4 Conclusion

Les méthodes de coalescence floue et d'analyse en composantes principales sont utilisées pour mieux discriminer les différents mécanismes d'endommagement à partir de l'EA. Les classifications obtenues par la méthode de coalescence floue appliquée à des formes constituées de descripteurs temporels usuels pour l'EA, donnent des résultats convaincants pour l'identification des différents modes d'endommagement, notamment pour les matériaux les plus complexes en particulier les composites base polymère à plis croisés. Cependant, la classification peut être améliorée par l'utilisation de descripteurs plus pertinents. La nature non stationnaire des signaux d'EA a conduit à l'étude de méthodes temps-échelle applicables à l'EA dans le but d'améliorer l'identification des différents types d'endommagements. Les transformées en ondelettes continues et discrètes présentées permettent de différencier qualitativement différents types de signaux d'EA et d'en extraire de nouveaux descripteurs quantitatifs. Ces descripteurs s'avèrent plus discriminants que certains paramètres temporels, la prochaine étape de notre travail consistant à sélectionner parmi ces descripteurs et parmi d'autres ceux qui sont les plus pertinents pour la reconnaissance des mécanismes d'endommagement.

Références

- [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*. Composites Sciences and Technology, 1997, 58 :1923-8.
- [3] N. Godin, S. Huguet, R. Gaertner, L. Salmon. *Clustering of acoustic emission signals collected during tensile tests on unidirectional glass/polyester composite using supervised and unsupervised classifiers*. NDT&E International, 2004, 37 :253-264.
- [4] 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, 2005, 38 :299-309.
- [5] T.H. Loutas, G. Sotiriades, V. Kostopoulos. *On the application of wavelet transform of AE signals from composite materials*. Proc. of European WG on AE, Berlin, 2004, 433-445.
- [6] D.B.B. Ferreira, R.R. Da Silva, J.M.A. Rebello, M.H.S. Siqueira. *Failure mechanism characterisation in composite materials using spectral analysis and the wavelet transform of acoustic emission signals*. INSIGHT, 2004, 46(5) :282-289.
- [7] G. Qi, A. Barhorst, J. Hashemi, G. Kamala. *Discrete wavelet decomposition of acoustic emission signals from carbon-fiber-reinforced composites*. Composites Science and Technology, 1997, 57 :389-403.
- [8] H. Suzuki, T. Kinjo, Y. Hayashi, M. Takemoto, K. Ono. *Wavelet transform of acoustic emission signals*. Journal of acoustic emission, 1996, 14(2) :69-84.
- [9] B. Dubuisson. *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*. Hermès Science Pub, 2001.
- [10] A. Marec, J.-H. Thomas, R. El Guerjouma. *Etude multivariante par émission acoustique de l'endommagement et de la rupture des matériaux composites sollicités en fluage*. 8ème Congrès Français d'Acoustique SFA, Tours, 2006.
- [11] S. Mallat. *A wavelet tour of signal processing*. New York : Academic Press, 1998.