

Analyse d'image pour l'extraction de paramètres et la classification de signaux d'échographie ultrasonore

N.Colin, P.Simard, P.Gaillard

URA CNRS n°817-Heudiasyc-Université de Technologie de Compiègne
BP 649, 60206 Compiègne Cedex, France

RÉSUMÉ

ABSTRACT

Cet article présente une méthode originale pour obtenir des paramètres très discriminants à partir de signaux provenant d'une échographie ultrasonore d'une surface plane. Cette méthode consiste à construire des images en accolant les signaux provenant de points de mesure voisins et à analyser ces images globalement à l'aide d'algorithmes appropriés. Ainsi, une information supplémentaire liée à la cohérence entre signaux proches apparaît.

We present here an original method to obtain strong features from ultrasonic NDT signals of a plane surface. The major point of this method consists in building images by laying side by side the measured signals, and by processing them with texture algorithms. We then obtain informations due to the coherency between two bordering signals, which may improve the classification.

I. Introduction :

L'utilisation des ultrasons pour le contrôle non destructif de matériaux est une pratique désormais courante [1]-[2], mais susceptible à notre avis d'être encore étendue. Son application se limite pour l'instant à la détection de réflecteurs dans le matériau testé, suffisamment éloignés des interfaces pour que l'écho puisse être distingué [3]. On peut envisager par exemple d'améliorer la détection proche des interfaces par des approches déconvolutives[4], et on peut également essayer de caractériser l'état mécanique d'un matériau par des paramètres extraits des signaux d'échographie. Dans ce dernier cas, ce ne sont plus des échos correspondant à un défaut qu'il s'agit de déceler, mais d'avantage de classer la réponse du matériau à l'onde ultrasonore qui s'y propage selon des paramètres tirés de cette réponse. Dans le cas qui nous intéresse ici, il s'agit de distinguer dans des plaques de matériaux composites fibres de verre-époxy, les zones où le taux de fibres de verre dépasse une valeur admissible (60%) [3]-[5]. La figure 3 présente

quelques échantillons des signaux mesurés sur de telles zones, et sur des zones saines.

2. Cadre expérimental

Le matériau testé est un composite unidirectionnel réalisé à partir de fibres de verre et de résine époxy moulé par pression. Il se présente sous la forme de plaques rectangulaires composées de 15 couches de préimprégnés de 0.7mm d'épaisseur. L'échographie est réalisée à l'aide d'un transducteur émetteur récepteur à bande étroite résonnant à 2.25MHz, et focalisé sur la face inférieure de la plaque (fig 1). Les signaux sont digitalisés sur 512 points et la fréquence d'échantillonnage est de 50MHz. Sur chaque plaque, on effectue les acquisitions en balayant la surface de façon à obtenir 40 signaux sur 24 lignes (fig 2), soit 960 signaux. Par la suite, nous admettrons l'abus de langage suivant: Signaux "sain" signifiera "signaux enregistrés sur une zone saine" et Signaux "verre"



signifiera "signaux enregistrés sur une zone à taux de verre anormal".

3. Essais de discrimination par EPL.

La représentation temporelle des signaux enregistrés sur des zones saines présentent dans une majorité de cas une zone centrale en forme de sinusoïde amortie. Cet aspect régulier et périodique laissait penser que ces signaux pourraient être modélisés par un modèle autorégressif. En revanche, il semblait probable que les signaux "verre" réagiraient mal à ce type de modélisation.

La zone centrale des signaux, c'est-à-dire la partie des enregistrements comprise entre l'écho d'interface et l'écho de fond a donc été modélisée de cette façon:

$$x_{ij}(n) = - \sum_{l=1}^p a(l)x_{ij}(n-l)$$

L'ensemble des coefficients de prédiction $a(l)$ est généralement estimé à l'aide des statistiques d'ordre 2 du signal observé. Afin d'affiner le modèle dans le cas qui nous intéresse ici, l'estimation a été réalisée à partir d'un ensemble de K signaux considérés comme très représentatifs des signaux sains. Si chacun de ces signaux devait être modélisé de manière optimale avec le même jeu de coefficients de prédiction, il est assez simple de montrer que c'est alors la somme des variances des erreurs de prédiction qui doit être minimisée [11]. D'où le système à résoudre:

$$\mathbf{R} \cdot \mathbf{a} = \mathbf{B}$$

avec \mathbf{R} : matrice de Toeplitz dont les éléments

$$R_{ij} = \sum_{l=1}^K R_l(j-i)$$

sont les sommes des valeurs des fonctions d'autocorrélation calculée pour chacun des K signaux.

$\mathbf{a} = [a(1) \ a(2) \ \dots \ a(p)]^T$ coefficients du modèle

$$\text{et } \mathbf{B} = \left[\sum_{l=1}^K R_l(0) \ ; \ \sum_{l=1}^K R_l(1) \ ; \ ; \ ; \ ; \ \sum_{l=1}^K R_l(p-1) \right]^T$$

La résolution de ce système a été réalisée en utilisant l'algorithme de Levinson et en faisant varier l'ordre du modèle et le nombre de signaux K utilisés. En utilisant ce modèle, l'erreur de prédiction devrait être plus faible pour les signaux "sain" que pour les signaux "verre". Le tableau 4 montre que cette erreur ne permet pas une classification entre les signaux "sain" (codes S*) et les "verre"(codes V*).

A la suite de cette étude une analyse en ondelette utilisant l'algorithme de Mallat a été tentée pour

essayer de mettre en évidence des non stationnarités supplémentaires dans les signaux verres.[11]. Les résultats obtenus ont fait l'objet de la communication [6].

4. Traitement d'Image [11]

Les résultats obtenus par les analyses signal par signal ne donnant pas des résultats satisfaisants, une approche globale a été tentée.

Les points de mesure sur la plaque ne sont séparés que de quelques millimètres. On peut donc penser que des signaux provenant de zones voisines vont présenter une certaine cohérence. C'est cette information de cohérence que l'on va chercher à utiliser.

Il s'agit tout d'abord de construire une image en accolant les 40 signaux d'une même colonne de mesure (fig 5), et en les recalant correctement sur la position de l'écho d'interface. L'image obtenue est alors codée sur 256 niveaux de gris. Cette image 512x40 offre une vue d'ensemble d'une colonne de mesure.

Afin d'améliorer la dynamique du codage, il y a lieu de supprimer l'écho d'interface et de ne coder que la zone centrale et éventuellement l'écho de fond.

Les images obtenues par cette technique présentent un aspect texturé peu contrasté. On améliore considérablement ce contraste en réalisant une égalisation de l'histogramme, c'est-à-dire en uniformisant la densité de probabilité des niveaux de gris. Cette opération a été réalisée en utilisant l'algorithme de Haralick [7] qui présente l'avantage de pouvoir fixer à l'avance le nombre de niveaux de gris souhaités. La figure 6 montre des exemples d'images obtenues à partir de signaux "sain" ou de signaux "verre".

Afin d'extraire de ces images des paramètres susceptibles de classer ces plaques, deux techniques d'analyse de texture ont été mises en oeuvre [8]-[9]-[10]:

- La méthode des matrices de cooccurrences de niveaux de gris, qui consiste à estimer la densité de probabilité conjointe des niveaux de gris de deux pixels séparés par une distance d dans une direction α donnée. Des matrices contenant ces informations sont alors construites, à partir desquelles on peut calculer un certain nombre de paramètres.(fig7)

- La méthode des longueurs de plages de niveaux de gris, qui consiste à estimer la probabilité d'occurrence d'une plage continue de p pixels d'un niveau de gris v dans une direction α donnée. Là encore, ces informations sont regroupées dans des matrices qui permettent le calcul de 5 paramètres décrivant les propriétés statistiques de la texture.(fig 8)

Ces méthodes ont été utilisées sur 10 colonnes de mesures prises parmi les mesures sur plaques saines, et 10 colonnes de mesures prises parmi les mesures sur plaques "verre". (fig 6)

5. Résultats

Les tableaux 9 et 10 contiennent les moyennes et variances estimées de quelques un des paramètres calculés à partir de ces matrices. Un test d'hypothèse paramétrique a été appliqué pour valider les résultats obtenus. Le signe \neq (resp. $=$) signifie que le résultat de ce test indique des populations différentes (resp. identiques).

Ces résultats sont très satisfaisants puisque la quasi totalité des paramètres retenus permet de mettre en évidence des différences significatives d'un point de vue statistique entre les images provenant des deux types de plaques.

6. Conclusion

Caractériser un état mécanique d'un matériau par l'analyse de signaux d'échographie ultrasonore est un problème qui semble assez difficile.

Toutes les tentatives faites dans le cas décrit ici pour obtenir des informations discriminantes à partir d'un signal isolé ont échoué.

Ce n'est qu'avec le regroupement de multiples signaux d'essais sous la forme d'une image que des paramètres suffisamment discriminants ont pu être obtenus. On peut raisonnablement attribuer ce succès à l'information de cohérence entre signaux, inutilisée lors des analyses précédentes. Ceci ouvre donc des perspectives nouvelles pour le contrôle non destructif par ultrasons de surfaces planes ou quasi planes. De plus, les outils utilisés en traitement d'image sont nombreux, et l'approche décrite ici doit pouvoir être adaptée à d'autre type de problème.

7. Bibliographie:

[1] KRAUTKRÄMER, *Ultrasonic Testing of Materials*, Springer-Verlag Berlin, 1969
 [2] DE BELLEVAL J.F., *Non Destructive Inspection Methods for propulsion systems and Components*, AGARD LS-103, av1979
 [3] A.OYZEL, Traitement du signal adapté au contrôle par ultrasons des matériaux composites, Thèse de l'université de Compiègne, contrôle des systèmes, 1988.
 [4] MOTTELET S., BULO M., SIMARD P., *Comparaison d'algorithmes de déconvolution pour l'analyse et la classific. des signaux d'échogr. ultrasonore*, Proceeding Grets, 1991
 [5] D.GAY, *Matériaux composites*, Traité des nouvelles technologies, Série mécanique, Hermès.
 [6] P.SIMARD-N.COLIN-MBULO, *Caractérisation de signaux de contrôle non*

destructif par l'analyse multi-échelles, Proceedings 12ème colloque Grets, 1989.

[7] R.M.HARALICK et al. Textural Features for Image Classification, IEEE trans.on syst.Man and Cyb, vol SMC 3 N°6, pp610,621
 [8] J.S.WESZKA-C.R.DYER - A.ROSENFELD, *A comparative study of texture measures for terrain classification*, IEEE Trans. On systems, man and cybernetics, Vol.PAMI -2, N° 3, May 1980.
 [9] R.W. CONNERS ; C.A. HARLOW , *A theoretical comparaison of texture algorithms*, IEEE Trans, Vol. PAMI. 2, N° 3, May 1980.
 [10] M.M. GALLOWAY, *Texture analysis using gray level run lengths*, Computer graphics and image processing, 4, 172-179, 1975.
 [11] N.COLIN, *Etude comparative de méthodes d'analyses de signaux d'échographie ultrasonore d'un matériau composite*, Thèse de doctorat, Université de Compiègne, Contrôle des systèmes, 1991

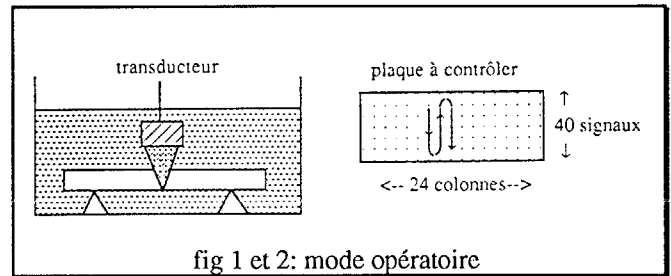


fig 1 et 2: mode opératoire

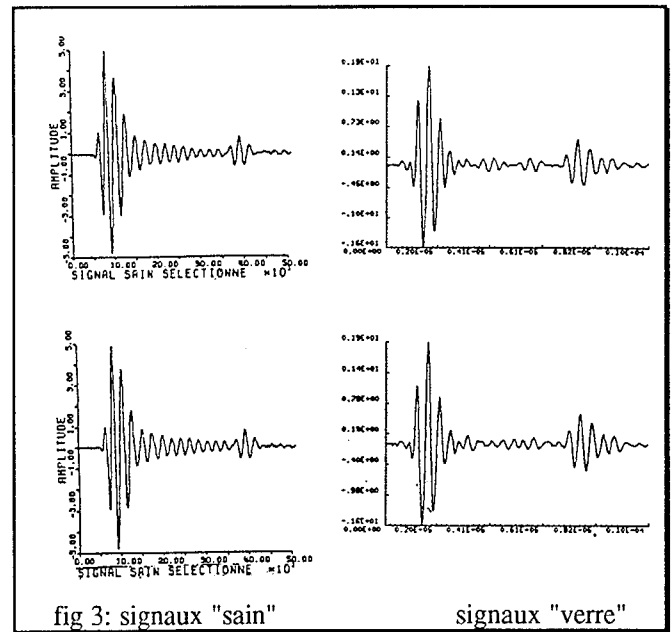


fig 3: signaux "sain" signal "verre"

Mesure Signaux testés	1 Signal Ordre 5	1 Signal Ordre 12	7 Signaux Ordre 5	7 Signaux Ordre 12	40 Signaux Ordre 5	40 Signaux Ordre 12
SD 5	0,8660160 . 10-3 2,191039936 . 10-4	0,8312113 . 10-3 2,208435872 . 10-4	0,8314191 . 10-3 2,152400753 . 10-4	0,7897159 . 10-3 2,112824886 . 10-4	0,8750817 . 10-3 2,3158506 . 10-4	0,8172080 . 10-3 2,285844702 . 10-4
SE 3	0,1558637 . 10-2 1,15550995 . 10-3	0,1488121 . 10-2 1,10203559 . 10-3	0,1483784 . 10-2 1,08333987 . 10-3	0,1404340 . 10-2 1,026518875 . 10-3	0,1561991 . 10-2 1,150520752 . 10-3	0,1457006 . 10-2 1,059774033 . 10-3
VJ 1	0,1788307 . 10-2 1,165155784 . 10-3	0,1718429 . 10-2 1,127906684 . 10-3	0,1705618 . 10-2 1,094194224 . 10-3	0,1620437 . 10-2 1,055495618 . 10-3	0,1795118 . 10-2 1,172897267 . 10-3	0,1683111 . 10-2 1,102196897 . 10-3
VJ 2	0,1611732 . 10-2 7,63420327 . 10-4	0,1542191 . 10-2 7,369094924 . 10-4	0,1550218 . 10-2 7,24338871 . 10-4	0,1466794 . 10-2 6,9430118796 . 10-4	0,1624748 . 10-2 7,692220746 . 10-4	0,1519293 . 10-2 7,219506216 . 10-4
SE 7	0,1645048 . 10-2 1,100655239 . 10-3	0,1588357 . 10-2 1,081075853 . 10-3	0,1578133 . 10-2 1,057158455 . 10-3	0,1500530 . 10-2 1,011341189 . 10-3	0,1657171 . 10-2 1,107569411 . 10-3	0,1562028 . 10-2 1,049760925 . 10-3
SE 15	0,1570902 . 10-2 1,022481296 . 10-3	0,1497082 . 10-2 1,004791521 . 10-3	0,1491815 . 10-2 9,710018023 . 10-4	0,1408487 . 10-2 9,351172119 . 10-4	0,1573321 . 10-2 1,027022395 . 10-3	0,1458319 . 10-2 9,740214577 . 10-4
SD 15	0,8359396 . 10-3 1,810254126 . 10-4	0,7974852 . 10-3 1,803313617 . 10-4	0,7957692 . 10-3 1,700239098 . 10-4	0,7477927 . 10-3 1,66259526 . 10-4	0,8398499 . 10-3 1,877191519 . 10-4	0,7746940 . 10-3 1,83263926 . 10-4

tableau 4: Erreur de prédiction linéaire

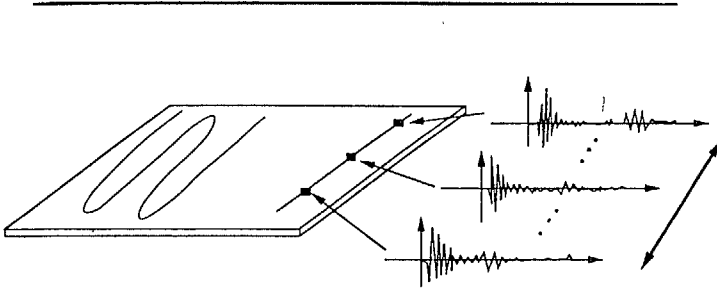


fig 5 : construction des images

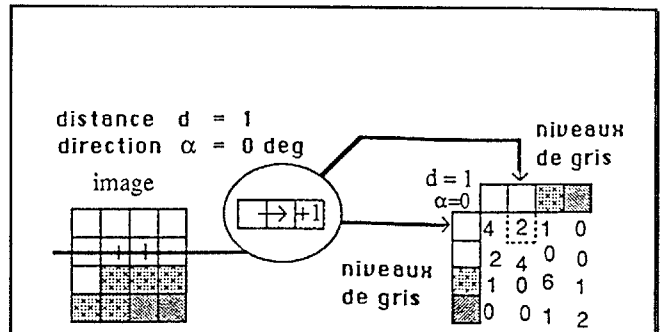
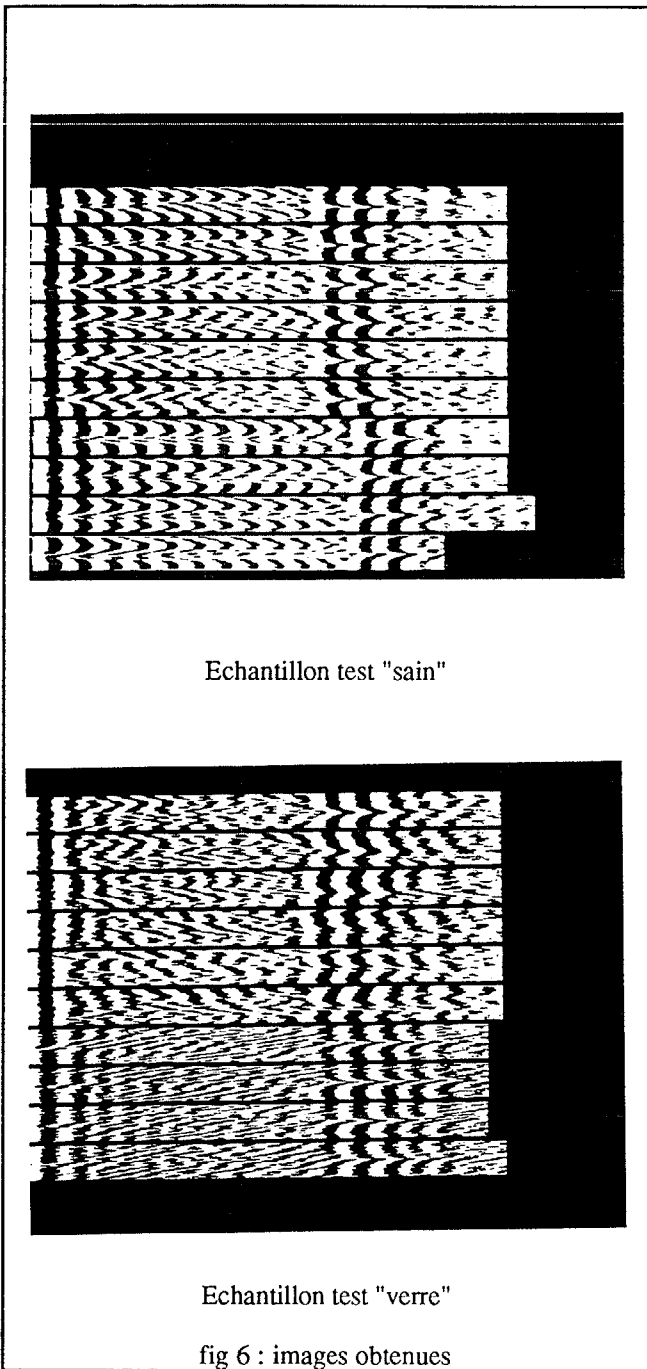


fig 7 méthode de construction des matrices de cooccurrences



Echantillon test "verre"

fig 6 : images obtenues

Plaques	moyennes		variances		Test
	Saines	Verres	Saines	Verres	
F2	2.408	2.637	0.03205	0.05734	≠
F3	0.926	0.907	0.00001	0.00007	≠
F9	3.946	3.677	0.01306	0.01155	≠

tableau 9 : résultats de la méthode des matrices de cooccurrences

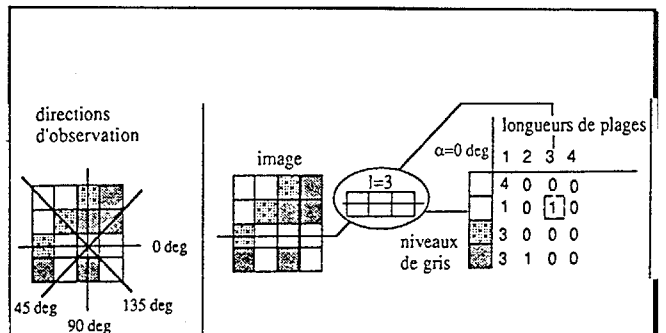


fig 8 méthode de construction des longueurs de plages

Plaques	moyennes		variances		test
	saines	verres	saines	verres	
Angle : 0 deg.					
RF1	0.588	0.444	0.0018	0.0005	≠
RF2	8.650	14.673	4.2072	3.0995	≠
RF3	216.692	159.156	667.0432	238.6424	≠
RF4	892.367	424.084	39023.8101	1824.0833	≠
RF5	0.459	0.353	0.0017	0.0002	≠
Angle : 45 deg.					
RF1	0.832	0.887	0.0003	0.0021	≠
RF2	2.234	1.661	0.0534	0.1242	≠
RF3	350.570	372.885	1329.8830	687.969	≠
RF4	2818.766	3380.511	76690.2003	521918.6354	≠
RF5	0.766	0.849	0.0001	0.0038	≠

tableau 10 : résultats obtenus par la méthode des longueurs de plages de niveaux de gris