

Analyse de Texture et Segmentation par la Transformée en Ondelettes des Images Ultrasonores du type T.O.F.D.

Kechida Ahmed, Draï Redouane et Khelil Mohamed

*Centre de Recherche Scientifique et Technique en Soudage et Contrôle,
Laboratoire de Traitement du Signal et de l'image,
Route de Dely-Ibrahim, B.P 64, Chéraga, Alger.*

ahmed_kechida@yahoo.fr

drai_r@yahoo.fr

mohkhelil@yahoo.com

Résumé: Dans cet article, nous présentons une nouvelle approche de segmentation pour la détection des défauts dans des images ultrasonores du type T.O.F.D (Time Of Flight Diffraction). La procédure de segmentation est basée sur la décomposition par paquets d'ondelettes de l'image en prenant compte du contenu textural des sous-images après chaque niveau de décomposition. La reconstruction de l'image est effectuée en éliminant les sous-images de faible information texturale et enfin l'image segmentée est obtenue par une opération de binarisation effectuée sur l'histogramme de l'image reconstruite. L'approche proposée est testée sur des images T.O.F.D réalisées au niveau du laboratoire et à l'échelle industrielle.

Mots clés: Analyse de texture, Contrôle non destructif, Détection de défaut, Image T.O.F.D (Time Of Flight Diffraction), Transformée en ondelettes.

1 Introduction

Les possibilités du Contrôle Non Destructif (CND) par l'imagerie ultrasonore se sont beaucoup améliorées depuis le développement de nouveaux logiciels qui sont capables de traiter rapidement les signaux enregistrés et de créer des images spécifiques à ce type de contrôle.

Actuellement, les acquisitions de données ultrasonores sont réalisées de manière automatique. Les analyses et interprétations sont effectuées, a posteriori, sur des cartographies appelées images ultrasonores. Le but est de mettre en évidence et caractériser des défauts dans le matériau. L'analyse des images ultrasonores est effectuée manuellement par un opérateur. Celui-ci sélectionne les images à analyser et recherche visuellement la présence de défauts. Il détermine ensuite précisément la position et les dimensions de ces défauts.

Les opérations de localisation et dimensionnement effectuées manuellement par l'opérateur peuvent aujourd'hui être réalisées par des algorithmes et techniques de traitement d'images ayant fait l'objet de nombreuses recherches au cours des dernières années.

L'objectif principal de l'étude est la mise au point d'algorithmes permettant d'interpréter au mieux les données contenues dans une acquisition.

Le traitement de données issues de contrôle non destructif est aujourd'hui de plus en plus étudié. Il permet d'exploiter de nombreuses informations contenues dans ces acquisitions. L'exploitation de ces informations augmente la robustesse des outils de contrôle et évite des inspections multiples de la matière souvent nécessaires pour détecter la présence d'un défaut.

Cet article vise donc à étudier et développer des outils de traitement d'images permettant de détecter et de localiser des défauts (ex. fissures) présents dans un matériau métallique. L'algorithme réalisé utilise les informations basées sur la texture d'un défaut dans une image, associé à la transformée en ondelettes. Une recherche de texture permet de détecter des défauts partiellement visibles par un opérateur.

2 Acquisition des images ultrasonores

Le principe consiste à balayer la pièce à contrôler suivant les deux axes X et Y par un ou plusieurs

capteurs ultrasonores. Les échogrammes réfléchis sont acheminés vers un micro-ordinateur pour constituer des images utilisées en imagerie ultrasonore. La constitution des images du type T.O.F.D. est basée sur l'exploitation des ondes de diffraction générées par les extrémités de fissures. Elle consiste à balayer la pièce à contrôler (Figure 1) en utilisant des émetteurs / récepteurs disposés de façon à privilégier les ondes de diffraction au détriment des ondes réfléchies, et à mesurer le temps de parcours (ou temps de vol) de ces ondes dans le matériau. La surface de contrôle est balayée par une paire de capteurs tandem émetteur / récepteur (SILK, M.G, 1984).

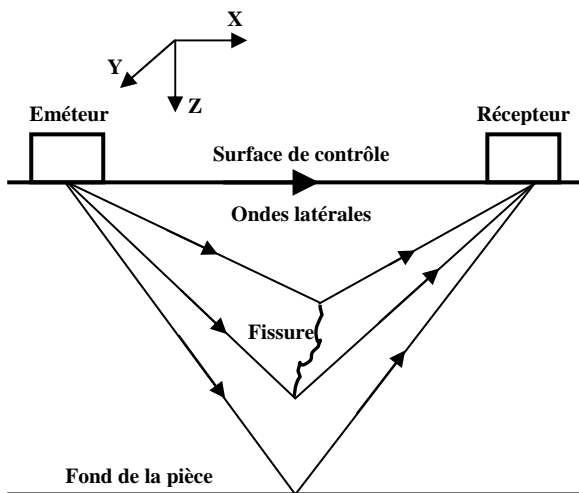


Figure 1. Principe de la technique T.O.F.D

A chaque position du couple de capteurs, un tir ultrasonore est réalisé et les échos retournés sont enregistrés. En absence de fissure, le récepteur reçoit en général deux types d'échos: un écho de surface dû à une propagation de l'onde le long de la surface de contrôle et un écho de fond dû à la réflexion de l'onde sur la surface opposée à la surface de contrôle. En présence de défaut, le récepteur reçoit, en plus des échos de surface et de fond, des échos de diffraction dus aux extrémités de la fissure.

Les données enregistrées (coordonnées (x, y) des capteurs, temps de vol de l'onde, et amplitude de l'écho retourné) sont généralement représentées sous forme d'images B-Scan (Figure 2).

La détection des défauts dans une image T.O.F.D est idéalement réalisée par la classification de chaque pixel dans l'image comme défaut ou non-défaut, la segmentation donne seulement deux classes possibles de pixel. Cependant les propriétés locales de la région des échos de défaut sont très semblables par rapport au fond de l'image qui se caractérise par des échos de faibles amplitudes. C'est pour cette raison, la segmentation de ce type d'image est complexe.

Plusieurs approches ont été adoptées pour résoudre ce genre de problèmes par exemple : (SHAUN W. LAWSON, &..., 1996).

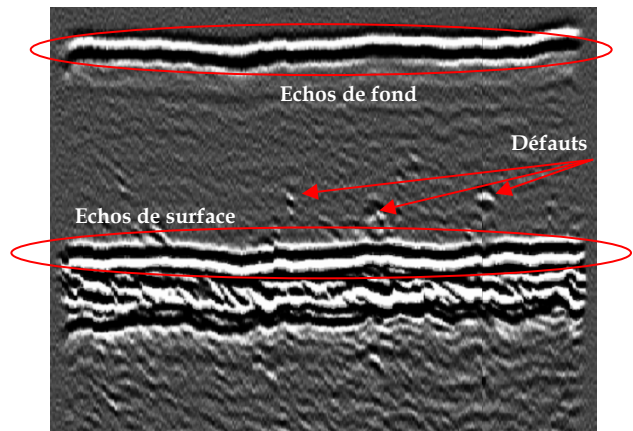


Figure 2. Exemple d'image ultrasonore

3. Analyse multi-résolution basée sur les transformée en ondelettes

3.1 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est un outil puissant pour la caractérisation de texture. La décomposition en ondelettes est une représentation spatio-fréquentielle d'une image, on parle d'analyse multi-résolution. En quelque sorte, elle représente les composantes de fréquences d'une image à l'endroit où elles se trouvent (MEYER Y, 1992).

De manière générale, la décomposition en ondelettes d'un signal unidimensionnel de résolution i consiste à isoler le signal correspondant de résolution inférieure $i-1$ des détails, c'est-à-dire de la différence entre la résolution i et $i-1$, et ceci récursivement. Pour cela, on introduit tout d'abord la fonction Φ , appelée *scaling function*, avec laquelle on crée une base selon :

$$\sqrt{2^{-i}} \varphi_{2^i}(X - 2^{-i} n) \quad (1).$$

Où $n \in \mathbb{Z}$, $i \in \mathbb{N}$ et $\varphi_{2^i}(X) = 2^i \varphi(2^i X)$.

Sous certaines conditions, il existe une fonction Φ telle que la base ci-dessus est une base de V_i , l'espace de résolution i . L'espace V_i comprend aussi bien l'espace V_{i-1} que son complémentaire, c'est-à-dire l'espace des détails de V_i , nommé W_i . On introduit alors une deuxième base, celle de W_i :

$$\Psi_{a,b}(X) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{X-b}{a}\right) \quad (2).$$

Avec : $a, b \in \mathbb{R}$.

Où Ψ est appelée la fonction mère. La base est donc construite à partir de translations et de dilatations de Ψ . Ainsi, on peut dire que les propriétés de la base dépendent de Ψ ainsi que des valeurs que prennent a et b . Par exemple, si a et b sont continus, on obtient une transformée continue.

3.2. Analyse multirésolution

Pour une décomposition en ondelettes de niveau I , on peut alors écrire le signal comme suit :

$$x(k) = S_{(I)}(k) \cdot \varphi_{I,I} + \sum_{i=0}^I d_{(i)}(k) \cdot \psi_{i,I} \quad (3).$$

Où $S_{(I)}$ est le coefficient du signal approximatif x_I et les $d_{(i)}$ sont les coefficients des ondelettes, donc des détails du signal de résolution supérieure.

Ce qui est remarquable, c'est que toutes ces difficiles opérations se réduisent à des produits de convolutions avec des filtres bien précis. Ces filtres sont liés aux bases de V_i et W_i . Appelons h et g ces deux filtres. Ils sont soumis à de strictes conditions. Dans le domaine fréquentiel, on doit avoir :

$$H(z)H(z^{-1}) + H(-z)H(-z^{-1}) = 0 \quad (4).$$

Où $H(z)$ est la transformée en z de h . On peut alors obtenir le filtre g de la façon suivante :

$$G(z) = zH(-z^{-1}) \quad (5).$$

Ceci étant défini, on construit un banc de filtres de la façon suivante :

$$H_{i+1}(z) = H(z^{2^i})H_i(z) \quad (6).$$

$$G_{i+1}(z) = G(z^{2^i})H_i(z) \quad (7).$$

Avec $i=0,1,\dots,I-1$.

Dans le domaine temporel, ceci se traduit par un sur-échantillonnage des filtres d'un facteur deux, c'est-à-dire que l'on insère un zéro entre chaque terme des filtres.

Décomposer un signal unidimensionnel en ondelettes revient donc à appliquer l'algorithme suivant :

$$\begin{cases} d_i(k) = g_i^T * x(k) \\ S_i(k) = h_i^T * x(k) \end{cases} \quad (8).$$

Avec $i=0,1,\dots,I-1$.

Où l'opérateur (*) représente le produit de convolution et l'opérateur (T) indique la transposée du vecteur.

Nous ajouterons encore sur les filtres qui se trouvent dans des tables. Pour les choisir, on sélectionne d'abord le type de base que l'on désire, et on prend le filtre correspondant, ainsi que la taille du filtre désirée. Les filtres h et g ne sont d'ailleurs pas nécessairement de la même taille.

Nous finirons par mentionner que, comme cela a été implicitement dit plus haut, on peut considérer le filtre g comme un filtre passe-bande, qui élimine les basses fréquences du signal, tandis que le filtre h est plutôt un filtre passe-bas. Par la suite, pour raison de clarté, nous ferons référence à h, g respectivement par h_0 et h_1 .

La généralisation à des signaux de deux dimensions, comme une image, est extrêmement simple. On traite les lignes et les colonnes d'une image séparément. Pour passer d'un niveau à un autre, on filtre d'abord les lignes par h_0 , respectivement h_1 , puis on filtre les colonnes des résultats obtenus par h_0 , respectivement h_1 . L'image dont les colonnes et les lignes auront été filtrées par h_1 représentera les hautes fréquences des deux dimensions; celle dont les colonnes auront été filtrées par h_1 et les lignes par h_0 représentera les hautes fréquences verticales ; une Troisième image dont les colonnes auront été filtrées par h_0 et les lignes par h_1 représentera les hautes fréquences horizontales ; enfin, la quatrième, dont les colonnes et les lignes auront été filtrées par h_0 , représentera l'image de résolution moindre. Ensuite on sélectionne une sous image depuis laquelle on relance l'algorithme jusqu'au niveau désiré (MALLAT S.G, 1989). L'algorithme à appliquer est présenté dans la Figure 3. Entre chaque niveau, il faut sur échantillonner les filtres.

La reconstruction est un élément essentiel pour le but que nous nous sommes fixé, il est intéressant de voir que le procédé de la décomposition est entièrement réversible, c'est-à-dire qu'on peut retrouver l'image originale à partir des ondelettes et de l'image de moindre résolution. Pour cela, il faut trouver deux autres filtres bi-orthogonaux tels que :

$$H_0(z)H_0(z^{-1}) + H_1(-z)H_1(-z^{-1}) = 1 \quad (9).$$

L'algorithme de reconstruction d'une image à partir des ondelettes est présenté dans la Figure 4.

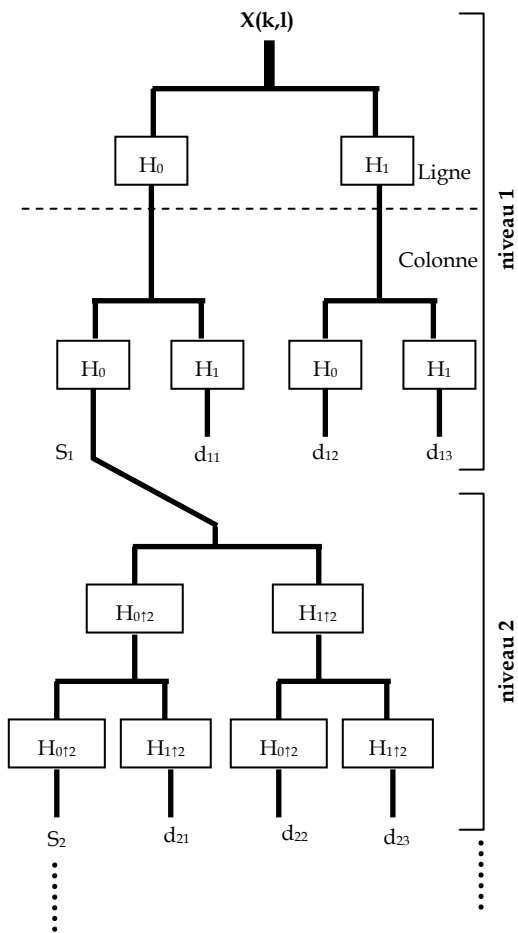


Figure 3. Décomposition multi-résolution d'une image.

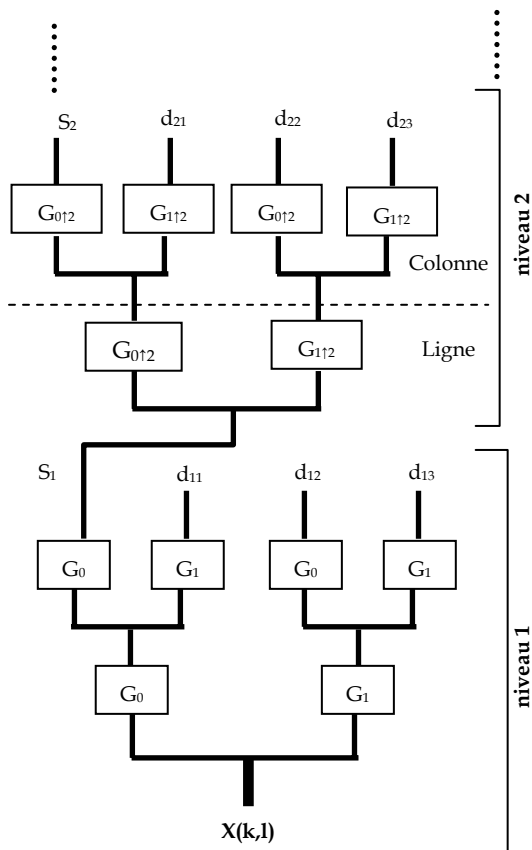


Figure 4. Reconstruction d'une image à partir des ondelettes.

4. Analyse de texture

La méthode de segmentation d'images développée dans cette étude a besoin d'une représentation mathématique des textures. Ce sont des méthodes statistiques qui ont été sélectionnés pour accomplir cette tâche.

On appelle attributs statistiques les éléments qui caractérisent mathématiquement les textures. Ils sont utiles tel qu'ils forment le critère de classement des sous-images dont seules quelques-unes seront retenues pour la suite de la décomposition (permettent le choix du canal de décomposition).

Les statistiques peuvent être d'ordres variés mais les plus utilisées sont celles du premier ordre et celles du second ordre. Les premières (moyenne, variance, entropie, ...) ne peuvent caractériser l'aspect textural d'une image, aussi nous ne nous intéressons qu'aux secondes. On dispose alors d'une source qui est la matrice de cooccurrence pour fournir un panel de quatorze indices de texture possibles. Les critères d'énergie et de classement sont un vecteur de cinq de ces indices.

Les quatorze indices découlant des matrices de cooccurrence ont été calculés par (HARALICK &...,1973).

Après plusieurs tests, nous avons opté pour les indices suivants :

- Le moment angulaire du second ordre (*angular second moment*) :

$$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j)^2 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \left(\frac{P(i, j)}{R} \right)^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j)^2}{R^2} \quad (10).$$

- Le contraste (*contrast*) :

$$\sum_{k=0}^{N_g-1} k^2 \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{P(i, j)}{R} \right) = \frac{\sum_{k=0}^{N_g-1} k^2 \left(\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j) \right)}{R} \quad (11).$$

Avec $|i - j| = k$.

- Le moment des différences inverses (*inverse difference moment*) :

$$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \left(\frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2} \right) \quad (12).$$

- La moyenne de la somme (*sum average*) :

$$\sum_{k=2}^{2N_g} (k \cdot p_{x+y}(k)) \quad (13).$$

$$\text{Avec } p_{x+y}(k) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \text{ où } i + j = k.$$

- l'entropie (*entropy*) :

$$-\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (p(i, j) \cdot \log(p(i, j))) \quad (14).$$

Où :

N_g : nombre de niveau de gris (dans notre cas $N_g=256$).

$P(i, j)$: termes de la matrice de cooccurrence non normalisée.

$p(i, j)$: termes de la matrice de cooccurrence normalisée.

$$R = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j) \quad (15).$$

5. Algorithme proposé

La procédure de segmentation proposée qui est basée sur l'analyse multi-résolution (Figure 5), consiste en la décomposition de l'image par la transformée en ondelettes discrète. Pour chacune des quatre sous-images, nous calculons les paramètres statistiques de la texture (en utilisant les indices définis dans la section précédente), la sous-image qui comporte la plus grande information texturale sera sélectionnée et décomposée à nouveau par la transformée en ondelettes discrète en utilisant la même procédure jusqu'au niveau 6 de décomposition. Ensuite, la reconstruction des images est effectuée à partir de trois niveaux 6,5 et 4 en éliminant les sous-images de faible information texturale de la dernière décomposition pour chaque niveau. Enfin, nous calculons l'image moyenne selon la formule :

$$I_{\text{moy}} = \prod_{i=1}^3 IR_i^2 \quad (16).$$

Avec IR_i : image reconstruite (i).

L'image finale est obtenue par une opération de binarisation effectuée sur l'histogramme de l'image obtenue.

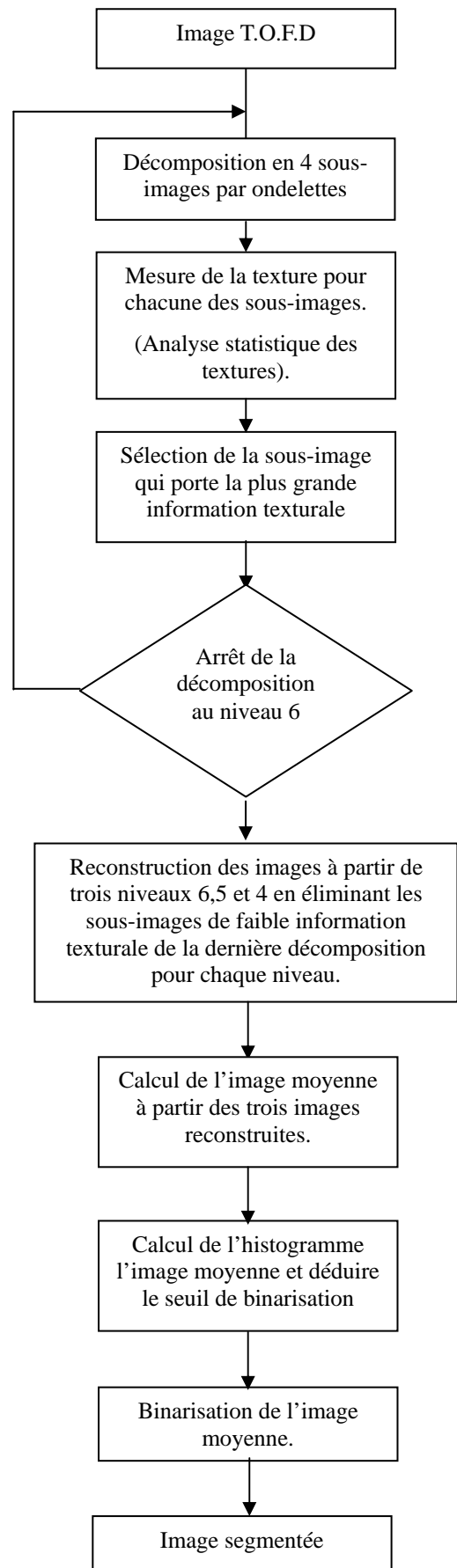
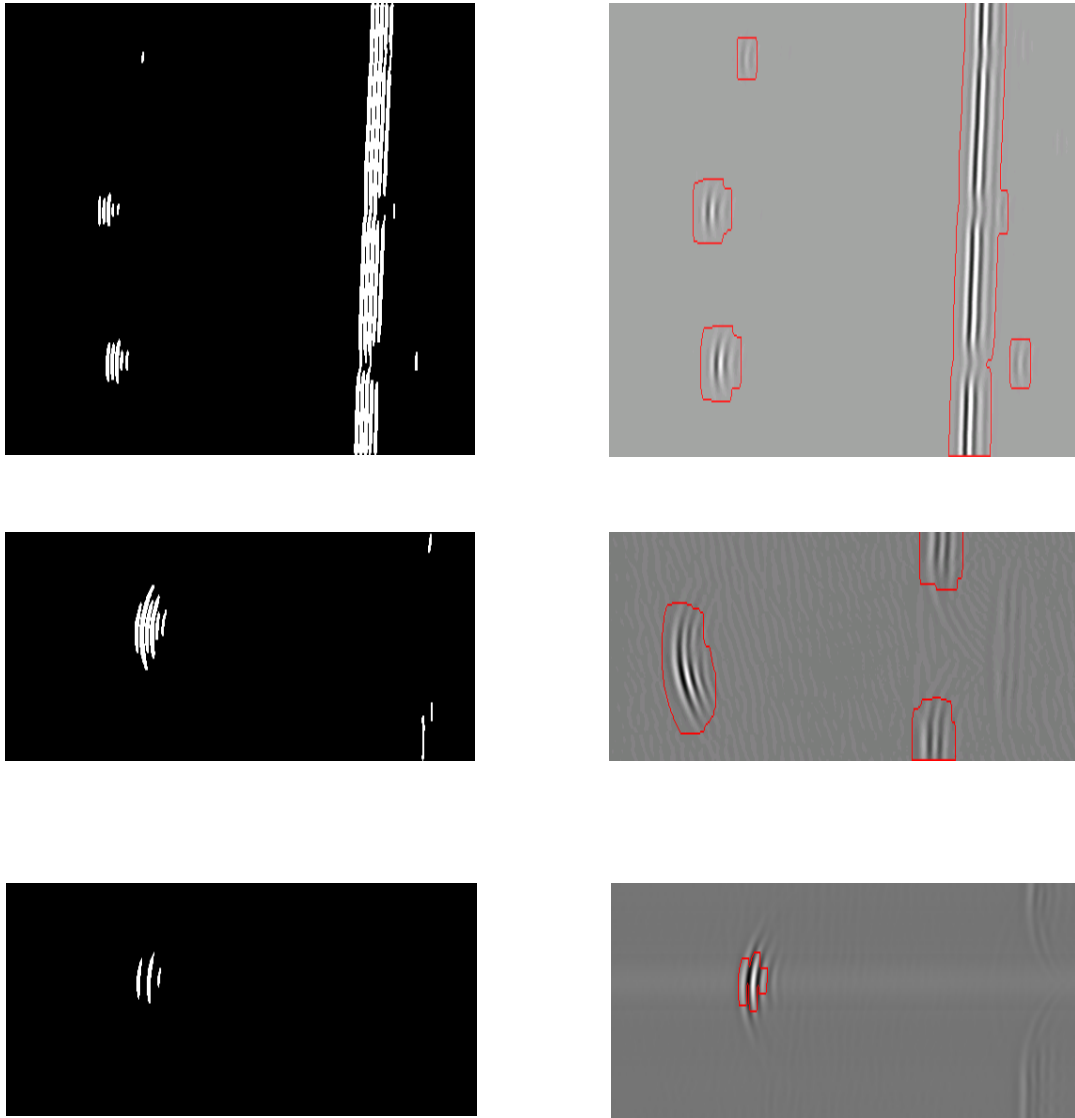


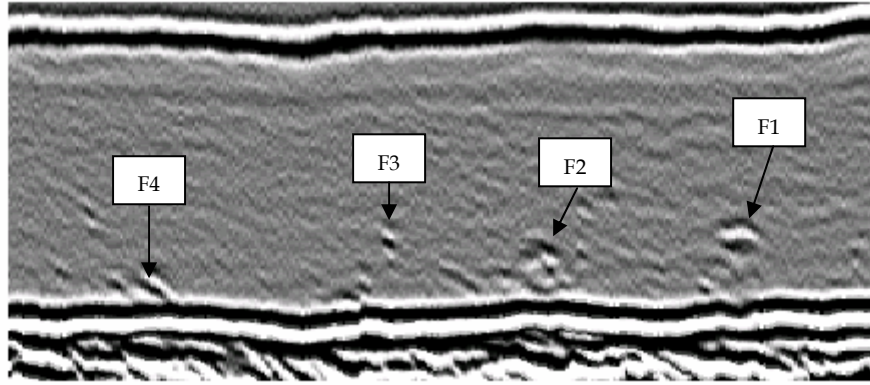
Figure 5. Procédure de segmentation



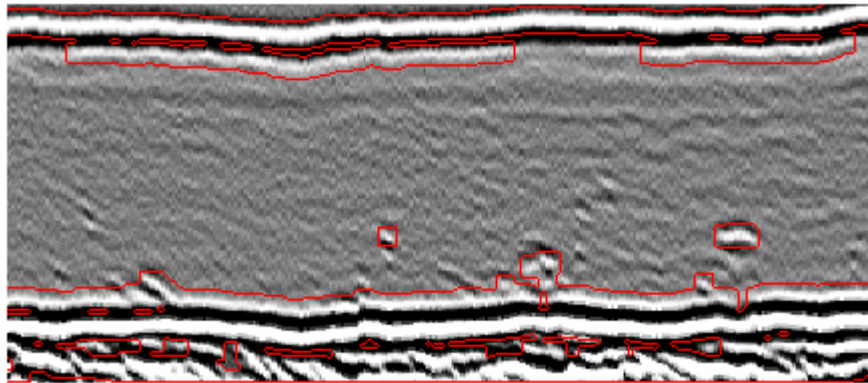
(a) : image segmentée.

(b) : image TOFD originale avec localisations des défauts après segmentation.

Figure 6. Résultats de la segmentation pour des images TOFD réalisées au niveau du laboratoire



(a) : image originale.

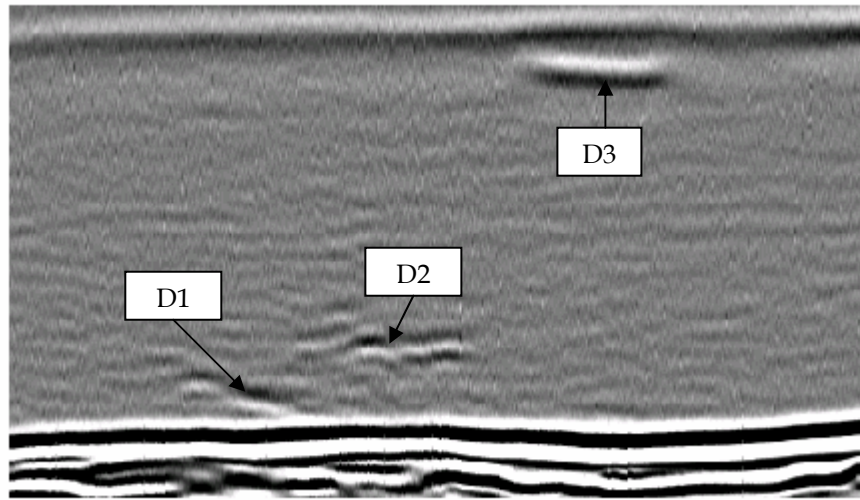


(b) : Localisation des défauts après segmentation.

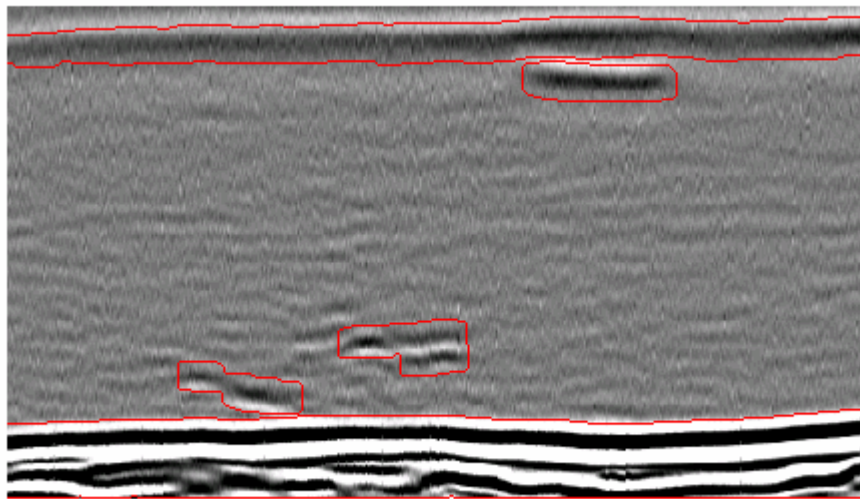


(c) : Image segmentée.

Figure 7. Résultats de la segmentation de l'image TOFD (7a).



(a) : image originale.

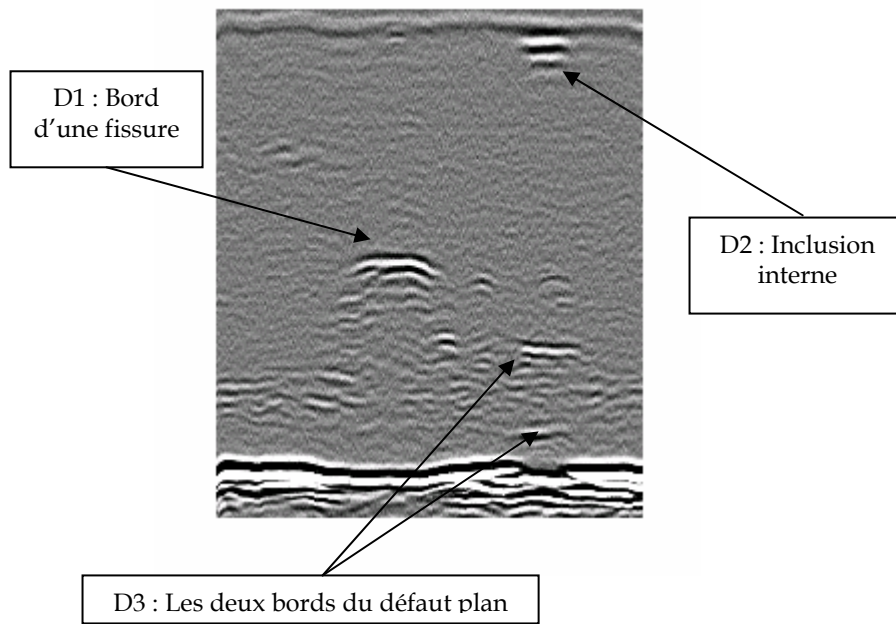


(b) : Localisation des défauts après segmentation.

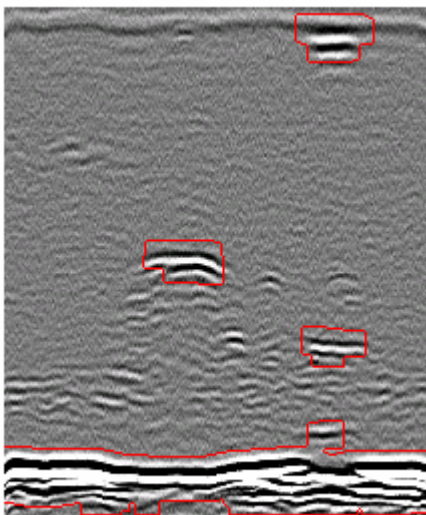


(c) : image segmentée.

Figure 8. Résultats de la segmentation de l'image TOFD (8a).



(a) : image originale.



(b) : Localisation des défauts après segmentation.



(c) : image segmentée.

Figure 9. Résultats de la segmentation de l'image TOFD (9a).

6. Expérimentations et résultats

Afin de vérifier la robustesse de l'algorithme proposé, nous l'avons appliqué sur trois images réalisées au niveau du laboratoire. Ces images représentent le résultat d'un contrôle automatique par ultrasons, de matériaux contenant des défauts de géométrie connue.

Dans l'étape de décomposition, nous avons utilisé les ondelettes de Daubechies d'ordre 16, d'ordre 4 et Haar, les résultats obtenus sont pratiquement identiques donc nous estimons que le résultat est indépendant du choix de l'ondelette.

La figure 6 représente les résultats obtenus. Ces derniers sont jugés très encourageants pour une éventuelle application à l'échelle industrielle.

Afin de valider les résultats obtenus, nous avons testé l'algorithme développé sur une quatrième image réalisée à l'échelle industrielle (Figure 7). Cette image représente l'image B-Scan d'un cordon de soudure en Aluminium comportant 4 fissures illustrées par l'image de la figure 7a. Le résultat de la 1ère étape de l'algorithme localisant l'écho de surface, l'écho du fond de la pièce et les 4 défauts du type fissures (F1, F2, F3 et F4). La 2ème étape de l'algorithme est illustrée par l'image segmentée obtenue (figure 7c.) où nous constatons la mise en valeur des défauts par rapport au fond de l'image.

La figure 8a représente l'image B-Scan d'un cordon de soudure bout à bout d'un bloc en acier comportant 3 défauts réels :

- Défaut D1: Manque de fusion débouchant.
- Défaut D2: Fissure débouchante.
- Défaut D3: Manque de fusion non débouchant.

Le résultat obtenu est illustré d'abord par la figure 8b où nous constatons la détection de l'onde rampante traduisant l'écho de surface, l'écho de fond et la localisation des trois défauts (encadré en trait rouge). La figure 8c représente l'image segmentée et binarisée en deux niveaux mettant en valeur les trois défauts (blanc) et le fond (noir).

De la manière, nous avons testé la robustesse de l'algorithme développé sur une autre image B-Scan (figure 9a). Cette image illustre le résultat de contrôle d'un cordon de soudure bout à bout d'un bloc en acier comportant 3 défauts réels :

- Défaut D1: Fissure débouchante
- Défaut D2: Inclusion
- Défaut D3: Manque de fusion non débouchant.

Les figures 9b et 9c représentent respectivement les résultats des deux étapes de l'algorithme: localisation et segmentation. Les mêmes remarques sont à mettre en évidence.

Le premier problème posé par ce type d'image est de localiser les échos de la face avant et ceux du fond de la pièce. Nous constatons que ces régions de l'image ont été détectées. Quant aux défauts, nous remarquons que l'algorithme est assez robuste et permet une bonne détection.

Conclusion

L'approche proposée est basée sur la décomposition par paquets d'ondelettes. Après plusieurs tests, nous avons constaté que le résultat était indépendant du choix de l'ondelette. Pour le choix du canal de décomposition, nous avons fait appel à l'analyse statistique des textures. Après plusieurs tests, nous avons choisi cinq indices. Ensuite, la reconstruction est réalisée en éliminant les sous-images de faible information texturale du dernier niveau de

décomposition. Enfin, l'image segmentée est obtenue par une simple opération de binarisation sur l'histogramme de l'image moyenne qui est calculée à partir des trois images reconstruites à des niveaux différents.

Nous estimons que la méthode proposée dans cet article est fiable et rapide. La combinaison de ces deux paramètres permet de se doter d'un moyen robuste et efficace dans la détection des défauts à partir d'une image ultrasonore de type T.O.F.D dans le contrôle non destructif d'un matériau.

Dans la continuité, nous envisageons de développer d'autres techniques pour le dimensionnement et l'identification du défaut dans les images T.O.F.D.

Références

- G.CORNELOUP, J.MOYSAN, I.E.MAGNIN, "Bscan image by thresholding using coocurrence matrix analysis". Pattern Recognition, Vol 29. No 2, pp.281-296, 1996.
- HARALICK R.M., SHANMUGAM K., DINSTEN I., "Textural features for image classification", IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC-3, n°6, November 1973, pp.610-621.
- MALLAT S.G., "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. n°11, July 1989, pp.674-693.
- MEYER Y., « Les ondelettes, algorithmes et applications », Ed. Armand COLIN, Paris, France, 1992.
- SHAUN W. LAWSON, GRAHAM A. PARKER, "Automatic detection of defects in industrial ultrasound images using a neural network", Proc. of Int. Symposium on Lasers, Optics, and Vision for Productivity in Manufacturing I (Vision Systems: Applications), June 1996, Proc. of SPIE vol. 2786, pp. 37-47, 1996.
- SILK, M.G., "The use of diffraction based time-of-flight measurements to locate and size defects", Brit. J. of NDT, vol. 26, 1984, pp 208-213.
- SILK, M.G., "The rapid analysis of TOFD data incorporating the provisions of standards", in Proc. of 6th European Conf on NDT, 1994, pp 25-29.