

Optimisation de l'imagerie ultrasonore multi-éléments dans des aciers anisotropes dont les propriétés élastiques sont incertaines: application au Contrôle Non-Destructif

C. Ménard¹, S. Robert¹, D. Lesselier²

¹ : CEA, List, Département d'Imagerie et Simulation pour le Contrôle, 91191 Gif-sur-Yvette

² : Laboratoire des Signaux et Systèmes (CNRS-CentraleSupélec-Univ. Paris-Sud)
Univ. Paris-Saclay, Gif-sur-Yvette

Auteur pour correspondance : corentin.menard@cea.fr

Résumé

Ce travail vise à améliorer l'imagerie ultrasonore multi-éléments dans des aciers anisotropes issus du domaine nucléaire (soudures et revêtements en acier inoxydable). En général, les paramètres gouvernant la propagation des ultrasons dans ces aciers ne sont pas connus en cours d'inspection. Ceci peut donner lieu à des images très dégradées lorsque le modèle de propagation est trop éloigné du milieu physique. Pour améliorer la qualité des images, une méthode d'optimisation est étudiée. Elle consiste à faire varier les paramètres du modèle de propagation jusqu'à ce que l'image reconstruite satisfasse un critère d'optimalité choisi. Cette méthode associe un modèle de substitution pour contourner le modèle direct de propagation, qui est coûteux en temps de calcul, et un algorithme de montée de gradient pour maximiser une fonction coût multivariée. L'optimisation avec l'algorithme de montée du gradient est comparée à un algorithme d'optimisation global de type Essaim Particulaire. Enfin, les paramètres du modèle (tenseur d'élasticité, orientation des grains...) issus de l'optimisation sont comparés aux données mesurées par d'autres techniques de laboratoire.

1. Contexte de l'étude

Le diagnostic de l'état de santé de structures anisotropes pose aujourd'hui un problème majeur en CND (Contrôle Non-Destructif) par ultrasons car les propriétés de ces structures ne sont pas connues en cours d'inspection sur site, et les images échographiques sont alors fortement dégradées. C'est en particulier le cas des soudures et autres matériaux conçus par fusion et dépôt de matière en passes successives. Lors du refroidissement du métal en fusion, la matière s'organise en une structure cristalline anisotrope composée de grains. L'élongation et l'orientation des grains peuvent varier significativement d'une passe à l'autre en fonction des conditions de soudage, et la soudure est dite anisotrope inhomogène. Cette organisation interne particulière est difficile à prédire ainsi qu'à modéliser, d'autant plus que les assemblages soudés incluent fréquemment un apport de matière supplémentaire pour consolider la soudure (ex. : beurrage, revêtement), cette matière devenant elle-même anisotrope après refroidissement. Les soudures sont les parties les plus critiques d'un assemblage, notamment dans le domaine nucléaire, car des défauts de soudage peuvent y être présents et la complexité structurelle d'une soudure rend difficile d'établir un diagnostic fiable par ultrasons.

2. Méthodologie pour l'optimisation des images ultrasonores

L'imagerie ultrasonore multi-éléments dans les soudures a fait l'objet de quelques publications. Certains auteurs proposent une étape de caractérisation du matériau en amont de l'inspection, ce qui nécessite deux dispositifs expérimentaux spécifiques, l'un pour la caractérisation, l'autre pour l'imagerie des éventuels défauts [1]. D'autres proposent de s'appuyer sur une connaissance préalable d'un réflecteur interne dans la structure. Ce réflecteur va servir de référence à une procédure d'optimisation du modèle de matériau, jusqu'à concordance de la position de l'écho avec celle du réflecteur [2].

L'approche adoptée ici consiste à optimiser une image ultrasonore en modifiant un modèle de description de soudure de façon itérative, jusqu'à satisfaction des critères définissant l'optimalité de l'image. Cette dernière est calculée à partir de la matrice des réponses impulsionnelles inter-éléments qui caractérise la propagation ultrasonore dans le milieu [3]. L'optimisation ne repose ni sur une étape de caractérisation du matériau, ni sur la connaissance préalable d'un réflecteur dans la structure. On utilise ici un algorithme de montée de gradient avec un pas d'apprentissage décroissant et des redémarrages à chaud [4]. Ces deux extensions permettent à l'algorithme d'explorer plus largement l'espace des solutions, tout en s'extrayant des points critiques et en assurant la convergence vers une solution quasi optimale. Le critère d'optimalité de l'image est l'amplitude maximale des échos dans toute la région d'intérêt. On cherche à maximiser ce critère

au cours de l'optimisation. Un modèle de substitution est établi, permettant de statistiquement analyser l'optimisation et d'éviter des temps de calcul dispendieux lors la génération des images ultrasonores. Il relie directement un modèle de soudure à une estimation du critère d'optimalité et repose sur une régression à noyau de Ridge [5].

3. Premiers résultats numériques et expérimentaux dans le cas d'aciers anisotropes homogènes

Dans cette communication, on présente une première preuve de concept sur des soudures issues du domaine nucléaire. Ces soudures sont anisotropes homogènes et comportent des défauts artificiels dont les caractéristiques sont parfaitement connues. On cherche alors à optimiser une image dégradée d'un défaut en faisant varier les paramètres influant sur la propagation des ondes. Comme on s'intéresse à l'imagerie 2D et que les soudures sont supposées homogènes, on peut restreindre l'optimisation à 4 paramètres élastiques et 1 paramètre pour l'orientation cristalline. L'algorithme d'optimisation est répété un millier de fois pour statistiquement évaluer sa robustesse. L'image résultante et les paramètres optimaux sont comparés aux données fournies avec les maquettes (données mesurées par d'autres techniques). On valide également l'algorithme du gradient par comparaison avec un algorithme d'optimisation globale par Essaim Particulaire [6].

4. Conclusions et perspectives

Dans le cas d'une soudure homogène et isotrope, cette étude a démontré la faisabilité d'une procédure d'optimisation des images ultrasonores sans connaissance *a priori* des propriétés influant sur la propagation des ondes. L'étude statistique de la méthode, et la comparaison des paramètres avec les données fournies avec les maquettes, ont démontré la robustesse de l'optimisation. La comparaison avec l'algorithme d'optimisation globale a permis de nous assurer que l'optimisation a bien convergé vers une solution quasi optimale.

La poursuite de l'étude consistera à étendre cette méthodologie à des structures anisotropes inhomogènes, plus représentatives de soudures réelles, comme les soudures en V. Puis, il est envisagé d'étendre l'optimisation à des structures présentant également des interfaces complexes.

5. Remerciements

Ce travail s'inscrit dans le cadre du projet européen ADVISE (Advanced Inspection of Complex Structures). Les auteurs remercient les différents partenaires, en particulier EDF pour le prêt des maquettes qui ont servi dans cette étude.

Les auteurs remercient également Roberto Miorelli pour ses conseils et suggestions en matière de modèles de substitution.

6. Bibliographie

- [1] J. Zhang, A. Hunter, B. W. Drinkwater, and P. D. Wilcox, Monte Carlo inversion of ultrasonic array to map anisotropic weld properties, *IEEE Trans. Ultrason., Ferroelectr., Freq. Control*, Vol. 59, no. 11, pp. 2487-2497, 2012.
- [2] S. Pudovikov, A. Bulavinov, and R. Pinchuk, Innovative Ultrasonic Testing (UT) of nuclear components by sampling phased array with 3D visualization of inspection results, *8th Int. Conf. NDE in Relation to Structural Integrity for Nuclear and Pressurized Components (JRC-NDE)*, Proc, pp. 910-917, Berlin, Germany, April 2010.
- [3] E. Lopez Villaverde, S. Robert and C. Prada, Ultrasonic imaging of defects in coarse-grained steels with the decomposition of the time reversal operator, *Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 140, no. 1, pp. 541-550, 2016.
- [4] I. Loshilov and F. Hutter, SGDR : Stochastic Gradient Descent with warm Restarts, *5th International Conference on Learning Representations (ICLR)*, Proc., Toulon, France, April 2017.
- [5] T. Hastie, R. Tibshirani and J. Friedman, *The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition*, Springer Editions, Stanford (CA), USA, 2009.
- [6] J. Kennedy and R. Eberhart, Particle swarm optimization, *IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, Proc., vol. 4, pp. 1942-1948, Perth, Australia, November 1995.