HAL
open science

Bases de données séquentielles et méthodes inverses appliquées au CND par courants de Foucault.

Rémi Douvenot, Marc Lambert, Dominique Lesselier

To cite this version:

Rémi Douvenot, Marc Lambert, Dominique Lesselier. Bases de données séquentielles et méthodes inverses appliquées au CND par courants de Foucault.. Réunion pleinière " Interférences d'Ondes " du GDR Ondes, Nov 2009, Paris, France. hal-00441735

HAL Id: hal-00441735

https://hal.science/hal-00441735v1

Submitted on 17 Dec 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Bases de Données Séquentielles et Méthodes Inverses Appliquées au CND par Courants de Foucault.

Rémi DOUVENOT, Marc LAMBERT, Dominique LESSELIER
L2S-DRE (CNRS-SUPELEC-Univ. Paris Sud 11)

Le but de cette étude est de développer une méthode d'optimisation capable, en temps réel, de donner un résultat fiable de Contrôle Non Destructif par Courants de Foucault (CND-CF). On utilise des bases de données séquentielles à partir desquelles il est possible de générer des données par interpolation tout en maîtrisant l'erreur maximale d'interpolation. Ces bases de données sont ensuite utilisées avec des méthodes d'optimisation afin de résoudre le problème de CND. D'une part, elles servent à générer rapidement des signaux utilisés par des méthodes d'optimisation particulaires, ici le PSO (Particle Swarm Optimizer). Cela permet d'accélérer considérablement la méthode PSO avec en contrepartie une perte en précision due à l'interpolation. D'autre part, elles sont utilisées comme bases d'apprentissage pour une méthode d'inversion par SVM (Support Vectors Machines). On obtient ainsi deux méthodes rapides, l'une particulaire et l'autre par apprentissage, permettant de mesurer les dimensions des défauts que l'on désire retrouver. Des premiers résultats sont exposés et les deux méthodes d'inversion sont comparées.

Introduction Le développement de la méthode de CND-CF est un sujet d'intérêt pour toute une communauté et de nombreux outils ont déjà été proposés. Des algorithmes souvent basés sur des optimisations globales ont vu le jour afin de résoudre ces problèmes pour de nombreuses configurations. Dans une optique industrielle, cette étude se concentre sur le développement de méthodes de CND-CF dédiées à des problèmes plus spécifiques mais dont la résolution se fait en un temps très court. L'outil générique devrait donc connaître une phase de réglage avant d'être employé pour une pièce ou un système de mesure spécifique. On s'intéresse dans cette étude au cas d'une pièce cylindrique testée par un système de mesure composé de deux bobines circulaires partageant le même axe que le tube.

Description des signaux simulés La grandeur utilisée pour détecter et dimensionner les défauts dans les pièces métalliques est l'impédance relevée le long de la pièce par la bobine réceptrice. Des variations de cette impédance témoignent de la présence d'un défaut qui modifie les courants induits par le champ créé par la bobine alimentée. On obtient ainsi une variation d'impédance relevée le long du tube.

Les méthodes d'inversion Pour inverser les données simulées et remonter aux dimensions du défaut, on se propose de tester deux algorithmes : les SVM et le PSO. Les SVM sont un algorithme d'apprentissage. Le but est de retrouver une dimension y d'un défaut à partir d'une simulation d'impédance $\mathbf{x}$. Les SVM vont fournir une fonction f telle que $y \approx f(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x}$. Cette approximation est calculée à partir d'une base d'apprentissage formée de couples $(\mathbf{x}_i, y_i)_{i=1,\dots,N}$ connus, N étant la taille de la base de données. Cette base de données est générée de façon séquentielle comme décrit ci-après.

Le PSO est un algorithme dont le principe repose sur des particules se déplaçant dans l'espace d'entrée (les différentes combinaisons de dimensions des défauts) de façon à réduire itérativement une fonction de coût, et ce jusqu'à un critère d'arrêt à définir. C'est une méthode particulaire d'optimisation globale. Cette méthode nécessite la simulation de nombreuses valeurs d'impédance, ce qui est difficilement compatible avec le besoin d'une inversion rapide. Ainsi, un méta-modèle est créé en amont de l'optimisation afin d'accélérer les calculs directs. Ce méta-modèle est obtenu par interpolation sur une base de données séquentielle.

Les bases de données séquentielles Afin de servir de base d'apprentissage pour les SVM ou d'être le squelette du méta-modèle utilisé par le PSO, une base de données séquentielle est générée. L'intérêt d'une telle base de données est que l'on peut maîtriser l'erreur d'interpolation et la garder inférieure à un seuil fixe sur l'ensemble de la base de données. En effet, cette base de données est générée itérativement de façon à combler les endroits où les erreurs d'interpolation sont trop importantes. La répartition des données dans l'ensemble d'entrée (paramètres des défauts) n'est ainsi pas uniforme, car l'uniformité est recherchée dans l'espace des sorties (les impédances simulées).

Résultats On présente les résultats sur un cas test. Le tube étudié est infiniment long, de rayon interne 9.84 mm et d'épaisseur 1.27 mm. Le tube est non-magnétique, de conductivité 10^6 S/m et de perméabilité relative 1. Les mesures d'impédance sont réalisées par une bobine émettrice de 200 spires, de rayon interne 11.3 mm et d'épaisseur 1.013 mm. La sonde est alimentée par un courant de $1+0.1j$ A. La bobine réceptrice est identique à la bobine émettrice. Le signal complexe reçu est collecté en 101 points sur une distance de 20 mm.

Le défaut est de type entaille. Celui-ci est placé à la position correspondant au centre de la mesure. Les deux paramètres variants sont la profondeur relative ($\in [50,100]$ %) et la hauteur (extension verticale) ($\in [0.05,0.13]$ mm) du défaut, dénotés respectivement paramètres 1 et 2. La profondeur relative s'exprime en pourcentage de l'épaisseur du tube. Les défauts s'étirent sur 60° et sont considérés comme contenant du vide.

Méthode	PSO - config1		PSO - config2		SVM	
Paramètre	1	2	1	2	1	2
$\hat{e}$ (%)	10.4	10.0	10.1	7.9	6.8	7.9
$\hat{q}$ (%)	1.7	1.7	1.6	1.0	0.6	0.9
$\hat{N}_{10\%}$(%)	35		44		50	
T (s)	15.2		135.8		10^{-4}	

TABLE 1: Résultats pour un cas test à deux dimensions pour deux configuration de PSO et pour les SVM

Le tableau 1 présente les résultats obtenus par les méthodes SVM et PSO sur un cas test. $\hat{e}$ exprime l'erreur absolue et $\hat{q}$ l'erreur quadratique, toutes deux normalisées sur la plage de variation des paramètres. $\hat{N}_{10\%}$ donne le nombre de cas pour lesquels les défauts sont retrouvés à 10% près sur les deux dimensions. Enfin, T donne le temps de calcul sur la même machine. Les configurations 1 et 2 du PSO sont identiques à l'exception du critère d'arrêt. La configuration 2 est plus lente car plus de calculs directs sont requis pour atteindre le critère d'arrêt. On constate en premier lieu que les SVM donnent globalement des résultats meilleurs que le PSO pour un temps de calcul bien moindre. Cependant, il faut noter que le PSO donne une information supplémentaire, à savoir qu'il permet de détecter les cas d'indécision, ce qui peut être utile pour de l'aide à la décision. Notons que la configuration 2 du PSO n'apporte pas une grande amélioration pour un temps de calcul bien supérieur à celui de la configuration 1. La précision est néanmoins améliorée quand on augmente le nombre de paramètres variables décrivant le défaut.

Conclusion Les deux méthodes d'inversion présentées ici semblent prometteuses dans leur application au CND-CF. On distinguera les SVM qui fonctionnent en temps réel et présentent une bonne précision, du PSO qui donne des résultats un peu moins bons pour des temps de calculs supérieurs mais fournit de l'information supplémentaire pour l'aide à la décision. L'utilisation de bases de données séquentielles s'avère utile pour générer des bases d'apprentissage pertinentes et pour créer de bons méta-modèles.

Afin de détecter les cas d'indétermination, le traitement de données incertaines pourrait être introduit dans l'inversion par SVM : au lieu d'inverser le signal seul, on inverse un nuage de signaux perturbés proches du signal à inverser. On peut ainsi voir les différentes réponses de la méthode inverse autour du signal à inverser. De plus, on pourra s'intéresser à l'algorithme SVM multitâche qui permet de corréler les différentes dimensions sur lesquelles l'inversion est effectuée. Quant à l'algorithme PSO, le développement d'un méta-modèle plus rapide et plus précis est aujourd'hui la façon la plus évidente de l'améliorer. Pour ce faire, d'autres méthodes d'interpolation peuvent être testées telles que le krigeage ou l'interpolation par RBF. Enfin, les données d'entrées méritent d'être étudiées afin de réduire leur dimensionnalité, soit par des méthodes de type analyse à composantes principales, soit par des considérations physiques.