

Diagnostic et détection de défauts des systèmes embarqués dans l'automobile

O. BENNOUNA¹, O. ROBIN², H. CHAFOUK¹, J.P. ROUX²

¹IRSEEM (Institut de Recherche en Systèmes Electroniques Embarqués), Technopôle du Madrillet, Avenue Galilée, BP 10024, 76801 Saint Etienne du Rouvray, France

²CEVAA (Centre d'Etudes Vibro-Acoustiques pour l'Automobile), 2 rue Joseph Fourier, 76800 Saint Etienne du Rouvray, France

benouna@esigelec.fr, o.robin@cevaa.com, chafouk@esigelec.fr, jp.roux@cevaa.com

Résumé – Ce papier concerne le diagnostic et la fiabilité des systèmes embarqués en utilisant l'analyse de données vibratoires. Le but est non seulement de détecter, localiser et identifier les défauts, mais aussi d'étudier la robustesse de la technique proposée en modifiant le positionnement des capteurs utilisés. Deux méthodes sont associées, la transformée en ondelettes pour caractériser les signaux temporels, et les réseaux de neurones pour établir la classification et la décision. Cette approche est appliquée aux cartes électroniques automobiles en utilisant des accéléromètres.

Abstract – This paper deals with diagnosis and reliability of embedded systems. Using data vibration analysis, the goal is not only to detect, to localize and to identify damages, but also to test the robustness of the procedure by changing sensors locations. Two techniques are used: Wavelet Transforms (WT) for characterizing temporal signals and Artificial Neural Networks (ANN) for classification and decision. This approach is applied to automotive electronic boards using accelerometers.

1. Introduction

La fiabilité des systèmes embarqués joue un rôle très important dans l'industrie. En effet, un système embarqué (dans l'aéronautique, l'automobile) est soumis à diverses sollicitations (humidité, température, vibration) qui peuvent impacter de manière significative le fonctionnement et la sécurité du système en question. Il est donc fondamental de pouvoir établir une surveillance rigoureuse capable de détecter les défaillances. Dans ce cas, les techniques de diagnostic et de détection de défauts peuvent être combinées pour garantir une performance optimale du véhicule.

Ce papier concerne le diagnostic des systèmes de type « cartes électroniques embarquées », en se basant sur l'étude de différents signaux vibratoires. Pour cela, il faut contrôler l'évolution de données durant le cycle de vie du système étudié [1]. L'analyse de ces données permet de détecter, localiser et même caractériser le défaut. Cette analyse peut être effectuée dans le domaine temporel, fréquentiel ou encore dans le domaine temps/fréquence.

Dans le domaine temporel, l'utilisation d'indicateurs comme « Error Ratio » (ER) ou « Modified Correlation Coefficient » (MCC) donne de bons résultats [2], même si aucune information n'est disponible dans le domaine fréquentiel.

Dans ce dernier domaine, la transformée de Fourier est la méthode la plus utilisée pour détecter un changement fréquentiel des modes vibratoires sélectionnés. Cependant, cette technique a un inconvénient majeur puisque

l'information temporelle est tout simplement perdue. Cela veut dire que la détection des défauts est possible mais leur localisation sera plus délicate. De plus, pour des petits défauts, il est très difficile d'identifier des changements des paramètres souvent utilisés comme la fréquence propre ou la raideur en se basant uniquement sur les modes généraux de flexion et de torsion.

Pour conserver les caractéristiques temporelles du signal quand on le transforme dans le domaine fréquentiel, la solution est d'utiliser une transformée temps/fréquence comme la transformée en ondelettes. D'autant plus que cet outil permet une flexibilité assez large en termes de nombre de décompositions et d'ondelettes mères utilisés selon le type et la taille du défaut qu'on cherche à détecter. Il est aussi possible de mettre en place un contrôle en temps réel du système et donc de prédire sa durée de vie restante [3].

Dans ce domaine, plusieurs articles traitant la transformée en ondelettes sont apparus récemment. Bayissa [4] a utilisé la transformée en ondelettes continue *CWT* pour identifier les défaillances structurelles sur une plaque, quand Han [5] a travaillé sur le même problème en utilisant la transformée en paquets d'ondelettes *WPT*.

L'objectif final est de prendre en compte ces phénomènes vibratoires depuis la conception d'une carte électronique et effectuer son suivi de santé au cours de son utilisation. L'optimisation des démarches suivies lors de la phase de design fera l'objet de publications futures. En parallèle, le travail réalisé sur le diagnostic et la détection de défauts permettra une maintenance bien plus efficace, et

participera donc à l'amélioration de la fiabilité de la carte électronique.

Cet article est organisé comme suit : La section 2 décrit l'approche de diagnostic et les outils utilisés (transformée en ondelettes et réseaux de neurones). L'application et les résultats correspondant seront présentés dans la section 3. En fin de document, un récapitulatif des points réalisés est donné, et l'on soulignera tout particulièrement les éléments novateurs ainsi que les perspectives envisageables pour la suite de ce projet.

2. Approche de diagnostic

Dans des articles précédents [6,7], une approche de diagnostic a été présentée en utilisant la transformée en ondelettes (*WT* pour Wavelet Transform) et les réseaux de neurones (*ANN* pour Artificial Neural Networks). Le schéma général de cette approche est donné dans la figure ci-dessous :

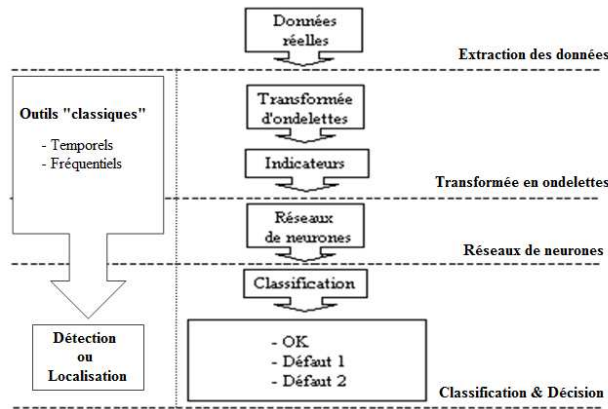


FIG. 1 : Procédure de diagnostic

2.1 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes a l'avantage de décrire le signal dans le domaine temps / fréquence et donc de palier l'inconvénient de la transformation de Fourier qui a le désavantage de la perte de l'information temporelle. Pour cela, il existe deux types : la transformée en ondelettes continue (*CWT* pour Continuous Wavelet Transform) et la discrète (*DWT* pour Discret Wavelet Transform). Chaque transformation a ses avantages et ses inconvénients. Cependant, pour des fréquences assez élevées, la résolution est limitée. L'utilisation de la transformée en paquets d'ondelettes (*WPT* pour Wavelet Packet Transform) permet de remédier à ce problème en proposant une décomposition complète niveau par niveau du signal même pour les hautes fréquences.

La WPT permet d'extraire des indicateurs (ici c'est l'énergie et l'entropie qui ont été utilisées) qui seront les entrées des réseaux de neurones pour la décision et la classification. Cette technique remplace les outils traditionnels (outils de corrélation temporels et *FFT*) qui consistaient à utiliser directement le signal temporel afin de

détecter ou de localiser les défaillances. Considérons un signal temporel $y(t)$, la fonction en paquets d'ondelettes est donnée par :

$$\psi_{a,b}^i(t) = 2^{a/2} \psi^a(2^a t - b), \quad i = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

Les entiers i , a et b sont respectivement les paramètres de modulation, d'échelle et de translation.

Les coefficients en paquets d'ondelettes $c_{a,b}^i(t)$ peuvent être obtenus à l'aide de l'équation suivante :

$$c_{a,b}^i(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} y(t) \psi_{a,b}^i(t) dt \quad (2)$$

La composante en paquets d'ondelettes $y_a^i(t)$ du signal peut être représentée par une combinaison linéaire des fonctions en paquets d'ondelettes $\psi_{a,b}^i(t)$ comme suit :

$$y_a^i(t) = \sum_{b=-\infty}^{+\infty} c_{a,b}^i(t) \psi_{a,b}^i(t) \quad (3)$$

Ainsi, le signal d'origine peut être reconstitué selon l'expression suivante :

$$y(t) = \sum_{i=1}^{2^a} y_a^i(t) \quad (4)$$

Pour avoir une représentation plus robuste du signal, des indicateurs peuvent être créés. Dans ce papier, nous avons opté pour l'énergie et l'entropie. Ainsi, les composantes en paquets d'ondelettes $E_{y_a^i}$ de l'énergie peuvent être calculées par :

$$E_{y_a^i} = \int_{-\infty}^{+\infty} y_a^i(t)^2 dt \quad (5)$$

L'énergie peut donc être calculée comme suit :

$$E_y = \sum_{i=1}^{2^a} E_{y_a^i} \quad (6)$$

De la même façon, l'entropie peut être calculée par :

$$\begin{aligned} S_{WT} &= \sum_{j=1}^n p_j \cdot \ln \left[\frac{1}{p_j} \right] \\ &= - \sum_{j=1}^n p_j \cdot \ln [p_j] \end{aligned} \quad (7)$$

Avec

$$p_j = \frac{E_j}{E_{tot}} \quad (8)$$

p_j étant le ratio d'énergie, E_j l'énergie à l'échelle j , et E_{tot} l'énergie totale du signal.

2.2 Réseaux de neurones

Ces dernières décennies, l'utilisation des réseaux de neurones s'est élargie, et touche maintenant un spectre

large de domaines, qui va de la prédiction à la reconnaissance de formes en passant par la classification et la décision. Il en existe plusieurs types selon l'application développée.

Dans le domaine industriel faisant appel à des systèmes complexes, le réseau de neurones le plus utilisé est le *BPNN* (Back Propagation Neural Network). Il contient deux étapes : la première permet d'obtenir une erreur qui sera prise en considération dans la deuxième étape pour ajuster les poids. C'est d'un perceptron multicouche dont la structure générale est donnée dans la figure ci-dessous :

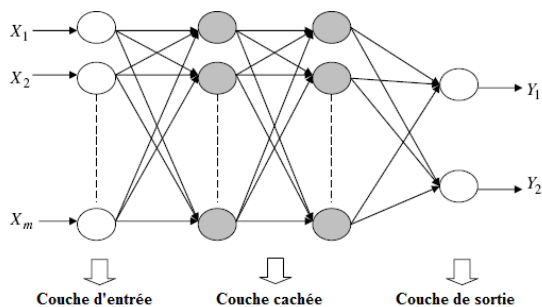


FIG. 2 : Architecture du BPNN

3. Application

La technique a été appliquée à des cartes électroniques simplifiées en utilisant des accéléromètres (A_1 à A_4) en tant que récepteurs et un capteur piézoélectrique en tant qu'émetteur. Les impulsions sont générées à l'émetteur à l'aide d'un générateur de signaux *Wavetek*. Les signaux sont enregistrés par la suite en utilisant une station de travail *LMS TestLab*, avec une fréquence d'échantillonnage de 204,8 kHz. La figure suivante montre l'emplacement des différents capteurs sur la carte électronique :



FIG. 3 : Emplacement des capteurs sur la carte électronique

Plusieurs tests ont été effectués en modifiant la longueur et l'amplitude des impulsions envoyées à l'émetteur. Le but est de tester s'il y a une corrélation entre ces paramètres et les résultats obtenus. Ces tests se sont révélés négatifs dans le cas d'utilisation d'indicateurs issus de la transformée en ondelettes. Dans ce papier, nous avons choisi de vous présenter (à titre d'exemple) les résultats concernant des impulsions de 40 μ s et d'amplitude 5V.

Trois cartes électroniques sont testées : La première (OK) est saine, la deuxième (NOK1) où un point de soudure est retiré au niveau du récepteur 1 et une patte est endommagée au niveau du récepteur 4 et la troisième (NOK2) où uniquement un point de soudure est retiré au niveau du récepteur 3.

Les travaux précédents ont permis de démontrer que cette approche est prometteuse puisque les défauts ont été détectés, localisés et identifiés avec un taux de reconnaissance de 100%.

Dans ce papier, la robustesse de cette technique est étudiée en premier lieu en modifiant la disposition des capteurs précédents. Ainsi, la figure suivante montre le nouveau positionnement des différents capteurs sur la carte électronique :

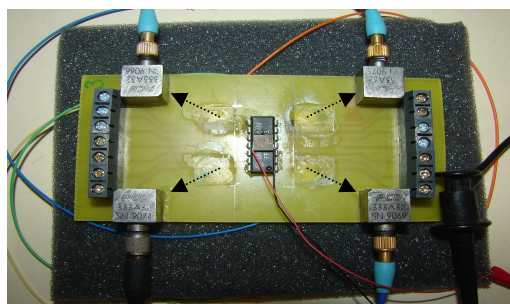


FIG. 4 : Nouveau positionnement des capteurs

Chaque signal est décomposé en 3 niveaux, cela donne donc 8 échelles. Les ondelettes mères utilisées durant ces tests sont celles de Daubechies db3, db8 et db20. A partir des coefficients en paquets d'ondelettes, l'énergie et l'entropie sont calculées ; le premier indicateur sert à extraire une information générale du signal, quand le deuxième permet de quantifier le degré d'ordre et de désordre.

La figure suivante montre un exemple de décomposition d'un signal en énergie et entropie par échelles, pour les trois cartes électroniques testées :

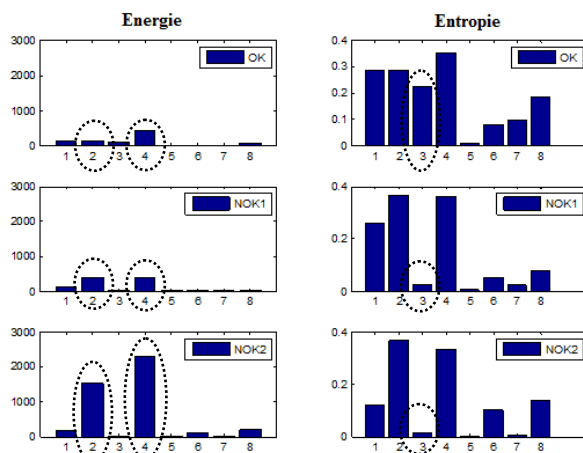


FIG. 5 : Décomposition en énergie et entropie par échelles (db3)

Les deux indicateurs semblent pertinents, puisqu'au niveau de l'énergie, il y a une grande différence entre carte saine et carte avec défauts surtout sur les échelles 2 et 4. L'entropie, quant à elle, se démarque au niveau de l'échelle 3. Nous pouvons conclure que l'entropie apparaît comme l'indicateur de présence de défauts, alors que l'énergie permet plutôt de le caractériser.

La partie décision et classification est faite par un réseau de neurones de type *BPNN* (Back Propagation Neural Network). Il contient 3 couches : la première contient les indicateurs cités précédemment, la deuxième est composée de 8 neurones, et la troisième d'un seul qui permet de répondre à la question suivante : Est-ce qu'il y a présence de défauts ? Si oui, il les identifie et les localise. La figure suivante montre le modèle du *BPNN* :

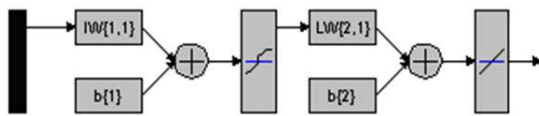


FIG. 6 : Modèle du BPNN

La moitié des signaux a été utilisée pour l'apprentissage du réseau de neurones et l'autre moitié pour le test. Les résultats sont présentés dans le tableau suivant :

TAB. 1 : Taux de reconnaissance du réseau de neurones

| | BPNN (%) | | |
|--------------|----------|-----|------|
| | db3 | db8 | db20 |
| Sans défaut | 100 | 100 | 100 |
| Avec défauts | 100 | 100 | 100 |

Le tableau ci-dessus montre qu'il y a 100% d'affirmation qu'il y a présence de défauts ou pas. La procédure utilisée est donc très prometteuse, puisqu'elle permet de détecter la présence de défaut et localiser son emplacement sur la carte électronique en question. Nous pouvons conclure aussi que la méthode est robuste puisqu'elle donne de bons résultats même quand les capteurs sont assez loin de la zone des défauts.

4. Conclusion

Dans cet article, une procédure de diagnostic basée sur la combinaison de la transformée en ondelettes et des réseaux de neurones a été présentée. Le premier outil permet de caractériser le signal en énergie et entropie, quand le deuxième permet la détection et la classification. Cette technique est assez prometteuse puisque les défauts sont localisés selon les quatre accéléromètres utilisés.

Dans nos travaux futurs, le problème de placement optimal de capteurs va être étudié. Nous allons répondre aux questions suivantes : combien de capteurs faut-il utiliser ? Où les placer ? Pour cela, un vibromètre laser va être utilisé pour « scanner » toute la surface de la carte

électronique avec un maillage très fin, et permettra donc de nous fournir une variété de points de mesure.

Ensuite, un banc d'essai expérimental sera mis en place pour la simulation en quasi temps réel par SIL (Software In the Loop). La troisième phase du projet est l'installation d'une plate forme technologique HIL (Hardware In the Loop) pour valider les étapes précédentes.

Remerciements : Les travaux présentés dans cet article ont vu le jour grâce au financement de l'institut CARNOT ESP. Nous remercions donc tous ceux qui ont contribué à avoir ce soutien.

Références

- [1] J. Gu et M. Pecht, *Prognostics implementation of electronic under vibration loadind*. Microelectronics reliability, vol. 47, pp. 1849-1856, 2007.
- [2] S. Liu et C. I. Ume, *Defects pattern recognition for flip-chip solder joint quality inspection with laser ultrasound and interferometer*. IEEE transactions on electronics packaging manufacturing, vol. 27 (1), 2004.
- [3] L. H. Yam, Y. J. Yan et J.S. Jiang, *Vibration-based damage detection for composite structures using wavelet transform and neural network identification*. Composite Structures, vol. 60, pp. 403-412, 2003.
- [4] W. L. Bayissa, N. Haritos et S. Thelandersson, *Vibration-based structural damage identification using wavelet transform*. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007.
- [5] J. G. Han, W. X. Ren et Z. S. Sun, *Wavelet packet based damage identification of beam structures*. International Journal of Solids and Structures, vol. 42, pp. 6610-6627, 2005.
- [6] O. Bennouna, H. Chafouk, O. Robin et J. P. Roux, *A diagnosis approach combining wavelet transform and artificial neural networks*. 9th International Conference on Sciences and Techniques of Automatic Control & Computer Engineering, Tunisie, 2008.
- [7] O. Bennouna, O. Robin, H. Chafouk J. P. Roux, *Technique de diagnostic basée sur l'utilisation de données vibratoires en vue d'une aide à la fiabilisation d'éléments embarqués*. EPMRT'09, France, 2009.