

Détection d'anomalie de matériel roulant par décomposition en ondelettes de signaux de micro-déformations

SYLVAIN LEIRENS, JEROME BOUTET

Laboratoire des Signaux et Systèmes de Capteurs
Commissariat à l'Energie Atomique et aux Energies Alternatives
17 avenue des Martyrs, 38054 Grenoble Cedex, France

sylvain.leirens@cea.fr, jerome.boutet@cea.fr

Résumé – Une traverse de voie de chemin de fer instrumentée avec des réseaux de Bragg permet d'enregistrer au cours du temps des micro-déformations lors du passage d'un train. Une analyse multi-résolution des mesures de micro-déformations rend possible la détection d'anomalies de matériel roulant, notamment la surcharge d'un essieu et la roue carrée, ainsi que la détection robuste des pics d'essieu.

Abstract – Instrumented railway sleepers with fiber Bragg grating allow to record time-domain signals of micro-deformation during train crossing. A multi-resolution analysis of micro-deformation measurements is carried out to detect rolling stock defects, such as axle overload and flat wheel, and provide robust axle peak detection.

1 Introduction

1.1 Traverse instrumentée

Les rails d'une voie ferrée reposent sur des traverses (anciennement en bois, de nos jours en béton), qui elles-mêmes sont supportées par un ouvrage en couches, notamment l'ensablement ou ballast. Une traverse instrumentée avec des capteurs de micro-déformation, comme des réseaux de Bragg dans le cas du Smart Sleeper® illustré sur la Figure 1 permet d'enregistrer au cours du temps des micro-déformations lors du passage d'un train.

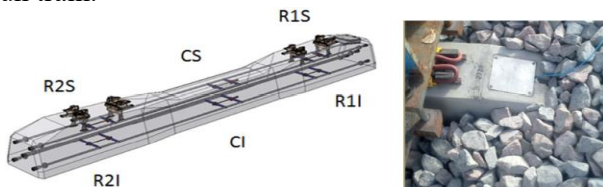


Figure 1 : Smart Sleeper® développé par Consolis¹.

Les déformations mesurées dépendent de la distribution des charges et de la vitesse du train et sont les principales causes de vieillissement des voies. Le Smart Sleeper® comporte 6 capteurs : sous chacun des rails (R1 et R2) et au centre (C), et sur deux niveaux inférieur (I) et supérieur (S).

On s'intéresse ici à la détection d'anomalies de matériel roulant à partir des mesures de micro-déformations, notamment les anomalies de type surcharge d'essieu et roue carrée.

1.2 Signaux mesurés

Les signaux mesurés sont échantillonnés à 500Hz. La Figure 2 donne un aperçu de l'ensemble des mesures lors du passage d'un train sur une voie équipée de trois traverses instrumentées (une traverse par colonne).

L'enregistrement des mesures est automatiquement déclenché avant le passage du train sur les traverses grâce à un détecteur situé en amont sur la voie. Le niveau de bruit est ainsi évalué sur les premières secondes d'enregistrement. La couleur rouge (resp. bleu) indique les capteurs en position supérieure (resp. inférieure) avec le meilleur rapport signal/bruit. Les signaux en gris présentent un rapport signal/bruit plus faible et sont ne sont pas considérés pour la détection d'anomalie.

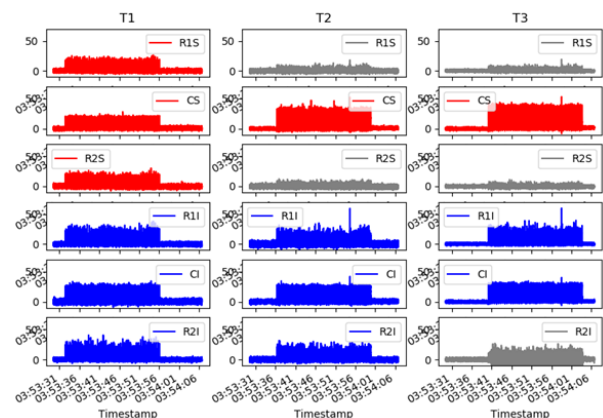


Figure 2 : Signaux mesurés par 3 traverses instrumentées séparées de 100 m deux à deux.

La Figure 3 illustre les deux classes de train circulant sur la voie instrumentée. Les trains de passagers se caractérisent par des charges bien réparties le long du convoi avec une locomotive généralement plus lourde que les wagons (Figure 3, à gauche), et des vitesses élevées (160 km/h sur cet exemple). Les trains de fret se caractérisent par des convois plus lents avec un nombre de wagons important et des charges distribuées moins régulièrement (Figure 3, à droite). Sur cet exemple, le convoi mesure 750 m et roule à environ 95 km/h.

¹ <https://www.consolis.com/activities/transportation-utilities/rail/smart-solutions/>

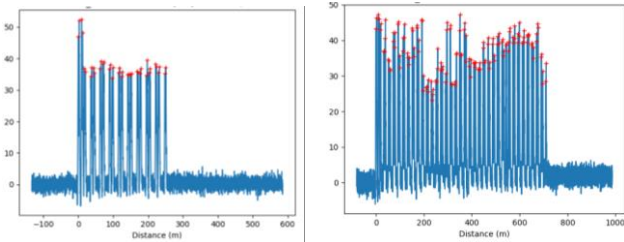


Figure 3 : Transport de passagers (à gauche), de fret (à droite). Les croix rouges indiquent le maximum des pics d'essieu.

1.3 Anomalies de matériel roulant

Un signal temporel de déformation au passage d'essieux d'un même bogie (en général un bogie comporte deux essieux) a une forme reconnaissable en « M ». On distingue particulièrement deux types d'anomalie.

Le premier type fait apparaître un transitoire en forme de pic simple illustré sur la Figure 4, provoqué par exemple par une surcharge d'essieu.

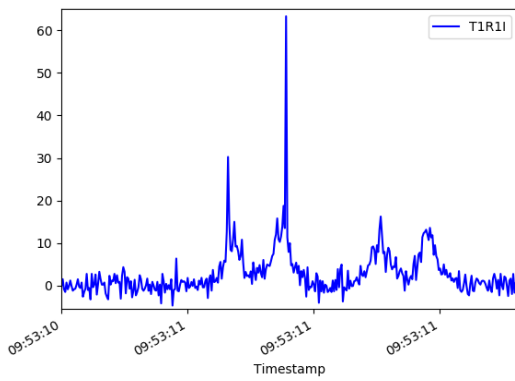


Figure 4 : Anomalie de type 1 (surcharge).

Le second type se caractérise par un transitoire en forme d'alternance brusque autour de la courbe normale d'un pic d'essieu illustré sur la Figure 5, probablement provoqué par la perte de contact rail-roue d'une roue carrée. Il s'agit d'un méplat provoqué par le blocage d'une roue lors du freinage entraînant un glissement. Ce phénomène est plus fréquent en automne à cause des feuilles mortes s'accumulant sur les voies.

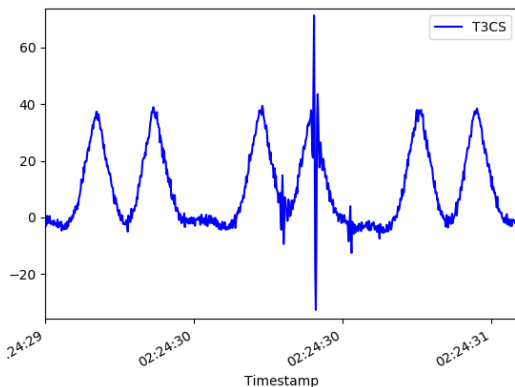


Figure 5 : Anomalie de type 2 (roue carrée).

1.4 Méthodes de détection

La majorité des travaux sur la détection d'anomalies de matériel roulant a recours à des signaux provenant d'accéléromètres ou de jauges de contraintes et concerne la détection de roue carrée, voir par ex. des premiers travaux dans [1] et une revue des différentes techniques de détection dans [2]. Dans [3], les auteurs

utilisent une transformée en ondelettes discrète sur des signaux d'accéléromètres disposés au contact du rail. Un seul type d'anomalie est considéré (roue carrée). Après estimation de la vitesse du train et masquage du signal pour isoler les pics d'essieu, la détection est réalisée par une comparaison avec un seuil sur les coefficients de détail de la décomposition. L'usage de signaux d'accélération (mesures de vibrations) nécessite le recours au masquage temporel car la force de contact rail-roue est difficile à modéliser, ce qui rend la méthode de détection complexe.

Dans [4], le système étudié est une traverse de train et l'objectif est de construire un modèle dynamique permettant de reproduire les mesures de déformation réalisées lors du passage d'un train. In fine, un modèle calibré devrait permettre d'estimer la charge sur chaque essieu du train. Ce type de modèle dynamique pourrait être utilisé pour détecter la présence d'anomalies, notamment de type surcharge.

Les signaux de déformation apportent une information moins bruitée que les mesures de vibration, directement liée à la distribution des charges. La méthode présentée dans le paragraphe suivant repose sur une analyse multi-résolution, incluant la détermination du niveau de décomposition, la détection d'anomalie dans les signaux de détail, et enfin la reconnaissance du type d'anomalie, de sa localisation et de son intensité.

2 Décomposition du signal de micro-déformations en ondelettes

2.1 Analyse multi-résolution

On commence par choisir une famille d'ondelettes et un niveau J de décomposition. Il existe plusieurs familles d'ondelettes avec des caractéristiques différentes (forme, symétrie, etc.). Le choix est en général guidé par la forme du signal à décomposer, tel que la ressemblance de l'ondelette au signal à représenter.

La décomposition du signal S produit un ensemble de coefficients d'approximation et de détail, notés cA_j et cD_j ($1 \leq j \leq J$) respectivement. A un niveau j correspond une échelle 2^j (ou encore une résolution 2^{-j}). A partir de ces coefficients, on peut reconstruire le signal S au niveau souhaité, afin d'une part d'en obtenir une approximation A_j (contenu basses fréquences) et d'autre part les détails (contenu hautes fréquences). Le signal S se décompose comme suit :

$$S = A_j + \sum_{j \leq J} D_j \quad (1)$$

avec la relation entre deux approximations successives :

$$A_{j-1} = A_j + D_j \quad (2)$$

et les détails :

$$D_j = \sum_{k \in \mathbb{Z}} cD(j, k) \psi_{j,k} \quad (3)$$

La variable k représente le déphasage temporel et $\psi_{j,k}$ est l'ondelette au niveau j déphasée de k échantillons. Contrairement aux fonctions sinus et cosinus utilisées

dans la transformée de Fourier, les fonctions $\psi_{j,k}$ sont localisées temporellement et leur support peut être compact : seulement une partie des échantillons est non nulle. En choisissant le niveau de décomposition de manière adéquate, on peut séparer dans le signal de micro-déformations les pics d'essieu du bruit de mesure et des anomalies qui se caractérisent par des phénomènes transitoires brusques et bien localisés temporellement.

2.2 Choix du niveau de décomposition

Le niveau de décomposition est choisi pour assurer le meilleur compromis de séparation. On appelle résidus la somme des signaux de détail, qui peut être prise partielle ou totale : $R = \sum_{j \leq J} D_j$. On procède en minimisant l'écart quadratique :

$$e_q = w(\sigma_{v,R} - \sigma_{v,S})^2 + (\sigma_R - \sigma_{v,S})^2 \quad (4)$$

où :

- $\sigma_{v,R}$ est l'écart-type du bruit contenu dans les résidus R
- $\sigma_{v,S}$ est l'écart-type du bruit contenu dans le signal S
- σ_R est l'écart-type des résidus R

Le poids w permet de pondérer la somme afin de donner plus ou moins d'importance au premier terme par rapport au second terme. En effet, une bonne séparation implique que :

- l'écart-type du bruit contenu dans les résidus $\sigma_{v,R}$ et l'écart-type du bruit dans le signal $\sigma_{v,S}$ soient le plus proche possible, i.e. $\sigma_{v,R} \approx \sigma_{v,S}$;
- l'écart-type des résidus σ_R reste proche de l'écart-type du bruit dans le signal $\sigma_{v,S}$, en général légèrement supérieur car il peut subsister une contribution des pics d'essieu et du fait de la présence d'une anomalie, i.e. $\sigma_R \gtrsim \sigma_{v,S}$.

Ainsi, on assure que la reconstruction des détails ne contienne principalement que le bruit et les transitoires dus à la présence d'anomalie. D'autres méthodes sont envisageables, telles que le choix du niveau de décomposition basé sur l'énergie contenue dans les signaux de détails [5].

La Figure 6 montre les résultats de la décomposition pour un choix d'ondelette Symlet 5 et un niveau de décomposition égal à 3. En haut de la Figure 6, le signal S est représenté en bleu, et l'approximation A_3 en orange. La somme des détails est représentée sur le graphe du bas, comportant une partie du bruit de mesure et faisant apparaître la présence d'une anomalie.

L'écart-type du bruit de mesure est estimé à 1,09 sur les $n=3$ premières secondes du signal. Le niveau de décomposition $J=3$ donne un écart-type du bruit contenu dans les résidus égal à 1,03 et un écart-type des résidus égal à 1,20.

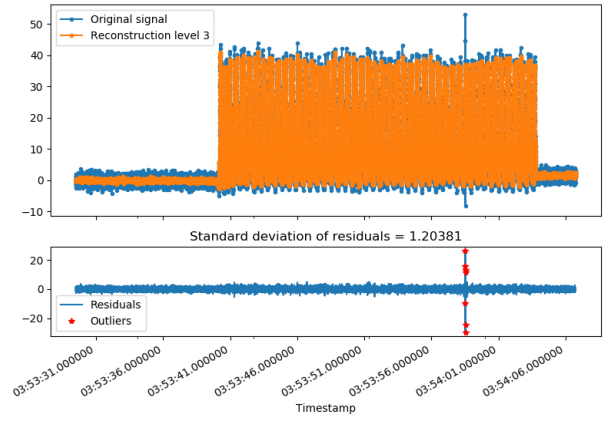


Figure 6 : Résultats de la décomposition (Symlet 5, $J=3$).

2.3 Détection d'anomalie dans les détails

Les résidus ne contenant principalement que du bruit et les éventuelles anomalies, la détection repose sur une recherche de points aberrants (outliers). Les points r_i des résidus R satisfaisant la condition :

$$|r_i| > \mu_{v,R} + \alpha \sigma_{v,R} \quad (5)$$

sont considérés comme des points d'anomalie. $\mu_{v,R}$ est la moyenne des résidus sur les n premières secondes, et on a en général $\mu_{v,R} \approx 0$ si une compensation d'offset a été réalisée dans l'étape de prétraitement du signal. Le paramètre α est un paramètre de réglage de la sensibilité de détection, par exemple : $\alpha = 8$.

Lorsque le niveau de bruit est élevé, la détection peut être nettement améliorée en procédant au seuillage de coefficients (par ex. soft coefficient thresholding [6]) afin de réduire le niveau de bruit dans la reconstruction et tendre vers un signal de détails ne contenant que les anomalies éventuelles.

La Figure 7 est un grossissement de Figure 6 autour de l'anomalie détectée. Les croix rouges dans les résidus indiquent les échantillons reconnus comme anomalies.

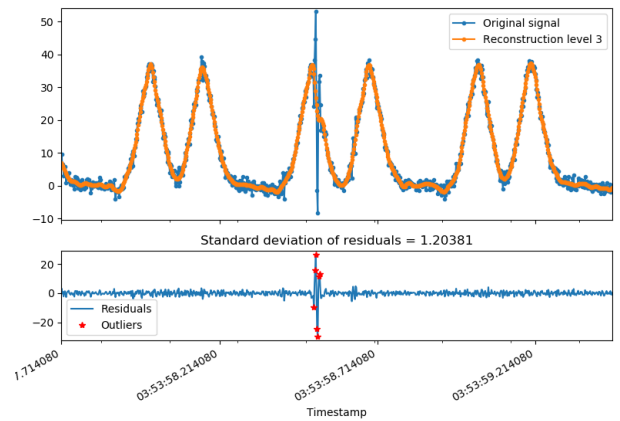


Figure 7 : Zone de l'anomalie

Pour différencier les types d'anomalie présentés en paragraphe 1.3, on définit un seuil s_d de détection tel que : si $\min(r_i) < -s_d$ et $\max(r_i) > s_d$ alors l'anomalie est reconnue de type 2, sinon l'anomalie est reconnue de type 1. Ici l'anomalie est de type 2 ($s_d = 10$ micro-déformations), illustré sur la Figure 8.

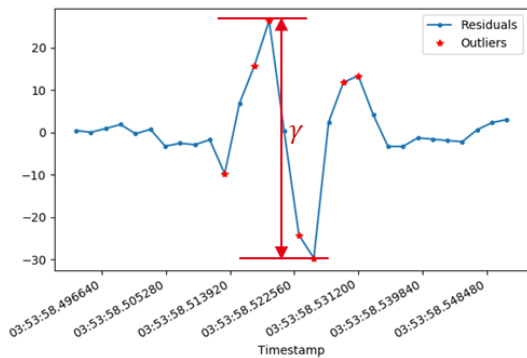


Figure 8 : Reconnaissance de l'anomalie détectée.

La localisation d'une anomalie peut être définie de différentes façons, notamment par l'instant du maximum ou de la médiane en valeur absolue ($\max |r_i|$ ou $\text{median} |r_i|$), ou simplement l'instant du premier échantillon détecté r_1 (début de l'anomalie). Avec la définition du maximum en valeur absolue, la localisation de l'anomalie sur la Figure 8 est 3h 53min et 525,19 ms.

La gravité ou intensité γ représente l'amplitude de l'anomalie détectée et est définie comme suit :

- Type 1 : $\gamma = \max(r_i)$
- Type 2 : $\gamma = |\max(r_i) - \min(r_i)|$

Sur la Figure 8, $\gamma=56,01$ micro-déformations.

2.4 Détection robuste des pics d'essieu

La détection des pics d'essieu à partir du signal de micro-déformations se base principalement sur des algorithmes qui recherchent des variations rapides dans le signal. Le choix des paramètres de réglage permet de les rendre moins sensibles au bruit, par exemple en fixant une distance minimale entre deux pics d'essieu, et en fixant une variation minimale en micro-déformations. Toutefois, cette détection n'est pas robuste aux anomalies contenues dans le signal puisque ce sont des phénomènes transitoires rapides.

La reconstruction du signal d'approximation A_j fournit un signal nettoyé du bruit de mesure et des anomalies détectées, sur lequel on peut effectuer une détection des pics d'essieu.

La Figure 9 montre le résultat de la détection robuste des pics d'essieu (points rouge) dans la zone de l'anomalie prise en exemple précédemment.

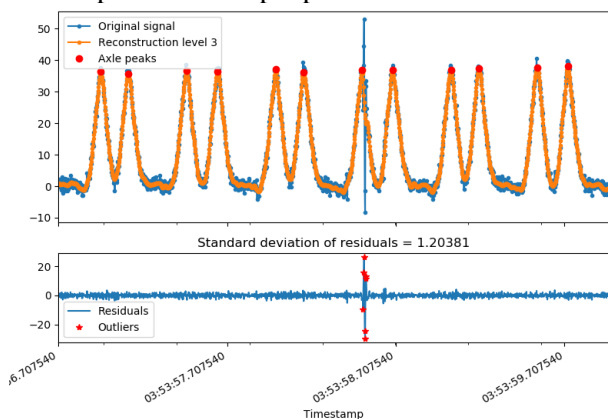


Figure 9 : Détection robuste des pics d'essieu.

La détection robuste des pics d'essieu permet la reconnaissance automatique du matériel roulant. En effet les locomotives et wagons possèdent des

caractéristiques connues et répertoriées, notamment la longueur des voitures et l'emplacement des bogies qui permettent de calculer les distances entre essieux. Lorsque l'on dispose d'au moins deux traverses instrumentées séparées par une distance connue, la vitesse du train est estimée par décalage temporel des signaux de micro-déformations.

Ainsi la détection des pics d'essieu dans le signal de micro déformations fournit des « durées » entre essieux qui sont convertis en distances permettant la reconnaissance du matériel roulant. La présence d'un niveau trop élevé de bruit ou d'anomalies peut fausser l'évaluation des distances et empêcher la reconnaissance automatique.

3 Conclusions et perspectives

La décomposition en ondelettes réalise une très bonne séparation du bruit et des anomalies dans le signal de micro-déformations. Le choix du niveau de décomposition est sensible : si le niveau est trop élevé, une partie du signal des pics d'essieu (forme en « M ») se retrouve dans les détails ; un niveau trop bas peut toutefois permettre la détection d'anomalies importantes, mais les caractéristiques estimées seront erronées car une partie non négligeable de l'information liée à l'anomalie restera contenue dans l'approximation.

Une base de données de plusieurs milliers de passages de train a permis de relever les cas d'anomalies, avec leurs caractéristiques. Avec une base de données suffisamment annotée, un algorithme de classification supervisée pourrait être entraîné pour reconnaître efficacement plusieurs types d'anomalie.

4 Bibliographie

- [1] T. Banshotani, H. Nakao, et H. Oda, « Development of the automatic wheel flats detection system », *Transactions on the Built Environment vol. 6*, p. 293-300, 1994.
- [2] A. Alemi, F. Corman, et G. Lodewijks, « Condition monitoring approaches for the detection of railway wheel defects », *Proc. Inst. Mech. Eng. Part F J. Rail Rapid Transit*, vol. 231, n° 8, p. 961-981, sept. 2017.
- [3] V. Belotti, F. Crenna, R. C. Michelini, et G. B. Rossi, « Wheel-flat diagnostic tool via wavelet transform », *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 20, n° 8, p. 1953-1966, nov. 2006.
- [4] L. H. Tran, T. Hoang, G. Forêt, D. Duhamel, S. Messad, et A. Loac, « Analytical model of the dynamics of railway sleeper », in *6th ECCOMAS Thematic Conference on Computational Methods in Structural Dynamics and Earthquake Engineering*, Rhodes Island, Greece, 2017.
- [5] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing, Third Edition: The Sparse Way*, 3rd éd. Orlando, FL, USA: Academic Press, Inc., 2008.
- [6] D. L. Donoho, « De-noising by soft-thresholding », *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 41, n° 3, p. 613-627, mai 1995.