

Amélioration de la détection d'écaillages de roulements par débruitage des signaux vibratoires

JEAN-PAUL DRON^{1,a}, LANTO RASOLOFONDRAIBE², FABRICE BOLAERS¹, XAVIER CHIEMENTIN¹
ET OLIVIER COUSINARD¹

¹ GRESPI/LMA (Groupe de Recherche En Sciences Pour l'Ingénieur – Laboratoire de Mécanique Appliquée), Université de Reims Champagne-Ardenne, UFR Sciences Exactes et Naturelles, BP 1039, 51687 Reims Cedex 2, France

² CReSTIC (Centre de Recherche en Sciences et Technologie de l'Information et de la Communication), Université de Reims Champagne-Ardenne, UFR Sciences Exactes et Naturelles, BP 1039, 51687 Reims Cedex 2, France

Reçu le 30 avril 2008, accepté le 17 septembre 2008

Résumé – Dans la maintenance conditionnelle de composants mécaniques par analyse vibratoire, on distingue deux types d'analyses qui sont nécessaires pour l'obtention d'un diagnostic fiable. La première analyse réside dans la détection de défauts potentiels et il existe actuellement différentes méthodes abouties basées sur le traitement des signaux vibratoires permettant la localisation d'un défaut. On peut citer parmi ces méthodes l'analyse spectrale (à résolution constante (RC) ou à pourcentage de bandes constant (PBC)), l'analyse d'enveloppe, l'analyse cepstrale, l'analyse temps-fréquences ou l'analyse temps-échelles (ondelettes). La seconde analyse s'intéresse quant à elle à la détermination et l'évaluation de la sévérité d'un défaut détecté pour estimer l'influence de ce défaut sur le fonctionnement d'un mécanisme. Les indicateurs vibratoires, qui permettent de pouvoir corréliser la sévérité d'un défaut à sa signature vibratoire, sont des indicateurs dits globaux qui sont basés sur l'analyse statistique d'un signal temporel. Cependant, les signaux issus de capteurs accélérométriques sont le résultat d'un mélange de sources de vibrations, sources pouvant être attribuées à un ou plusieurs défauts et sont généralement pollués par du bruit. Ce travail présente les trois principales méthodes de débruitage et l'étude de leur influence sur les paramètres scalaires (kurtosis, facteur crête) et ce dans le cadre de la détection de défauts de type écaillage de roulements.

Mots clés : Kurtosis / facteur crête / soustraction spectrale / annulation adaptative du bruit / ondelettes / analyse vibratoire

Abstract – Improvement of the detection of spalling defects in rolling bearing by vibratory signal denoising. In the conditional maintenance of mechanical components by vibratory analysis, one distinguishes two types of analyses which are necessary for obtaining a reliable diagnosis. The first analysis lies in the detection of potential defects; there are currently various succeeded methods based on the treatment of the vibratory signals allowing the localization of a defect. One can quote among these methods the analysis of spectrum (with constant resolution (RC) or percentage of bands constant (PCB)), the analysis of envelope, the cepstral analysis, the analysis time-frequencies or the analysis time-scales (wavelet). The second analysis is interested in the determination and the evaluation of severity of a defect detected to estimate the influence of this defect on the operation of a mechanism. The scalar indicators which make it possible to estimate the gravity of a defect are indicators known as total which are based on the statistical analysis of a temporal signal. However, the signals resulting from accelerometer sensors are the results of a mixture of sources of vibrations, sources being able to be allotted to one or more defects and are generally polluted by noise. This work presents the three principal methods of denoising and the study of their influence on the scalar parameters (kurtosis, factor peak, value rms) and this within the framework of the detection of defects of the chippings types of bearings.

Key words: Kurtosis / crest factor / spectral subtraction / self adaptative noise cancellation / wavelet / vibratory analysis

^a Auteur pour correspondance : jp.dron@univ-reims.fr

Nomenclature

$x(n)$	Signal discrétisé (m.s^{-2})
V_{RMS}	Valeur efficace du signal (m.s^{-2})
N	Nombre d'échantillons prélevé dans le signal
K	Kurtosis (moment d'ordre 4 normé)
$E[s(n)]$	Espérance mathématique
$\Gamma_{\nu_1 \nu_2}(z)$	Densité interspectrale entre les signaux ν_1 et ν_2
w_j, p	Coefficients de la décomposition du signal
$y(n)$	Signal discret mesuré bruité
$Y(m)$	Spectre obtenu par transformation de Fourier à court terme
λ	Facteur d'oubli

1 Introduction

Certains défauts potentiels (écaillages d'engrenages et de roulements, jeux de paliers, de clavettes) induisent sur les machines tournantes des forces impulsives périodiques qui peuvent exciter les modes propres de la structure et du capteur. Détecter, localiser et quantifier la sévérité d'un défaut sur un organe mécanique par l'analyse du comportement vibratoire de la structure nécessite l'utilisation des paramètres scalaires tels que le kurtosis, la valeur RMS, la valeur crête et le facteur crête [1]. Ces paramètres sont liés à une grandeur physique dérivant de la puissance et de l'amplitude crête du signal vibratoire [2–4]. Bien que ces indicateurs soient simples à mettre en œuvre, la complexité des mécanismes peut cependant donner lieu à de graves erreurs d'interprétation. Des études ont été menées sur l'impact de certains paramètres sur la valeur du facteur crête, du kurtosis et de la valeur RMS [5]. En effet, ces indicateurs sont plus ou moins sensibles à des paramètres tels que les impacts liés au fonctionnement même du mécanisme, les variations de vitesses de rotation des arbres, la gamme d'analyse en fréquence, la résonance du capteur ou le bruit de fond. Dans le cadre de la surveillance des roulements par analyse vibratoire en terme de détection et de suivi, ces indicateurs sont bien adaptés au caractère impulsif des forces excitatrices générées par un ou plusieurs défauts de type écaillage. La qualité du diagnostic sera d'autant plus grande que le signal recueilli sera débarrassé de phénomènes parasites tels que les bruits de fond. L'objectif de ce travail est d'étudier l'influence des trois méthodes de débruitage telles que la méthode SANC (Self adaptive noise cancellation), la décomposition en ondelettes et la soustraction spectrale sur les indicateurs globaux (kurtosis, facteur crête et valeur RMS) à partir de signaux issus de différents roulements présentant un défaut de type écaillage.

2 Indicateurs de suivi

Ces trois méthodes de débruitage ont été mises en œuvre dans le cadre de l'utilisation d'indicateurs temporels permettant la détection de défauts de roulements de

type écaillage. Deux indicateurs ont été retenus, le kurtosis et le facteur crête car ces deux indicateurs sont bien adaptés à la détection d'impulsions présentes dans un signal temporel [6, 7].

Le facteur crête (Éq. (1)) correspond au rapport entre la valeur crête (valeur absolue maximale atteinte par la fonction représentative du signal pendant la période de temps considérée) et la valeur RMS (valeur efficace) du signal.

$$\text{facteur crête} = \frac{\text{valeur crête}}{\text{valeur efficace}} = \frac{\sup |x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n)]^2}} \quad (1)$$

Les expressions de la valeur efficace et de la valeur crête sont données par les relations suivantes (Éq. (2)) et (Éq. (3)) :

$$V_{\text{efficace}} = V_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [x(n)]^2} \quad (2)$$

où N représente le nombre d'échantillons prélevé dans le signal et $x(n)$ le signal temporel discrétisé.

Comme la valeur du facteur crête d'un signal dont la distribution des amplitudes est gaussienne et comprise entre 3 et 6, cet indicateur est apte à la détection de ce type de défauts que si sa valeur est au moins égale à 6.

Le kurtosis (Éq. (3)), noté K , est un paramètre statistique permettant d'analyser la répartition des amplitudes vibratoires contenues dans un signal temporel. Il correspond au moment d'ordre quatre normé et il a été montré que pour une distribution gaussienne, sa valeur est de $3 \pm 8\%$ [8]. De ce fait, la période de répétition des chocs doit être au moins égale à 2,8 fois le temps de relaxation.

$$\text{Kurtosis} = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2\right]^2} \quad (3)$$

où $x(n)$ représente l'amplitude du signal pour l'échantillon i , \bar{x} la valeur moyenne des amplitudes, σ^2 la variance (moment d'ordre 2) et N le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Le kurtosis et le facteur crête sont deux indicateurs sensibles à la forme du signal. Le calcul de la valeur moyenne des amplitudes instantanées du signal élevées à la puissance quatre donne un poids considérable aux amplitudes élevées pour le kurtosis. Pour le facteur crête, elle pondère sensiblement l'impact d'un événement isolé d'amplitude crête élevée qui prend uniquement en compte l'amplitude crête de cet événement. Le kurtosis apparaît donc comme un meilleur indicateur étant donné que la dispersion des résultats provenant de mesures successives est beaucoup plus faible que pour le facteur crête.

3 Méthodes de débruitage du signal

Le bruit est toujours présent dans les signaux vibratoires issus d'accéléromètres et ce bruit peut masquer

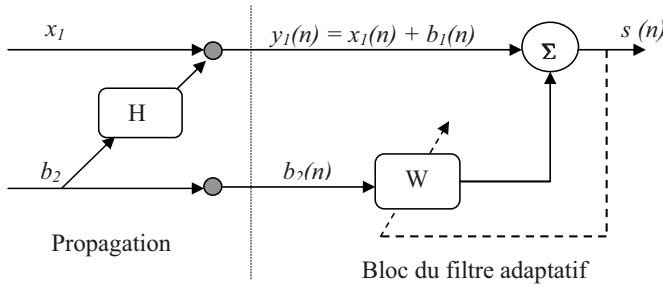


Fig. 1. Structure d’annulation adaptative de bruit ANC.

certaines informations significatives du comportement d’un ou de plusieurs composants mécaniques. L’objectif du débruitage réside dans la minimisation de l’incidence du bruit sans altérer celles liées au fonctionnement même du mécanisme ou d’un organe. Trois méthodes ont été retenues, étudiées et comparées dans le cadre de la surveillance des roulements, SANC (Self Adaptive Noise Cancellation), le seuillage par ondelettes et la soustraction spectrale.

3.1 Débruitage par la méthode SANC (Self Adaptive Noise Cancellation)

Cette méthode est largement utilisée dans le domaine de la télécommunication notamment pour l’annulation des échos [9, 10]. L’annulation adaptative du bruit repose sur l’utilisation de deux capteurs, l’un captant la parole bruitée et l’autre le bruit ambiant [11]. On calcule ensuite le filtre adaptatif permettant d’estimer le bruit perturbateur et de le supprimer du signal. L’intérêt de cette méthode est qu’elle ne nécessite pas de connaissance a priori sur le bruit et qu’elle s’applique à des bruits non stationnaires [12].

Considérons une observation bruitée $y_1(n)$ d’un signal $x(n)$ c’est-à-dire $y_1(n) = x(n) + b_1(n)$ où $b_1(n)$ est une contribution décorrélée du signal utile $x(n)$. Supposons que l’on dispose au niveau d’un deuxième capteur d’un bruit $b_2(n)$ fortement corrélé à $b_1(n)$ mais décorrélé de $x(n)$. La relation entre $b_1(n)$ et $b_2(n)$ est supposée linéaire c’est-à-dire $b_1(n) = H * b_2(n)$ où $*$ représente le produit de convolution et H un filtre inconnu.

Le principe de la technique d’annulation adaptative de bruit Adaptive Noise Cancellation ou ANC est de filtrer la référence $b_2(n)$ de manière adéquate afin d’obtenir la meilleure estimation de $b_1(n)$ au sens de l’erreur quadratique ce qui apporte une réduction du bruit en sortie. Une illustration graphique de ce principe est présentée en figure 1.

En tenant compte de la relation linéaire entre les bruits dans les deux observations le signal de sortie peut s’écrire sous la forme (Éq. (4)) :

$$s(n) = x(n) + (H - W) * b_2(n) \quad (4)$$

La solution d’un débruitage idéal $s(n) = x(n)$ est donc équivalente à $W_{\text{opt}} = H$. Une manière de déterminer le

filtre W_{opt} sans connaissance ni du signal $x(n)$ ni du filtre H consiste à considérer la solution de la minimisation de l’énergie du signal estimé $s(n)$. En effet compte tenu de la décorrélation entre $b_1(n)$ et $x(n)$ on a d’après (4) l’équation (5)

$$E [s^2(n)] = E [x^2(n)] + E [((H - W) * b_2(n))^2] \quad (5)$$

La valeur minimale de $E [s(n)]$ est alors atteinte pour $W_{\text{opt}} = H$. La solution de ce problème correspond au filtre de Wiener [13] défini par (Éq. (6)) :

$$W_{\text{opt}}(z) = \frac{\Gamma_{y_1 b_2}(z)}{\Gamma_{b_2 b_2}(z)} \quad (6)$$

où la fonction $\Gamma_{\nu_1 \nu_2}(z)$ désigne la densité interspectrale entre les signaux ν_1 et ν_2 définie par (Éq. (7)) :

$$\Gamma_{\nu_1 \nu_2}(z) = E [V_1(z) V_2(z^{-1})] \quad (7)$$

où $V_1(z)$ et $V_2(z^{-1})$ représentent respectivement les transformées en Z de $\nu_1(n)$ et de $\nu_2(n)$.

En absence d’informations sur les statistiques de second ordre des observations une alternative à la solution (6) consiste à effectuer une estimation adaptative de H . On choisit alors une modélisation paramétrique de W sous forme, par exemple, d’un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) dont on estime les coefficients $(w(k))_{k \geq 0}$ suivant un algorithme adaptatif. Ainsi, l’utilisation d’une règle LMS (Least Mean Square) conduit au schéma stochastique (Éq. (8)) :

$$w(n + 1, k) = w(n, k) + \mu s(n) b_2(n - k), k \geq 0 \quad (8)$$

où $w(n, k)$ désigne la valeur du coefficient $w(k)$ d’ordre k de $W(z)$ à la $n^{\text{ième}}$ itération. L’algorithme LMS (Éq. (8)) ne converge que vers une approximation de la solution de Wiener.

La raison en est double :

- On approxime un filtre de Wiener (a priori à mémoire infinie et non nécessairement causal par une structure causale à mémoire finie).
- Les algorithmes adaptatifs de type (8) introduisent des desajustements dus à l’utilisation d’un pas d’adaptation μ non asymptotiquement nul. Il est bien sûr possible de choisir un pas d’adaptation lui même adaptatif Ceci permet d’atténuer les desajustements mais sans pour autant les éliminer.

Les performances du LMS dépendent de trois facteurs : le pas d’adaptation μ , les valeurs propres λ de la matrice de corrélation R et la longueur L du filtre H . La condition de stabilité de l’algorithme est : $0 < \mu < 2/\lambda_{\text{max}}$ où λ_{max} est la plus grande valeur propre de la matrice de corrélation $R = x^T(n).x(n)$.

La méthode SANC découle directement de la méthode ANC sauf que dans notre montage, nous n’aurons pas deux capteurs avec l’un donnant le signal bruité et l’autre donnant un bruit corrélé à celui du premier. Nous n’aurons qu’un seul signal provenant d’un seul capteur. Pour

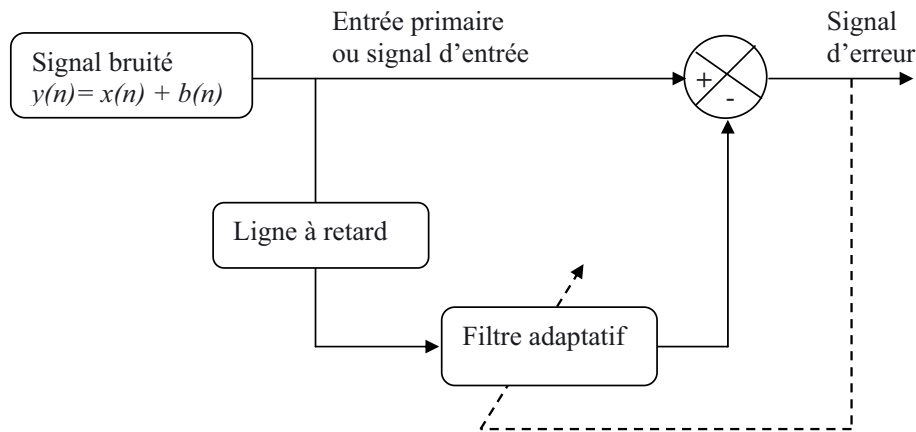


Fig. 2. Structure d'annulation de bruit auto adaptative (SANC).

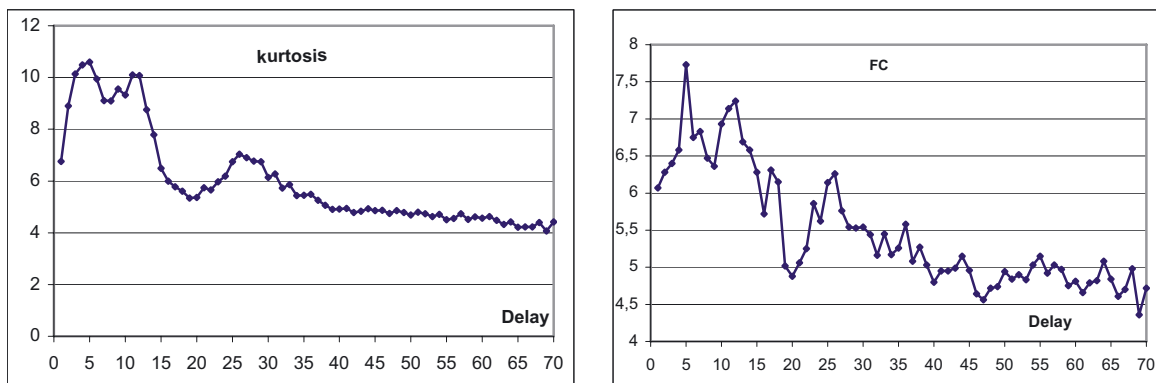


Fig. 3. Influence du délai (ordre = 2^* délay) sur les valeurs du kurtosis et facteur crête.

filtrer ce signal, nous allons donc prélever notre signal, le faire rentrer dans notre entrée de référence après l'avoir fait passer dans une ligne à retard. Ensuite le filtre adaptatif va entamer ses boucles de calcul pour minimiser la fonction coût de l'algorithme comme dans le cas précédent. Les hypothèses faites sont :

- Le signal à l'instant t est corrélé avec le signal à l'instant $t + \tau$ (hypothèse tout à fait justifiée pour un signal périodique).
- Le bruit à l'instant $t + \tau$ n'est pas corrélé avec le bruit à l'instant t (hypothèse qui n'est vérifiée que pour certaines conditions expérimentales).

L'algorithme va donc, au terme de ses itérations, minimiser le signal erreur, de sortie. Or le bruit n'étant pas corrélé (hypothèse n°2), le filtre va annuler non pas le bruit (ce qui ne lui permettrait pas de minimiser le signal d'erreur) mais le signal utile. S'il supprime le signal, ce qu'il retranche c'est-à-dire ce qui sort du filtre programmable est notre signal utile. Il existe deux manières d'appliquer notre filtrage adaptatif :

- La première, celle que nous utilisons, considère un signal corrélé et un bruit non corrélé. Cette hypothèse est vérifiée physiquement pour un capteur placé au plus près de notre source (ce qui est notre cas). Nous aurons, comme nous l'avons vu, le signal utile qui correspond à la sortie du filtre programmable (Fig. 2).

- La seconde prend en compte les hypothèses inverses, c'est-à-dire un signal non corrélé et un bruit corrélé. On aura alors en sortie du filtre programmable ce que celui-ci peut estimer à partir des mesures précédentes, c'est-à-dire le bruit. Donc cette fois-ci, le signal débruité se trouvera à la sortie du sommateur (ce qui correspond au signal erreur). Le cas physique correspondant est celui d'un capteur placé loin de la source. On se rapproche plus de la méthode ANC, mais le problème est que l'on a un signal utile très faible par rapport au bruit et en sortie du filtre.

Le filtre SANC est optimal dans les conditions modérées, qui peuvent être rencontrées par la plupart des signaux de vibration. Le problème principal produit, en appliquant SANC aux signaux réels de vibration, est qu'il exige une longueur de filtre qui peut devenir extrêmement longue afin de résoudre de nombreux harmoniques enterrés dans un bruit de niveau élevé. Ceci signifie que l'algorithme est très lent pour s'adapter et peut avoir des accrocs de convergence si d'autres paramètres ne sont pas accordés correctement. La figure 3 montre l'influence du délai sur un signal issu d'un roulement défaillant et plus particulièrement sur le kurtosis et le facteur crête.

Une valeur trop élevée du délai induit une convergence de la valeur de ces deux indicateurs vers une valeur correspondant à celle d'un roulement en bon état. On comprend alors l'erreur d'interprétation qui peut en résulter.

3.2 Débruitage par ondelettes

Le signal mesuré $x(t)$ est un mélange additif d'un signal informatif $s(t)$ et d'un bruit $b(t)$ (Éq. (9))

$$x(t) = s(t) + b(t) \quad (9)$$

Le débruitage par ondelettes est réalisé suivant trois étapes [14] : la décomposition, le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes et la reconstitution du signal débruité. Le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes [15,16] revient à l'extraction d'une structure cohérente du signal mesuré. L'hypothèse de départ porte sur le bruit b , qui est considéré comme non cohérent par rapport à une base de formes d'onde prédéfinie, c'est-à-dire non corrélé avec ces formes d'onde. Les coefficients de la décomposition du bruit sur la base sont faibles. L'algorithme de décomposition le plus souvent utilisé est la décomposition discrète sur une base orthonormée d'ondelettes de Mallat [17]. Cette base est constituée d'ondelettes $\psi^{j,p}$ et de fonctions d'échelle $\phi^{M,p}$, où $j = 1 \dots M$ désigne l'échelle (liée à la fréquence), p l'indice (lié à la position temporelle) et M la profondeur de la décomposition en ondelettes. Les coefficients de la décomposition du signal x sur cette base sont notés $w^{j,p}$ (Éq. (10))

$$x = \sum_{j=1 \dots M,p} w^{j,p} \psi^{j,p} + \sum_p w^{M,p} \phi^{M,p} \quad (10)$$

Les segments du signal peu corrélés avec la base ont des coefficients $w^{j,p}$ faibles, et sont attribués au bruit. Par un seuil adapté, on peut donc séparer le bruit du signal. Comme dans toute approche de type seuillage, le problème réside dans le choix du seuil S . Dans la littérature, on trouve deux types de seuillage : le seuillage dur (hard thresholding) et le seuillage doux (soft thresholding) [17–19].

Le processus d'analyse est itératif et peut, dans la théorie, être décomposé indéfiniment. En réalité, l'utilisateur peut choisir un niveau basé (Fig. 4) sur la nature du signal ou sur un critère approprié tel que l'entropie. Il suffit de sélectionner une partie des coefficients d'ondelettes par seuillage (les plus grands) en conservant les coefficients du niveau de résolution choisi. En utilisant ces coefficients seuillés, le signal original peut être reconstruit sans perte d'informations.

La figure 5 montre l'influence du niveau de décomposition sur la forme du signal. Ce niveau de décomposition a une influence sur les deux indicateurs de détection, kurtosis et facteur crête.

Les figures 6a et 6b indiquent la variation de la valeur de ces deux indicateurs en fonction de ce niveau et montre l'importance du choix du niveau de décomposition sur la détection d'un défaut de type écaillage de roulement. Dans les deux cas et pour ce type de signal, le niveau 3 de décomposition semble donner les meilleurs indications.

3.3 Débruitage par soustraction spectrale

La soustraction spectrale est une méthode de débruitage qui permet d'estimer la puissance spectrale

débruitée en soustrayant explicitement le spectre de bruit de la puissance spectrale bruitée. Elle est réalisée avec analyse et synthèse par transformation de Fourier à court terme [20,21]. Cette méthode s'applique sous certaines conditions : le signal utile doit être peu présent dans le signal mesuré, le bruit doit être stationnaire et les spectres de bruit et de signal doivent être différents.

Si on désigne par $y(n)$ le signal mesuré bruité, le spectre $Y(m)$ est obtenu par transformation de Fourier à court terme. Cette transformation s'effectue avec un faible nombre d'échantillons (ex : $M = 256$) et qui se répète avec un glissement temporel. Le signal $y(n)$ est décomposé en k blocs de M échantillons, ces blocs étant décalés avec un taux de recouvrement de 50 %. Pour le $k^{\text{ième}}$ bloc, on aura (Éq. (11)) :

$$Y_k(m) = \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} x \left(n + \frac{kM}{2} \right) e^{-j \frac{2\pi}{M} nm} \quad (11)$$

On utilise ici une fenêtre de Hanning. Le signal mesuré $y(n)$ étant bruité, on considère qu'il est la somme d'un signal utile $x(n)$ et d'un signal bruit $b(n)$ (Éq. (12))

$$y(n) = x(n) + b(n) \quad (12)$$

Par transformation de Fourier, nous obtenons la relation additive (Éqs. (13) et (14)) :

$$Y(m) = X(m) + B(m) \quad (13)$$

et

$$Y_k(m) = X_k(m) + B_k(m) \quad (14)$$

La soustraction $Y_k(m) - B_k(m)$ constitue lors un estimateur de $X_k(m)$. Pour estimer $B_k(m)$, on se contente d'estimer le module et on reprend la phase $\varphi_k(m)$ de $X_k(m)$ sachant que le module $|B_k(m)|$ est quasiment stationnaire et que la phase subit des variations rapides [22], (Éq. (15)) :

$$\hat{S}_k(m) = (|X_k(m)| - |\hat{B}_k(m)|) e^{j\varphi_k(m)} \quad (15)$$

Partant du fait que le signal utile est peu présent dans le signal mesuré, le module du bruit peut être estimé en moyennant le module du signal brut $X_k(m)$. Pour prendre en compte l'évolution du bruit, on estime le bruit à partir du passé proche du signal (la moyenne locale avec un facteur d'oubli λ avec $\lambda \in]0, 1]$, généralement on prend λ compris entre 0,95 et 0,99 [23], (Éq. (16))

$$|\hat{B}_k(m)| = \frac{1 - \lambda}{1 - \lambda^{k-1}} A_{k-1}(m)$$

$$A_k(m) = \lambda A_{k-1}(m) + |X_k(m)|$$

$$A_0(m) = 0 \text{ et } B_1(m) = 0 \quad (16)$$

Lors de la synthèse, tous les $\hat{S}_k(m)$ sont d'abord convertis en segments $\hat{s}_k(m)$ par la transformation de Fourier inverse. Le signal temporel $s(n)$ est alors reconstitué par

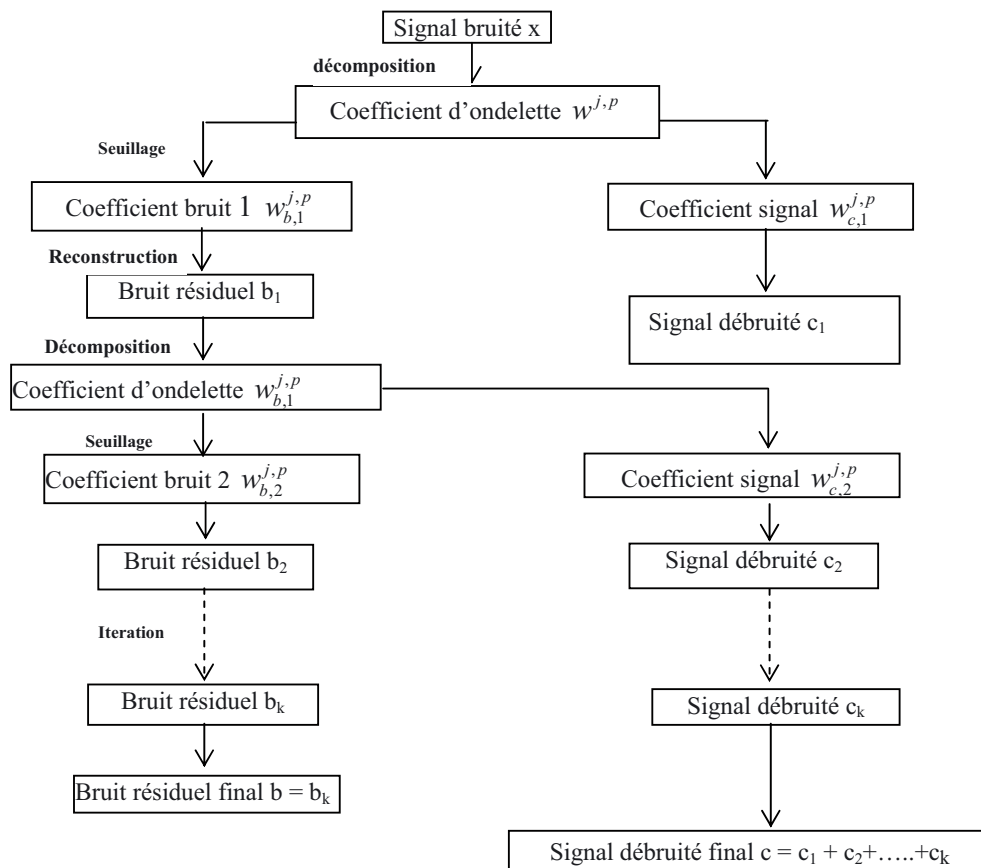


Fig. 4. Schéma de principe d'un algorithme itératif de débruitage.

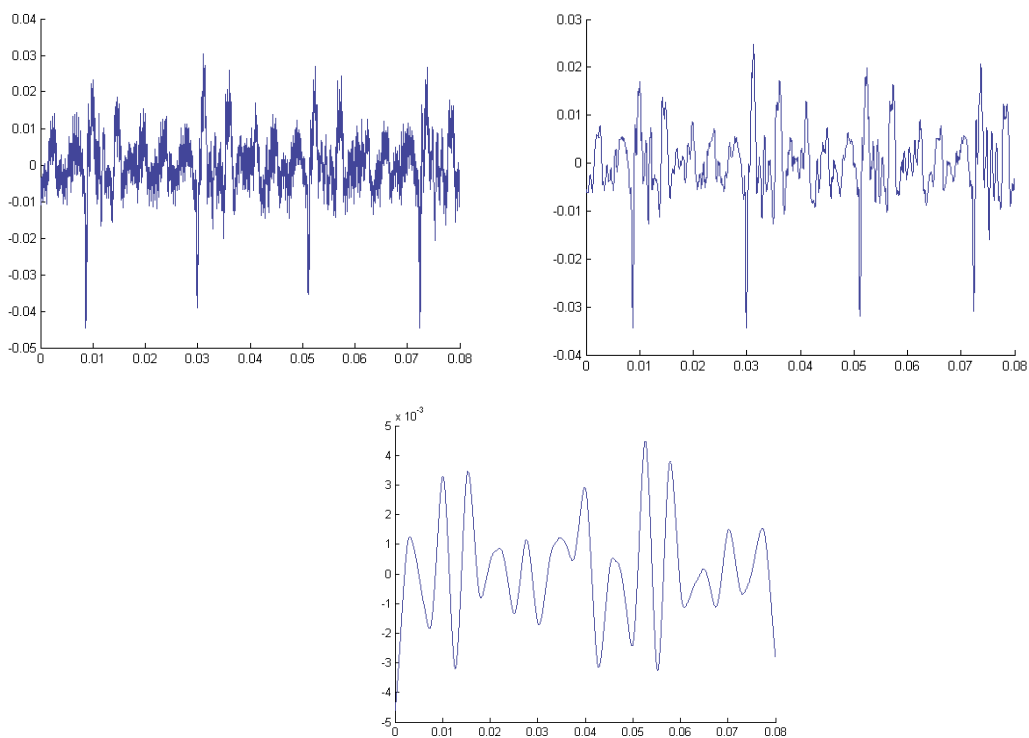


Fig. 5. Influence du niveau de décomposition sur la forme d'un signal vibratoire issu d'un roulement écaillé (sans débruitage – niveau 3 – niveau 6).

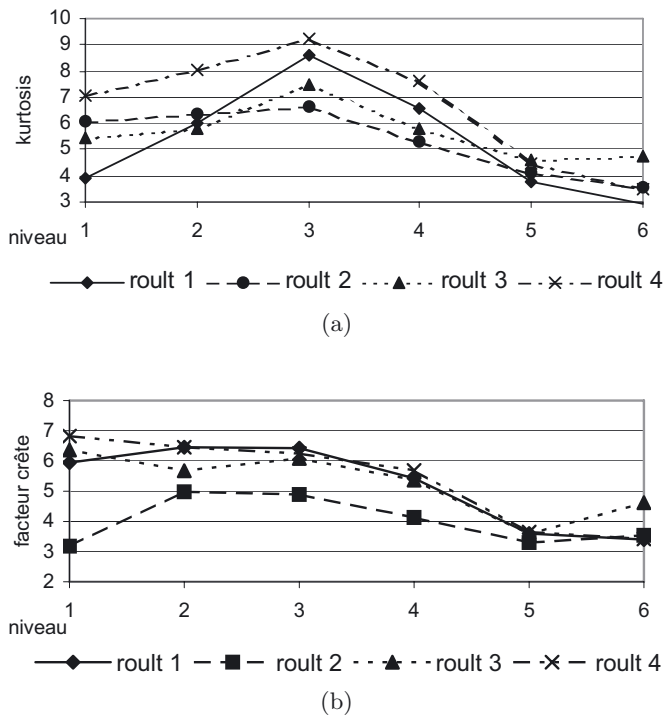


Fig. 6. (a) Influence du niveau de décomposition sur le kurtosis. (b) Influence du niveau de décomposition le facteur crête.

sommation des segments tout en respectant le recouvrement utilisé en analyse (Éq. (17)).

$$\hat{s}_k(n) = \sum_{m=0}^{m-1} \hat{S}_k(m) e^{i \frac{2\pi}{M} nm}, n \in [0, M - 1]$$

$$\hat{s}(n + kM/2) = \hat{S}_{k-1}(n + M/2), n \in [0, M/2 - 1] \quad (17)$$

Fondée sur la méthode de soustraction spectrale réalisée avec analyse et synthèse par transformation de Fourier à court terme, cette méthode de débruitage permet d'éliminer les bruits stationnaires ou lentement variables.

Le nombre de blocs M et le facteur d'oubli λ sont deux paramètres influents sur la méthode de soustraction spectrale. Les figures 7 et 8 montrent la valeur optimale de ces deux paramètres sur un signal simulé de réponse à un choc périodique et bruité. On peut constater que le nombre de blocs optimisé a pour valeur 64. Pour cette valeur le facteur d'oubli optimisé a une valeur supérieure à 0,75.

La méthodologie de débruitage par soustraction spectrale peut ainsi être résumée par le schéma fonctionnel suivant (Fig. 9).

3.4 Comparaison des trois méthodes sur un signal vibratoire

Les trois méthodes de débruitage ont été appliquées sur un signal vibratoire issu d'un capteur

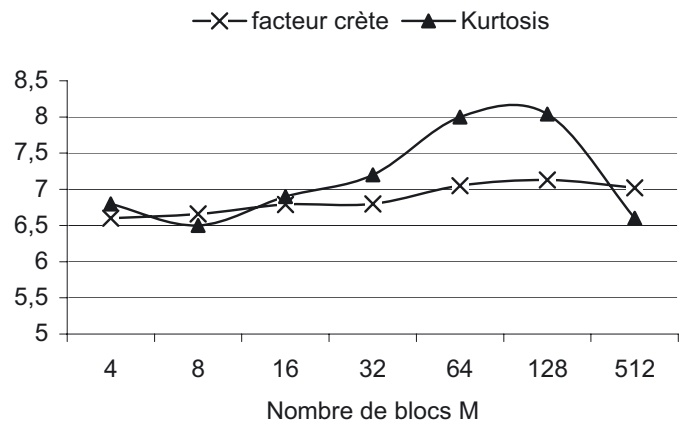


Fig. 7. facteur crête et kurtosis en fonction de M .

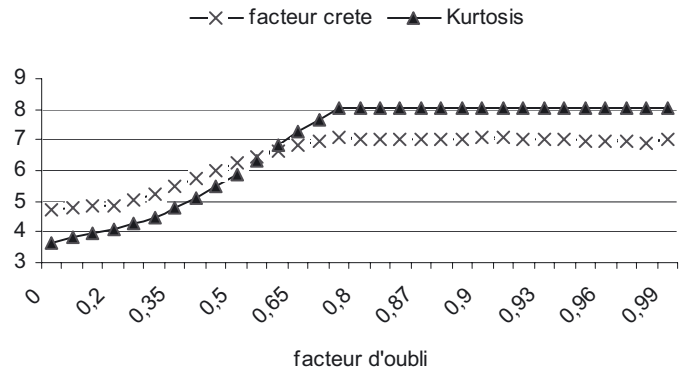


Fig. 8. facteur crête et kurtosis en fonction de λ .

accélérométrique placé sur le palier d'un roulement défectueux. On peut remarquer sur les différentes figures présentées ci-après (Figs. 10a–d) la présence d'un train d'impulsions provoqué par un écaillage situé sur la bague extérieure du roulement. L'axe des abscisses correspond au nombre d'échantillons (4096 points) prélevés dans le signal et l'axe des ordonnées à l'accélération. L'acquisition a été réalisée pour une gamme de fréquences de coupure de 20 kHz.

Une première analyse des figures 10 montre que la soustraction spectrale semble être la méthode de débruitage la plus performante par rapport à SANC et particulièrement par rapport au débruitage par ondelettes. La méthode de soustraction spectrale est une méthode simple et efficace de réduction du bruit. L'application de la méthode SANC aux signaux réels exige une longueur de filtre qui peut devenir longue. Ceci signifie que l'algorithme est très lent et peut avoir des accrocs de convergence si d'autres paramètres ne sont pas accordés correctement. Lors du débruitage par ondelettes, il est important d'être prudent et de bien considérer certains paramètres et notamment le niveau de décomposition du signal. Un niveau de décomposition trop faible ne diminuerait pas assez le bruit et un niveau de décomposition trop élevé modifierait fortement la forme du signal.

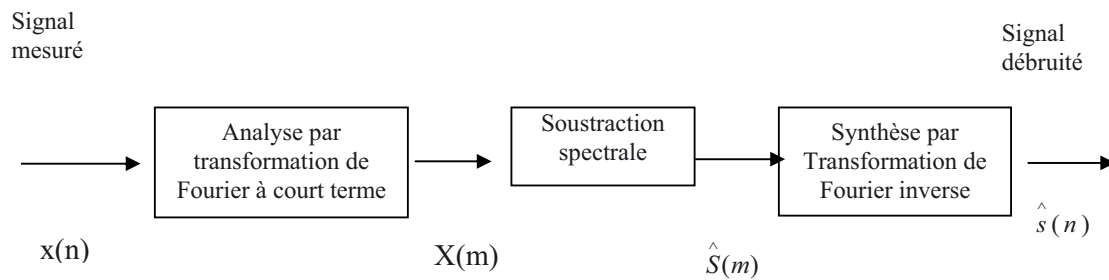


Fig. 9. Schéma fonctionnel de la méthode.

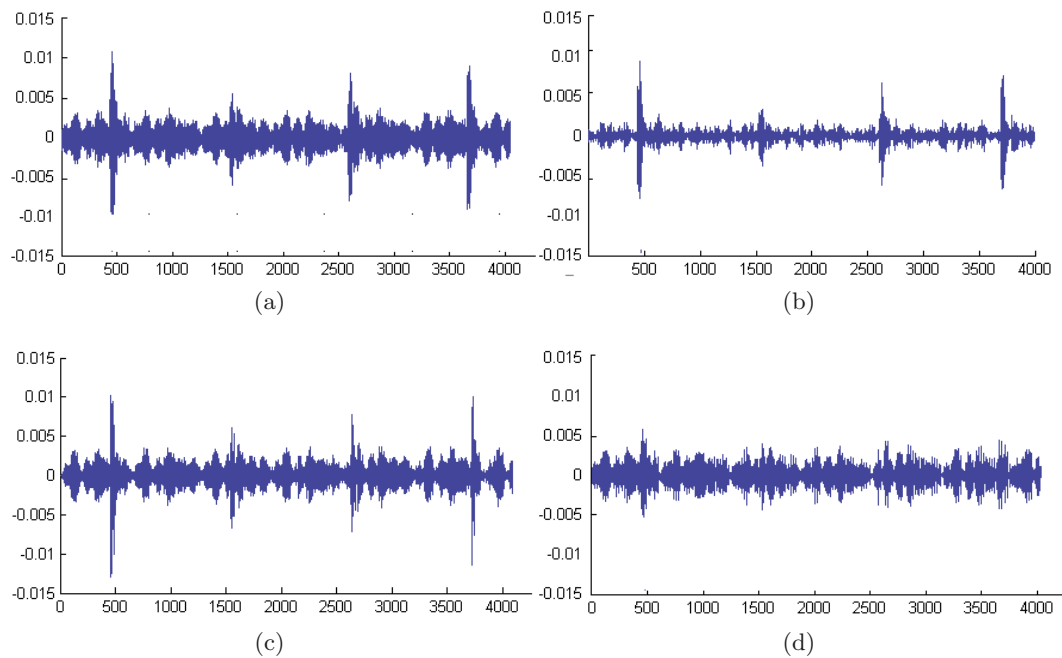


Fig. 10. (a) Signal non débruité, (b) signal débruité (soustraction spectrale), (c) signal débruité (SANC), (d) signal débruité (ondelettes).

4 Application du débruitage au kurtosis et au facteur crête

Les essais ont été réalisés sur un banc d'essais étudié et conçu dans le cadre d'un contrat de Plan État Région (SURVIB : Surveillance Vibratoire) et plus particulièrement sur un module dédié à la détection de défauts de roulements (Fig. 11). Les mesures ont été réalisées à l'aide d'un capteur piézo-électrique placé sur le palier dans une direction radiale.

Il s'agit donc d'étudier l'influence de chacune des méthodes de débruitage sur la valeur d'indicateurs temporels de détection et de suivi tels que le facteur crête et le kurtosis, avec comme application l'écaillage dans les roulements. Différents essais vibratoires ont été réalisés sur un ensemble de dix roulements à billes identiques afin de déterminer l'indicateur qui apparaissait le plus efficace pour la détection de la présence d'un défaut de type écaillage sur les roulements. Chaque signal est traité par les trois méthodes de débruitage dans une gamme de

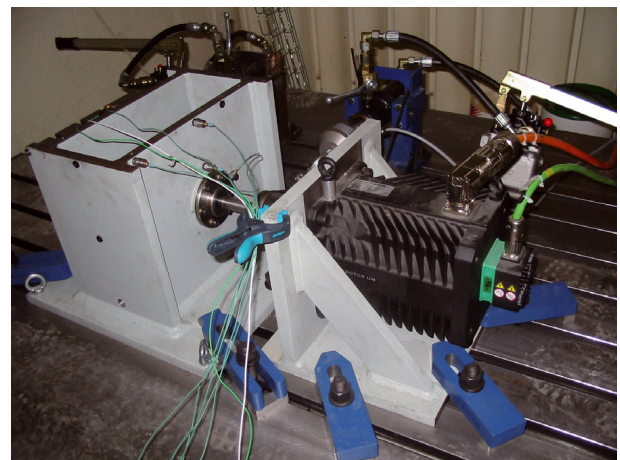


Fig. 11. Module d'essais.

fréquences de 0–20 KHz avec un nombre d'échantillons prélevés de 4096 points. Les figures 12 et 13 donnent

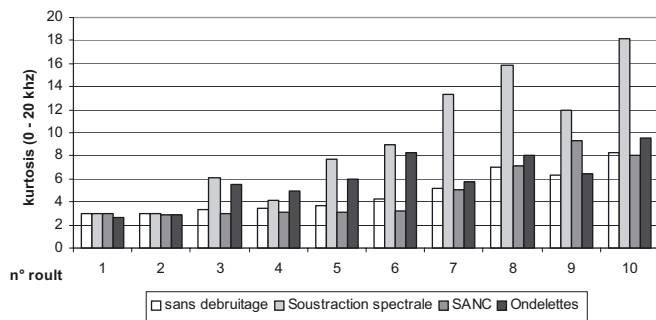


Fig. 12. Valeur du kurtosis dans la gamme de fréquences 0–20 kHz avec et sans débruitage.

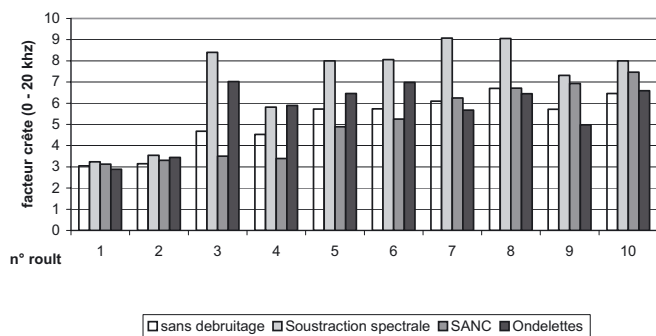


Fig. 13. Valeur du facteur crête dans la gamme de fréquences 0–20 kHz avec et sans débruitage.

les valeurs du kurtosis et du facteur crête pour chacun des roulements sans débruitage et avec débruitage. Des défauts artificiels ont été créés sur chacun des roulements, seul le roulement 1 n'a pas été dégradé. La sévérité de la dégradation des autres roulements est différente, allant d'une faible dégradation (pour le roulement 2) vers une forte dégradation (pour le roulement 10) pour une charge appliquée au roulement constante.

Les figures 12 et 13 montrent l'intérêt certain d'utiliser des méthodes de débruitage des signaux vibratoires pour fiabiliser le diagnostic. Il apparaît tout d'abord intéressant de constater que le kurtosis est un indicateur plus performant que le facteur crête en terme de détection d'une défaillance de type écaillage de roulement. Parmi les trois méthodes de débruitage étudiées (SANC, soustraction spectrale, ondelettes), la soustraction spectrale donne les résultats les plus probants. Cependant, la réponse vibratoire dépend à la fois du ou des types d'excitation et du chemin de propagation (source-réception) et est en fait la réponse d'un grand nombre de résonances distribuées dans une bande de fréquences très étendue. Un défaut de type écaillage de roulement va induire dans le signal un train d'impulsion et l'excitation de certaines fréquences de résonance sera directement liée à la taille du défaut. Pour optimiser le diagnostic en terme de détection, on peut caractériser le signal dans différentes bandes de fréquences

5 Conclusions

Trois méthodes de débruitage ont été mises en œuvre (Self Adaptive Noise Cancellation, ondelettes,

soustraction spectrale) et adaptées à la détection de défauts de type écaillage dans les roulements. Cette étude montre l'influence du débruitage sur la forme des signaux vibratoires et notamment sur la valeur d'indicateurs scalaires tels que le kurtosis et le facteur crête. Ces deux indicateurs, faciles à mettre en œuvre, permettent de réaliser une analyse statistique du signal et restent efficaces dans le cadre de la surveillance vibratoire de systèmes mécaniques peu complexes. Le kurtosis s'est avéré ici un indicateur plus sensible, plus performant et plus fiable pour la détection de défauts de type impulsif que le facteur crête. Les résultats des mesures expérimentales sur des roulements plus ou moins endommagés montrent l'intérêt du débruitage sur la détection précoce de défauts. Parmi les trois méthodes proposées, la soustraction spectrale donne des résultats plus intéressants que les deux autres méthodes, SANC et plus particulièrement que la décomposition en ondelettes.

Il est important cependant de noter que l'efficacité pour ces trois méthodes de débruitage dépend fortement des paramètres associés à chacune des méthodes : niveau de décomposition pour le débruitage par ondelettes, le délai et l'ordre pour le débruitage par SANC et le nombre de blocs ainsi que le facteur d'oubli pour le débruitage par soustraction spectrale. Ces paramètres influent fortement sur la forme du signal et un mauvais paramétrage peut conduire à de réelles erreurs d'interprétation en terme de diagnostic.

Références

- [1] C. Pachaud, Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces, *Mech. Sys. Sig. Pro.* 11 (1997) 903–916
- [2] J. Mathiew, R.J. Alfredson, The condition monitoring of rolling element bearings using vibration analysis, *Trans ASME, J. Vib. Acoust. Stress Reliab Design* 106 (1984) 447–453
- [3] P.D. McFadden, J.D. Smith, Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique, *Tribol. Int.* 17 (1984) 3–10
- [4] P.Y. Kim, A review of rolling element bearing health monitoring (II) : preliminary test results on current technologies, In *Proceedings of Machinery Vibration Monitoring and Analysis Meeting*, Vibration Institute, New Orleans, (1984), pp. 127–137
- [5] N. Tandon, A comparison of some vibration parameters for the condition monitoring of rolling element bearings, *Measurement* 12 (1994) 285–289
- [6] A. Boullenger, C. Pachaud, *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*, Dunod, 1998
- [7] D. Ho, R.B. Randall, Optimisation of bearing diagnostic techniques using simulated and actual bearing fault signals, *Mech. Syst. Sig. Proc.* 14 (2000) 763–788
- [8] Campagna-Varenne, Étude des roulements par analyse spectrale, *Vibrations actualités* 3 (1985)
- [9] A. Shahina, B. Yegnanarayana, Language identification in noisy environments using throat microphone signals, *IEEE*, 2005

- [10] J.F. Holzrichter, Speech articular and user gesture measurements using micropower, Interferometric EM-Sensors, IEEE, 2001
- [11] B. Widrow, J. Glover, J.M. McCool, J. Kaunitz, C. Williams, Adaptive noise cancelling: Principles and Applications Proceedings of the IEEE 63 (1975)
- [12] R. Xu, Z. Ren, W. Dai, D. Lao, C. Kwan, Multimodal speech enhancement in noisy environment, IEEE, 2004
- [13] F. Hlawatsch, F. Auger, Temps-fréquence: outils et concepts Livre traitement du signal et de l'image, Lavoisier, 2005
- [14] R. Ranta, V. Louis-Dorr, C. Heinrich, D. Wolf, F. Guillemin. Débruitage par ondelettes et segmentation de signaux non stationnaires. Traitement du signal, 20 (2003) 119–134
- [15] R. Coifman, M. Wickerhauser. Adapted waveform denoising for medical signals et images. IEEE Engineering in Medicine and Biomogy. Magazine 14 (1995) 578–586
- [16] R. Coifman, M. Wickerhauser, Experiments with Adapted Wavelet De-Noising for Medical Signals and Images, ed. M. Akay, Time-Frequency and Wavelets in Biomed. Eng. (1998) 323–346
- [17] S. Mallat. A wavelet tour of signal processing, Academic Press, 1999
- [18] D. Donoho, De-Noising via Soft Thresholding, Technical report, Department of Statistics, Stanford University, 1992
- [19] D. Donoho, I. Johnstone, Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage, Biometrika 81 (1994) 425–455
- [20] J.B. Allen, L.R. Rabiner, A unified approach to short-time Fourier analysis and synthesis, Proceedings of the IEEE 65 (1977) 1558–1564
- [21] J.B. Boll, Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction, IEEE Trans. On Acoustics, Speech and signal processing 27 (1979)
- [22] L. Cai, C. Vincent, Débruitage de signaux chocs par soustraction spectrale du bruit, Mécanique Industrielle et Matériaux 47 (1994) 320–332
- [23] J.P. Dron, F. Bolaers, L. Rasolofondraibe, Improvement of the sensibility of scalars indicators thanks to de-noising method by spectacle subtraction, Application to the detection ball bearing defects. J. Sound and Vib. S. 270 (2004) 61–73