

Stratégie de surveillance des machines tournantes par classification en temps réel des signatures vibratoires.

H. Hotait^a, X. Chiementin^a, L. Rasolofondraibe^b

a. ITheMM, Université de Reims Champagne Ardenne, Moulin de la Housse, 51687 Reims
Cedex 2, France hotait.hassane@gmail.com, xavier.chiementin@univ-reims.fr

b. CReSTIC, Université de Reims Champagne Ardenne, Moulin de la Housse, 51687 Reims
Cedex 2, France, lanto.rasolofondraibe@univ-reims.fr

Résumé :

Ce travail présente une méthodologie de détection et de suivi de défaut de roulement en temps réel basée sur la méthode RT-OPTICS (Real Time-OPTICS). Cette méthodologie repose sur trois boucles: initialisation, détection et suivi. La phase d'initialisation concerne l'initialisation de la matrice d'indicateurs de défauts ainsi que la constitution d'une classe dite « classe saine ». La phase de détection est une boucle de calcul qui consiste à (i) constituer une matrice d'indicateurs et à la normaliser à partir des signaux enregistrés, à l'instant t, (ii) réduire la dimension de cette matrice par projection sur une nouvelle dimension par la méthode de KPCA et enfin (iii) appliquer la méthode de classification OPTICS pour détecter l'apparition d'une nouvelle classe dite « classe défaut ». La phase de suivi consiste à projeter la matrice d'indicateurs de défauts dans la base qui a permis de détecter la « classe défaut » et de suivre dans le temps l'évolution de cette classe dans la même base. La méthode proposée a été validée numériquement et expérimentalement pour deux types de défaut de roulement (défaut de bague extérieure et défaut de bague intérieure).

Mots-clés : classification, surveillance vibratoire, KPCA, et RT-OPTICS.

1.Introduction

Les machines tournantes occupent actuellement une place prépondérante dans les applications faisant intervenir des systèmes de transmission de puissance. La mesure des vibrations sur ces machines revêt une importance toute particulière puisqu'elle joue un rôle capital dans les programmes de maintenance. A l'heure actuelle, l'analyse vibratoire tient une place importante chez les industriels afin d'obtenir une disponibilité accrue de leurs machines : ils contrôlent l'état réel de leurs équipements (machines tournantes) afin d'éviter des arrêts non planifiés dus aux pannes. L'analyse vibratoire est un outil puissant de détection de défauts des machines tournantes : elle permet notamment de détecter les défauts se manifestant dans les roulements [1]. Cette technique consiste à extraire des paramètres caractéristiques de l'état de fonctionnement de la machine et à suivre dans le temps l'évolution de ces paramètres dits « indicateurs de défaut ». L'extraction peut se faire dans l'espace-temps, l'espace fréquence et/ou l'espace temps-fréquence ou temps-échelle. Les méthodes basées sur la reconnaissance de formes sont de plus en plus utilisées dans le diagnostic de défaut des machines tournantes. Ces méthodes sont utilisées, dans la plupart des cas, en statique et ne prennent pas en compte l'évolution de l'état de fonctionnement de la machine. Kerroumi (2016) a développé une méthode de classification dynamique basée sur l'algorithme

DBSCAN. Elle a proposé une procédure de détection en temps réel des défauts de roulement. Benmahdi (2017) a proposé une méthode classification dynamique basée sur l'algorithme OPTICS (RT-OPTICS : Real Time OPTICS) en utilisant deux indicateurs temporels : le *kurtosis* et la valeur *rms*. Nous proposons, dans ce travail, une généralisation de la méthode RT-OPTICS en utilisant plusieurs indicateurs de défaut et une méthode de réduction de dimension afin d'optimiser et donc de fiabiliser la détection et le suivi en temps réel des défauts de roulement, notamment le défaut de bagues extérieure et le défaut de bague intérieure.

2 Méthode OPTICS

OPTICS est un algorithme de classification basée sur la densité mis en place par [2]. Pour cette forme d'algorithme, les objets se trouvant dans des régions denses sont affectés en tant que membres de clusters. Les bruits sont des objets situés dans des régions moins denses, situées séparément des membres des clusters. OPTICS est une extension de l'algorithme de cluster spatial basé sur la densité (DBSCAN) [3], Algorithme 1.

Algorithme 1 : $C=OPTICS(D, Eps, MinPts)$
Entrée: une base de données D avec N échantillons ; epsilon (Eps) le rayon ; MinPts le nombre de points minimum dans un cluster.
Sortie: ensemble de clusters $C = \{c_1, c_2, c_3... c_n\}$
Méthodes : Étape 1 : Pour chaque point P de D
 Étape 2 : $N =$ requête de région (P, Eps).
 Étape 3 : Si la taille de (N) $< MinPts$, marquez P comme bruit.
 Étape 4 : Si $N \geq MinPts$, marquez P comme objet principal
 Étape 5 : Ajoutez P à la file d'attente prioritaire.
 Étape 6 : Répétez les étapes 1, 2, 3 et 4 jusqu'à ce que la fin de la base de données D soit atteinte.

RT-OPTICS (Real Time OPTICS) introduit la dimension temps dans l'analyse pour le suivi en temps réel du composant. La méthode RT-OPTICS fonctionne automatiquement pour chaque nouvelle mesure jusqu'à ce que le défaut soit détecté, puis passe à l'étape suivante qui correspond au suivi du nuage de points constitué de deux indicateurs (*Kurtosis* et *rms*). Les caractéristiques du nuage des points peuvent être utilisées pour suivre l'évolution du défaut tels que le contour, la densité ou le centre de gravité du nuage [4].

3. Méthode proposée

3.1 Principe

La méthodologie RT-OPTICS proposée est organisée en trois boucles de calcul : Initialisation, détection, suivi. La phase d'initialisation concerne l'initialisation de la matrice d'indicateurs de défauts ainsi que la constitution d'une classe dite « classe saine ». La phase de détection est une boucle de calcul qui consiste à (i) constituer une matrice d'indicateurs et à la normaliser à partir des signaux enregistrés, à l'instant t , (ii) réduire la dimension de cette matrice par projection sur une nouvelle dimension par la méthode de KPCA et enfin (iii) appliquer la méthode de classification OPTICS pour détecter l'apparition d'une nouvelle classe dite « classe défaut ». La phase de suivi consiste à projeter la matrice d'indicateurs de

défauts dans la base qui a permis de détecter la « classe défaut » et de suivre dans le temps l'évolution de cette classe dans la même base. Cette phase de suivi est destinée à prédire la défaillance ou à prévoir le remplacement du composant défectueux. Pour cela, on utilise des caractéristiques géométriques comme la distance entre les deux groupes, le contour et la densité de la « classe défaut ».

3.2 Extraction des caractéristiques

L'extraction des paramètres caractéristiques de l'état de fonctionnement de la machine tournante consiste à calculer des indicateurs dans le domaine temporel, fréquentiels, temps-fréquence ou temps-échelle. Dans le cas de cette étude, 13 indicateurs sont calculés. Six indicateurs sont extraits du domaine temporel : moyenne quadratique (*rms*), kurtosis (*Ku*), pic (*PIC*), Facteur crête (*CF*), asymétrie (*AS*), facteur d'impulsion (*IF*) [5]. Cinq indicateurs sont extraits du domaine spectral : la fréquence quadratique moyenne (*frms*), la fréquence quadratique moyenne brute (*frmsb*), la fréquence centrale (*fc*), l'écart type de la fréquence brute (*fstdb*) et la valeur moyenne quadratique (*rmsf*) [6]. Deux indicateurs sont extraits de la transformation en ondelettes : la valeur moyenne quadratique du spectre de coefficients d'ondelettes (*WRMS*) et la valeur moyenne des amplitudes du spectre d'enveloppe (*PCWT*) [7].

3.3 Réduction de la dimension

Parmi plusieurs méthodes de réduction de dimension, l'analyse en composantes principales à noyau (KPCA) est utilisée pour sa fiabilité. Après l'extraction des indicateurs et avec de grandes quantités de données, l'importance de la sélection devient évidente, car elle réduit le temps et l'espace de stockage requis sans perdre des informations précieuses. Cela facilite également la visualisation des données lorsqu'elles sont réduites en 2D ou 3D [8].

3.4 Suivi

La phase de suivi consiste à projeter la matrice d'indicateurs de défauts dans la base qui a permis de détecter la « classe défaut » et de suivre dans le temps l'évolution de cette classe dans la même base. Cette phase de suivi est destinée à prédire la défaillance ou à prévoir le remplacement du composant défectueux. Pour cela, nous avons utilisé des caractéristiques géométriques comme la distance entre les deux groupes, le contour et la densité de la « classe défaut ». Le suivi de l'évolution de ces caractéristiques en fonction du défaut peut également permettre de quantifier la dégradation d'un roulement ou de différencier un changement dû à l'évolution du défaut.

4 Validation numérique

4.1 Base de données

Un modèle mathématique représentant la signature vibratoire du roulement, $s_{BPF0}(t)$, avec un défaut de la bague extérieure à une fréquence f_{BPF0} est utilisé. Ce modèle décrit l'impact produit par le défaut de la bague extérieure de roulement à chaque passage d'un élément roulant en fonction du temps t , (équations 1-2) [9]. Les caractéristiques de l'équation (1) sont notées en tableau 1.

$$s_{BPF0}(t) = \sum_{k=1}^M A \cdot \exp\left(-2\pi\mu f_0 \left(t - \frac{k}{f_{BPF0}}\right)\right) \cdot \sin\left(2\pi f_0 \left(t - \frac{k}{f_{BPF0}}\right)\right) + b(t) \quad (1)$$

$$\text{Avec } f_{BPFO} = \frac{n_b}{2} f_r \left(1 + \frac{D_m}{d_{ball}} \cdot \cos(\alpha) \right) \quad (2)$$

A partir du modèle mathématique et pour chaque ensemble de conditions, nous simulons vingt et un signaux avec une variabilité sur les paramètres de $\pm 5\%$, donnant lieu à une base de données de 210 points. La validation est testée sur le roulement SKF6206, tableau 1.

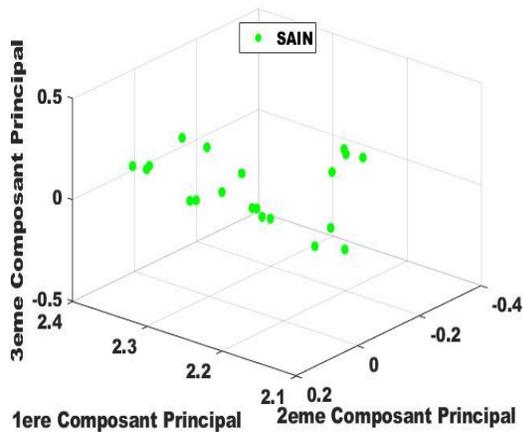
Tableau 1 : Caractéristiques de la simulation

D	Diamètre extérieur	62 mm	M	Nombre d'impulsions	15
d	Diamètre intérieur	30 mm	μ	Facteur d'amortissement	0.05
D_m	Diamètre de pas	46 mm	f_r	Vitesse de rotation	1000 rpm
n_b	Nombre de balles	9	f_0	Fréquence de résonance	15 kHz
d_{ball}	Balle diamètre	9.525 mm	$b(t)$	Bruit blanc	0.01.*rand(N)
α	Angle	0°	N	Nombre de points	16384

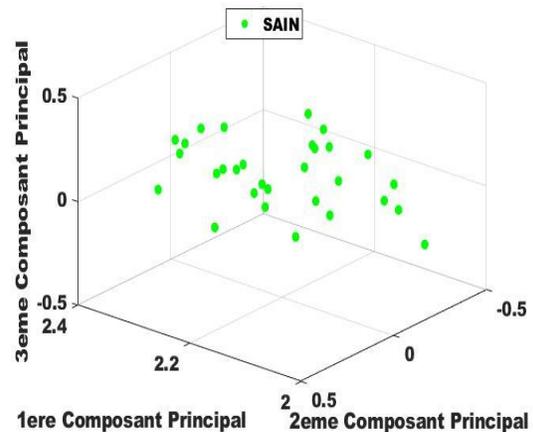
4.2 Effet de l'amplitude

Afin d'étudier l'influence de l'amplitude A sur la méthode proposée, vingt et un signaux sont déterminés entre 10^{-3} et $2.01 \cdot 10^{-1}$ avec un intervalle de 10^{-2} . Les signaux sont numérotés en valeurs croissantes en fonction de l'amplitude A . Le signal n°1 correspond à l'amplitude $A = 10^{-3}$ ($\text{SNR} = -8.17 \cdot 10^{-2}$). La méthode proposée est appliquée en intégrant itérativement les signaux pour chaque A donnée.

La classe saine correspond à une amplitude variant entre 10^{-3} ($\text{SNR} = -8.17 \cdot 10^{-2}$) et $2.1 \cdot 10^{-2}$ ($\text{SNR} = 2.54 \cdot 10^{-3}$). Un défaut est détecté à partir de la 4^{ème} amplitude A . Suite à la détection du défaut, l'algorithme passe entre dans la boucle de suivi et projette l'ensemble des données entrantes dans la même base, figure 2.



a



b

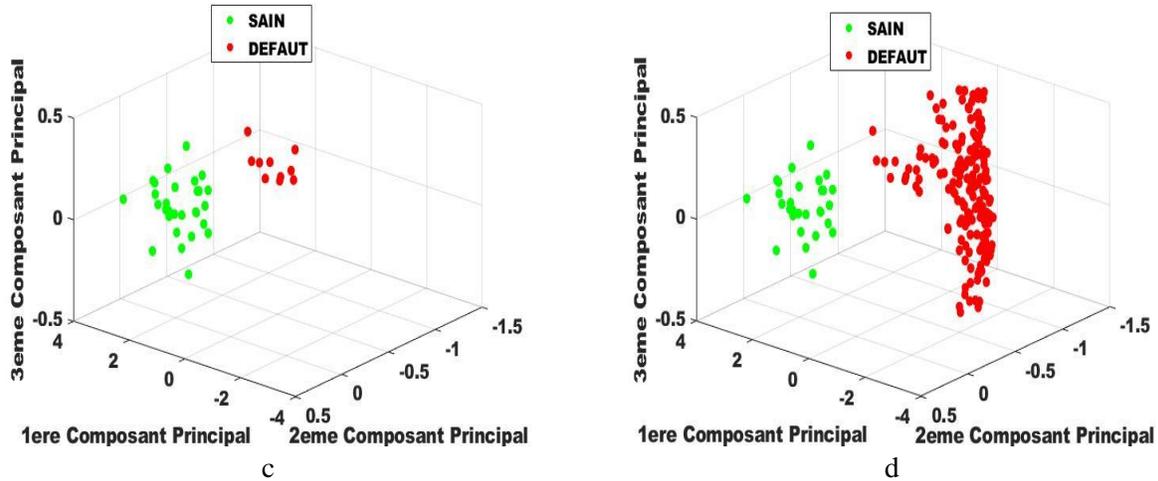


Figure 2. Méthode RT-Optics, a, b roulements sains ($SNR -5.42.10^{-2}$, $SNR 2.54. 10^{-3}$), c, d roulements défectueux ($SNR 1,27. 10^{-1}$, $SNR 4.73$).

Après avoir détecté la classe défectueuse, le suivi de l'évolution est effectué à partir des paramètres caractéristiques de la matrice d'observation (indicateurs de défaut) tels que le contour de la classe défectueuse, la distance entre la classe saine et la défectueuse et la densité de la classe défectueuse. La figure 3 présente l'évolution de ces caractéristiques. La distance augmente avec l'amplitude ce qui montre l'évolution de la classe dans le repère choisi. Le contour augmente également caractérisant la dispersion des mesures avec l'augmentation de l'amplitude A . La densité diminue fortement avec les premières valeurs d'amplitudes et ensuite stagne à partir du 12^{ème} signal.

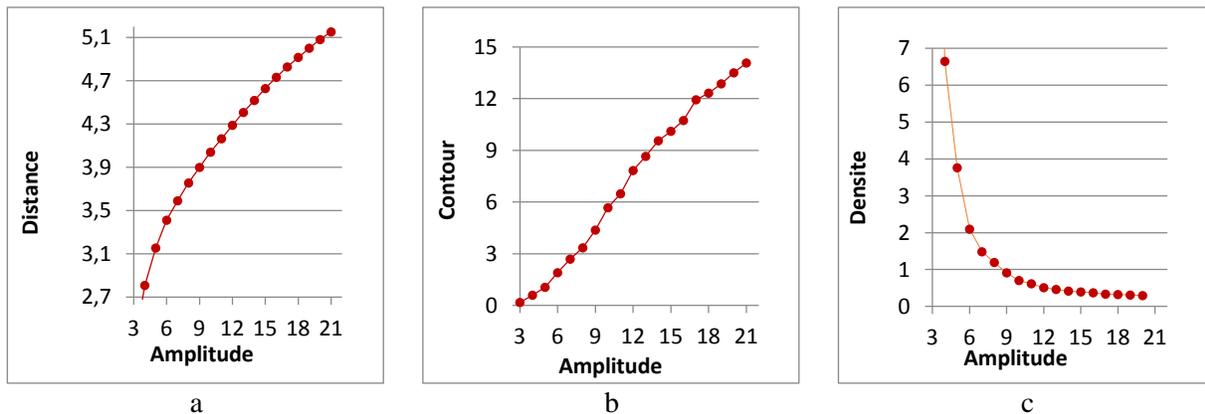


Figure 3 : Caractéristiques de la classe défectueuse, a. distance, b. contour, c. Densité.

5 Validation expérimentale

5.1 Banc de test

La validation expérimentale de la méthode a été effectuée à l'Université de Reims Champagne-Ardenne. Le banc d'essai dispose d'un carter, de deux paliers à roulements et d'un arbre qui est entraîné par un moteur électrique. Un roulement 6206 est supposé sain et un roulement N.206 est dégradé graduellement

par un stylo électrique. Pour chaque taille de défaut, différentes charges (100, 160 et 250 daN) et différentes vitesses de rotation (1405, 1465 et 1540 rpm) sont appliquées. L'acquisition des signaux vibratoires est effectuée à l'aide d'un accéléromètre piézo-électrique placé radialement sur le palier du roulement dégradé. Pour chaque condition, 16 signaux sont collectés avec une fréquence d'échantillonnage de 51 200 Hz par un collecteur de données OROS OR34.

5.2 Résultats

La méthode proposée est appliquée en introduisant itérativement les données simulant l'évolution du défaut. La figure 4 illustre 4 instants différents : l'état sain, la détection, 2 états d'évolutions. Malgré la variation des caractéristiques de la cinématique de la machine et la perturbation de l'évolution des indicateurs, la mise en œuvre de la méthode RT-OPTICS permet de détecter le déclenchement d'un défaut avec une excellente précision.

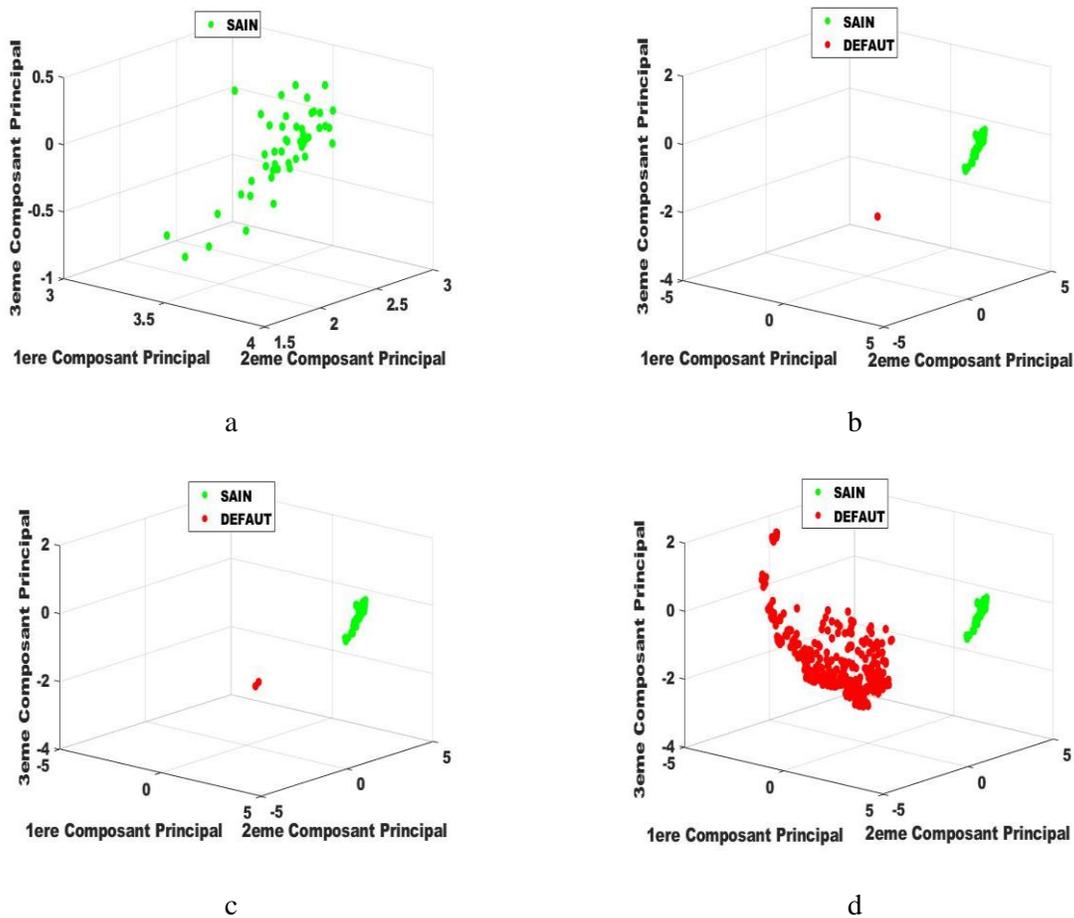


Figure 4. Application de la méthode RT-Optics sur les données expérimentales : a, roulement sain (itération n°48) b, roulement défectueux (itération n°49), c, défectueux roulement (itération n°50), d, roulement défectueux (itération n°432).

5.3 Suivi

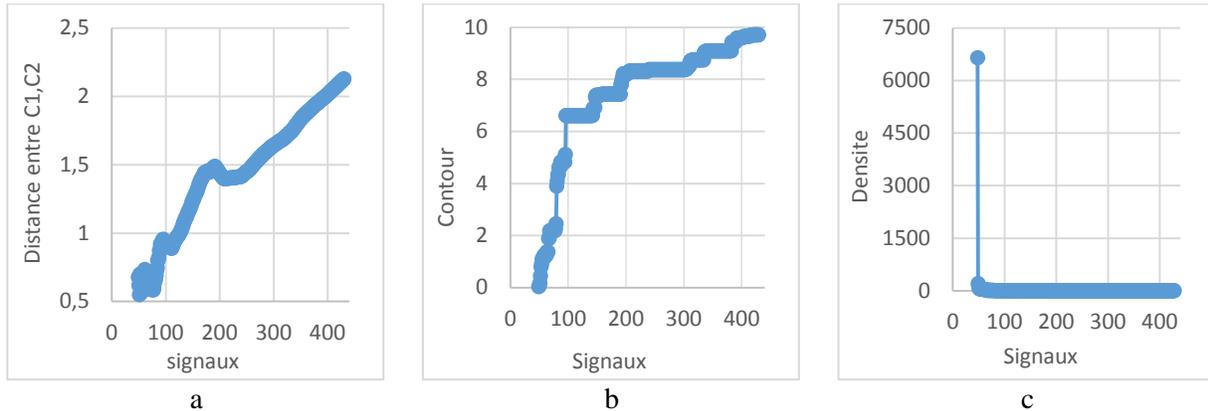


Figure 5 : Caractéristiques de la classe défectueuse, a. distance, b. contour, c. Densité.

Une fois la détection réalisée et le défaut détecté, les caractéristiques de suivi sont calculés, figure 5. Des résultats similaires à la simulation sont obtenus. La distance entre les deux classes augmente avec l'évolution du défaut, figure 5a. Le contour augmente également mais l'évolution est plus itérative ce qui s'explique par les variations de charge et de vitesse. On note la présence de deux pentes d'évolutions du contour. La première pente est plus importante et marque une évolution rapide du contour pour les premières tailles du défaut, figure 5b. La densité, figure 5c, diminue très largement à la première taille de défaut puis diminue très lentement avec les nouvelles données. Ces caractéristiques sont intéressantes pour le suivi de la dégradation. Elles nécessitent d'être corrélées à la sévérité des endommagements.

6. CONCLUSIONS

Basée sur une classification dynamique par RT-OPTICS, une méthode de classification non supervisée spécialement développée pour la surveillance des roulements par signaux de vibration a été proposée. La méthode s'appuie sur la méthode KPCA, la classification RT OPTICS et l'apport de caractéristiques de suivi de l'endommagement. Des performances avec une précision égale à 98.91% sont atteintes. La méthodologie proposée a été validée sur des signaux simulés et sur des signaux expérimentaux mesurés sur un banc d'essai avec des variations de charge et de vitesse de rotation. Dans les deux cas, l'approche proposée a permis de différencier les états sains et défectueux malgré les changements de charge et de vitesse. Les travaux doivent être poursuivis vers la corrélation des caractéristiques de suivi de l'endommagement et leur sévérité.

Références

- [1] N. Tandon, A. Choudhury, A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. Tribology International, 1999.
- [2] M. Ankerst, M Breunig, H-P. Kriegel, J. Sander, OPTICS: Ordering Points to Identify the Clustering Structure. Int. Conf. on Management of Data Philadelphia, PA, ACM, 1999.
- [3] M. Ester, H-P. Kriegel, J. Sander, Xu Xiaowei, A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining 1996.

- [4] D. Benmahdi, L. Rasolofondraibe, X. Chimentin, S. Murer, A. Felkaoui, RT-OPTICS: real-time classification based on OPTICS method to monitor bearings faults. Springer Science, Business Media, LLC, part of Springer Nature 2017.
- [5] B. Randall, J. Antoni, Rolling element-bearing diagnostics, A tutorial, Mechanical Systems and Signal Processing, 2011.
- [6] A. Sharma, R. Jigyasu, L. Mathew, S. Chatterji, Bearing Fault Diagnosis Using Frequency Domain Features and Artificial Neural Networks. (ed), Information and Communication Technology for Intelligent Systems, vol 107, 2019.
- [7] Z. Peng, L. Chu, Application of the wavelet transform in machine condition monitoring and fault diagnostics: a review with bibliography. Mechanical Systems and Signal Processing 18, 2004.
- [8] Xu Tao, Ailing Pei, Yong Liu, Discrimination the Roller Bearing Faults with Harmonic Wavelet Package, Kernel Principal Component Analysis and Relevance Vector Machine, 2014.
- [9] X. Chimentin, Location and quantification of vibratory sources in the framework of a conditional preventive maintenance in order to make reliable the diagnosis and the follow-up of the damage of the rotating mechanical components: application to the ball bearings. Ph.D. thesis, University of Reims Champagne-Ardenne, France, 2007.