

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université Ferhat Abbas- Sétif 1

Institut : Optique et Mécanique de Précision

Département : Optique et mécanique de précision

Domaine : Sciences et Technologies

Filière : Optique et Mécanique de Précision

Mémoire de Master

Diagnostic intelligent des défauts liés aux arbres tournants

Étudié par : LAMRI Achouak

Dirigé Par : Dr. FEDALA Semchedine

Devant le jury :

(Président) : Pr. FELKAOUI Ahmed

(Examineur) : Dr. ZIANI Ridha

(Examineur) : Mr. GHABROUR Sahraoui

(Examineur) : Mr. BENLAYADI Seghir

Soutenue le : 14 / 09 / 2022

Sommaire

Dédicace	2
Remerciements	3
Liste des figures.....	8
Liste des tableaux	10
Introduction Générale.....	11
Chapitre 1 : Recherche bibliographique.....	13
I.1Introduction	13
I.2 La maintenance.....	13
I .3.Les différents défauts d’une machine tournante :	14
I.3.1 Balourd :	14
I.3.1.2 Allure spectrale	15
I.3.1.3 Types de balourd :	16
I.3.2 Défaut d’alignement :	17
-I.3.4 Les défauts de roulements :	19
-I.4Techniques de surveillance :	22
-I.4.1 Thermographie infrarouge :	22
-1.4.5. Autres méthodes de surveillance :	23
I.5. Les principaux indicateurs :	24
-I.5.1.Indicateurs temporels :	24
I.5.2 Indicateurs fréquentiels.....	26
-I.5.3 Diagnostic par la reconnaissance des formes RDF :	27
I.6.Conclusion :	35
II.1Introduction.....	36
II.2Base de données MaFaulDa	36
II.2.1Fonctionnement normal :	37

II.2.2 Déséquilibre :	37
II.2.3 Désalignement parallèle horizontal :	38
II.2.4 Désalignement parallèle vertical :	38
II.3. Système d'acquisition de données :	39
II.4 fichiers de données :	39
II.5 Conclusion	40
Chapitre 3	41
Classification par réseaux de neurones	41
III.1 Introduction	41
III.2 Présentation des signaux	41
III.3 Analyse des signaux	42
III.3.1 Analyse temporelle	42
III.3.1.1 Défaut de balourd :	42
III.3.1.2 Désalignement horizontal :	43
III.3.1.3 Désalignement Vertical	43
III.3.2 Analyse fréquentielle	44
III.4 Méthodologie expérimentale	47
III.4.1. Extraction d'indicateurs :	47
III.4.2 Traitement des classes :	48
III.4.3. Classification des défauts :	49
III.5 Résultats :	50
III.5.1 La première classification (la détection de défauts) :	50
III.5.2 La deuxième classification (l'identification de défauts) :	51
III.5.3 .La troisième classification (l'identification du niveau de défaut)	52
III.5.4 La quatrième classification (l'identification du balourd ou du désalignement) :	56
III.5.5 Comparaison avec les travaux antérieurs :	57
III.6 Conclusion :	58

Conclusion générale	60
Références bibliographiques :	62
Résumé	67

Liste des figures

Figure 1.1: Formes de maintenance selon la norme NF EN 13306(2010).....	15
Figure 1.2 : Exemples de défauts induisant un balourd.....	16
Figure1.3: signal vibratoire généré par un balourd.....	16
Figure1.4: spectre théorique d'un défaut.....	17
Figure1.5: balourd statique.....	17
Figure1.6: balourd dynamique.....	18
Figure1.7: défauts d'alignement d'arbres.....	18
Figure1.8: Image vibratoire d'un défaut d'alignement radial.....	19
Figure1.9: spectre typique de mauvais alignement angulaire.....	19
Figure1.10: Image vibratoires théorique d'un défaut de type déversement de bague.....	22
Figure1.11: Défaut sur un palier à roulement.....	23
Figure1.12: Caractérisation d'une observation par un vecteur forme représenté par un point dans R d (avec d=3).....	29
Figure1.13: Notion de classe en reconnaissance des forme.....	29
Figure1.14: Schéma de principe de la procédure de diagnostic par RdF.....	30
Figure1.15:Réseau de neurones dense,acyclique et structuré en couches communément appelé perceptron multi-couches(MLP).....	34
Figure2.1: Configuration expérimentale utilisée pour produire la base de données MaFaulDa.....	37
Figure2.2:entraîneur de vibration d'équilibre d'alignement.....	38
Figure3.1: Signaux vibratoires d'un balourd son et avec défauts dans le domaine temporel (N) : arbre sans défaut (D1) : balourd de masse de 6g ,(D2) : balourd de masse de 10g ,(D3) : balourd de masse 15g ,(D4) : balourd de masse de 20g ,(D5) : balourd de masse 25g ,[D6] : arbre avec un balourd de masse 30g ,(D7) : arbre avec un balourd de masse 35g.....	43
Figure3.2 : Signaux vibratoires du désalignement horizontal et sans défauts dans le domaine temporel (N): arbre sans défaut (D1): désalignement horizontal par 0.5mm, (D2) : désalignement horizontal par 1mm,(D3): désalignement horizontal par 1.5mm,(D4) : désalignement horizontal par 2mm.....	44
Figure3.3: Signaux vibratoires du désalignement vertical et sans défauts dans le domaine temporel (N): arbre sans défaut (D1): désalignement vertical par 0.51mm, (D2) : désalignement vertical par 0.63mm, (D3) : désalignement vertical par 1.27mm, (D4) : désalignement vertical par 1.40mm, (D5) : désalignement vertical par 1.78mm, (D6): désalignement vertical par 1.90mm.....	45
Figure3.4 : Spectre (fft) du signal vibratoire d'un arbre tournant avec défaut de balourd.....	46
Figure3.5: Spectre (fft) du signal vibratoire d'un arbre tournant avec défaut de désalignement horizontal.....	46
(Figure.3.6): Spectre (fft) du signal vibratoire d'un arbre tournant avec défaut de désalignement vertical.....	47
Figure.3.7: organigramme du méthodologie proposée pour classer les défauts mécaniques en rotation.....	48

Figure.3.8 : histogramme de résultats moyennes de matrices de confusion de signaux vibratoires normal et avec défaut (a) 70% entraînement 15%validation15% test (b) 70% entraînement 20% validation 10% test (c) 70% entraînement 10% validation 20% test.....	51
Figure.3.9:Architecture de neurones de la phase de détection.....	52
Figure.3.10: histogramme de résultats moyennes de matrices de confusion de désalignement horizontal ,vertical et balourd (a) 70% entraînement 15%validation15% test (b) 70% entraînement 20% validation 10% test (c) 70% entraînement 10% validation 20% test.....	52
Figure3.11: Architecture de neurones de la phase de l'identification.....	53
Figure.3.12 : histogramme de résultats moyennes de matrices de confusion de balourd (a) 70% entraînement 15%validation15% test (b) 70% entraînement 20% validation 10% test (c) 70% entraînement 10% validation 20% test.....	54
Figure.3.13: histogramme de résultats moyennes de matrices de confusion de désalignement horizontal a) 70% entraînement 15%validation15% test (b) 70% entraînement 20% validation 10% test (c) 70% entraînement 10% validation 20% test.....	55
Figure3.14 : Matrices de confusion de classificateur MLP pour le désalignement horizontal durésultat100%.....	56
Figure3.15 : histogramme montre la précision du résultats moyennes des matrices de confusion de désalignement vertical (a) 70% entraînement 15%validation15% test (b) 70% entraînement 20% validation 10% test (c) 70% entraînement 10% validation 20% test.....	56
Figure3.16: histogramme de résultats moyennes de matrices de confusion de désalignement, Balourd (a) 70% entraînement 15%validation15% test (b) 70% entraînement 20% validation 10% test (c) 70% entraînement 10% validation 20% test.....	58

Liste des tableaux

Tableau 2.1: Nombre de mesures par poids du balourd.....	39
Tableau 2.2: Nombre de mesures par degré de désalignement horizontal.....	39
Tableau 2.3: Nombre de mesures par degré de désalignement vertical.....	40
Tableau.3.1: Matrice de confusion d'un problème de classification à deux classes(Normal ,avec défaut).....	51
Tableau.3.2: Matrice de confusion d'un problème de classification à trois classes (désalignement horizontal, désalignement vertical, balourd).....	53
Tableau.3.3: Matrice de confusion d'un problème de classification d'un balourd à sept classes(6g,10g,15g,20g,25g,30g,35g).....	54
Tableau.3.4 : Matrice de confusion d'un problème de classification d'un désalignement Horizontal à quatre classes (0.5mm,1mm,1.5mm,2mm).....	55
Tableau.3.5 : Matrice de confusion d'un problème de classification d'un désalignement Vertical à six classes (0.5mm,1mm,1.5mm, 2mm).....	57
Tableau.3.6: Matrice de confusion d'un problème de classification à deux classes (Balourd, Désalignement).....	58

Introduction Générale

Les machines tournantes jouent un rôle très important dans les processus industriels. Compte tenu de l'importance financière de ces machines, l'atténuation des pannes afin d'améliorer la fiabilité du procédé est un enjeu crucial qui doit être continu et cibler. Les procédures de maintenance prédictive sont apparues avec le développement d'automatisation des processus industriels permettant un suivi efficace de la production au moyen de multi-capteurs répartis dans toute l'usine. Ces multi-capteurs étant capables d'enregistrer plusieurs données différentes de la machinerie conduisant après analyses à détecter l'apparition des défauts. Les signaux multi-capteurs contiennent toujours des informations complémentaires et/ou redondantes qui pourraient être utilisées pour un meilleur diagnostic de défauts en utilisant les méthodes de classification. Ce qui entraîne par conséquent une réduction des coûts de production, une augmentation de l'efficacité et permet d'éviter les arrêts et les changements de pièces inutilement.

Les déséquilibres de masses et les désalignements font partie des causes majeures des défauts prématurés et des vibrations excessives dans les machines tournantes, qui pourraient être liés à la réduction de la durée de vie des machines, à la pénurie de production et l'augmentation des coûts d'entretien.

Le diagnostic peut être abordé selon deux approches principales avec ou sans connaissance préalable. La première approche est basée sur la modélisation des systèmes tandis que la seconde repose sur les principes de l'intelligence artificielle. Les méthodes sans connaissance préalable présentent plusieurs avantages, en particulier le fait qu'il n'est pas nécessaire d'utiliser le modèle du système à diagnostiquer. Cette catégorie comprend les méthodes basées sur la reconnaissance de formes (RdF), les réseaux de neurones et les systèmes experts.

Nous proposons dans cette étude de combiner l'utilisation des différentes techniques du traitement du signal et des méthodes de diagnostic par reconnaissance de formes basé sur les réseaux de neurones pour analyser la gravité des défauts liés aux arbres tournants tels que le déséquilibre de masses (balourd) et le désalignement.

Dans ce contexte, le premier chapitre de ce mémoire sera consacré à une recherche bibliographique sur la maintenance, des généralités sur les principaux défauts liés aux arbres tournants, les techniques de détection de défauts tel que les méthodes temporelles et fréquentielles, les différents indicateurs, technique de surveillance et enfin l'approche de diagnostic basé sur la reconnaissance de formes en particulier les réseaux de neurone pour réaliser le diagnostic des défauts d'arbres tournants.

Dans le deuxième chapitre nous allons présenter la base de données utilisée, nommée *Machines FaultDatabase* (MaFaulDa)¹, créée par le laboratoire *Signal Multimedia and Telecommunications* (SMT) de l'Université Fédérale de Rio de Janeiro (UFRJ) Brésil .La création, la présentation du banc d'essais, la catégorisation des défauts, les conditions expérimentales et l'enregistrement des données seront détaillés.

Dans le troisième chapitre nous allons présenter la partie expérimentale, l'approche proposée, les résultats et discussions sur le diagnostic des défauts liés aux arbres tournants.

Enfin, nous terminons par une conclusion générale.

¹<http://www02.smt.ufrj.br/~offshore/mfs/index.html#TOC1>

Résumé

Le mémoire aborde le problème de la classification des défauts mécaniques d'arbres dans les machines tournantes. Dans ce contexte, quatre classes opérationnelles sont considérées, à savoir : état normale (où la machine n'a pas de défaut), balourd (où la charge de la machine à son poids inégalement réparti), et désalignement (lorsque les axes du rotor et de la machine sont disloquée de sa position concentrique naturelle) vertical et horizontal. Nous proposons dans cette étude de combiner l'utilisation des différentes techniques du traitement du signal et des méthodes de diagnostic par reconnaissance des formes pour analyser la gravité des défauts liés aux arbres tournants. L'approche proposée a été évaluée sur une base de données des défauts liés aux arbres tournants (*Machines FaultDatabaseMaFaulDa*). Un ensemble de données composé de 880 enregistrements est utilisé pour l'apprentissage et le test du système de classification pour les quatre classes considérées. Chaque enregistrement contient 8 voies : un signal top tour, trois signaux d'accélération enregistrés dans les trois directions sur le palier du côté accouplement et trois sur le palier externe, enfin un signal acoustique. Les vecteurs formes utilisés sont composés d'indicateurs scalaires : moyenne, kurtosis et RMS et d'indicateurs fréquentiels : pics correspondant à la fréquence de rotation et ses deux premiers harmoniques. Au total les vecteurs formes englobent 48 indicateurs calculés sur chacune des 8 voies. Le classificateur basé sur les réseaux de neurones artificiels appelé PerceptronMulti-Couches MLP est utilisé. Le taux de bonne classification obtenu est de 100% pour la détection et de 99,3 % pour l'identification des défauts ce qui dépassent les résultats rapportés dans la littérature.

الملخص

تتناول الرسالة مشكلة تصنيف العيوب الميكانيكية للأعمدة في الآلات الدوارة. في هذا السياق، يلزم وجود أربع فئات من العمليات، وهي: الحالة الطبيعية (حيث لا توجد أعطال بالماكينة)، وغير متوازنة (حيث يكون وزن حمولة الماكينة موزعاً بشكل غير متساوٍ) واختلال المحاذاة (عندما تكون الدورات) وخلع الآلة من وضعها الطبيعي متحدة المركز) الرأسي والأفقي. أوضحنا في هذه الدراسة الجمع بين استخدام تقنيات معالجة الإشارات المختلفة وطرق تشخيص التعرف على الأنماط لتحليل شق الأعطال المتعلقة بالأعمدة الدوارة. تمت إضافة النهج المقترح إلى قاعدة بيانات الأخطاء المتعلقة بالأعمدة الدوارة (قاعدة بيانات أعطال الآلات، *MaFaulDa*). يتم استخدام مجموعة بيانات تتكون من 880 سجلاً لتدريب واختبار نظام التصنيف للفئات الأربعة المشغولة. يحتوي كل تسجيل على 8 قنوات: إشارة اللفة العلوية، وثلاث إشارات تسريع مسجلة في الاتجاهات الثلاثة على المحمل الجانبي المقترن وثلاث على المحمل الخارجي، وأخيراً إشارة صوتية. تتكون نواقل الشكل المستخدمة من مؤشرات عديدة: المتوسط، التفرطح و RMS ومؤشرات التردد: الذروات المقابلة لتردد الدوران وأول اثنين من التوافقيات الخاصة به. في المجموع، تشتمل المتجهات المكونة على 48 مؤشراً محسوبة على كل قناة من القنوات الثمانية. يتم استخدام المصنف القائم على الشبكات العصبية الاصطناعية يسمى Perceptron Multi-Layer MLP. معدل التصنيف الجيد الذي تم الحصول عليه هو 100% للكشف و 99.3% لتحديد العيوب مما أعطى نتائج أعلى من تلك الواردة في التجارب السابقة.

Abstract

The thesis addresses the problem of the classification of mechanical shaft defects in rotating machines. In this context, four operational classes are needed, namely: normal condition (where the machine has no faults), unbalanced (where the load of the machine has its weight unevenly distributed), and misalignment (when rotors) and the machine is dislocated from its natural concentric position) vertical and horizontal. We have explained in this study to combine the use of different signal processing techniques and diagnostic methods by pattern recognition to analyze the severity of faults related to rotating shafts. The proposed approach has been added to a database of faults related to rotating shafts (*Machines Fault Database MaFaulDa*). A data set consisting of 880 records is used for training and testing the classification system for the four paralyzed classes. Each recording contains 8 channels: a top lap signal, three acceleration signals recorded in the three directions on the bearing on the coupled side and three on the outer bearing, finally an acoustic signal. The form vectors used are composed of scalar indicators: average, kurtosis and RMS and frequency indicators: peaks corresponding to the rotation frequency and its first two harmonics. In total, the vectors formed encompassing 48 indicators calculated on each of the 8 channels. The classifier based on artificial neural networks called Perceptron Multi-Layer MLP is used. The good classification rate obtained is 100% for the detection and 99.3% for the identification of defects, which gave better results than those shown inreported in the literature.