



RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ DES FRÈRES MENTOURI - CONSTANTINE 1

FACULTÉ DES SCIENCES DE LA TECHNOLOGIE

DÉPARTEMENT DE GÉNIE MÉCANIQUE

N° d'ordre : 10/D3C/2019

Série : 01/GM/2019

THÈSE

Présentée par :

ZAROOR DJAMAL

Pour obtention du diplôme de Doctorat LMD

En **Génie Mécanique**

OPTION : Maintenance Industrielle

**Approche numérique et expérimentale d'aide à la détection
des défauts dans le cadre d'une maintenance préventive
conditionnelle par l'analyse vibratoire : application aux
roulements**

Soutenue le : 28/01/2019

Devant le jury composé de :

Président	: M. F. MILI	Université des Frères Mentouri - Constantine1	Professeur
Rapporteur	: M. S. MEZIANI	Université des Frères Mentouri - Constantine1	Professeur
Examineurs	: M. R. KHELIF	Université Badji Mokhtar - Annaba	Professeur
	M. A. BOUCLAGHEM	Université Badji Mokhtar - Annaba	Professeur
	M. A. CHERFIA	Université des Frères Mentouri - Constantine1	MCA
Invité	: M. M. THOMAS	École de Technologie Supérieure Montréal	Professeur

Avant-propos

Les travaux de recherches présentés dans ce mémoire ont été réalisés au sein du laboratoire de Génie Mécanique de l'Université des Frères Mentouri Constantine 1, Algérie et dans les laboratoires Dynamo de l'ÉTS (École de Technologie Supérieure) de Montréal, Canada. Nous remercions vivement le Ministère algérien de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique.

Financial support from the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) is gratefully acknowledged.

Résumé

Le présent travail porte sur la méthode des plans d'expériences, l'analyse de variance ANOVA, critère de Tukey et le traitement sophistiqué de signal pour étudier la fiabilité de l'analyse vibratoire et de l'émission acoustique dans le suivi de l'évolution d'un défaut de roulements à un stade précoce, de l'ordre de 50 μm à 200 μm et à un stade avancé de 2 mm. Pour ce faire, nous avons développé deux méthodes différentes. La première méthode est purement statistique, qui a été utilisée pour étudier la fiabilité des indicateurs pour le suivi du développement d'un défaut de roulements à des niveaux trop faibles de sévérité. Le principe de sélection entre les indicateurs statistiques, qui sont largement utilisés dans l'industrie, est amélioré par l'introduction des plans d'expériences, l'analyse de variance ANOVA et le critère de Tukey.

Une partie de la thèse est concentrée sur l'élaboration des plans d'expériences pour étudier l'effet de la vitesse de rotation, de la charge radiale et de la taille du défaut de roulements sur le comportement vibratoire et acoustique du banc d'essais roulement. Ce plan d'expériences a permis de modéliser la réponse vibratoire de la machine en fonction des conditions de fonctionnement. Une analyse comparative entre les indicateurs temporels et fréquentiels, concernant leur sensibilité à la variation de la taille du défaut a été réalisée sur des mesures vibratoires.

La deuxième méthode développée est basée sur le traitement sophistiqué de signal, dont le but est de détecter les défauts roulements de faible sévérité en utilisant des mesures vibratoires et acoustiques.

- Tout abord l'analyse était réalisée par la méthode EMD (Empirical Mode Decomposition) sur des signaux de simulation pour expliquer l'inconvénient majeur de cette méthode. Elle permet de décomposer le signal en IMF (Fonctions Modales Intrinsèques). Les spectres d'enveloppe sont tracés pour chaque IMF afin d'étudier le contenu fréquentiel du signal. Les résultats obtenus montrent que l'EMD souffre de mélange de mode et il est souvent difficile de choisir un IMF optimal. Des signaux de simulation sont utilisés pour expliquer le phénomène de distorsion des modes, dû à la décomposition par EMD. Ce phénomène est fréquemment rencontré en utilisant les méthodes de traitement de signal, telles que l'EMD, EEMD...etc.

Notre objectif dans cette partie de thèse est de fournir une solution à ce problème qui permet de détecter les défauts des pièces maitresses d'une machine tournante, qui sont les roulements. Ce composant a été choisi car les roulements représentent 52 % [1] des pannes recensées dans les installations industrielles. La méthode VMD (Variational Mode Decomposition) que nous proposons a permis de résoudre le problème d'interaction de modes et d'estimer leur nombre. L'application de cette technique a besoin de déterminer des paramètres d'entrées, qui sont le nombre de modes K et le paramètre de balancement α . Notre contribution consiste à perfectionner cette méthode pour la détection des défauts de roulements, en ajoutant des outils pour déterminer ces deux paramètres K et α . La méthode de l'Analyse Modale Opérationnelle OMA (Operational Modal Analysis) et le coefficient de corrélation de Karl Pearson sont introduits pour identifier respectivement K et α .

Finalement, nous avons tracé le spectre de l'enveloppe des signaux de simulation et des signaux expérimentaux de laboratoire pour les modes extraits par l'EMD et le VMD. Les résultats montrent que la VMD surmonte l'EMD dans le cas des signaux de simulation et les signaux expérimentaux.

Cette étude est réalisée sur le banc de roulements des laboratoires Dynamo de l'ÉTS (École de Technologie Supérieure de Montréal, Canada), il est composé d'un arbre monté sur deux roulements à deux rangés de billes. L'arbre est lié à un moteur électrique, par

l'intermédiaire d'un accouplement élastique. Un système de chargement spécial a été utilisé pour obtenir la charge radiale qu'il faut appliquer sur le roulement d'essai afin de simuler les conditions de fonctionnements réels d'une machine tournante.

Mots-clés : Plan d'expériences, ANOVA, défauts de roulement, détection précoce, émission acoustique, mesures vibratoires, méthodes de traitement de signal (EMD, EEMD, VMD, OMA, MED, Kurtogram...etc)

Abstract

During the preparation of this thesis, we have developed two different methods for the diagnosis of rotating machine faults. The first method, presents a procedure for bearing degradation monitoring at an early stage. The analysis of variance (ANOVA) coupled with Tukey's test is used to single out the suitable parameters to follow the fault size evolution ranging from 50 μm to 150 μm . The Tukey's criterion is adopted in this case to study the ability of time and frequency indicators. The rotational speed, centrifugal load and fault size are considered as independent variables while the time and frequency indicators are taken as dependent variables. The experiments are performed on bearings having a fault on outer race. Based on the results of this study, the Kurtosis and Skewness show a good ability to assess the evolution of degradation in the bearings at an early stage. The work discusses the weakness of the time and frequency indicator. For example, The Kurtosis is able to distinguish the difference between the first cases 50 μm and 100 μm , but it is not able to check the difference between 100 μm and 150 μm . The Skewness is able to distinguish between 100 μm and 150 μm but it is not able to check the difference between 50 μm and 100 μm .

The second method aims to analyse the vibration response of damaged rolling element bearings experimentally and to assess their degrees of degradation by examining parameters extracted from the time and frequency domains. Empirical Modal decomposition (EMD) may be used for decomposing a time signal into Intrinsic Mode Functions (IMFs) presenting the filtered information from the highest frequency to the lowest one. However, EMD can present problems due to its sensitivity to noise and mode mixing. To avoid the mode mixing effect, the Ensemble Empirical Mode Decomposition (EEMD) may be used. The principle of the EEMD is to add white noise to the original signal and then average it, IMF by IMF. This method provides improvements over the original method EMD. However, the amplitude of the added noise stays empirical, which makes this method ineffective in some situations. In order to improve the diagnosis of bearing defects, a new method called Variational Mode Decomposition (VMD) is proposed. This research shows an experimental application for the detection of bearing defects at two stages of degradation: at the early stage and at an advanced stage. In this

thesis, a comparative experimental study between vibratory and acoustic emission measurements, analysed by VMD is carried out. However, the application of this method requires determining the number of significant frequencies (K) and a balancing parameter (α). For this purpose, the Operational Modal Analysis (OMA) and a correlation study are used to determine the required parameters K and α . The results show that both measurements methods work well to detect the bearing frequencies at early stage and advanced stage, but the vibration measurement revealed more sensitive for an early detection.

Keywords: Design of Experiments, ANOVA, Variational Mode Decomposition, Empirical Mode Decomposition, Bearing fault, Operational modal analysis, vibration, acoustic emission

ملخص

الصيانة الصناعية أصبحت ضرورية في المصانع، وذلك لتفادي الأعطاب الغير متوقعة، و بالتالي تسهيل عملية التدخل لتصلح العطب. في إطار هذا البحث اقترحنا منهجان مختلفان، الأول يعتمد في الأساس على أدوات إحصائية من أجل معرفة إذا كان هناك مؤشر يسمح لنا بتتبع تطور عيوب المدحرجات في طوره الثاني. اخترنا هذا الطور لأن الحياة المتبقية تكون في حدود خمسة بالمئة مما يسمح لنا بتحضير الوسائل، و الأشخاص؛ الضرورين من أجل القيام بعملية الصيانة في ظروف ملائمة. نشير أن هذه المؤشرات تعد الأكثر إستعمالا في المصانع، نظرا لسهولة استخدامها و سرعتها في الحصول عن خصائص الإشارة. هذه المنهجية سمحت لنا بمعرفة خصائص كل مؤشر. وقد أثبتنا أن هذه المؤشرات لها نقائص في تتبع عيوب المدحرجات في طوره الثاني. إن وجود نقائص في هذه المؤشرات و عجزها عن إعطائنا تقيم دقيق في تغير حجم الخلل الذي صنعناه عن العنصر الخارجي للمدحرجة بأحجام مختلفة صغيرة جدا تتراوح من ٥٠ مكرون الى ١٥٠ مكرون. فأقترحنا منهجية جديدة منطورة، حتى نتمكن من الكشف عن العطب في مرحلته الثانية أين عجزت المؤشرات الكلاسيكية عن كشفه. هذه التقنية المتطورة و الحديثة التي تعتمد على تقسيم الإشارة على حساب عدد صيغ رنين المدحرجة تمكنا من استخراج الإشارة الخاصة بالمدحرجة لأن هذه الأخيرة تكون إجمالية وحتوي على كل إشارات الماكنة، بما في ذلك الضجيج الناتج عن إحتكاك قطع الماكنة فيما بينها. فإن إختلاط الإشارة بالضجيج يصعب علينا دراسة خصائصها و في بعض الاحيان يوحي لنا أن الماكنة سالمة من العيوب بسبب الإهتزازات الناتجة عن خلل ما، تكون منغمرة في هذا الضجيج. هذا الأخير له خصائص عشوائية مما يصعب علينا تنقية الإشارة منه. التقنية التي اقترحناها و التي تسمى تحليل تغير الرنين. فعالة جيدا ضد هذه الظاهرة. فهي تعمل على تقسيم الإشارة إلى مجموعة من الإشارات على حساب عدد الرنات، فالرنين في الإشارة يولد اهتزازات عظمى. إن التحدي الذي واجهناه لتطبيق هذه التقنية هو كيفية حساب عدد الرنات في الإشارة. استعملنا تقنية تحليل الرنين الفعال الذي يسمح لنا بتعيين عدد الرنات و مكان تواجدها في الإشارة. هذه التقنية تحتاج أيضا إلى تعيين معامل التوازن. فدراسة معامل الارتباط بين رنينين متتابعين، تسمح لنا بحساب معامل التوازن. فقمنا بتغير معامل التوازن بدلالة معامل الارتباط بين رنينين متتابعين، نتوقف عندما نحصل على أصغر معامل ارتباط و نأخذ قيمة معامل التوازن الموافق له. لنتأكد من فعالية التقنية التي اقترحناها في تشخيص العطب قمنا بتطبيقها على إشارات حصلنا عليها بالحاكاة؛ و أضفنا إليها ضجيج حتى نتمكن من الحكم على أدائها. نتائج الدراسة بالحاكاة سمحت لنا بفهم كيفية عمل هذه التقنية، بالإضافة إلى معرفة مميزاتها بالمقارنة مع شبيهاتها. بعد ذلك، طبقناها على إشارات حقيقية حصلنا عليها بواسطة مستشعر الإهتزازات موضوع على محمل المدحرجات. وقد أثبتت فعالية عالية في كشف عطب المدحرجات في مستوى مبكر جدا. و حديثا ظهرت تقنية جديدة تعتمد على قياس الموجات الصوتية المنبعثة من الماكنة. تحليلها يسمح لنا بمعرفة الحالة الصحية للماكنة. نظرا لأهمية هذه الأداة و انتشارها في المجال الصناعي قمنا بتجربة التقنية التي اقترحناها على مجموعة من الإشارات المسجلة بواسطة مسجل الأمواج الصوتية. للعلم إن هذه الإشارات أخذت في نفس الظروف و على نفس الماكنة التي أخذت منها الإشارات الإهتزازية حتى نتمكن من المقارنة بين نوعية النتائج المحصل عليها من الإهتزازات و الأمواج الصوتية. تقنية تحليل تغير الرنين أثبتت فعاليتها في كشف عطب المدحرجات في مستواه الثاني مهما تكون الأداة المستعملة في تسجيل الإشارة. لكن في حالة الاهتزازات تكون فعالة أكثر لأنها تستطيع أن تميز بين حالة المدحرج بدون عطب، في حالة الماكنة بوجود عطب في المستوى الثاني و عطب في المستوى الثالث. فالحصول على هذه التصنيف يسمح لنا بتقيم الحياة المتبقية للمدحرج. هذه الأخيرة ثمينة جدا في المجال الصناعي خاصة في مجال الطيران

الكلمات المفتاحية

الإهتزازات، عيوب المدحرجات، تحليل الرنين الفعال، تحليل تغير الرنين، الموجات الصوتية، المؤشرات الكلاسيكية

Remerciements

Au terme de cette recherche doctorale, je tiens à exprimer ma sincère gratitude envers mon directeur de thèse Monsieur Salim Meziani, Professeur à Université des Frères Mentouri Constantine1, pour sa constante disponibilité, ses précieux conseils, sa rigueur scientifique et sa patience pendant toute la durée de ce travail.

Je remercie sincèrement mon tuteur de stage, Monsieur Marc Thomas, Professeur à l'école de Technologie Supérieure ÉTS à Montréal, Canada et directeur des laboratoires Dynamo dans la même école d'avoir suivi mon travail, pour ses précieux conseils et sa précieuse collaboration qui m'a permis l'accès aux bancs d'essai et les équipements nécessaires de l'école, sur laquelle j'ai réalisé toutes mes expériences de tests des roulements.

J'aimerais remercier l'Université des Frères Mentouri Constantine 1 et l'École de technologie supérieure (ÉTS) pour leur soutien et leur contribution financière, ce qui m'a permis de concentrer la majorité de mon temps à mes activités de recherches.

J'ai eu la chance et le plaisir d'effectuer un stage au sein de la compagnie SME (Société de Maintenance de l'EST. Je tiens à adresser mes remerciements à Nassim, ainsi que toutes les personnes que j'ai pu rencontrer, pour leur accueil chaleureux, et leur disponibilité durant ce stage.

Je tiens à remercier M. F. MILI d'avoir accepté d'être président du jury.

J'adresse également mes très sincères remerciements à tous les membres du jury d'avoir accepté d'assister à la présentation de ce travail.

M. Marc Thomas	École de Technologie Supérieure	Professeur
M. R. KHELIF	Université Badji Mokhtar Annaba	Professeur
M. A. BOUCLAGHEM	Université Badji Mokhtar Annaba	Professeur
M. A. CHERFIA	Université des Frères Mentouri Constantine1	MCA

Je remercie par l'occasion mon collègue Mourad Kedadouche, de m'avoir aiguillé tout au long des deux stages que j'ai effectués au laboratoire Dynamo, par ses conseils, son savoir et ses encouragements ; Merci Mourad.

Un grand merci pour tous les enseignants de mon département, surtout Athman Fouathia, Gaci Mounir, kerboua Youcef, Aymen Belkhiri.

Je remercie par l'occasion mes chers collègues Vietnamiens et Chinois surtout Yulin Sun,

Un grand merci à tous les techniciens et les ingénieurs de l'ÉTS surtout Olivier Bothot,

Un grand merci pour les ingénieurs de laboratoire de mécanique Hichem, Mourad et Rabeh.

Je dédie ce modeste travail à mes très chers parents en témoignage de ma reconnaissance envers le soutien, les sacrifices et tous les efforts qu'ils ont fait pour mon éducation ainsi que ma formation.

Je le dédie également à:

A mes chers frères ainsi que leurs femmes et mes chères sœurs pour leur affection, compréhension et patience,

Mes amis qui m'ont accompagné durant ces années, soit à la fac ou à la résidence surtout Debbeh Younes, Boudiaf Rabeh, Taher Boudjouraf, Salim Sellemi, Bouhebila.

Merci aux Montréalais : Yahia Harkati, Mohammed Maraf, Lazhar Souakri, Mored, Walid et Zakariya.

A tous ceux qui ont une relation de proche ou de loin avec la réalisation du présent mémoire.

Table des matières

Table des matières	I
Liste des figures	VII
Liste des tableaux	XI
Liste des abréviations	XIII
Liste des publications	XIV
Articles de journal ou de revue internationale :	XIV
Article de conférences internationales :	XV
Introduction générale.....	1
Stade de dégradation de roulement	4
Structure de la thèse	5
Chapitre I : État de l'art.....	9
Résumé	9
I.1. Introduction.....	10
I.2. Objectifs et originalités de la thèse	11
I.3. Outils de la maintenance préventive conditionnelle	13
I.3.1. Diagnostic des défauts de roulements par analyse vibratoire	13
I.3.2. Diagnostic de défauts de roulements par Émission Acoustique (AE)	20
I.3.3. Diagnostic des défauts de roulements par mesure de température	24
I.3.4. Diagnostic des défauts de roulements par analyse d'huile	27
I.4. La mise en œuvre des outils de traitement de signal utilisés en vibration et émission acoustique.....	31
I.4.1. Traitement de signal par le Kurtosis spectral (KS) et le Kurtogram.....	31
I.4.2. La méthode MED (Minimum Entropy Deconvolution)	36
I.4.3. Application du Kurtogram et MED sur des signaux expérimentaux (vibratoires et acoustiques).....	38
I.4.3.1. Mesures vibratoires.....	38
I.4.3.2. Mesures acoustiques	40
I.4.4. TKEO (Teager Kaiser Energy Operator).....	42

I.4.4. Application du Cepstre sur des signaux expérimentaux	43
Conclusion du chapitre.....	45
Chapitre II : Méthodologie des plans d'expériences : application au contrôle des roulements par des mesures vibratoires.....	47
Résumé	47
II.1. Introduction aux plans d'expériences.....	48
II.2. Terminologie (Réponses, facteurs, niveaux)	51
II.3. Introduction à l'analyse de variance ANOVA	54
II.3.1 Calcul du carré moyen des facteurs et des interactions	55
II.3.1.1 Pour les facteurs.....	55
II.3.1.2 Pour les interactions.....	56
II.3.2 Calcul de la variance résiduelle	57
II.3.3 Test de Fisher-Snedecor	59
II.3.4. Validation d'un modèle obtenu par l'analyse de variance ANOVA.....	61
II. 4. Introduction à la méthode de surface des réponses	62
II.5. Procédure expérimentale	62
a) Planification.....	63
b) Exécution.....	63
c) Phase d'analyse	64
II.5.1. Essais par plans d'expériences	64
II.5.2. Présentation du banc d'essais	64
II.5.2.1 Roulements défectueux disponibles	65
II.5.2.2 Chaîne d'acquisition	67
II.5.3. Plans d'expériences réalisés	68
II.5.3.1 Premier plan d'expériences	68
Remarque sur le choix des modalités ou des niveaux.....	69
a) Taille du défaut.....	69
b) Vitesse de rotation	69
c) Nombre de masses excentrées	69
d) Fréquence centrale/ Gain de l'émission acoustique	70
II.5.3.2 Limitation du 1 ^{er} plan d'expérience.....	70

II.5.3.3 Deuxième plan d'expériences.....	71
II.5.3.3.1 Première correction : mesures sur le roulement sain.....	72
II.5.3.3.2 Deuxième correction : le facteur chargement.....	73
II.5.3.3.3 Synthèse du 2 ^{ème} plan d'expériences	75
II.5.3.4 Troisième plan d'expériences.....	76
II.5.3.4.1 Description du banc du 3 ^{ème} plan d'expériences	77
Conclusion du chapitre.....	78
Chapitre III: Analyse des défauts de roulements par plans d'expériences	80
Résumé	80
III.1 Introduction	81
III.2 Étude théorique de la méthode proposée.....	82
III.2.1 Analyse de variance ANOVA	82
III.2.2. Comparaison multiple de Tukey	84
III.3. Application expérimentale de la méthode ANOVA-Tukey.....	84
III.3.1. Banc d'essai.....	85
III.3.2 Roulements défectueux	86
III.4. Plan d'expériences complet	88
III.5 Analyse des résultats	90
III.5.1 Indicateur statistiques temporels	90
III.5.2. Indicateur statistiques fréquentiel.....	90
III.5.3. Étude de l'efficacité des indicateurs temporels et fréquentiel utilisant ANOVA à un facteur.....	95
III.5.4 Étude de la sensibilité des indicateurs statistique aux variations des conditions de fonctionnement.....	98
III.5.4.1. Statistiques résumées des résultats.....	98
III.5.4.2. Analyse ANOVA	100
III.5.4.3 Modélisation du Kurtosis en fonction de F, V et L.....	101
a) Analyse de variance.....	101
b) Facteurs influents	102
c) Analyse de régression : Kurtosis en fonction de F, V et L.....	103
III.5.4.4 Modélisation du Skewness en fonction de F, V et L.....	105

a) Analyse de variance.....	105
b) Facteurs influents	105
c) Analyse de régression : Skewness en fonction de F, V et L	106
Conclusion du chapitre.....	109
Chapitre IV : Analyse des Défauts de Roulements par Traitement de Signal	111
Résumé.....	111
IV.1 Introduction.....	112
IV.2. Étude théorique de la méthode développée.....	115
IV.2.1 Introduction brève de VMD.....	115
IV.2.2. Inconvénient.....	117
IV.3 La méthode hybride proposée : OMA-VMD	117
IV.3.1 Nombre des fréquences significatives K.....	118
IV.3.2. Description brève de la technique OMA.....	119
IV.4 Application de l'EMD et VMD-OMA sur des signaux de simulation	120
IV.4.1 Application de l'EMD sur des signaux simulés.....	120
IV.4.2 Application de l'OMA-VMD sur des signaux simulés.....	122
IV.4.2.1 Nombre de mode K.....	122
IV.4.2.2. Paramètre de balancement α	123
IV.5 Diagnostic des défauts de roulements par OMA-VMD.....	125
IV.5.1 Signal simulé bruité de roulement	125
IV.5.2 Application expérimentale pour le diagnostic des roulements	128
IV.5.3. Résultats et discussions	131
IV.4.3.1. Signaux vibratoires	131
IV.4.3.2. Signaux acoustiques.....	139
IV.4.3.3. Sélection des modes pertinents	142
IV.4.3.3.1. Sélection par Kurtosis:	142
IV.4.3.3.2. Sélection par RSME :.....	143
IV.4.3.3.3. Sélection par Kurtosis relatifs.....	145
Conclusion du chapitre.....	147
Conclusion générale	147

Références bibliographiques	151
Table des annexes	167
Annexe 1 : Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels	168
Ann.1.1. Analyse des expériences pour la réponse RMS.....	168
a) Analyse de la variance pour RMS.....	168
b) Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le RMS.....	169
c) Effets principaux des facteurs considérés	170
d) Surface de réponse du Skewness en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale	171
Ann.1.2. Analyse des expériences pour la réponse Peak	172
a) Analyse de la variance pour Peak.....	172
b) Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le Peak	174
c) Effets principaux des facteurs considérés	174
d) Surface de réponse du Peak en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale	175
Ann.1.3. Analyse des expériences pour la réponse Crest factor	176
a) Analyse de la variance pour Crest factor.....	176
b) Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le Crest factor	177
c) Effets principaux des facteurs considérés	178
d) Surface de réponse du Crest factor en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale	179
Ann.1.4. Analyse des expériences pour la réponse BPFO	180
b) Facteurs influents	181
c) Effets principaux des facteurs considérés	182
d) Surface de réponse du Skewness en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale	183
Annexe 2 : Utilitaire en ligne de SKF pour le calcul des fréquences de roulement.....	185
a) Exemple pour 300 tr/min :.....	185
b) Exemple pour 600 tr/min :.....	186
c) Le tableau suivant récapitule l'ensemble des fréquences qui ont eu un intérêt pour l'étude fréquentielle des roulements :	186

Annexe 3 : Caractéristiques des roulements et de la graisse utilisée	187
a) Extrait de la documentation technique des roulements SKF* 1210 EKTN9	187
b) Extrait de la documentation technique de la graisse SKF LGMT 2 utilisée	188
Annexe 4 : Photos des mesures microscopiques des différents défauts.....	189
Annexe 5 : La chaîne d'acquisition.....	190
a) Le capteur d'émission acoustique Ultraprobe 10000 :.....	190
b) L'accéléromètre :.....	190
c) Le convertisseur Analogique / Numérique :.....	190
d) Le BETAVIB	191
Annexe 6 : Calcul de la durée de vie des roulements utilisés	192
Annexe 7 : Analyse modale du banc d'essai roulement	193
1 ^{ère} cas : charge = 2000 [N].....	194
2 ^{ème} cas : charge radiale = 4000 [N].....	194
3 ^{ème} cas : charge radiale = 6000 [N].....	195

Liste des figures

Chapitre I :

Fig. I. 1. Comparaison des indicateurs ICS, RMS, Kurtosis, facteur de crête pour la surveillance de la taille de défaut de la bague externe [...].	23
Fig. I. 2. Nombre d'article publié sur l'émission acoustique appliqué aux roulements [].	23
Fig. I. 3. Comparaison de la température prédite du palier et les valeurs de températures mesurées par des thermocouples pour la vitesse de rotation 2000 tr / min et la charge radiale 1678 N [...].	27
Fig. I. 4. Signal simulé de roulement sans bruit.	33
Fig. I. 5. Le Kurtogram du signal simulé.	33
Fig. I. 6. Le spectre d'enveloppe du signal filtré.	34
Fig. I. 7. Le signal simulé avec bruit.	34
Fig. I. 8. Le Kurtogram du signal simulé avec bruit.	35
Fig. I. 9. Le spectre d'enveloppe du signal filtré.	35
Fig. I. 10. Le processus de déconvolution (Filtrage inverse) par MED [95].	36
Fig. I. 11. Le signal filtré par MED.	37
Fig. I. 12. Kurtogram du signal filtré par MED.	37
Fig. I. 13. Spectre d'enveloppe.	37
Fig. I. 14. Kurtogram du roulement défectueux pour des mesures vibratoire (A) sans MED et (B) avec MED.	39
Fig. I. 15. (A) signal vibratoire brut et (B) le signal filtré par MED.	39
Fig. I. 16. Le spectre d'enveloppe du signal vibratoire autour de la bande de fréquence comme indiqué par le Kurtogram. (A) sans MED et (B) avec MED.	40
Fig. I. 17. (A) Kurtogram du roulement défectueux sans MED and (B) signal filtré par MED.	41
Fig. I. 18. (A) signal brut et (B) le signal filtré par MED.	41
Fig. I. 19. Le spectre d'enveloppe du signal autour de la bande de fréquence comme indiqué par le Kurtogram. (A) sans MED et (B) avec MED.	42

Fig. I. 20. Signal vibratoire après avoir appliqué le traitement du signal TKEO sur un roulement endommagé.....	43
Fig. I. 21. Évolution du Cepstre avec la taille du défaut.....	44

Chapitre II :

Fig. II. 1. Différents plans d'expériences.....	50
Fig. II. 2 : Domaine de variation d'un facteur étudié.....	52
Fig. II. 3 : Définition de l'espace expérimental	52
Fig. II. 4. Dans l'espace expérimental, les niveaux des facteurs définissent des points expérimentaux.....	53
Fig. II. 5. Définition du domaine d'étude par l'expérimentateur.....	54

Chapitre III :

Fig. III. 1. Montage expérimentale	86
Fig. III. 2. Roulements SKF utilisé et (B) Modélisation de la bague extérieure avec défaut	87
Fig. III. 3. Photos des mesures microscopiques des différents défauts.....	87
Fig. III. 4. Signal brut du roulement défectueux 50 μm	92
Fig. III. 5. Spectre d'enveloppe d'une mesure vibratoire	92
Fig. III. 6. Comparaison de l'efficacité des indicateurs temporel et fréquentiel par ANOVA et test de Tukey	97
Fig. III. 7. Graphe de Pareto des effets des conditions de fonctionnement sur le Kurtosis	102
Fig. III. 8. Graphe des effets principaux de V, F et L sur le Kurtosis.....	102
Fig. III. 9. Évolution du Kurtosis en fonction de V, F et L.....	104
Fig. III. 10. Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le Skewness.....	106
Fig. III. 11. Graphe des effets principaux de F, V et L.....	106
Fig. III. 12. Évolution du Skewness en fonction de F, V et L	108

Chapitre IV:

Fig. IV. 1 : Procédure proposée pour l'extraction des caractéristiques des roulements défectueux.....	118
Fig. IV. 2 : (A) signal simulé $X(t)$ et ses composants, (B) Signal décomposé par EMD et (C) FFT de chaque IMF	121
Fig. IV. 3. Diagramme de stabilité des fréquences	123
Fig. IV. 4. Coefficient de corrélation entre chaque deux mode obtenu par VMD.....	124
Fig. IV. 5. Signal simulé $x(t)$ et ses composants, (B) signal décomposé par VMD et (C) FFT de chaque mode: $K=4$ et $\alpha=1000$	125
Fig. IV. 6. Signal de roulement simulé avec bruit blanc.....	126
Fig. IV. 7 (A) évolution du NOF, (B) diagramme de stabilité de fréquences	127
Fig. IV. 8. Coefficient de corrélation entre deux modes successive obtenus par VMD : $\alpha=6400$	127
Fig. IV. 9. Signal décomposé par VMD et (B) FFT de chaque mode and (C) Spectre d'enveloppe pour le signal simulé	128
Fig. IV. 10. Montage expérimental (A) et (B) forme du défaut sur la bague externe ...	129
Fig. IV. 11. Chaîne d'acquisition.....	130
Fig. IV. 12. Capteur UltraProb UE 10 000	131
Fig. IV. 13. (A) roulement sains, (B) roulement défectueux 50 μm , (C) roulement défectueux 100 μm , (D) roulement défectueux 200 μm and (E) roulement défectueux 2 mm.	132
Fig. IV. 14. Diagramme de stabilité de fréquence (B) et facteur de l'ordre de bruit (A): roulements sain	133
Fig. IV. 15. Diagramme de stabilité de fréquence (B) et facteur de l'ordre de bruit (A): roulements défectueux 2mm.....	134
Fig. IV. 16. Coefficient de corrélation entre chaque deux mode successif obtenu par VMD: (A) roulement sain, (B) pour 50 μm , (C) pour 100 μm , (D) pour 200 μm and (E) pour 2 mm.	135
Fig. IV. 17. Roulement sain: (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	136

Fig. IV. 18. Roulement défectueux 50 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	136
Fig. IV. 19. Roulement défectueux 100 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	137
Fig. IV. 20. Roulement défectueux 200 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	137
Fig. IV. 21. Roulement défectueux 2000 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	138
Fig. IV. 22. (A) roulement défectueux 50 μm , (B) roulement défectueux 100 μm , (C) roulement défectueux 200 μm and (D) roulement défectueux 2 mm.	139
Fig. IV. 23. Coefficient de corrélation entre chaque deux mode successif obtenu par VMD: (A) pour 50 μm , (B) pour 100 μm , (C) pour 200 μm and (D) pour 2 mm.	139
Fig. IV. 24. Roulement défectueux 50 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	140
Fig. IV. 25. Roulement défectueux 100 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	140
Fig. IV. 26. Roulement défectueux 200 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	141
Fig. IV. 27. Roulement défectueux 2000 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode	141
Fig. IV. 28. Évolution du Kurtosis avec la taille du défaut	143
Fig. IV. 29. Évolution du Kurtosis relatif en fonction de la taille du défaut	146

Liste des tableaux

Chapitre I:

Tab. I. 1. Bandes fréquentielles et paramètres géométriques des défauts de roulement abordés dans la littérature [13].....	12
Tab. I. 2. Mesure de la largeur du défaut utilisant la décomposition du signal par l'ondelette de Symlet5 [33].....	18
Tab. I. 3. Périodes théoriques des défauts de roulements pour $v=1500$ [tr/min]	44

Chapitre II:

Tab. II. 1 : Classification des plans d'expériences.....	50
Tab. II. 2 : Tableau d'analyse de variance	59
Tab. II. 3 : Étapes de l'expérimentation	63
Tab. II. 4: Taille du défaut de bague externe crée par électroérosion du banc d'essai de l'ÉTS.....	66
Tab. II. 5: Tableau récapitulatif du premier plan d'expérience	69
Tab. II. 6: Tableau récapitulatif du 1er plan d'expérience.....	70
Tab. II. 7 : Variation de la force centrifuge en fonction des masses excentrées et de la vitesse.....	71
Tab. II. 8: Masses à appliquer pour le deuxième plan d'expériences.....	74
Tab. II. 9 : Tableau récapitulatif du second plan d'expériences	75
Tab. II. 10 : Deuxième plan d'expériences	75
Tab. II. 11 : Tableau récapitulatif du 3ème plan d'expérience	77
Tab. II. 12 : 3ème plan d'expériences.....	77

Chapitre III:

Tab. III. 1: Fréquences caractéristiques du roulement 1210 EKTN 9	87
Tab. III. 2. Résumé du plan d'expériences complet	88
Tab. III. 3. Effet des 3 masses pour la méthode traditionnelle	89
Tab. III. 4. Tableau récapitulatif des masses de compensations.....	89

Tab. III. 5. Indicateurs statistiques temporels	90
Tab. III. 6. Expressions des fréquences caractéristiques	91
Tab. III. 7. Plan d'expériences complet	93
Tab. III. 8. Résultats expérimentaux pour chaque indicateur (F-taille de défaut, V-vitesse de rotation, L-charge centrifuge)	94
Tab. III. 9. Test de Lilliefors (h : résultats du test d'hypothèses, p : p-value, k : test statistique, c : valeur critique).....	95
Tab. III. 10. Résultats du test de Levene.....	96
Tab. III. 11. Résultats d'ANOVA.....	96
Tab. III. 12. Statistique résumée	99
Tab. III. 13. Tableau récapitulatif chiffré de l'influence de chaque facteur (Probabilité, Cont-contribution en %)	100
Tab. III. 14. Analyse de variance pour Kurtosis	101
Tab. III. 15. Analyse de variance pour Skewness.....	105

Chapitre IV :

Tab. IV. 1. Fréquences caractéristiques du roulement 1210 EKTN 9	130
Tab. IV. 2 : Valeurs du Kurtosis pour les modes sélectionnés	142
Tab. IV. 3. RMSE des modes pertinents.....	144
Tab. IV. 4. Kurtosis relative des modes pertinent.....	145

Liste des abréviations

ADMM:	Alternate Direction Method of Multipliers
ANOVA:	Analysis of variance
Ann	Annexe
ARMA:	Autoregressive–moving-average model
BPFI :	Ball Pass Frequency of Outer ring
BPFO :	Ball Pass Fréquence of Outer ring
BSF:	Ball Spin Frequency
DII:	Degrees of freedom
EDM:	Electrical Discharge Machining
EEMD:	Décomposition Modale Empirique d’Ensemble
EMD:	Décomposition Modale Empirique
ÉTS:	École de Technologie Supérieure
F :	Fault
FTF :	Fundamental Train Frequency
IMF :	Fonction Modale Intrinsèque
K :	le nombre de modes
L :	Load
Loi F:	Le test de Fisher –Snedecor
MED:	Minimum Entropy Deconvolution
NOF :	Le facteur d’ordre de bruit
OMA :	Operational Modal Analysis
RMS :	Root Mean Square
RMSE:	Root Mean Square of Error
RSM:	Méthode des Surfaces de Réponse
SKF:	Svenska Kullager Fabriken
SNR:	Rapport Signal sur bruit
TKEO:	Teager Energy Operator
V:	Vitesse de rotation
VMD :	Variational Mode Decomposition


Liste des publications

Articles de journal ou de revue internationale :

- 1- Zarour D, Meziani S, Thomas M. Experimental studies for bearings degradation monitoring at an early stage using analysis of variance. Diagnostyka. 2018; 19 (4):81-87. <https://doi.org/10.29354/diag/94985>

- 2- Djamal Zarour, Salim Meziani, Mourad Kedadouche, Marc Thomas, "Faulty bearing features by variational mode decomposition", Vibroengineering PROCEDIA, Vol. 16, 2017, p. 29-34. <https://doi.org/10.21595/vp.2017.19336>.

- 3-



[Help](#) [Sitemap](#)
 Logged in as djimizar [Logout]
 You can:
[Submit and track articles](#)
[Update your profile](#)
[Change your password](#)

Home
For Authors
For Librarians
Orders
News

OSPEERS > User > Author > Track [Information](#)

Article ID	Article Title	Submission Date	Status	Action
IJVNV-215788	Diagnosis of bearing defects by variational modes decomposition f...	17-Apr-2018	In Production	View Decision

Free sample articles:

- [Sample articles for IJVNV](#)

Submission Status:

1. **Screening** - Your submission has been received and it is being screened to filter out unsuitable submissions. Contact submissions@inderscience.com if you require further information.
2. **Waiting** - Your submission has passed the screening process and has been admitted for peer-review where it is waiting for the review process to start. Contact the Journal Editor if you require further information.
3. **Reviewing** - The first round of the peer-review of this article is in progress.
4. **Revising** - Either the editor or the author is revising a version of the article.
5. **Done** - The review process has been completed and the article has been either accepted or rejected.
6. **Removed** - The article has been removed from the peer-review process at the request of the editor

Any submission that did not complete the five submission steps is given the status "Incomplete"

Article de conférences internationales :

- 1- Salim Meziani, , Djamel Zarour, Marc Thomas, '' EXPERIMENTAL STUDY FOR EARLY DETECTION OF BEARING DEFECTS BY VIBRATION AND ACOUSTIC EMISSION'', Congrès Français de Mécanique, 28 août-1 septembre 2017, Lille (France), sciencesconf.org/cfm2017:131121
- 2- ZAROUR Djamel, MEZIANI Salim, Modélisation de la valeur RMS en fonction des paramètres de fonctionnement et de la taille de défaut en utilisant la méthode MSR, 2ème Conférence Internationale sur L'Énergétique Appliquée et la pollution, Proceeding Volume2 CIEP'2014, Constantine, Algérie, ,14-15, Décembre, 2014. Page 670-675.
- 3- Djamel ZAROUR, Salim MEZIANI, Marc THOMAS, '' Méthodologie expérimentale de diagnostic des défauts de machines tournantes, '' , Conférence Internationale de Mécanique «I.C.M'2015 ». Université des Frères Mentouri 25 & 26 Novembre 2015.
- 4- ZAROUR DJAMAL, MEZIANI SALIM, CHERFIA ABDELHAKIM, BEKHOUCHE DJAMEL, '' Détection des défauts de roulements de type KB par la méthode de l'enveloppe en utilisant la modulation par rapport à la vitesse de rotation'', 8ème Journées d'Études Techniques – JET2014, les 28, 29 et 30 avril 2014, Marrakech, Maroc. Page 65-72
- 5- 2ème Conférence Internationale sur la Maintenance et la Sécurité Industrielles CIMSI2013, les 28 et 29 octobre 2013 à Skikda, Algérie
- 6- ZAROUR Djamel, MEZIANI Salim, ''Recherche des fréquences cinématiques caractéristiques des défauts de roulements'', 3ème Séminaire International sur les Technologies Mécaniques Avancées STEMA 2014. Université Abou Bekr Belkaid de Tlemcen, Pages 45-52
- 7- D. ZAROUR, S. MEZIANI, '' Étude de l'effet des paramètres de fonctionnement et de la taille du défaut sur le comportement vibratoire du roulement utilisant la valeur efficace du signal'', Conférence Internationale de Mécanique et Matériaux « ICMM14 ». Sétif, 16- 17 Novembre 2014. Page 67

Introduction générale

La maintenance des machines doit en premier lieu assurer leur protection. C'est la raison pour laquelle il faut prévoir, d'une part l'installation des capteurs au moment de la conception des machines pour faciliter la collecte des informations directement liées à la source vibratoire et d'autre part, pour faciliter leur accessibilité. Les vibrations enregistrées par un capteur, sont une image déformée de l'effort qui la génère et par conséquent, de la cause de défaillance. La protection est assurée par la surveillance de l'état de fonctionnement des équipements en vérifiant que les niveaux des indicateurs, ne dépassent pas certaines limites. Si un indicateur dépasse un seuil admissible donné par l'historique de la machine ou par une norme, il est nécessaire, soit de prendre des mesures correctives si la machine est bien connue, soit d'employer le deuxième niveau d'analyse, c'est-à-dire le diagnostic, qui permet d'identifier les fréquences caractéristiques de chaque composant constituant la machine, en se basant sur la cinématique de ce dernier.

Le roulement est l'un des composants les plus sollicités des machines tournantes et son usure est l'une des principales causes de défaillance des machines tournantes. Une étude statistique réalisée par Thorsen et Dalva (1999) montre que les défauts de roulements représentent 52% des pannes recensées [1]. En effet, la grande majorité des défaillances de roulements se produit avant qu'ils n'atteignent leur durée de vie nominale. On estime que seulement un tiers des roulements meurent de vieillesse, due à la fatigue de surface. L'usure prématurée de ces pièces, s'explique en grande partie par des conditions de fonctionnement difficiles mais également par la très forte sollicitation de ces organes de précision. Les modèles développés pour calculer la durée de vie nominale (L_{10} , Annexe-5-) sont moins efficaces, notamment dans des conditions de fonctionnement pareilles.

Comme chacune de ces défaillances étant directement pénalisante pour l'entreprise, ces dernières ont rapidement senti la nécessité d'utiliser des systèmes fiables. La maintenance préventive conditionnelle se révèle être l'une des méthodes les plus pertinentes pour éviter les arrêts inopinés des machines comportant des roulements. Pour cela, il est nécessaire de mettre en place sur chaque système, des techniques permettant le diagnostic des roulements et éventuellement de déterminer les causes de défaillance. Dans le cas des roulements, la

maintenance conditionnelle est une manière efficace pour planifier la maintenance préventive. Il s'agit en effet de diriger les opérations de maintenance en fonction du stade de dégradation observé par des capteurs (vibrations ou émission acoustiques). Pour cela, les mesures effectuées sont utilisées sous la forme d'indicateurs temporels ou fréquentiels, qui doivent être mis en regard des seuils établis pour chaque roulement. De nombreuses recherches ont, d'ailleurs, été réalisées dans ce domaine.

L'état de santé de cet élément essentiel influe directement le comportement vibratoire d'un système mécanique [2]. Différentes méthodes sont appliquées pour la surveillance de l'endommagement des roulements telles que : l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, la mesure de températures et l'analyse des huiles (analyse des débris) [3]. Actuellement l'analyse vibratoire est encore considérée comme une approche simple et efficace pour détecter l'existence d'un défaut de roulement [4]. L'utilisation des différentes techniques de traitement de signal permet d'identifier les fréquences caractéristiques ou les fréquences cinématiques de roulements BCF (Bearing Characteristic Frequencies) à partir d'un signal vibratoire.

Il existe une riche littérature sur le diagnostic des défauts de roulements par analyse des signaux vibratoires [5]. Plusieurs étapes de traitement de signal peuvent être utilisées pour extraire l'information intrinsèque dans un signal vibratoire généré par un capteur, avant que le diagnostic de la machine ne puisse être appliqué. Le signal enregistré d'un roulement, sera traité dans le domaine temporel, fréquentiel ou temporel-fréquentiel.

L'objectif de la maintenance dans le monde industriel, consiste à surveiller les machines afin de réduire le coût de production et le coût global de la machine durant l'ensemble de son cycle de vie, à diminuer le temps de réparation et à éviter les grands endommagements. La sécurité des biens, des personnes et de l'environnement sont des tâches lourdes de la maintenance. Il existe trois grands types de maintenance qui sont la maintenance préventive systématique, maintenance préventive conditionnelle et maintenance corrective. La première, est basée sur un échancier défini par l'historique des pannes, la deuxième est basée sur une surveillance continue de l'état de fonctionnement via des indicateurs spécifiques et la troisième, appelée parfois curative (terme non normalisé), a pour objet de redonner au matériel des qualités perdues nécessaires à son utilisation. Le

choix entre ces méthodes, nécessite de connaître le fonctionnement et les caractéristiques des matériels, le comportement du matériel en exploitation, les conditions d'application de chaque méthode, les coûts de maintenance et les coûts de perte de production. Dans ce travail de recherche, nous nous intéressons au deuxième type de maintenance (maintenance préventive conditionnelle par analyse vibratoire et émission acoustique).

Comme nous l'avons déjà évoquée, la maintenance conditionnelle se révèle très efficace pour planifier la maintenance préventive. Or, pour mettre en place cette maintenance préventive, il est indispensable de connaître l'état de dégradation du roulement en question. Un roulement endommagé produit des vibrations nuisibles, qu'il est nécessaire de détecter de façon précoce, soit par des méthodes vibratoires, soit par des méthodes acoustiques. Dans cette thèse nous travaillons sur des défauts de roulements au stade II de dégradation. Les roulements à billes sont des composants fondamentaux et essentiels, présents quasiment dans toutes les machines tournantes. Ils assurent une liaison mobile entre deux éléments d'une machine en rotation, l'un par rapport à l'autre. Leur fonction est de permettre la rotation relative de ces éléments, sous charge, avec précision et avec un frottement minimal. La défaillance des roulements est généralement due à un défaut localisé sur la bague interne, la bague externe, l'élément roulant ou la cage. Le contact de tels défauts avec la surface de contact, génère une série d'impacts ou d'impulsions qui excitent le système entier (roulement, capteur et palier de roulement...etc.).

En premier lieu, il a été nécessaire de situer le cadre de ce travail vis-à-vis de nombreux travaux expérimentaux réalisés sur le sujet de la détection précoce des défauts de roulements et d'en donner une définition simplifiée. Puis, nous avons mis en place des plans d'expériences qui nous ont permis d'étudier l'influence de la vitesse de rotation, du chargement et de la taille du défaut, mais également de comparer le suivi du défaut par émission acoustique ou vibrations, pour la détection du défaut à un stade précoce. Les chercheurs ont déjà réalisé des comparaisons similaires entre l'analyse vibratoire et l'émission acoustique [6] [7] [8] [9]. Notre contribution est d'introduire l'analyse de variance ANOVA et le critère de Tukey pour effectuer une étude légalisée basée sur des méthodes statistiques, pour étudier l'efficacité des indicateurs temporels et fréquentiels à

appréhender un défaut et décider quels sont les plus pertinents pour suivre l'évolution de la taille du défaut dans la plage 50 μm à 250 μm , via des mesures vibratoires et acoustiques.

Au cours de la réalisation de cette thèse, nous avons eu l'occasion de travailler sur des rainures allant de 50 μm à 250 μm . Notons d'ailleurs, qu'aucune publication sur des défauts inférieurs à 50 micromètres n'existe à ce jour. Nous avons choisi ces grandeurs afin d'étudier la fiabilité des indicateurs temporels et fréquentiels et de tester leur capacité à appréhender un défaut à un stade précoce (2^{ème} stade de dégradation). La détection d'un défaut à ce stade, signifie que la durée de vie résiduelle du roulement est égale à 5%, ce qui nous permet de mettre en place les moyens humains et matériels nécessaires pour effectuer des interventions, qui permettent de régler le problème et éviter les arrêts non programmés.

Stade de dégradation de roulement

En premier lieu et afin de situer le problème, nous présentons quelques remarques sur les différents stades de dégradation d'un roulement. C'est une question nécessaire et légitime. Selon Berry 1991 [10], le roulement présente quatre (4) stades de dégradation (**Tableau 1**). D'une manière générale, on favorise la détection précoce lorsque la sécurité est en jeu (Aéronautique), ou détection tardive lorsque la productivité est la priorité. L'objectif principal de cette thèse est la détection dite précoce du défaut de roulement au 2^{ème} stade de dégradation.

Tableau 1 : stade de dégradation de roulement selon Berry 1991 [10]

1 ^{er} stade : Période de maturité	2 ^{ème} stade : Initiation du défaut	3 ^{ème} stade : Propagation de la dégradation	4 ^{ème} stade : Fin de vie
Il n'y a aucun défaut significatif, la vie résiduelle est supérieure à 10%.	L'écaillage prend naissance et la vie résiduelle est supérieure à 5%. Une légère augmentation de la vibration peut être remarquée. Les résonances à haute fréquence sont excitées. À ce stade, il est difficile d'identifier les fréquences caractéristiques du défaut du roulement à moins	A ce stade, la vie résiduelle est supérieure à 1%. Les vibrations sont importantes et les fréquences caractéristiques du défaut du roulement sont	la défaillance du roulement est imminente et la vie est inférieure à 0.2%. La vibration apparait du

	d'utiliser un traitement de signal sophistiqué.	nettement visibles dans le spectre vibratoire.	type large bande (aléatoire).
--	---	--	-------------------------------

Concrètement, les objectifs de la thèse étaient les suivantes :

- Détecter de façon précoce les défauts de roulement de type écaillage qui produisent des vibrations nuisibles;
- Étudier de l'effet de la vitesse de rotation, la charge (radiale ou rotatif) et la taille de défaut sur les indicateurs temporels et fréquentiels à l'aide des méthodes statistiques (analyse de variance ANOVA);
- Comparer le suivi du défaut par méthode vibratoire ou émission acoustique;
- Identifier des descripteurs de défaut de petite taille;
- Comparer les différents indicateurs en proposant une nouvelle procédure de sélection;
- Estimer la durée de vie résiduelle d'un roulement atteint d'un défaut d'écaillage au stade de dégradation II par des méthodes de traitement de signal.
- Proposer une nouvelle approche pour détecter les défauts de roulements à un stade précoce et étudier la différence entre un stade précoce et un stade avancé.

Structure de la thèse

Cette thèse a lourde ambition d'analyser la fiabilité des indicateurs temporels et fréquentiels pour suivre l'évolution de la taille du défaut à un stade précoce en utilisant des mesures vibratoires et acoustiques. L'intégration des outils statistique comme les plans d'expériences, l'analyse de variance et les tests statistiques, nous permettent tout d'abord, d'estimer l'efficacité d'un indicateur à estimer la variation de la taille du défaut en présence de l'effet de vitesse de rotation et la charge radiale (conditions de fonctionnement variables), ensuite, de quantifier la contribution en pourcentage de l'effet de chaque facteur (vitesse de rotation, charge radiale et taille du défaut) sur la réponse souhaitée (RMS, Kurtosis, Skewnes...etc.) et enfin, de comparer la fiabilité des techniques vibratoires et l'émission acoustique. Nous montrons dans cette étude l'intérêt des outils de traitements avancés de signal pour trancher entre l'utilisation de l'analyse vibratoire et l'émission acoustique dans la surveillance et le diagnostic d'un défaut de roulement à un stade

précoce. Une partie de cette thèse porte sur le développement d'une nouvelle approche basée sur les outils sophistiqués de traitement de signal en présentant la méthodologie utilisée pour l'extraction des caractéristiques des signaux enregistrés par un accéléromètre piézoélectrique et une sonde acoustique.

Les travaux conduits durant l'élaboration de cette thèse ont été divisé en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre, nous nous intéressons aux défauts de machines tournantes et les techniques utilisées pour les diagnostiquer. D'après la recherche bibliographique récente que nous avons réalisée, il existe quatre méthodes différentes pour la détection, le diagnostic et le suivi des défauts de machines tournantes, en particulier les défauts de roulements. Ces techniques sont : l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, mesure de température et l'analyse des débris (analyse d'huile). L'analyse de vibration et l'émission acoustique sont les plus couramment utilisées dans l'industrie, en raison de leurs facilités d'application et leur efficacité. Une revue détaillée et approfondie de l'application des différentes techniques généralement utilisées pour le suivi des défauts de roulement, y est présentée.

Le deuxième chapitre se décompose en quatre parties principales, qui sont les plans d'expériences, l'analyse de variance ANOVA, la surface de réponses et la procédure expérimentale par plan d'expériences. Dans chaque partie, nous avons présenté les prérequis pour la compréhension de cette thèse.

Le troisième chapitre porte sur l'application des outils statistiques pour la surveillance de dégradation de roulements à un stade précoce. Parmi ces outils, l'analyse de variance ANOVA couplée avec le test de Tukey, sont utilisés ensemble pour distinguer les meilleurs indicateurs pour le suivi de l'évolution de la taille de défaut allant de 50 μm à 150 μm . Le test de Tukey est adopté dans notre cas pour juger la fiabilité des indicateurs temporels et fréquentiels. La vitesse de rotation, la charge radiale et la taille de défaut sont considérées comme des variables indépendantes, tandis que les indicateurs temporels et fréquentiels sont pris comme des indicateurs dépendants. Les tests expérimentaux sont réalisés sur des roulements défectueux sur la bague externe. Les résultats de cette étude ont permis d'évaluer la fiabilité des indicateurs à détecter la variation de la dégradation d'un défaut

sur la bague externe de roulements. Cette étude a abordé des lacunes des indicateurs temporels et fréquentiels pour une détection précoce.

Le chapitre quatre est dédié à l'analyse des défauts de roulement par traitement de signal. La méthode proposée est appliquée sur des signaux de simulation puis, sur des signaux expérimentaux du banc d'essai des laboratoires Dynamo de l'École de Technologie Supérieure ÉTS. Des mesures ont été enregistrées sur des roulements à un stade précoce allant de 50 μm à 200 μm et également à un stade avancé de dégradation de 2 mm. Des signaux vibratoires et acoustiques sont analysés par la méthode hybride proposée, afin de détecter un défaut de roulement. Une étude comparative des mesures vibratoires et des mesures acoustiques par la VMD a été réalisée.

C État de l'art **h**apitre **I**

Chapitre I : État de l'art

Résumé

La surveillance des défauts de roulement dans une machine tournante est l'une des tâches les plus difficiles à réaliser, en particulier lorsque le défaut est à un stade précoce. La détection d'un défaut de roulement à un stade avancé, peut conduire à l'arrêt d'une machine tournante. Les défauts dans les roulements proviennent principalement d'une mauvaise conception, d'un montage incorrect, de diamètres inégaux des billes ou des éléments roulants, d'une mauvaise lubrification, des conditions sévères ou inadéquates de fonctionnement, de la surcharge et la fatigue due de l'usure. Dans ce travail de recherche, nous nous intéressons aux défauts de roulements de type écaillage (artificiel ou naturel). D'après la recherche bibliographique récente que nous avons réalisée, il existe quatre méthodes différentes pour la détection, le diagnostic et le suivi des défauts de roulements. Ces techniques sont : l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, mesure de température et l'analyse des débris (analyse d'huile). L'analyse de vibration et de l'émission acoustique sont les plus couramment utilisées dans l'industrie, en raison de leurs facilités d'application et leur efficacité. Ce chapitre représente une revue détaillée approfondie de l'application des différentes techniques généralement utilisées pour le suivi des défauts de roulement a été présentée.

I.1. Introduction

Actuellement, la surveillance et le diagnostic des défauts de systèmes mécaniques sont des préoccupations majeures dans l'industrie. La détection précoce des défauts de roulements nous permet de planifier des interventions dans le cadre d'une maintenance préventive conditionnelle en utilisant différents outils tels que l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, mesure de température et analyse d'huile.

Le bon fonctionnement de la machine est extrêmement lié à la bonne santé du roulement. À titre d'exemple, un broyeur au niveau de la cimenterie de Constantine en Algérie, comporte un roulement, ayant des caractéristiques bien spécifiques, indisponible sur le marché algérien. Une défaillance de ce composant vital provoquerait l'arrêt complet de l'usine, qui entraîne des perturbations du prix du ciment et ainsi ralentit l'avancement des projets. Le phénomène de l'instabilité du marché de ce produit est bien connu dans notre région. Cet exemple nous permet d'apprécier l'impact de l'application de la maintenance préventive conditionnelle dans le domaine industriel. Aujourd'hui, l'utilisation des outils de la maintenance préventive conditionnelle pour la surveillance des machines est incontournable pour assurer la fiabilité et la sûreté de fonctionnement des systèmes mécaniques. Une panne brusque de ces systèmes peut prendre un temps de réparation coûteux en matière de production, mener à des pertes colossales ou mettre la vie humaine en danger.

Dans les machines tournantes, les roulements à billes ou à rouleaux sont l'un des composants les plus critiques, car ils sont les parties les plus exposées au phénomène de l'usure et la majorité des défaillances du système proviennent des roulements. La santé de la machine dépend directement de l'état des roulements. Un système sophistiqué et efficace de surveillance des roulements est celui qui offre la possibilité de détecter un défaut naissant à un stade précoce, afin de contrôler l'évolution de la dégradation d'un composant d'une machine tournante et ainsi de programmer des interventions et éviter des accidents catastrophiques [11].

Plusieurs techniques de surveillance des roulements sont efficaces. La méthode des vibrations, la méthode du courant du stator et la méthode de l'émission acoustique pour la

détection d'un défaut de la bague extérieure du roulement monté sur un moteur électrique ont été comparées [12]. Dans ce mémoire les tests ont été réalisés sur des roulements comportant des défauts de différentes tailles sur la bague externe en présence de l'effet de la vitesse de rotation et la charge radiale. Les différents travaux de recherche réalisés dans le but de la détection des défauts de roulements montrent que toutes les méthodes peuvent détecter l'existence du défaut, cependant, l'analyse vibratoire et l'émission acoustique sont les plus efficaces et les plus utilisées. Pour cette raison nous avons appliqué ces deux techniques pour la surveillance de l'évolution d'une dégradation naturelle et artificielle d'un défaut roulements à un stade précoce (stade II de dégradation).

I.2. Objectifs et originalités de la thèse

Cette thèse s'inscrit dans le domaine du diagnostic des roulements en se basant sur des mesures issues des vibrations et de l'émission acoustique. L'objectif principal de cette thèse de recherche est de comparer la capacité de l'analyse vibratoire et de l'émission acoustique à détecter et à suivre l'évolution d'un défaut de roulement à un stade précoce de dégradation (stade II où la durée de vie résiduelle est supérieure à 5%).

Notre contribution consiste à introduire des méthodes statistiques telles que l'analyse de variance et le critère de Tukey et des méthodes de traitement de signal telles que VMD, EMD et EEMD pour fiabiliser le processus d'inspection des défauts de roulement induit artificiellement sur la bague externe de roulements. Une étude comparative entre l'analyse de vibration et l'émission acoustique pour le suivi de l'évolution artificielle de la dégradation d'un roulement à un stade précoce a été entreprise.

L'originalité de notre travail est d'élaborer des plans d'expériences pour étudier le comportement vibratoire et acoustique d'un roulement en présence de la vitesse de rotation de la charge radiale et de l'effet de la taille du défaut de roulements à un stade précoce ayant des largeurs de défaut allant de 50 μm à 200 μm , puis d'utiliser ces plans d'expériences pour conduire une comparaison objective entre l'analyse vibratoire et l'émission acoustique, de proposer une nouvelle idée pour estimer la durée de vie résiduelle d'un roulement en analysant la variation de nombre de modes excités en fonction de taille du défaut.

Des roulements ont été dégradés artificiellement sur la bague extérieure d'un roulement à billes à différents niveaux, allant de 50 μm à 200 μm . Cet intervalle représente le 2^{ème} stade de dégradation et un défaut de 2 mm est le 3^{ème} stade de dégradation. À notre connaissance personne n'a jamais utilisé des défauts à grandeurs similaires (2^{ème} stade) pour étudier leurs effets par la méthode des plans d'expériences sur le comportement vibratoire et acoustique des roulements. Le tableau I.1 montre les différentes grandeurs déjà utilisées par les chercheurs dans le domaine de la détection des défauts de roulements par l'analyse vibratoire et l'émission acoustique.

Tab. I. 1. Bandes fréquentielles et paramètres géométriques des défauts de roulement abordés dans la littérature [13]

Auteurs	Bande fréquentielle	Paramètres géométriques des défauts		
		Largeur [mm]	Longueur [mm]	Diamètre [mm]
He, Zhang et Friswell (2009b)	100-300 kHz			3,0
Al-Dossary, Hamzah et Mba(2009)	100-1000 kHz	0,90	2,50	0,50
Choudhury et Tandon (2000)	125-2000 kHz	0,25		
Al-Ghamdi et Mba (2006)	100-1000 kHz	0,85	0,85	
Kim et al. (2006)	5-100 kHz	1,0		
Al-Balushi et al. (2010)		0,85		
Dadouche et al. (2008)	>15 kHz	0,20		
Kilundu et al. (2011)	100-1000 kHz	2,50	0,90	
Chiementin et al. (2010b)	100-1000 kHz	0,90	2,50	0,50
Hao, Feng et Chu (2009)	<1000 kHz			3,0
Hua Qing et al. (2011a)	<1000 kHz <100 kHz	0.30		
He et Zhang (2012b)	20Hz–300 kHz			3,0
Anbo et al. (2013)				7,0
(Ruiz-Carcel et al., 2014)	100-1000kHz	0,90	2,50	0,50

Un objectif secondaire est de proposer une nouvelle méthode de classification des stades de dégradation par des méthodes statistiques basées sur la satisfaction des conditions d'application ANOVA qui sont : seuls des échantillons suivant une loi normale peuvent faire l'objet d'une analyse de variance paramétrique, Homoscédasticité (Homogénéité) des variances et l'indépendance des variables. Les échantillons qui satisfont ces conditions seront considérés de la même famille où ils appartiennent au même stade de dégradation.

I.3. Outils de la maintenance préventive conditionnelle

L'objectif final de la maintenance préventive conditionnelle étant d'assurer la qualité des produits et d'améliorer le taux de disponibilité des équipements pour augmenter la productivité. Dans une entreprise, les délais de livraison et les coûts sont des facteurs nécessaires pour satisfaire les exigences des clients. Pour atteindre ces objectifs, l'entreprise doit disposer d'un outil de production fiable (technologie avancée), et d'une politique de maintenance bien adaptée (équipements et personnels qualifiés). L'intérêt majeur de l'intégration des outils sophistiqués pour la surveillance des machines est la détection précoce d'une dégradation pour planifier des interventions dans le cadre d'une maintenance préventive conditionnelle afin d'optimiser la durée de vie des composants critiques d'une machine. Par conséquent, nous considérons que l'exploitation des principales techniques non destructives telles que l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, analyse des lubrifiants, l'analyse thermographique sont nécessaires pour assurer le bon fonctionnement des installations industrielles. Afin de situer le problème de ce travail parmi les travaux déjà réalisés, une recherche bibliographique sur les différentes techniques non destructives utilisées pour la détection et le suivi des défauts de roulements était nécessaire.

I.3.1. Diagnostic des défauts de roulements par analyse vibratoire

La maintenance conditionnelle par analyse vibratoire est la plus utilisée pour le suivi des systèmes mécaniques. Le principe de base de cette technique consiste à exploiter l'information vibratoire générée par une structure mécanique dynamique (machine tournante,...) soit d'une structure statique (plaque, tuyauterie,...) afin d'en identifier l'état. En effet, une machine tournante en mouvement, quel que soit son état, génère des

vibrations. Pour extraire l'information de cette vibration on utilise le capteur de vibrations. Le plus largement utilisé est l'accéléromètre piézoélectrique. Le principe de tous ces accéléromètres est de générer un signal électrique proportionnel au niveau de vibration. Dans cette partie, nous nous intéressons à l'utilisation de l'analyse des vibrations, pour la détection et le suivi des défauts de roulements. Les roulements à billes sont des composants critiques dans les moteurs électriques et la surveillance de leur état est importante pour éviter leurs défaillances. Plusieurs techniques de la surveillance de la dégradation de roulements sont disponibles. Parmi celles-ci, la surveillance par : l'analyse de vibration, le courant du stator, l'émission acoustique et surveillance de roulements par mesure d'ondes de choc (SPM) pour la détection d'un défaut dans la bague externe du roulement à billes, monté sur moteur à induction ont été comparés [14]. Les mesures ont été effectuées à différentes charges. Le défaut dans le roulement peut être détecté par toutes les méthodes. La surveillance par émission acoustique s'est avérée être la meilleure méthode suivie de SPM quand l'augmentation au niveau des paramètres mesurés ont été comparées avec des roulements sains. La détection de défaut de roulement à billes à gorge profonde, en présence des vibrations externes utilisant l'analyse d'enveloppe et l'oscillateur de Duffing a été étudiée par Patel(2012) [15], dans cette étude, les tests sont réalisés sur un banc d'essai roulements. Les vibrations externes ont été transmises aux paliers comportant le roulement d'essai, par un agitateur électromécanique. Dans l'analyse d'enveloppe la fréquence centrale a été sélectionnée en utilisant le Kurtosis spectral pour une longueur du filtre de 32 et 64 pour des bandes différentes. À travers cette étude, il a été confirmé que la détection de défaut dans l'analyse d'enveloppe dépend principalement du choix de la fréquence centrale et de la largeur de la bande. Les auteurs croient que pour une évaluation rapide sur la présence du défaut sur les bagues d'un roulement à bille, l'utilisation de l'oscillateur de Duffing peut être préférée. La technique de résonance à hautes fréquences a été utilisée pour la surveillance des vibrations de roulement à bille [16]. Il est montré que les procédures utilisées pour obtenir le spectre du signal d'enveloppe sont bien établies, cependant, il y a une mauvaise compréhension des facteurs qui contrôlent l'allure du spectre. Jusqu'à ce que le spectre de l'enveloppe puisse être complètement expliqué, l'utilisation de cette technique est limitée.

I. Antoniadis And G. Glossiotis [17] ont proposé une approche pour analyser les signaux vibratoires de roulements, basée sur l'analyse cyclo-stationnaire. Il suppose que les signaux vibratoires résultants d'un roulement à billes, présentent un mélange d'informations physiques. Une analyse correcte, peut conduire à l'identification des défauts susceptible d'affecter la machine. Traditionnellement, cette analyse est effectuée par l'utilisation des méthodes de traitement du signal, qui supposent des caractéristiques statistiquement stationnaires des signaux. L'application de la moyenne synchrone pour la surveillance des vibrations de roulements a été étudiée par P. D. Mcfadden et M. M. Toozhy [18]. Cette technique, qui a été appliquée depuis longtemps pour l'analyse des vibrations des engranges a été combinée avec la technique de résonance à haute fréquence pour la détection précoce des défauts de roulement par analyse vibratoire

Hasan ocak et Kenneth A Loparo [19], ont développé un algorithme pour l'estimation de la vitesse de rotation et des fréquences caractéristiques d'un défaut de roulement monté sur un moteur à induction à partir des signaux vibratoires. L'estimation de la vitesse de rotation et les fréquences caractéristiques des roulements sont nécessaires pour la détection et le diagnostic des défaillances. Yuh-Tay Sheen [20], ont développé un filtre complexe pour la démodulation d'un signal vibratoire dans le but de diagnostiquer des défauts de roulements de type écaillage. Ce filtre peut être appliqué pour la démodulation du signal vibratoire en temps réel pour un système mécanique comportant un roulement à rouleaux. Zeki Kiral et Hira Karagülle [21], ont développé un code de calcul sous Visuel Basic pour la simulation et l'analyse des signaux vibratoires générés par un roulement défectueux. L'effet de la vitesse de rotation, l'emplacement du capteur et la géométrie de la structure ont été considérés dans ce modèle. Une comparaison des résultats obtenus d'un roulement sain et d'un roulement défectueux a été réalisée. La modification du modèle développé par Grassberger et Procaccia, désigné sous le nom de l'intégrale de corrélation partielle a été faite par S. Janjarasjitt [22]. Cet algorithme est employé pour analyser des vibrations de machines tournantes obtenues tout au long de la durée de vie du roulement. Il permet de prévoir la durée de vie résiduelle de ce dernier.

Un modèle d'élément fini intégré (FE) pour prévoir les réponses de vibration d'une machine-outil fonctionnant en présence d'un défaut de roulement localisé a été développé

par Hongrui Cao et al [23]. L'emplacement du capteur pour une meilleure détection des défauts de roulement a été optimisé. Ce modèle est basé sur la théorie de Jones et Timoshenko. T. Karacay et N. Akturk [24] ont utilisé des méthodes statistiques et spectrales pour le diagnostic des défauts de roulements. Ils ont montré que l'analyse des signaux vibratoire dans le domaine temporel permet de détecter la présence d'un défaut mais ne spécifie pas la position et la nature des défauts. Chaque défaut de roulement produit des vibrations caractéristiques. L'analyse de leurs spectres peut fournir des informations sur le type et la nature de défaut. Dans ce travail un roulement tourne tout au long de sa durée de vie sous des conditions de fonctionnement constantes (vitesse de rotation et charge radiales). Les vibrations sont enregistrées et les indicateurs scalaires sont calculés durant le test. Quand une anomalie est détectée par les indicateurs statistiques, un spectre de vibration sera tracé pour identifier l'origine du défaut. A la fin des tests, le roulement est désassemblé, afin de prendre des photos microscopiques. La surveillance des roulements à basse vitesse et une étude comparative expérimentale des techniques vibratoires et ultrason a été réalisée par E Y Kim [25]. Les résultats révèlent que la technique des ultrasons est plus efficace pour la détection du défaut à basse vitesse que des mesures vibratoires. B. Muruganatham et al. [26], a utilisé l'analyse spectrale singulière (SSA) pour diagnostiquer les défauts de roulements. Cette méthode est facile à mettre en œuvre et l'information générée par le défaut est immunisé du bruit.

Calcul de la matrice de rigidité d'un roulement à éléments rouleaux, utilisant un modèle élément finis dans le domaine de la mécanique des contacts a été développé par Yi Guo et al. [27]. Ce modèle est développé pour obtenir la rigidité exacte d'une large gamme de types de roulements avec différents paramètres. Le phénomène de contact entre les éléments rouleaux et les bagues a été étudié par la combinaison de l'intégrale de surface et les éléments finis. L'Analyse d'enveloppe basée sur les modes de résonance d'un système mécanique pour le diagnostic des défauts de roulements a été étudiée par Yuh-Tay Sheen [20]. Dans cette étude, un algorithme pour l'estimation d'enveloppe du signal, basé sur les modes de résonances d'un système mécanique est développé, et la fréquence de décroissance exponentielle d'un signal d'enveloppe peut être estimée et utiliser comme indice d'évaluation pour le diagnostic d'un défaut de roulement. L'étude des vibrations générées par un roulement à éléments rouleaux, ayant des défauts locaux multiples sur les

bagues de roulements (bague interne et bague externe) a été faite par V.N. Patel et al. [28]. Aucune fréquence supplémentaire due de la temporisation entre deux défauts successifs n'est observées dans le cas des défauts multiples. Le spectre fréquentiel ne fournit aucune information sur le nombre de défaut. Cependant cette information est disponible dans le signal temporel. La décomposition en ondelette, des vibrations pour la détection d'un défaut localisé de roulement a été étudiée par C. James Li [29]. Cette étude présente un nouveau procédé pour la détection des défauts localisés des roulements, basé sur la transformée en ondelette. Cette procédure est efficace pour localiser le défaut à différentes localisation et sous différentes conditions de fonctionnement (vitesse de rotation et charge radiale). Les avantages de cette technique sont :

- elle fournit un algorithme sensible et consistant pour la détection d'un défaut localisé sur le roulement à élément rouleaux;
- elle permet le diagnostic d'un défaut localisé sur le roulement (Dégradation de la bague externe ou la bille);
- elle peut être facilement implémentée avec les microprocesseurs pour une application en ligne.

L'application de la transformée en ondelette discrète pour la détection des défauts sur les bagues de roulements a été étudié par S. Prabhakar et al. [30]. Le défaut de la bague de roulement a été détecté par l'utilisation de la transformée en ondelette discrète (DWT). Dans ce travail de recherche, le signal vibratoire généré par un roulement à billes, ayant un ou plusieurs points de défaut sur la bague interne, bague externe et la combinaison entre les deux situations a été considérée pour l'analyse. Il a été montré que DWT peut être utilisée comme un outil efficace pour détecter un ou plusieurs points (localisations) de défaut de roulements. La mesure de la largeur d'un défaut de la bague externe d'un roulement à éléments coniques, par la transformée en ondelette discrète d'un signal vibratoire a été faite par Rajesh Kumar et al. [31]. Dans cette étude, une technique basée sur la décomposition en utilisant l'ondelette de Symlet est proposée pour mesurer la largeur d'un défaut de la bague externe. La technique proposée a été mise en œuvre avec succès pour mesurer la largeur des défauts sur une plage de 0,5776-1,9614 mm. Le diagnostic des défauts multiples de roulement à l'aide d'une analyse par ondelettes et d'une reconnaissance de défaut par le modèle Markov a été étudié par V. Purushothama et al. [32]. Il a été

clairement montré que DWT peut être utilisée comme un outil efficace pour détecter la présence d'un défaut unique ou multiple dans les roulements à billes. Ce travail de recherche, présente également une nouvelle méthode de reconnaissance de forme pour la surveillance des défauts de roulement à l'aide de modèles de Markov cachés (HMM). Les résultats expérimentaux montrent que 99 % des défauts sont appréhendés par cette méthode. L'estimation de la taille de défauts dans la bague externe du roulement à billes, utilisant la transformée en ondelettes discrètes du signal de vibration a été faite par S. Khanama et al. [33]. Ce travail présente la décomposition du signal de vibration en utilisant la transformée en ondelettes discrètes assistée par une ondelette Sym5. L'ondelette Symlet possède une nature de phase linéaire qui maintient la netteté dans le signal, même en cas de changement brusque du signal. La réponse de la technique proposée, trouve une corrélation étroite avec la taille réelle du défaut mesurée à partir du microscope optique avec un écart maximal dans les résultats de 2,06% (Tab. 1.2).

Tab. I. 2. Mesure de la largeur du défaut utilisant la décomposition du signal par l'ondelette de Symlet5 [33]

Table 3. Defect width measurement using signal decomposition by Symlet5 wavelet				
Case	Defect width measured using optical microscope (mm)	Average data points calculated from signal processing	Defect width calculated from data points (mm)	% Deviation in the result from the image
OR defect-1	1.298	42.233	1.323	1.93
OR defect-2	1.504	47.015	1.473	2.06
OR defect-3	1.767	57.298	1.795	1.58
OR defect-4	2.021	65.00	2.037	0.79

N.G Nikolaou et I.A Antoniadis ont étudié la détection de défauts de roulement à l'aide de paquets d'ondelettes (WPT) [34]. La méthode proposée est conçue de telle sorte qu'elle puisse exploiter les concepts physiques sous-jacents du mécanisme de modulation présents dans la réponse vibratoire du roulement défectueux. La flexibilité du WPT et les critères de sélection des paramètres systématiques aident à minimiser les interventions de l'utilisateur. La méthode est évaluée à l'aide de signaux simulés et expérimentaux. La détection de défaut de roulement utilisant la transformée de paquet d'ondelettes du courant de stator d'un moteur à induction a été faite par Jafar Zarei et Javad Poshtan [35]. Dans

cette recherche, l'analyse de paquets d'ondelettes est utilisée comme une méthode de diagnostic puissante pour la détection des défauts naissants de roulement par l'analyse de courant de stator. Le diagnostic de défaut de roulement et d'engrenage par la transformée en ondelettes adaptative des signaux de vibration a été étudié par D. P. Jena et S.N. Panigrahi [36]. L'analyse expérimentale effectuée dans ce travail, révèle que les paramètres statistiques, même s'ils sont appropriés pour l'identification des défauts, ils sont insensibles à l'évaluation de leur gravité (sévérité). La mesure précise de la largeur de défauts dans le roulement à rouleaux coniques à l'aide d'un signal de vibration a été traitée par D. P. Jena et S. N. Panigrahi [37]. La présente étude expérimentale est axée sur l'établissement d'une technique de traitement de signal robuste pour mesurer la largeur du défaut présent sur la bague extérieure ou intérieure d'un roulement à rouleaux coniques.

Une revue des méthodes de mesure vibratoire et acoustique pour la détection des défauts des roulements a été présentée par N. Tandon et A. Choudhury [38]. La détection de type de défauts localisés ou répartis a été envisagée. Mesure de la vibration dans les domaines temporel et fréquentiel ainsi que des techniques de traitement de signal, telles que la technique de résonance à haute fréquence ont été abordées. Les tendances récentes de la recherche sur la détection des défauts des roulements, comme la méthode de la transformée en ondelettes et le traitement automatisé des données, ont également été incluses. A partir de cette revue réalisée sur les techniques de mesure vibratoire et acoustique pour la détection des défauts des roulements, on constate que l'accent est mis sur les méthodes de mesure des vibrations.

L'étude des vibrations dans le domaine temporel peut être mesurée par des paramètres tels que le niveau RMS global, le facteur de crête, la densité de probabilité et le Kurtosis. Parmi ceux-ci, le Kurtosis est le plus efficace. La méthode SPM (Shock Pulse Method) a également gagnée l'acceptation industrielle.

L'étude des vibrations dans le domaine fréquentiel a l'avantage, qu'elle peut localiser le défaut. Cependant, le spectre de vibration direct d'un roulement défectueux ne peut pas indiquer la présence du défaut au stade initial. Certaines techniques de traitement du signal sont donc utilisées pour rendre le spectre robuste. La technique de résonance à haute fréquence est la plus répandue parmi celles-ci et elle a été appliquée avec succès par

plusieurs chercheurs. Cette méthode présente un inconvénient majeur, il est difficile de détecter un défaut à un stade avancé. Ces dernières années, la méthode de la transformée en ondelettes a été suggérée pour extraire des signaux très faibles pour lesquels la transformée de Fourier devient inefficace.

Très peu d'études ont été réalisées sur les mesures de bruit acoustique pour la détection des défauts de roulement. Des mesures de la pression sonore (Sound pressure) et de l'intensité sonore (Sound Intensity) ont été utilisées à cette fin. La technique (Sound Intensity) semble être meilleure que les mesures de la pression acoustique (Sound pressure) pour le diagnostic des roulements.

Les mesures d'émission acoustique ont également été utilisées avec succès pour détecter les défauts des roulements. Certaines études indiquent que ces mesures sont meilleures que les mesures de vibration et peuvent détecter un défaut avant même qu'il n'apparaisse à la surface. La démodulation des signaux AE pour la détection des défauts de roulement a également été suggérée. Ces dernières années, l'attention s'est également portée sur l'interprétation automatisée des données pour le diagnostic des roulements. La technique de reconnaissance de formes et les réseaux de neurones ont été largement appliqués sur des données obtenues à partir de mesures de vibrations dans le domaine temporel et fréquentiel pour la détection de défauts dans les roulements.

I.3.2. Diagnostic de défauts de roulements par Émission Acoustique (AE)

A partir du moment où les roulements quittent l'usine, ils travaillent parfois dans conditions sévères, qui peuvent provoquer des défaillances dans les machines tournantes. Il est bien pour l'industrie, de connaître comment ces conditions de fonctionnement réduisent la durée de vie des roulements. Parmi elles : un mauvais montage, un mauvais entretien, une mauvaise lubrification, une surcharge, une survitesse, un désalignement, un déséquilibre, des conditions environnementales difficiles (température, humidité, poussière, saleté), etc. Les modes de défaillances des roulements incluent le processus d'écaillage par fatigue (le seul mode de vieillissement normal d'un roulement et il est le mode de dégradation qui est pris en compte dans les relations permettant le calcul des durée de vie statistique). Il existe

cependant, bien d'autre processus de dégradation de roulement (usure, grippage, réduction de jeux, défaut de serrage des roulements dans le palier ou sur l'arbre...etc). Tous ces modes sont des sources connues d'AE. Cependant, la technique la plus utilisée pour la surveillance et le diagnostic des roulements est la surveillance des vibrations. Cette méthode est efficace lorsque l'énergie des autres composants (arbre, engrenages, etc.) ne submerge pas le contenu énergétique bas d'un défaut de roulement. En plus, au moment où un changement significatif dans la vibration a été remarqué, la durée de vie résiduelle ou opérationnelle d'un roulement est très courte. La technologie de l'EA offre un avantage significatif pour une détection précoce de la taille du défaut.

Les émissions acoustiques (AE) sont définies comme des ondes élastiques transitoires générées par une libération rapide d'énergie de déformation provoquée par une déformation ou un endommagement à l'intérieur ou à la surface d'un matériau [39], [40], [41], [42]. Les premières applications documentées sur l'application de la Technologie d'Émission Acoustique (AET) pour contrôler les machines tournantes était en 1960. Depuis il y a eu une explosion dans la recherche et l'application de cette technique pour détecter les défauts de roulements, de pompes, de boîtes de vitesse, de moteurs et des structures tournantes.

Dans ce travail de recherche, nous nous intéressons à l'application de l'émission acoustique pour la détection des défauts de roulements. Les AE sont définis comme les ondes élastiques transitoires générées par l'interaction de deux surfaces en mouvement relatif. L'interaction entre l'imperfection de surface et le passage des billes de roulements sur les bagues de roulements génèreront des émissions acoustiques (AE). Il y a de nombreux travaux de recherches rapportées sur l'application de l'AE au diagnostic des défauts de roulements. Roger [43] a utilisé la technique d'AE pour surveiller les roulements fonctionnant à très faible vitesse sur des grues utilisées pour la production de gaz. En outre, des applications de l'AE ont réussi au diagnostic des roulements pour des vitesses de rotation extrêmement lentes ont été rapportées par D Mba et al. [44], [45]. Yoshioka and Fujiwara [46], [47], ont montré que la technique de l'émission acoustique est capable de détecter un défaut de roulements avant qu'il n'apparaisse dans la plage d'accélération des vibrations. Hawman et al. [48], ont renforcé l'observation de Yoshioka [46]. La modulation des signatures d'AE aux fréquences des défauts des roulements a également été observée

par d'autres chercheurs [49], [50], [51]. Morhain et al. [52], ont appliqué de l'AE pour le suivi d'un défaut de roulements sur les bagues intérieure et extérieure. Le développement et l'application de la technique de surveillance par émission acoustique ont été réalisés avec succès pour une surveillance en ligne [53]. Les avantages de cette technique de détection sont résumés comme suit:

- elle peut être facilement implémentée avec un microprocesseur pour la mise en œuvre en ligne;
- elle permet le diagnostic des défauts localisés sur les roulements;
- elle est meilleure que les techniques traditionnelles de surveillance de l'état des roulements (sonores/vibratoires).

Une étude expérimentale comparative sur l'utilisation de l'analyse des émissions acoustique et des vibrations pour l'identification des défauts des roulements et l'estimation de la taille des défauts a été réalisée par A.M. Al-Ghamda, D Mba [54]. L'étude expérimentale décrite dans ce travail de recherche, a été centrée sur l'application de la technique d'AE pour identifier la présence d'un défaut de roulements chargé radialement. Il a été conclu que l'AE offre une détection plus précoce d'un défaut et des capacités d'identification améliorées que l'analyse des vibrations. De plus, la technique AE a également fourni une indication de la taille du défaut, permettant à l'utilisateur de surveiller la vitesse de dégradation sur le roulement ce qui est impossible à analyser par vibration. Le diagnostic d'une dégradation naturelle accélérée à faible vitesse par l'Émission Acoustique a été faite par D. P. Jena et S. N. Panigrahi [55]. Ce travail de recherche, présente les résultats d'une étude expérimentale pour évaluer le potentiel de la technologie de l'émission acoustique à détecter et localiser un défaut naturel dans des roulements à éléments roulants. À partir de cette étude, les auteurs ont démontré que l'émission acoustique est efficace pour la détection et la localisation des premiers signes de dégradation et leurs propagations en fonction du temps. Il y a une corrélation claire entre l'augmentation des niveaux d'énergie d'EA, la propagation naturelle et la formation de défauts de roulements. L'application de la Cyclo-stationnarité (Cyclostationarity) d'Émissions Acoustiques pour contrôler les défauts de roulements a été étudiée par B. Kilundu et al. [56]. Cette étude présente une étude expérimentale, qui caractérise l'aspect cyclo-stationnaire des signaux d'émission

acoustique enregistrés à partir d'un roulement défectueux. Un indicateur (ICS), basé sur cette technique, a été également proposé. Il est conclu qu'il offre une meilleure sensibilité à la surveillance continue d'un défaut de roulements par rapport à l'utilisation des indicateurs temporels traditionnels (RMS, Kurtosis, facteur de crête) (**Fig. I. 1**).

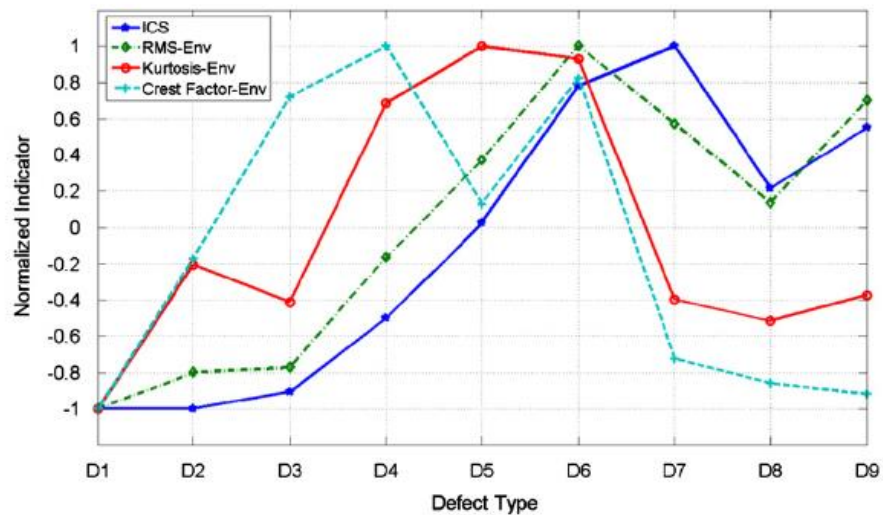


Fig. I. 1. Comparaison des indicateurs ICS, RMS, Kurtosis, facteur de crête pour la surveillance de la taille de défaut de la bague externe [56]. .

Finalement, l'application de l'EA pour le diagnostic des défauts de roulements a augmenté à partir des années 2000. La **Fig. I. 2** montre que l'année 2011 a connu beaucoup de publications sur l'application de l'EA pour la surveillance des roulements.

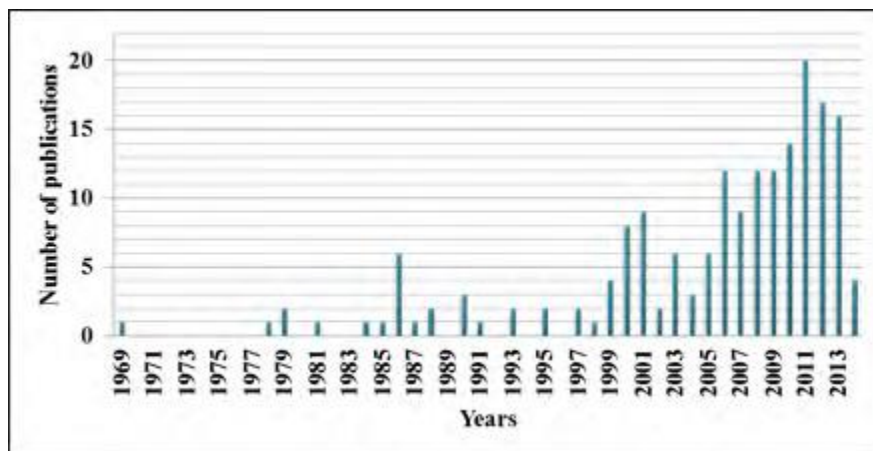


Fig. I. 2. Nombre d'article publié sur l'émission acoustique appliqué aux roulements [57]

Dans les chapitres III et VI, nous présenterons les deux méthodes que nous avons proposées, appliquées sur des mesures vibratoires et acoustiques pour montrer notre contribution à la détection d'un défaut artificiel de roulement, pouvant altérer le fonctionnement des machines tournantes.

I.3.3. Diagnostic des défauts de roulements par mesure de température

L'augmentation de la température durant le fonctionnement des roulements influe considérablement leur durée de vie. Elle dépend de la quantité et la qualité de lubrifiant, de la vitesse de rotation, de la charge, de la viscosité du lubrifiant, des étanchéités et du rodage du roulement. L'analyse de température des paliers lisses a été abordée largement par les chercheurs contrairement aux roulements à bille ou à rouleaux. L'influence de la position de la rainure et de la pression d'alimentation d'huile sur les performances d'un palier lisse progressivement chargé avec une cavité axiale a été étudié par L. Costa et al. [58]. La pression hydrodynamique et la distribution de la température sur la surface de la bague, la température de l'arbre, le débit d'écoulement et le moment de torsion de la bague ont été mesurés pour une pression d'huile variable en utilisant des douilles avec une seule rainure située à trois positions différentes.

Un nouveau modèle simple a été établi par A. F. Cristea et al. , pour analyser la température des paliers lisses entièrement lubrifiés [59]. Le modèle a pris en considération le fonctionnement excentrique. Le paramètre de débit de lubrifiant hydrodynamique et de l'évaluation des pertes de puissance de frottement ont été considéré. W. O. Winer et al. , ont réalisé un appareil pour étudier la résistance thermique d'un roulement à rouleaux coniques [60]. Cet appareil est utilisé pour simuler le comportement thermique d'un roulement à rouleaux, qui permet de déterminer le comportement thermique du roulement d'essai. Le roulement peut être chargé radialement ou axialement durant la rotation. Un laser infrarouge et des thermocouples sont utilisés pour mesurer la température. Un modèle analytique pour le système roulements et roulement /palier a été développé.

Le développement d'une méthode pour calculer la résistance de contact thermique entre les billes et les bague d'un roulement sous l'effet d'une charge axiale, radiale et combinées a été fait par K. Nakajima [61]. La résistance de contact thermique entre les billes et les

bagues intérieure et extérieure d'un roulement à billes à gorge profonde, destinée à un usage spatial est étudiée en supposant que le transfert de chaleur entre les éléments de contact se produit à travers les zones de contact élastiques. Il est également supposé que le roulement fixe soutient des charges axiales, radiales ou combinées dans des conditions de température à régime permanent. La forme et la tailles des surfaces de contact sont calculées par la théorie Hertz. En particulier, la force de contact pour la charge axiale est déterminée en tenant compte de la modification de l'angle de contact, induit par une déformation élastique au niveau de la zone de contact. Les résultats de ce travail montre qu'il y a une corrélation entre les résultats expérimentaux et les valeurs calculées, qui confirme la validité de la méthode de prédiction pour les résistances de contact thermique entre les éléments d'un roulements à sec avec une rugosité de surface inférieure à $0,5 \times 10^{-6}$ [m], pour une température moyenne inférieure à 353 Kelvin et une température entre les bagues inférieures à 35 Kelvin.

Chao Jin et al. [62], ont développé un modèle analytique pour étudier le transfert de la chaleur du roulement à billes. Ce modèle est basé sur la répartition de la charge interne. Une application sur une machine-outil (MT) a été réalisée. Les frictions dans les roulements à billes provoquent un chauffage soudain et violent des billes et entraîne par la suite une dégradation de sa précision et de ses performances. Les auteurs avouent que la modélisation de la génération de chaleur dans un roulement est un travail assez difficile en raison de l'évolution permanente des phénomènes étudiés. Dans ce travail de recherche, une approche analytique a été proposée pour calculer la quantité de chaleur générée par le palier de roulements dans un système vis à billes de la MT. Des conditions de fonctionnement telles que la vitesse de rotation et les charges externes de la machine-outil ont été prises en compte. Ils ont analysé l'influence des conditions de fonctionnement sur la distribution de charge interne, les angles de contact et la vitesse de génération de chaleur dans les roulements à billes. L'influence des conditions de fonctionnement sur la répartition de la charge interne, les angles de contact et la vitesse de génération de chaleur des roulements à billes ont été analysées. Le couple de frottement dû à la charge appliquée et le couple de glissement dans la zone de contact ont été discutés en détail. Des expériences ont été effectuées sur un système vis à billes à grande vitesse pour vérifier la validité de la méthode analytique présentée. Le travail décrit dans ce document peut être considéré

comme une base pour la modélisation thermique de précision et l'analyse thermique dynamique du système à vis à billes dans les machines-outils. L'estimation en temps réel de la distribution de température dans un système de vis à billes a été étudiée par S.K. Kim et D.W. Cho [63]. Une vis à billes est généralement pré-chargée pour une rigidité et une précision élevées, augmentant ainsi la résistance au frottement qui engendre une chaleur importante. Un modèle élément fini a été développé pour estimer la distribution de la température dans un système vis à bille en 2 dimensions. Une étude sur l'analyse de température pour un système d'entraînement d'une machine CNC a été réalisée par Cheng. H. W. et Yu.Tai Kung [64]. Un système d'entraînement dans une machine CNC à grande vitesse génère plus de chaleur par friction entre les surfaces en contact, telles que le système de la vis à billes provoquant ainsi une dilatation thermique qui nuit à la précision de l'usinage. Le système de la vis à bille pour les machines CNC est composé de deux parties principales qui sont la bille et le vis de guidage. Un modèle éléments finis a été développé par W. S. Yun, pour analyser le comportement thermique de chaque pièce séparément, afin d'estimer les erreurs de position du système d'entraînement dues à la dilatation thermique [65].

J. Takabi et M. M. Khonsari ont développé un modèle mathématique pour l'analyse thermique des roulements à billes [66]. Ce modèle permet de suivre l'évolution de la température en fonction du temps, d'un roulement à billes à gorge profonde lubrifié par un système bain d'huile. Il a été étudié à la fois expérimentalement et analytiquement. Le banc d'essai utilisé est un roulement à bille chargé radialement, instrumenté pour mesurer le couple de frottement, la température transitoire de la bague extérieur, la température d'huile et du palier. Les tests expérimentaux sont réalisés pour différentes vitesses et charges pour valider le modèle développé. Les températures prédites et les températures mesurées expérimentalement sous différentes charges et vitesses sont très proches. D'après les résultats de la **Fig. I. 3**, la température du palier augmente avec le temps de fonctionnement. Les résultats numériques et expérimentaux sont superposés.

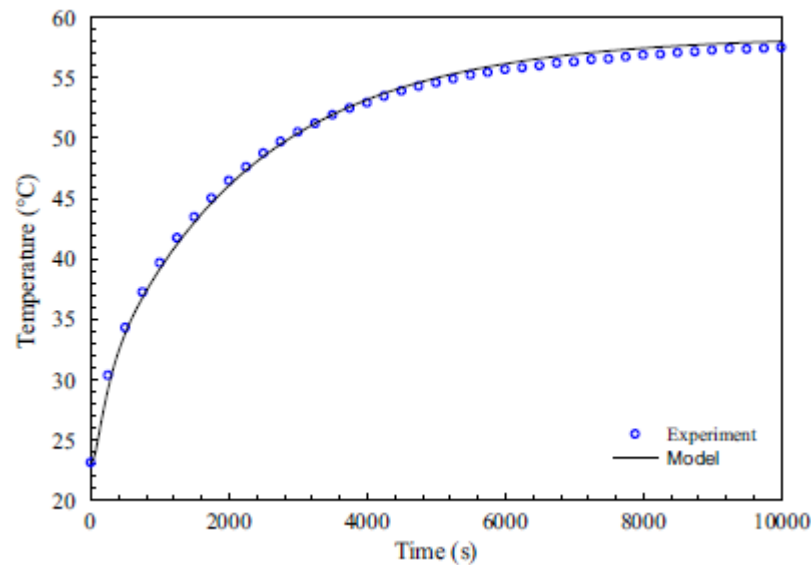


Fig. I. 3. Comparaison de la température prédite du palier et les valeurs de températures mesurées par des thermocouples pour la vitesse de rotation 2000 tr / min et la charge radiale 1678 N [66]

I.3.4. Diagnostic des défauts de roulements par analyse d'huile

Une revue de littérature est présentée dans ce chapitre sur les techniques de diagnostic des défauts de machines tournantes qui sont utilisées habituellement dans le domaine industriel. Cette partie permet de situer l'utilisation de l'analyse d'huile par rapport aux autres techniques de surveillance des machines.

L'un des principaux objectifs de l'industrie est d'augmenter le maximum la durée de vie des machines et minimiser également les coûts de la maintenance et les coûts d'exploitation. Pour ce faire, il est nécessaire d'établir un programme de surveillance de la maintenance afin d'évaluer régulièrement l'état d'une machine. Il y a plusieurs méthodes qui peuvent être utilisées pour la surveillance de l'état d'une machine pour appuyer les décisions de la maintenance. L'analyse d'huile est une technique très puissante car elle est directement liée à la cause de l'usure [67], [68], [69]. L'usure se produit lorsque deux surfaces ou plus interagissent et que les particules sont générées principalement par friction. Dans les systèmes lubrifiés à l'huile, l'analyse des débris dans l'huile permet de déterminer la nature et la gravité des défauts présents, ainsi que la durée de vie résiduelle de la machine [70], [71]. En particulier, l'analyse des débris d'usure est une technique largement utilisée pour mesurer directement l'endommagement d'une pièce dans la machine [72], [73]. Elle peut être appliqué pour tous les mécanismes lubrifié tels que : les

transports des personnes, des marchandises et ferroviaire. Les industries (moteurs, réducteurs, les compresseurs, les systèmes hydrauliques...). Les matériels agricoles et dans la marine, l'aviation...etc.).

Lorsque l'analyse vibratoire est utilisée toute seule, elle peut diagnostiquer entre 30 et 40 % des défauts de machines tournantes. Cependant, des recherches récentes montrent que la combinaison de ces deux techniques (analyse vibratoire et analyse d'huile) fournit des informations pertinentes et fiables qui permettent de mettre un programme de maintenance plus efficace avec des avantages économiques importants pour l'industrie [74]. Pour ce faire, l'auteur a mis une boîte de vitesse sous les conditions de fonctionnement suivantes : (a) manque de lubrifiant, (b) fonctionnement normal et (c) avec la présence de particules ajoutées à l'huile de lubrification. Les échantillons d'huile et les données de vibration ont été collectés régulièrement. La détection de défaut par analyse de vibrations a été comparée avec les résultats de l'analyse d'huile afin d'étudier la corrélation entre ces deux techniques par rapport à l'évaluation des conditions considérées. Les résultats ont montré que ces deux techniques indépendantes sont fiables et ils ont fourni des informations similaires associées à l'état de la boîte de vitesses.

Des techniques efficaces, fiables et rentables pour effectuer l'analyse des débris d'usure pour les applications industrielles ont été développées [75]. Cette technique est basée sur le développement d'un logiciel pour examiner les débris d'usure à l'aide de techniques assistées par ordinateur. Ce dernier est basé sur le traitement des images numériques en trois dimensions de particules d'usure. D'après l'auteur, les logiciels bien programmés sont capables de réaliser la plupart des analyses de routine avec une grande fiabilité. Cette idée a permis d'examiner les débris d'usure afin d'évaluer l'état d'une machine. Il existe plusieurs techniques pour obtenir des informations topographiques de surface. Cependant, un nombre limité qui sont capables de fournir des images en trois-dimensions. Parmi ces techniques les plus utilisées sont : (a) PROFILOMÈTRE À STYLET, (b) microscope à force atomique (AFM), (c) La microscopie interférométrique (IM), (d) La microscopie électronique à balayage (MEB ou SEM pour Scanning Electron Microscopy) (e) Microscopes confocaux à balayage. Généralement, la présentation des images en 3D permet de quantifier les surfaces d'usure [76], [77].

L'analyse des particules d'usure n'a pas été largement acceptée dans l'industrie car elle dépend de l'interprétation d'une personne experte dans la morphologie des particules. Donc, elle repose sur des critères d'évaluation subjectifs. L'utilisation de systèmes automatisés d'analyse d'images des particules par ordinateur pour évaluer la morphologie des débris promet de surmonter ces limites en rendant les méthodes plus rapides, plus rentables, plus cohérentes et efficaces. Donc, la solution est de proposer des critères d'analyse objectifs pour évaluer les particules de l'usure. Des paramètres numériques pour décrire la morphologie des particules ont été développés et sont décrits par T.B. Kirk [78]. Un tel système utilisant des programmes informatisés devrait permettre d'éviter une interprétation subjective de la morphologie des particules dans la surveillance de l'état des machines, surmontant ainsi de nombreuses difficultés avec les méthodes actuelles et facilitant l'utilisation de l'analyse des particules d'usure.

Diverses techniques sophistiquées telles que le compteur de particules, la Ferro graphie, la spectrométrie d'émission à plasma à couplage inductif (ICPAES), la microscopie électronique et l'analyse par rayons X à dispersion d'énergie (SEM / EDAX) ont été utilisées pour détecter l'usure d'un turbogénérateur dans une centrale thermique [79]. À partir de l'enquête réalisée sur ce turbogénérateur, il est désormais possible de décider quelles sont les techniques les plus adaptées pour assurer une maintenance efficace pour la station thermique. SEM et EDAX fournissent une identification précise des particules métalliques et non métalliques en déterminant leur taille, leur forme et leur composition chimique. Les quatre techniques, à savoir ICPAES, comptage des particules, Ferro graphie et SEM / EDAX, utilisées conjointement, donnent une idée sur la concentration, le nombre de particules anormales, de la taille, de la forme et de la composition élémentaire des particules. Chacune de ces techniques, utilisées isolément, indépendamment des autres devient moins efficace avec une capacité limitée pour le diagnostic fiable de l'état des machines. Une combinaison de toutes ces techniques doit donc être appliquée à la fois pour effectuer une surveillance efficace de l'état des systèmes mécaniques.

Il existe plusieurs capteurs pour détecter la variation des caractéristiques physico/chimiques des huiles, tels que les capteurs pour détecter la variation de l'acidité d'un lubrifiant [80], capteur pour mesurer la variation de la viscosité [81], capteur pour détecter la présence des particules. Ce dernier est basé sur les techniques de diffusion et de

réflexion de la lumière [82]. D'autres types de capteurs sont installés dans les moteurs des véhicules. Leur principe est basé sur une mesure de courant ou de tension entre des électrodes submergés dans un liquide de lubrification [83]. Généralement, tous ces capteurs sont utilisés dans les moteurs des véhicules Diesels ou essences. Un capteur de ce genre a été utilisé pour la surveillance de l'état des installations mécanique qui offre un service à faible coût pour l'analyse des huiles usées [84]. Le principe de ce capteur est basé sur variation relative de la constante diélectrique du lubrifiant causé par des contaminants tels que l'eau, la dilution du carburant, des débris d'usure, etc. les plan d'expériences a été utilisé pour évaluer l'influence des facteurs considéré, comme les particules de fer, contamination de l'eau et les particules de SiO₂. L'utilisation d'un modèle factoriel fractionné à trois niveaux est particulièrement efficace pour déterminer les paramètres importants, qui ont un effet sur la variation de la constante diélectrique. Les résultats montre que Les particules de fer, la contamination de l'eau et de contamination de la poussière ont un effet significatif sur la diélectrique de capteur à peu près à 99%. L'interaction entre les variables indépendantes (particules de fer, contamination de l'eau) a un effet significatif sur le diélectrique moyen du capteur, à environ 75%.

Lorsqu'une machine est en fonctionnement normal, les débris d'usure ont une taille de 1 à 20 μm et leurs concentration est généralement faible. Cependant, si les particules d'usure sont dans la plage 50 à 100 μm [85], [86], l'usure est anormale.

Une nouvelle conception d'un capteur pour détecter les débris d'usure dans les huiles a été proposée [87]. La particularité de ce capteur, il est capable d'analyser un grand volume d'huile de lubrification (21 ml/min) sans toucher sa sensibilité. Le principe de base est d'utiliser 7 canaux fluidiques en parallèles au lieu d'un seul canal et de résoudre le problème de la Diaphonie. Ce dispositif permet d'analyser l'huile très rapidement par rapport aux capteurs ordinaire.

I.4. La mise en œuvre des outils de traitement de signal utilisés en vibration et émission acoustique

Dans ce chapitre nous présentons seulement quelques outils avancés de traitements de signal utilisés en vibration et en émission acoustique dont nous avons besoin pour détecter un défaut de roulement au deuxième stade de dégradation. Au début de dégradation du roulement, le défaut excite d'abord les hautes fréquences de résonance. Pour révéler ces fréquences, il suffit d'effectuer un filtrage passe-bande autour de la fréquence de résonance suivi d'une étape de démodulation d'amplitude. Cependant, le choix approprié de la fréquence de résonance et la largeur du filtre reste une tâche délicate pour obtenir un meilleur résultat de la démodulation d'amplitude. Pour surmonter ce problème, Beaucoup de travaux de recherches ont été développé pour proposer des solutions efficaces et fiables qui permettent de déterminer la fréquence centrale et la bande passante optimale du filtre passe-bande.

I.4.1. Traitement de signal par le Kurtosis spectral (KS) et le Kurtogram

Le KS est un outil statistique spectral proposé à l'origine par Dwyer [88] pour surmonter l'inefficacité de la densité spectrale de puissance (DSP) pour détecter et caractériser les défauts non-stationnaires dans un signal [89]. L'idée est essentiellement basée sur le calcul d'un Kurtosis à chaque ligne de fréquence afin de découvrir la présence de non-stationnarité et d'indiquer dans quelles bandes de fréquences celles-ci se produisent. Cette méthodologie a été vérifiée pour être relativement robuste au bruit stationnaire additif, contrairement au Kurtosis globale. Antoni a montré que le KS est un outil robuste pour caractériser les signaux non stationnaires [90]. Le Kurtosis spectral (SK) proposé par Dwyer peut indiquer non seulement des composantes non gaussiennes dans un signal, mais aussi leur emplacement dans le domaine fréquentiel. Dwyer l'a d'abord utilisé comme complément à la densité spectrale de puissance et a démontré comment il complète efficacement ce dernier dans les problèmes liés à la détection des phénomènes non stationnaires dans les signaux bruités. Le Kurtosis spectrale utilisé pour indiquer dans quelles bandes fréquentielles le changement s'effectue est donné par l'équation (I. 1).

$$KS(f) = \frac{|H(n,f)|^4}{\langle |H(n,f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (\text{I. 1})$$

où $H(n, f)$ représente l'enveloppe complexe de $x(n)$ à la fréquence f .

Le Kurtogram est un outil d'analyse spectrale de quatrième ordre récemment introduit pour détecter et caractériser les signaux non-stationnaires. Il permet d'améliorer l'efficacité du KS, qui est relié sensiblement à la fréquence de résolution. Antoni dans son communication a décrit un algorithme rapide pour calculer le Kurtogram sur le plan $(f, \Delta f)$. Il a considéré que ce dernier est une dimension complémentaire du KS dans le plan $(f, \Delta f)$. Le principe de l'algorithme est basé sur des bancs de filtres arborescents qui possèdent une structure spécifique. Pour estimer le Kurtogram, le Kurtosis est calculé sur toutes les séquences de coefficient $c_k^i(n)$, $i = 0, \dots, 2^k - 1, k = 0, \dots, K - 1$

$$K_k^i = \frac{\langle |c_k^i(n)|^4 \rangle}{\langle |c_k^i(n)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (\text{I. 2})$$

où x est égal à 2 si on considère le signal harmonique ou 3 si on considère le signal gaussien.

Pour montrer les avantages et les limitations du Kurtogram proposée par Antoni, il est d'abord appliquée sur un signal simulé non bruité. Sa formule mathématique utilisée par Yuh-Tay Sheen [91] est la suivante.

$$x(t) = e^{-\alpha t} \sum_{i=1}^3 A_i \sin(2\pi f_i t) + n(t) \quad (\text{I. 3})$$

Où

$$\hat{t} = \text{mod}(t, \frac{1}{F_m})$$

Le signal est composé de trois fréquences (f_i) qui sont 300, 500 et 3000 Hz, avec des amplitudes égales à 1. F_m est la fréquence de défaut de roulement qui est dans ce cas, le défaut de la bague externe (BPFO) égale à 50 Hz. la fréquence d'échantillonnage F_s égale à 12,500 Hz. la période d'échantillonnage t est $\frac{k}{F_s}$, pour $k = 0, N-1, N = 24\ 000$ étant le nombre d'échantillons. Le signal $x(t)$ est montré dans la **Fig. I. 4**

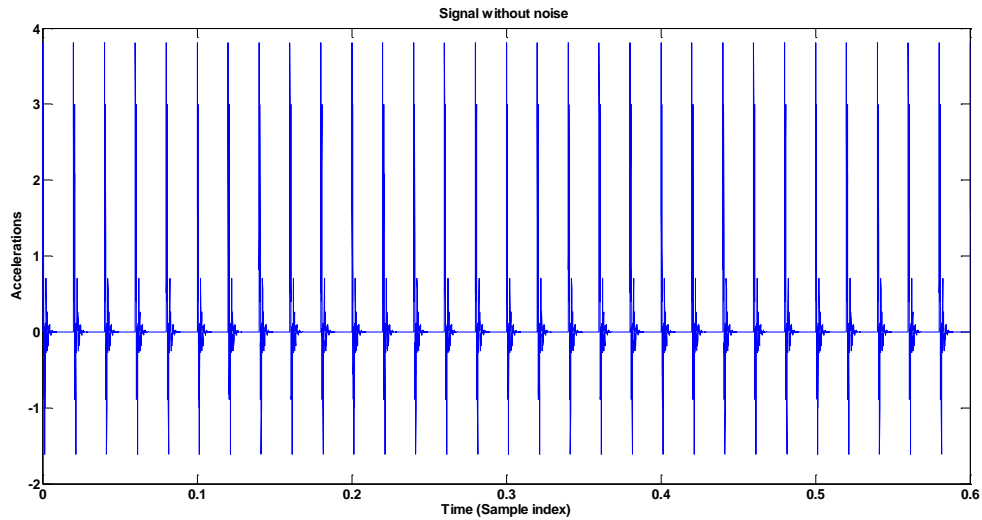


Fig. I. 4. Signal simulé de roulement sans bruit

Le Kurtogram a été appliqué (**Fig. I. 5**) et il a montré que la bande 5208.33 ± 2083.33 Hz est la bande optimale pour filtrer le signal.

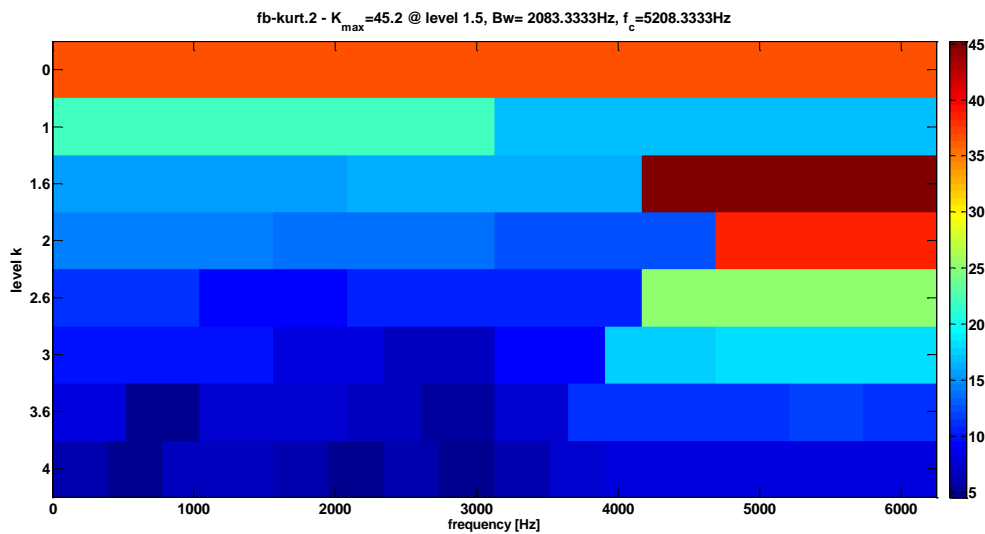


Fig. I. 5. Le Kurtogram du signal simulé

L'analyse d'enveloppe du signal filtré est montrée dans la **Fig. I. 6**. Les pics associés au défaut de 50 Hz sont nettement indentifiables ainsi que ses harmoniques.

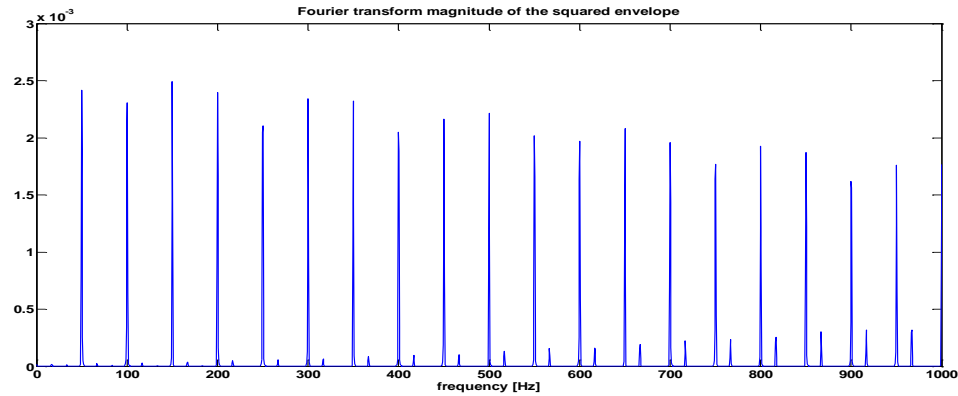


Fig. I. 6. Le spectre d'enveloppe du signal filtré

Le même signal montré dans la **Fig. I. 4** a été utilisé mais avec un bruit. La **Fig. I. 7** montre le signal bruité. On remarque que les chocs dus au défaut de la bague externe sont noyés dans le bruit. Le Kurtogram du signal bruité montré dans la **Fig. I. 8** indique que la bande 1562 ± 3125 Hz est la bande optimale pour filtrer le signal. Le spectre d'enveloppe du signal filtré ne révèle pas alors le pic associé au défaut de 50 Hz (**Fig. I. 9**). Ce test nous permet de connaître la limitation du Kurtogram par rapport au bruit. Dans certains cas, où la largeur de la bande est inférieure de la fréquence du défaut, le Kurtogram ne révèle aucune trace du défaut et il donne un signal aléatoire. On voit qu'aucun impact ne peut être localisé (**Fig. I. 9**) selon ces résultats le système fonctionne correctement.

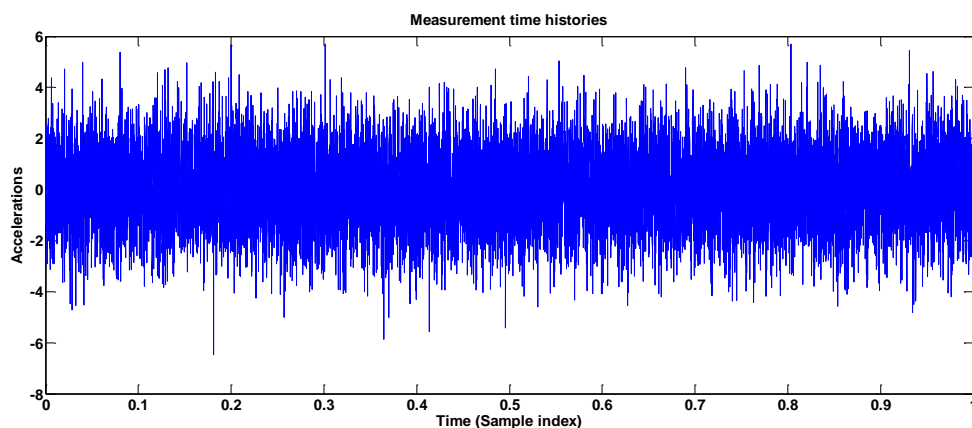


Fig. I. 7. Le signal simulé avec bruit

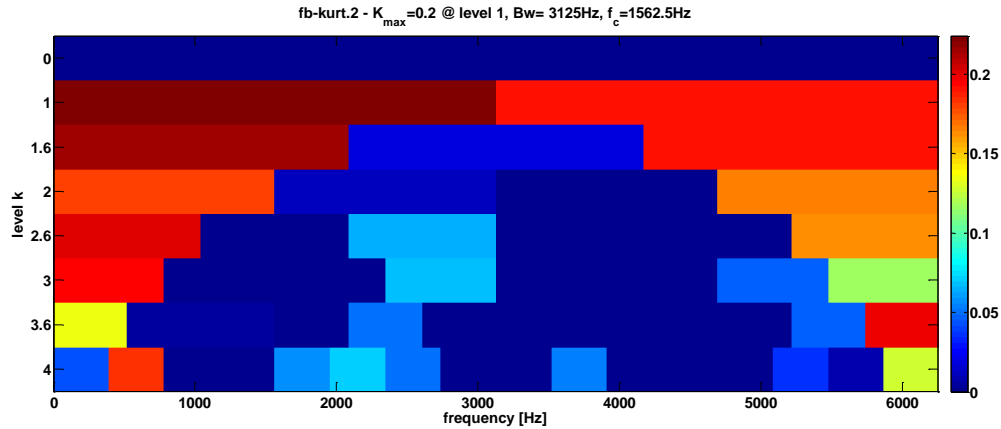


Fig. I. 8. Le Kurtogram du signal simulé avec bruit

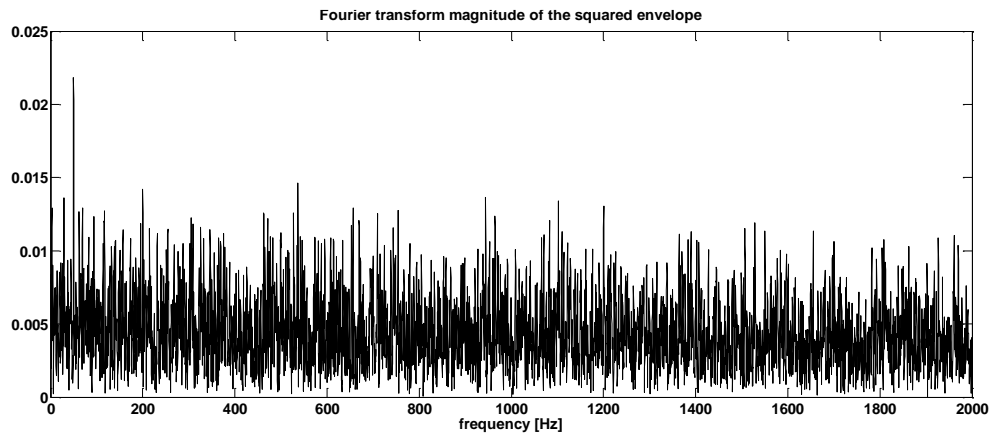


Fig. I. 9. Le spectre d'enveloppe du signal filtré

N. Sawalhi et al. [92], ont amélioré la détection de défaut de roulements par la combinaison entre l'entropie minimum déconvolution (Minimum Entropy Deconvolution MED) et le Kurtosis spectrale. L'idée est basée sur un post-traitement du signal avant d'appliquer le Kurtogram. L'utilisation du MED ainsi que l'analyse SK améliore grandement les résultats de l'analyse de l'enveloppe pour révéler les pics associés au défaut de roulement. Pour illustrer l'intérêt d'un post-traitement du signal par MED, le signal précédent du roulement bruité a été utilisé (Fig. I. 7).

I.4.2. La méthode MED (Minimum Entropy Deconvolution)

La technique MED a été présentée par Ralph Wiggins [93] et a démontré son efficacité dans le cas d'un signal à plusieurs sources vibratoires [94], [95]. Endo et Randall [96] ont l'utilisé efficacement pour le diagnostic des engrenages. Cette technique a été utilisée aussi pour le diagnostic des roulements [97].

La technique MED permet d'améliorer le Kurtosis spectrale. En effet, l'algorithme MED nettoie le signal x_k en éliminant les effets de transmission entre la source de vibration et l'emplacement de l'accéléromètre h_k . La Fig. I. 10 illustre le processus de filtrage de MED.

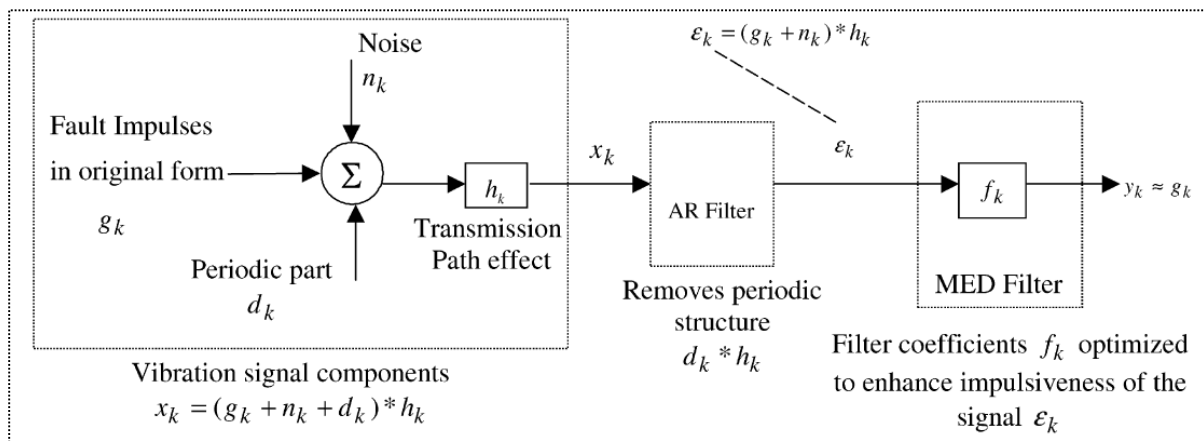


Fig. I. 10. Le processus de déconvolution (Filtrage inverse) par MED [96]

Cette technique a été appliquée sur le signal de simulation bruité de l'exemple précédent (Fig. I. 7). Après avoir appliqué le MED, il est clair que le signal est bien nettoyé du bruit et les chocs ne sont pas y submergé (Fig. I. 11).

La Fig. I. 12 montre que le Kurtogram du signal obtenu après filtrage par MED. Il indique que la bande optimale est [0- 6250] Hz.

Pour montrer les améliorations de le MED pour le Kurtogram, nous avons tracé le spectre d'enveloppe (Fig. I. 13). La comparaison entre le spectre d'enveloppe obtenu directement par Kurtogram (Fig. I. 9) et celui par le post-traitement par MED (Fig. I. 13) montre clairement l'intérêt précieuse de le MED. La fréquence du BPFO 50 Hz est parfaitement identifiable grâce à la méthode MED (Fig. I. 13).

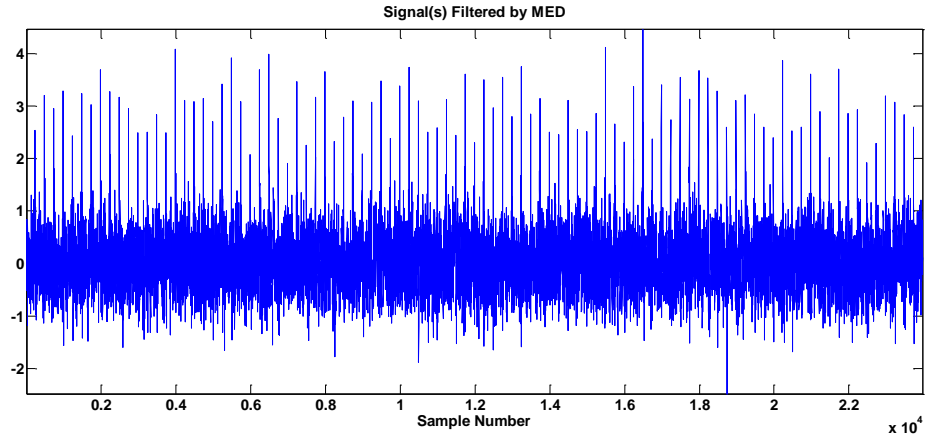


Fig. I. 11. Le signal filtré par MED

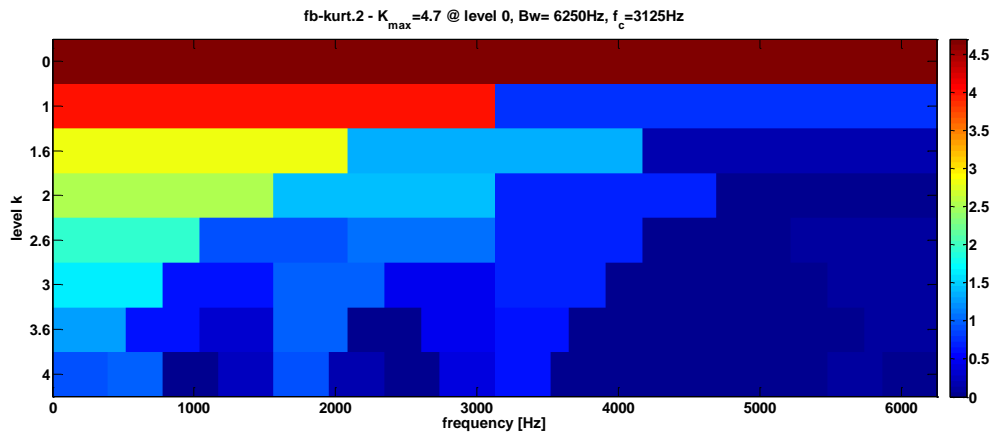


Fig. I. 12. Kurtogram du signal filtré par MED

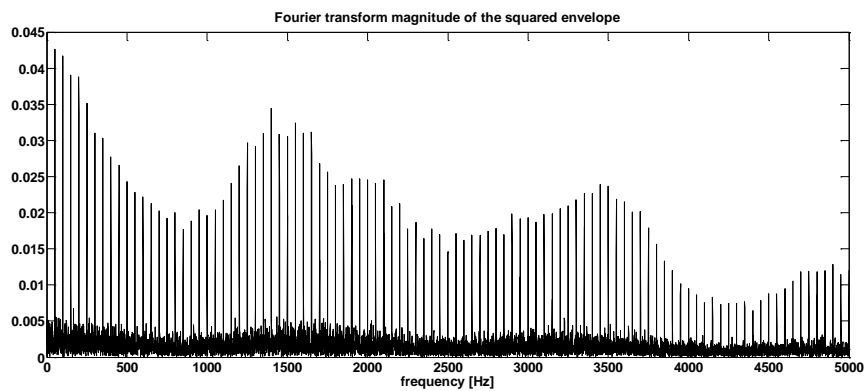


Fig. I. 13. Spectre d'enveloppe

I.4.3. Application du Kurtogram et MED sur des signaux expérimentaux (vibratoires et acoustiques)

I.4.3.1. Mesures vibratoires

Comme décrit ci-dessus, l'algorithme MED minimise l'entropie d'un signal par le processus de déconvolution et maximise le Kurtosis du signal. Nous citons quelques travaux sur l'utilisation de MED pour nettoyer le signal vibratoire du bruit. La méthode MED est efficace pour détecter un défaut de roulement à faible sévérité [98]. Tomasz BARSZCZ et Nader SAWALHI ont utilisé cette technique pour diagnostiquer un roulement défectueux sur la bague interne montée sur l'arbre d'une turbine [99]. L'étude expérimentale réalisée par Dae-Ho Kwak et al indique que le traitement de signal par MED tout seul ou la combinaison entre MED et du TKEO améliore avec succès la sensibilité du Kurtosis pour un défaut de roulement sur la bague interne [100]. Zhang Dan et Sui Wentao ont également combiné la MED avec WPT pour extraire les caractéristiques d'un roulement défectueux [101]. Les résultats de cette combinaison ont montré que le filtre MED peut débruiter efficacement le signal et mettre en évidence les impulsions liées au défaut et la méthode WPT rapide peut être utilisée pour sélectionner la bande optimale liée à un défaut. L'efficacité de cette méthode a été validée sur une série de tests expérimentaux correspondant aux différentes conditions de fonctionnement. MED a été appliqué avec succès sur des signaux vibratoires pour la détection des défauts de machine tournante. Cependant cette technique a ses limitations. Car, la solution pour sélectionner le filtre optimale est basée sur un processus de sélection itératif, qui ne correspond pas nécessairement au filtre optimal pour le phénomène analysé. Geoff L.McDonald et Qing Zhao ont proposé une approche de déconvolution non itérative appelée Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution Adjusted (MOMEDA) pour déterminer le filtre optimal [102]. Dans cette partie, nous nous intéressons à l'analyse des signaux vibratoires par MED en traçant les spectres d'enveloppe pour illustrer l'effet de cette technique sur un signal réel. Le Kurtogram a été introduit pour montrer l'amélioration du Kurtosis par MED.

La Fig. I. 14(A) et Fig. I. 14(B) présente le Kurtogram calculé sur le même signal, mais le premier cas est non filtré par MED et l'autre cas a été nettoyé du bruit par MED. Fig. I.

14(A) correspond au signal non nettoyé du bruit par MED. Par contre, le signal de la Fig. I. 14(B) a été filtré par MED. On remarque que la largeur de la bande reste le Kurtogramme même (12000) mais le Kurtosis a augmenté de 0.2 à 0.5. À partir de la Fig. I. 15(B), il est clair que les chocs ne sont pas submergés dans le bruit. Le spectre d'enveloppe a été tracé pour confirmer les améliorations de la méthode MED. La Fig. I. 16(A) et Fig. I. 16(B) montre clairement que les amplitudes des pics et leur nombre d'harmoniques ne sont pas similaires. Thomas(2002) [103], a montré que cette différence est due de la gravité de défaut.

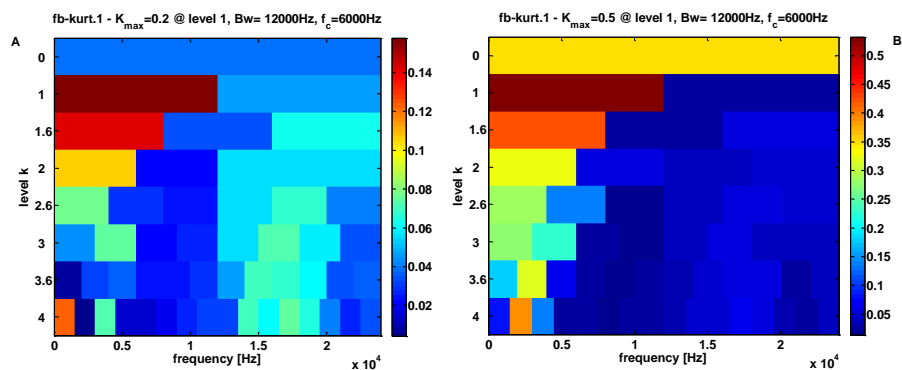


Fig. I. 14. Kurtogram du roulement défectueux pour des mesures vibratoire (A) sans MED et (B) avec MED

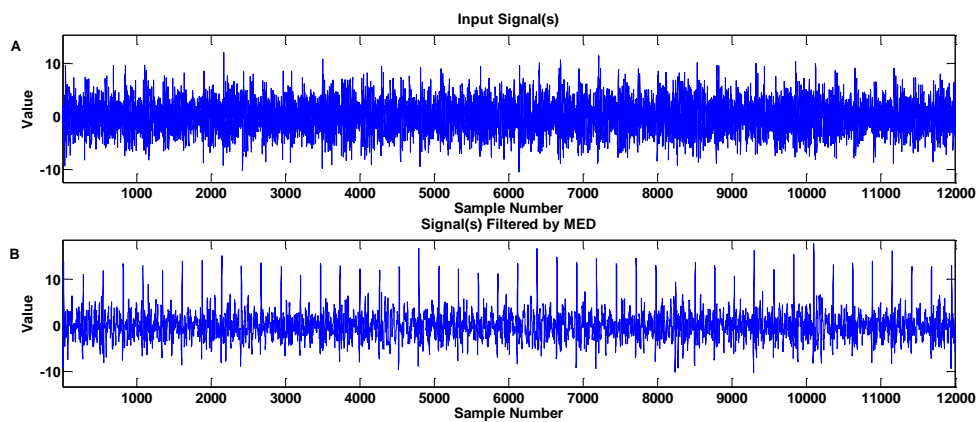


Fig. I. 15. (A) signal vibratoire brut et (B) le signal filtré par MED

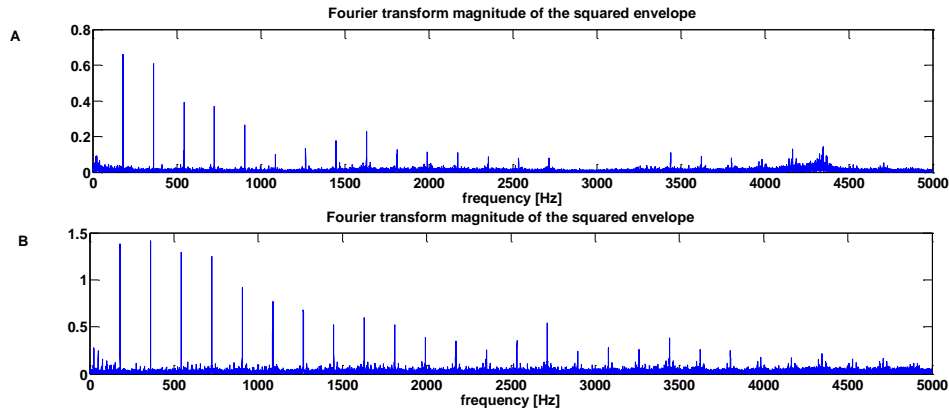


Fig. I. 16. Le spectre d'enveloppe du signal vibratoire autour de la bande de fréquence comme indiqué par le Kurtogram. (A) sans MED et (B) avec MED

I.4.3.2. Mesures acoustiques

L'utilisation de l'émission acoustique (AE) pour surveiller les défauts des roulements dans les machines tournantes permet d'améliorer le diagnostic. Il existe peu d'études qui ont centrée sur l'application de la Kurtosis spectrale (SK) comme outil de débruitage dans le cas des mesures acoustiques. Le Kurtogram a été appliqué par des chercheurs sur des signaux AE obtenus à partir d'une étude expérimentale sur des roulements défectueux à différentes tailles [104]. Les résultats suggèrent que le rapport signal sur bruit peut être considérablement amélioré en utilisant SK. D'autres chercheurs ont montré également que cet outil peut être utilisé pour filtrer le signal et ainsi faciliter le diagnostic [105].

Nous avons montré par des signaux de simulation bruités, que l'utilisation de la méthode MED comme un outil de post-traitement a permis d'améliorer considérablement les résultats du Kurtogram. La même procédure a été appliquée sur des signaux expérimentaux. La **Fig. I. 17(A)**, montre le Kurtogram du signal sans le filtrage par MED, on remarque que la valeur maximale du Kurtosis était 43.9. La valeur du Kurtosis a augmenté à 86.3 grâce à la méthode MED (**Fig. I. 17(B)**). La comparaison entre le signal brut de la **Fig. I. 18(A)** et le signal filtré par MED (**Fig. I. 18(B)**) montre que les chocs sont bien claires dans le cas d'un signal filtré (**Fig. I. 18(B)**). Il est clair que le signal a été nettoyé du bruit.

La démodulation du signal autour de la bande indiquée par le Kurtogram est illustrée dans la **Fig. I. 19**. Nous pouvons remarquer la présence de la fréquence du BPFO et ses harmoniques dans les deux cas (avec filtrage et sans filtrage). Cependant, pour le cas d'un signal filtré par MED, le spectre d'enveloppe (**Fig. I. 19(B)**) révèle plus d'harmoniques avec des amplitudes élevées par rapport à un signal non filtré (**Fig. I. 19(A)**).

Par conséquent, nous proposons d'utiliser la méthode MED avant d'appliquer le Kurtogram, en particulier lorsque le signal est très bruyant.

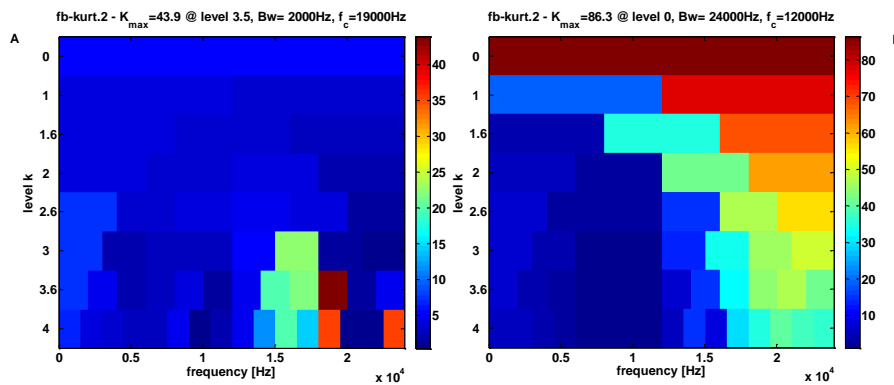


Fig. I. 17. (A) Kurtogram du roulement défectueux sans MED and (B) signal filtré par MED

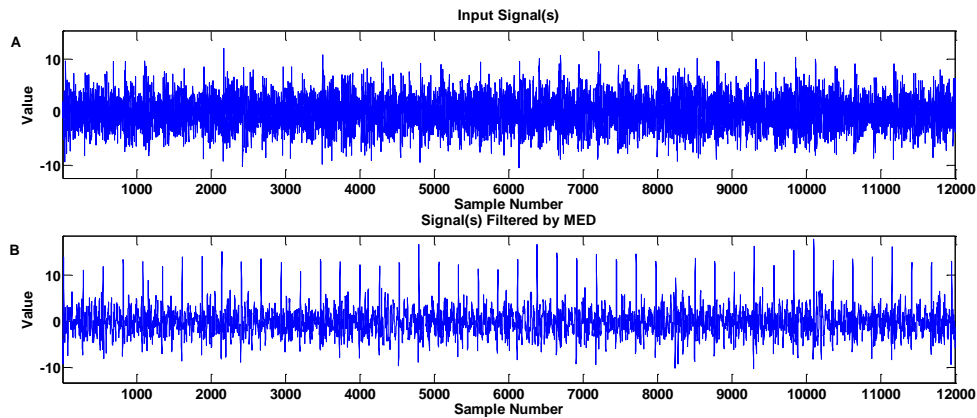


Fig. I. 18. (A) signal brut et (B) le signal filtré par MED

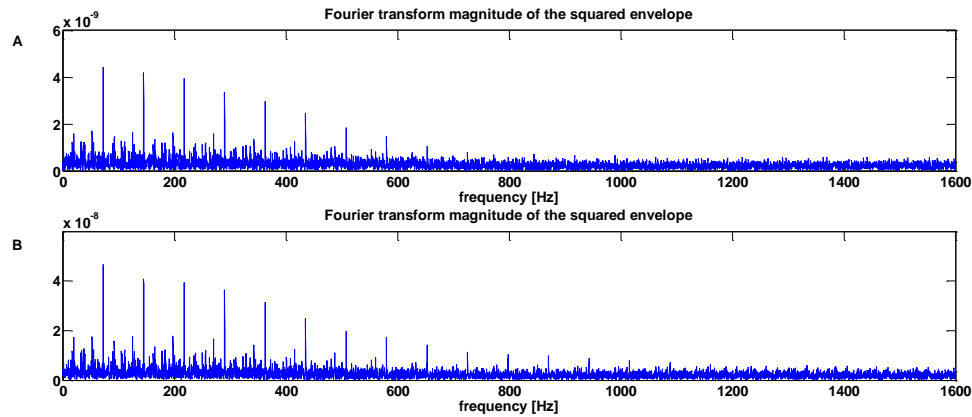


Fig. I. 19. Le spectre d'enveloppe du signal autour de la bande de fréquence comme indiqué par le Kurtogram. (A) sans MED et (B) avec MED

I.4.4. TKEO (Teager Kaiser Energy Operator)

L'algorithme TKEO appartient à la catégorie des opérateurs non linéaires, qui réduisent la variation des signaux dans la région des basses fréquences, tout en augmentant les composantes transitoires d'un signal dans la région des hautes fréquences. Afin de séparer facilement le signal qui représente le phénomène étudié et le signal confondu (background signal) via le TKEO. Cet opérateur permet d'identifier l'amplitude et la fréquence instantanée du signal. Le modèle temporel discret du premier ordre du TKEO est exprimé par l'équation (5):

$$\Psi(x[n]) = x^2[n] - x[n-1] * x[n+1]$$

Où, n indique le temps d'échantillonnage, $x(n)$ est le signal discret et $\Psi(x[n])$ à savoir Teager énergie du signal. Car, le TKEO détecte le changement soudain du flux d'énergie sans aucune hypothèse sur la structure étudiée. Cet opérateur peut être utilisé pour surveiller l'état d'un signal non stationnaire. Dans notre étude, le TKEO est appliqué sur un signal vibratoire défectueux à un stade précoce pour amplifier la composante transitoire ou impulsionnelle causée par le défaut de roulements, et supprimer le bruit de fond, pour augmenter la sensibilité du Kurtosis.

La Fig. I. 20 représente le signal filtré par TKEO. On note que le Kurtosis a augmenté 3 fois après avoir appliqué le TKEO sur le signal.

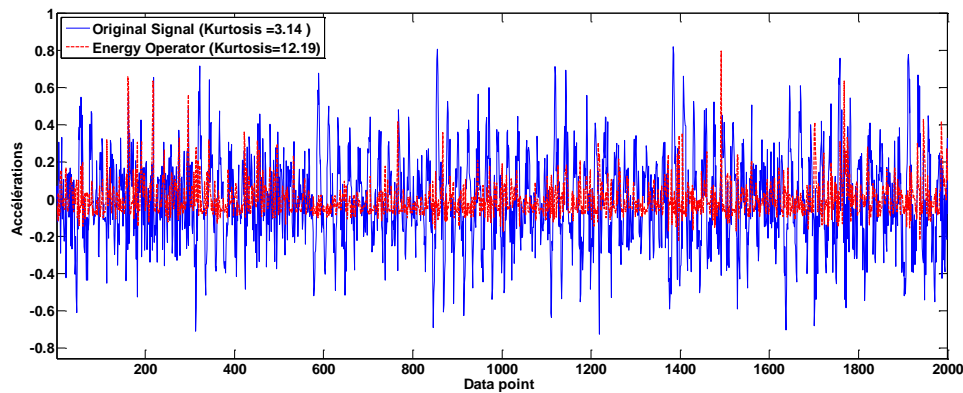


Fig. I. 20. Signal vibratoire après avoir appliqué le traitement du signal TKEO sur un roulement endommagé

I.4.4. Application du Cepstre sur des signaux expérimentaux

Le Cepstre est la transformée de Fourier inverse appliquée au logarithme de la transformée de Fourier du signal. Le Cepstre d'énergie d'un signal $s(t)$ [106] est défini par la formule (I. 4)

$$\check{S} = TF^{-1}[Ln|S(v)|] \quad (1. 4)$$

Avec $S(v) = TF[S(t)]$, représente la Transformée de Fourier

Capdessus.C Et Menad Sidahmed [107] ont modélisé des signaux d'engrenages pour illustrer l'action du Cepstre. M. El Badaoui et al. [108], ont utilisé le Cepstre sur des signaux vibratoires issues d'un accéléromètre placé sur un réducteur à engrenages. Leurs résultats montrent que l'analyse cepstrale est un outil simple et efficace pour la surveillance des engrenages. L'avantage de la surveillance des engrenages par le Cepstre permet de détecter le défaut et d'identifier exactement la roue abîmée [107]. On note que cet outil a été largement utilisé pour le diagnostic des engrenages mais rarement pour les roulements.

Nous avons trois roulements défectueux à différentes tailles de défaut ont été considérés. Pour chaque test les conditions de fonctionnements sont similaires (vitesse de rotation, charge radiale, quantité de la graisse et le type de roulement) afin de juger la capacité du Cepstre à détecter le défaut et son évolution. Les périodes du défaut BPFO accordés à la

vitesse de rotation du banc d'essai sont listés dans le **Tab. I. 3**. On s'intéresse seulement au défaut de la bague externe.

Tab. I. 3. Périodes théoriques des défauts de roulements pour $v=1500$ [tr/min]

Vitesse de la machine	Période du défaut		
	Bague externe	Bague interne	Bille
1500 [tr/min]	0.00552[s]	0.0061[s]	0.0040[s]

On peut constater que le Cepstre permet de distinguer les trois classes de dégradation (Sain, précoce et avancé) **Fig. I. 21**. Il a évolué avec la taille du défaut comme montre la zone zoomée sur le Cepstre tracé sur la **Fig. I. 21**. La période du BPFO (0.0056) a été identifiée par le Cepstre **Fig. I. 21**.

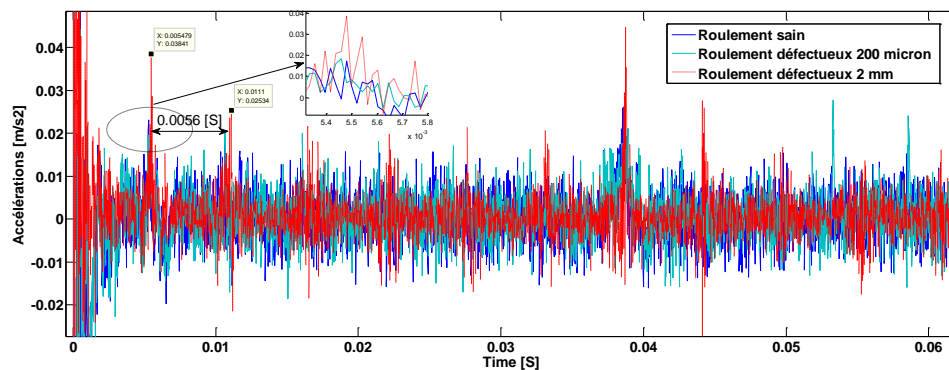


Fig. I. 21. Évolution du Cepstre avec la taille du défaut

Conclusion du chapitre

L'objectif des techniques non destructives est d'évaluer l'état de fonctionnement d'une machines tournantes via des mesures réalisées sur celles-ci par des équipements spécifiques. L'exploitation de ces techniques dans le domaine industriel afin d'effectuer la maintenance préventive conditionnelle engendre des coûts de mise en œuvre supplémentaires qui ne sont pas toujours négligeables vis-à-vis des gains escomptés pour cela, ce genre de maintenance est destiné à des machines couteuses et critiques dans la chaîne de production.

Le choix entre ces techniques reste toujours un dilemme, en particulier pour trancher entre l'analyse vibratoire et l'émission acoustique. L'introduction des outils statistiques permet d'en réaliser une comparaison légitime et correcte.

Le défaut dans le roulement peut être détecté par toutes les méthodes dans le cas d'un défaut de roulement sur la bague externe au stade III de dégradation. Le cas d'un défaut de roulement sur la bague interne à un stade précoce est rarement abordé par les chercheurs.

L'analyse vibratoire est la technique la plus utilisée, suivie de l'émission acoustique. Mesure de température et analyse d'huile sont très peu exploités pour détecter un défaut de roulement dans une machine tournante. L'analyse d'huile est préférable pour diagnostiquer des défauts des paliers lisses, les moteurs et les boîtes de vitesse.

C Méthodologie des plans d'expériences : application au contrôle des roulements par des mesures vibratoires

hapitre II

Chapitre II : Méthodologie des plans d'expériences : application au contrôle des roulements par des mesures vibratoires

Résumé

Ce chapitre se décompose en quatre parties principales qui sont les plans d'expériences, analyse de variance ANOVA, surface de réponses et procédure expérimentale par plan d'expériences. Dans la première partie nous nous intéressons aux notions de base des plans d'expériences et leur application dans le domaine mécanique afin d'y se familiariser. Dans la deuxième partie nous avons abordé largement l'intérêt et l'objectif de l'introduction de l'analyse de variance ANOVA. Dans la troisième partie l'application de cette méthode pour l'élaboration des plans d'expérience pour étudier un cas réel sur le contrôle et le diagnostic des roulements par des mesures vibratoires et acoustiques sous l'effet de la vitesse de rotation, la charge radiale et la taille du défaut à un stade précoce a été présentée. Dans la quatrième partie, on a présenté brièvement les équipements nécessaires utilisés pour la réalisation des expériences (banc d'essai, roulements sain et défectueux, chaîne d'acquisition...etc.).

II.1. Introduction aux plans d'expériences

De manière générale, la méthode des plans d'expériences cherchera à déterminer et à établir les liens existant entre 2 types de variables : *La réponse* et *Les facteurs*.

Plus précisément, elle vise aussi bien à comprendre les relations liant la réponse avec les facteurs, que les facteurs entre eux. Pour cela, la solution proposée consiste dans tous les cas à établir un modèle, exprimant la réponse en fonction des facteurs. Pour bâtir ce modèle, il faut appréhender ces variations. Celles-ci sont déduites des résultats de séries d'expériences, c'est-à-dire de plusieurs configurations pour lesquelles les valeurs des facteurs sont différentes.

Il s'agit ici de la notion de plan d'expériences (PE), correspondant à la réalisation d'une série de N expériences, qui sont toutes :

- déterminées a priori ;
- obligatoirement réalisables ;
- indépendantes entre elles.

La réalisation d'un plan revient à déterminer la valeur de la fonction réponse pour ces N configurations. Une relation de modélisation en est alors déduite.

Les deux principales utilisations possibles de la Méthode des Plans d'Expériences (MPE) sont :

- La technique du screening

Parmi les facteurs recensés par l'expérimentateur, cet outil permet de déterminer ceux qui ont une influence statistiquement non négligeable sur les variations de la réponse. On procède ainsi implicitement à une simplification du problème. On recherche pourquoi la réponse varie (en fonction de quels facteurs).

- La méthodologie des surfaces de réponse

Les variations de la réponse sont calculées en fonction des facteurs précédemment jugés influents. Cette étude est davantage quantitative, le but étant de déterminer comment la réponse varie.

Une dépendance fondamentale existe de fait entre le PE et le modèle. Toutes les caractéristiques de ce dernier sont héritées de la définition du premier.

A titre d'exemple, on peut remarquer que suivant que l'on réalise une analyse de screening ou que l'on construise une surface de réponse, le modèle utilisé ne doit pas posséder les mêmes propriétés. Par conséquent, la définition du plan d'expériences utilisé doit être adaptée à l'application visée.

On relèvera cette dualité « définition du PE » ↔ « caractéristiques du modèle » dans l'ensemble des développements ultérieurs.

Pour résumer, la MPE est donc un ensemble de techniques complémentaires aidant son utilisateur dans la détermination des expériences à réaliser ainsi que dans la compréhension et l'exploitation des résultats obtenus. Parmi les objectifs des plans d'expériences est de déterminer l'influence sur un résultat :

- de plusieurs facteurs ;
- de leurs interactions ;
- avec un minimum d'expériences ;
- avec meilleure précision possible.

Cette connaissance permet, par exemple dans le domaine industriel, d'optimiser la conception d'un produit, d'améliorer la qualité des produits en production ou la performance des moyens de production. Dans notre travail, les plans d'expériences sont utilisés pour étudier le comportement vibratoire et acoustique des roulements en fonction des conditions de fonctionnement de la machine.

Ces outils s'appuient essentiellement sur des bases statistiques et algébriques. Cette particularité induit la possibilité quasi-permanente de connaître les erreurs concédées sur les données expérimentales et sur celles qui en sont déduites.

Toutes les variables considérées sont assimilées à des variables aléatoires. Par conséquent, la majorité des développements théoriques statistiques peuvent compléter les fonctions originellement attribuées à la MPE.

Dans la littérature plusieurs types de plans d'expériences sont utilisés. Chaque type est destiné pour un objectif bien spécifique (**Tab. II. 1**). Le choix d'un plan dépend de l'objectif souhaité par l'expérimentateur, le type et le nombre de facteurs à étudier, les informations à recueillir, et même les exigences de l'expérimentateur. Le **Tab. II. 1**, donne une classification des plans d'expériences selon leurs objectifs.

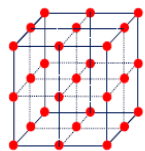
Tab. II. 1 : Classification des plans d'expériences

Classe	Type de plan sélectionné
Détection des facteurs influents	Plans de Plackett-Burman Plans Factoriels Plans de Taguchi...
Optimisation d'un processus (procédures)	Plans Central composite Plans de Box-Behnken...
Optimisation d'un mélange	Plans de Doehlert Plans de Scheffé Extreme vertices designs
Comparer un grand nombre de produit	Blocs incomplets équilibrés...

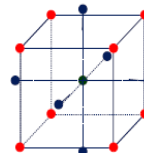
Remarque : dans notre travail, nous avons choisi le plan factoriel complet. Il est formé de toutes les combinaisons des niveaux minimum, milieu et maximum de k facteurs. Le nombre d'essais est 3^k . À titre d'exemple, dans ce mémoire on a 3 facteurs et 3 niveaux donc, on écrit 3^3 est égal 27 essais. . Ce plan est simple à appliquer avec de bonnes propriétés statistiques mais il est coûteux.

La Fig. II. 1, présente quelques types de plans les plus utilisés dans la littérature

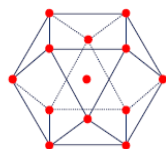
Plan factoriel complet 3^k



Plan composite centré



Plan de Doehlert



Plan de Box et Behnken

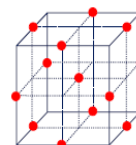


Fig. II. 1. Différents plans d'expériences

II.2. Terminologie (Réponses, facteurs, niveaux)

Avant d'entamer l'étude des plans d'expériences, il convient de préciser le vocabulaire utilisé par la norme AFNOR X 06-080 et des usages des différentes disciplines auxquelles nous ferons appel.

Un phénomène physique peut toujours être mis sous la forme mathématique suivante :

$$Y = f(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (\text{II.1})$$

Avec :

Y_i : Grandeur à laquelle s'intéresse l'expérimentateur : cette grandeur est appelée la réponse ou la grandeur d'intérêt ;

X_i : Variables sur lesquelles l'expérimentateur peut agir ; ces variables peuvent être continues ou discontinues ; on les appelle les facteurs ; les plans d'expériences permettent d'étudier l'influence d'un grand nombre de facteurs sans multiplier exagérément le nombre des essais.

Chaque facteur peut être :

- *Continu* : il peut adopter toutes les valeurs numériques réelles dans l'intervalle d'étude;
- *Discret* : l'ensemble des valeurs que le facteur peut prendre est fini ; ces valeurs sont comprises dans un intervalle déterminé ;
- *Qualitatif* : l'ensemble des valeurs que le facteur peut prendre est fini : on parle ici de modalités.

f : Fonction mathématique qui explique le mieux les variations de la réponse selon les différentes valeurs données aux X_i . Dans le cas des plans d'expériences, cette fonction mathématique est souvent un polynôme dont nous préciserons la forme dans les paragraphes suivants.

Lorsque l'on étudie un facteur X_i , on ne le fait pas varier dans de larges proportions. On définit toujours, en fonction des besoins de l'étude, une valeur inférieure et une valeur supérieure. Les variations du facteur sont donc limitées par deux bornes. La borne

inférieure retenue par l'expérimentateur est appelée niveau bas et la borne supérieure, niveau haut. On a l'habitude de désigner par le signe moins (-) le niveau bas d'un facteur et par le signe plus (+) son niveau haut [109], [110].



Fig. II. 2 : Domaine de variation d'un facteur étudié

L'ensemble de toutes les valeurs que peut prendre le facteur entre le niveau bas et le niveau haut, s'appelle le domaine de variation du facteur, ou plus simplement, le domaine du facteur (Fig. II. 2). On a l'habitude de noter le niveau bas par -1 et le niveau haut par $+1$.

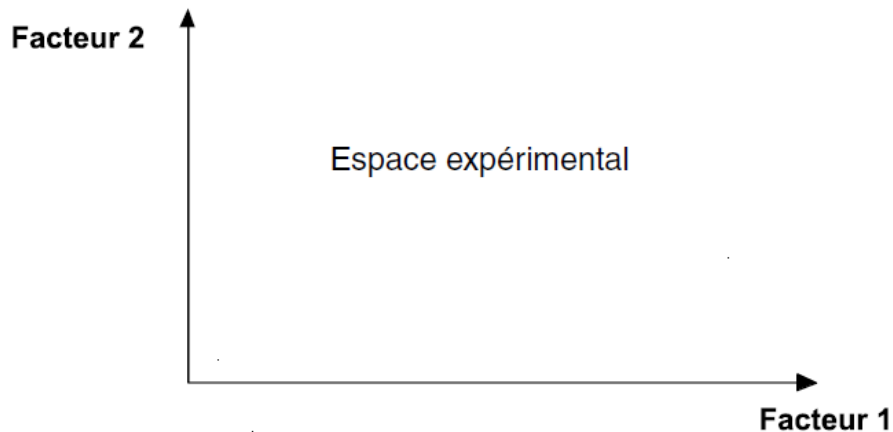


Fig. II. 3 : Définition de l'espace expérimental

S'il y a un second facteur, il est représenté, lui aussi, par un axe gradué et orienté. On définit, comme pour le premier facteur, son niveau haut, son niveau bas et son domaine de variation. Ce second axe est disposé orthogonalement au premier. On obtient ainsi un repère cartésien qui définit un espace euclidien à deux dimensions. Cet espace est appelé l'espace expérimental (Fig. II. 3).

Le niveau X_1 du facteur 1 et le niveau X_2 du facteur 2 peuvent être considérés comme les coordonnées d'un point de l'espace expérimental (Fig. II. 4). Une expérience donnée est

alors représentée par un point dans ce système d'axes. Un plan d'expériences est représenté par un ensemble de points expérimentaux.

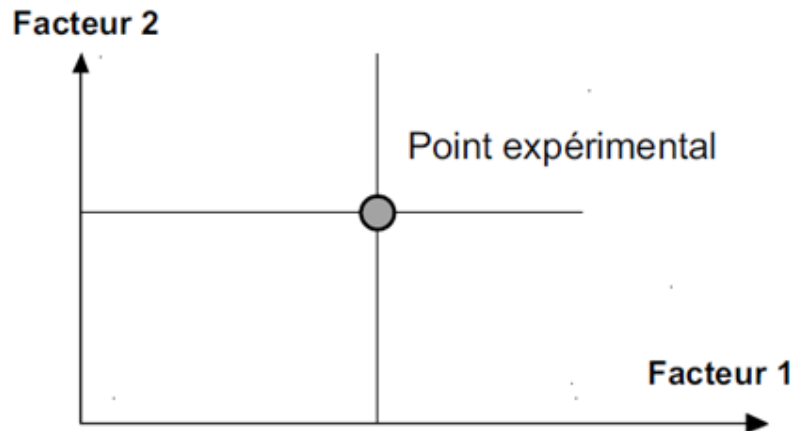


Fig. II. 4. Dans l'espace expérimental, les niveaux des facteurs définissent des points expérimentaux.

La réunion des domaines de chaque facteur définit le « domaine d'étude ». Ce domaine d'étude est la partie de l'espace expérimental retenu par l'expérimentateur pour faire ses essais. Une étude, c'est-à-dire un ensemble d'expériences bien définies, est représentée par une série de points disposés dans le domaine d'étude (**Fig. II. 3**).

Toutes les notions abordées dans la partie précédente sont fondamentales. Elles constituent un fondement théorique pour la deuxième partie dans lequel l'application de la méthodologie des plans d'expériences à l'étude du comportement vibratoire et acoustique des roulements a été présentée.

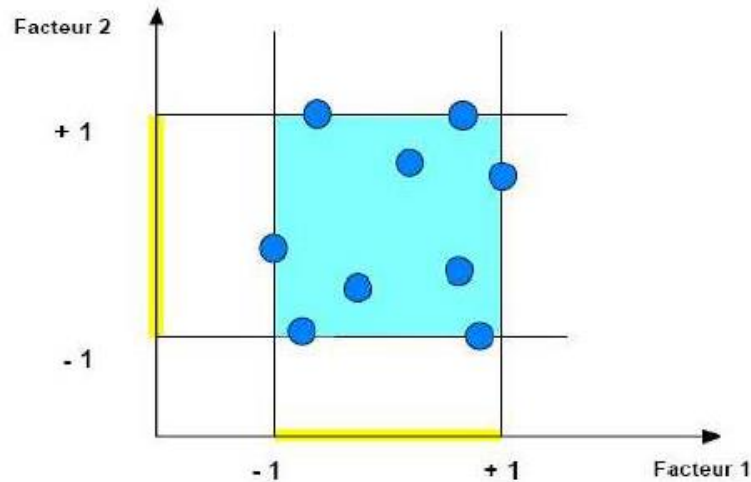


Fig. II. 5. Définition du domaine d'étude par l'expérimentateur

II.3. Introduction à l'analyse de variance ANOVA

L'analyse de la variance est appelé « Analysis of Variance » dans la littérature anglo-saxonne; son appellation est couramment abrégée en ANOVA.

Contrairement à ce que laisse penser son nom, l'analyse de variance n'étudie pas les différences de variances entre populations mais les différences de moyenne. Cette méthode doit son nom au fait qu'elle utilise des mesures de variance afin de juger du caractère significatif ou non, c'est-à-dire de la significativité des différences de moyenne mesurées entre populations.

Il s'agit d'une généralisation à p populations du classique test de comparaison de deux échantillons, le célèbre test de t de *Student*.

D'une façon générale, en matière de régression, le principe de l'analyse de la variance est de subdiviser la variation totale en une composante factorielle relative à l'équation de régression ou au modèle utilisé, et une composante résiduelle, la première devant être testée par rapport à la deuxième [111]. Les composantes factorielle et résiduelle seront mathématiquement représentées par des carrés moyens, c'est-à-dire des variances.

L'analyse de variance (ANOVA) permet d'étudier les effets principaux des variables indépendantes ainsi que leurs interactions afin de connaître leurs effets combinés sur la variable dépendante. En fonction des variables significatives et de leurs interactions, une

analyse de régression multiple va permettre d'établir un modèle empirique présentant un coefficient de détermination R^2 .

En définitive, l'intérêt de l'analyse de la variance est de pouvoir tester de manière absolue l'influence des facteurs sur les variations d'une réponse donnée [112]. C'est pourquoi, nous avons introduit cette méthode pour étudier l'influence des facteurs recensés sur la réponse souhaitée.

II.3.1 Calcul du carré moyen des facteurs et des interactions

La variance des facteurs s'obtient en calculant la somme des carrés des écarts (SCE) que l'on divise par le nombre de degré de liberté (ddl) associés au facteur f considéré.

II.3.1.1 Pour les facteurs

Le nombre de ddl associés à un facteur f correspond à son nombre de modalité (nombre de valeurs distinctes que l'on prend lors de la réalisation du plan) minoré de 1, soit :

$$ddl_f = Nn_f - 1 \quad (II.2)$$

Avec : Nn_f le nombre de modalité du facteur f .

La somme des carrés des écarts associés au facteur f vaut :

$$SCE_f = \gamma_f \sum_{i=1}^{Nn_f} (E_f)_{f=i}^2 = \gamma_f \sum_{i=1}^{Nn_f} (\bar{y}_i - \bar{y})^2 \quad (II.3)$$

Avec : $\bar{y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i$ la moyenne des réponses,

Avec :

$\gamma_f = \frac{N}{Nn_f}$: le nombre d'expériences pour lesquelles le facteur f prend un de ses Nn_f

niveaux;

\bar{y}_i : la moyenne des réponses observées pour les expériences où le facteur f prend son $i^{\text{ème}}$ niveau.

II.3.1.2 Pour les interactions

Le nombre de ddl associés à une interaction de facteur correspond au produit des ddl des facteurs mis en jeu dans cette interaction, soit :

$$ddl_{fg\dots l} = ddl_f \times ddl_g \times \dots \times ddl_l \quad (\text{II.4})$$

Pour les interactions mettant en jeu 2 facteurs f et g , la somme des carrés des écarts vaut :

$$SCE_{fg} = \delta_{fg} \sum_{i=1}^{Nn_f} \sum_{j=1}^{Nn_g} (\overline{y_{ij}} - \overline{y_i} - \overline{y_j} + \overline{y})^2 \quad (\text{II.5})$$

Avec : $\delta_{fg} = \frac{N}{Nn_f \cdot Nn_g}$ Le nombre d'expériences pour lesquelles le facteur f prend un de ses Nn_f niveaux et lorsque le facteur g adopte un de ses Nn_g niveaux,

$\overline{y_{ij}}$ La moyenne des réponses observées pour les expériences où le facteur f prend son $i^{\text{ème}}$ Niveau et où le facteur g prend son $j^{\text{ème}}$ niveau,

La généralisation aux interactions d'ordre supérieur se fait de la même façon. Par exemple pour une interaction d'ordre 3 mettant en jeu les facteurs f , g et l , on aura :

$$SCE_{fgl} = \phi \sum_{i=1}^{Nn_f} \sum_{j=1}^{Nn_g} \sum_{l=1}^{Nn_l} (\overline{y_{ijl}} + \overline{y_i} + \overline{y_j} + \overline{y_l} - \overline{y_{ij}} - \overline{y_{il}} - \overline{y_{jl}} - \overline{y})^2 \quad (\text{II.6})$$

On déduit alors la valeur des carrés moyens, associés au facteur ou à l'interaction considéré(e) x , comme étant :

$$CM_x = \frac{SCE_x}{ddl_x} \quad (\text{II.7})$$

II.3.2 Calcul de la variance résiduelle

Pour 2 facteurs on peut écrire la décomposition suivante :

$$y_{ij} - \bar{y} = (\bar{y}_i - \bar{y}) + (\bar{y}_j - \bar{y}) + (\bar{y}_{ij} - \bar{y}_i - \bar{y}_j + \bar{y}) \quad (\text{II.8})$$

On réalise alors une somme sur i et j , des deux côtés de l'égalité mis préalablement au carré. La somme se fait ainsi sur les niveaux de tous les facteurs. On aboutit alors à l'équation de variance, démontrant l'additivité des sommes des carrés des écarts (membres de droite) :

$$SCE_t = \sum_{i=1}^{Nn_i} \sum_{j=1}^{Nn_j} (y_{ij} - \bar{y})^2 = \sum SCE_x \quad (\text{II.9})$$

Avec :

SCE_t : La somme totale des carrés des écarts ;

SCE_x : La somme factorielle des carrés (x désignant un facteur ou une interaction).

Enfin notons la relation donnant entre autre la valeur de ddl_t (le nombre total de degrés de liberté) :

$$ddl_t = ddl_t \sum_{\text{facteur}} ddl_i + \sum_{\text{interaction}} ddl_{ij} \quad (\text{II.10})$$

On a donc également additivité des degrés de liberté.

Lorsqu'il existe une erreur expérimentale non nulle, l'équation de variance fait apparaître un nouveau terme appelé communément variance résiduelle (SCE_r) :

$$SCE_t = \sum SCE_x + SCE_r \quad (\text{II.11})$$

C'est à cette variance résiduelle SCE_r que les SCE_x sont comparés afin de déterminer les caractères significatifs des facteurs et des interactions x . La variance résiduelle est un point de comparaison. Elle doit traduire une variation des valeurs de réponse, dont l'amplitude est arbitrairement considérée comme faible. Tout facteur influents doit donc posséder des caractéristiques fortement différenciées de celles de cette composante.

Dans le cas des expérimentations réelles, la variation résiduelle est prise comme étant un estimateur de la variance expérimentale, qui traduit la variabilité inhérente des résultats sur plusieurs réalisations d'expériences identiques. L'utilisation d'expériences virtuelles exclut donc cette possibilité [112].

La variance résiduelle est le plus souvent calculée comme étant la somme des carrés des résidus, i.e. des écarts entre les réponses mesurées (y) et les réponses correspondantes, calculées grâce au modèle (y_{mod}) [113] [114].

$$SCE_r = \sum_{i=1}^N (y(i,x) - y_{mod}(i,x))^2 \quad (\text{II.12})$$

Avec : i^x le vecteur des coordonnées du $i^{\text{ème}}$ point d'expérience du plan.

Le nombre de degrés de liberté ddl_r , associé vaut $N-p$. On comprend en effet que les résidus n'existent que grâce aux $N-p$ (>0) expériences réalisées en plus des p simulations absolument nécessaires au calcul des p coefficients du modèle.

On calcul alors un carré moyen résiduel tel que :

$$CM_r = \frac{SCE_r}{ddl_r} = \frac{1}{N-p} \sum_{i=1}^N (y(i,x) - y_{mod}(i,x))^2 \quad (\text{II.13})$$

Calculer le SCER de cette façon permet, en définitive, de tester le caractère significatif des facteurs et des interactions et dans le même temps d'évaluer la qualité du modèle utilisé (Y_{mod}) [112].

Cette solution n'est pas applicable dans le cas de plans saturés. Dans ces cas précis, certains auteurs [115], [116], proposent la construction de la variance résiduelle à partir des

interactions dont les variances (carrés moyens) sont les plus faibles ; leurs valeurs devant être du même ordre de grandeur.

II.3.3 Test de Fisher-Snedecor

Le test de Fisher-Snedecor permet de comparer 2 variances, par l'utilisation de la loi statistique de Fisher (loi F) [NF X 06-063, 87]. Celle-ci travaille sur le quotient de variance et prend en compte le nombre de degrés de liberté de chacune d'elles. Les variances concernées doivent être celles de variables aléatoires suivant une distribution normale et à variance constante.

Pour effectuer ce test on calcule le ratio suivant pour le terme du modèle considéré (facteur ou interaction) :

$$F_{obs} = \frac{CM_x}{CM_r} \quad (II.14)$$

On compare ensuite cette valeur à une valeur critique $F_{critique}$ extraite de la table de la loi F . Si la valeur de F_{obs} est inférieure à celle de $F_{critique}$, on considère la variance associée au facteur ou à l'interaction (CM_x) comme égale à la variance résiduelle (CM_r). On définit ainsi l'hypothèse H_0 , selon laquelle l'affirmation précédente est vraie. Si c'est le cas, F_{obs} est alors une valeur observée d'une variable F de Fisher-Snedecor, à ddl_f et ddl_r degrés de liberté.

Il est courant de résumer les calculs réalisés dans un tableau d'analyse de variance dont la structure est donnée dans le tableau II.2.

Tab. II. 2 : Tableau d'analyse de variance

Source de variation	ddl	SCE	Carrés moyenne	F_{obs}	$F_{critique}$	Conclusion
Facteur I	ddl_1	SCE_1	$CM_i = SCE_i / ddl_i$	CM_1 / CM_r	$F_{1-\alpha}(ddl_x; ddl_r)$	Source influente ?
....		
Facteur K		

	ddl_k	SCE_k	$CM_k = SCE_k / ddl_k$	CM_k / CM_r		$F_{obs} > F_{critique}$
Interactio n $Fg....$	ddl_{fg}	SCE_{fg}	$CM_{fg} = SCE_{fg} / ddl_{fg}$	CM_{fg} / CM_r		
Variation résiduelle	ddl_r	SCE_r	$CM_r = SCE_r / ddl_r$			
Totaux	ddl_t	SCE_t				

Ce tableau d'analyse de variance est fréquemment complété d'une colonne indiquant pour chaque élément du modèle (facteurs et interactions) la probabilité P de rejeter à tort l'hypothèse H_0 qui qualifie de non significatif l'élément qui lui est associé.

Ces résultats permettent donc de déterminer la significativité des facteurs et des interactions. Dans le cas de non significativité, les termes concernés peuvent être exclus du modèle. Il est alors préférable de refaire une analyse de variance afin de s'assurer que tous les éléments restants sont bien significatifs. En effet, il est à noter qu'en supprimant des termes du modèle, on augmente la variance résiduelle ce qui peut avoir pour conséquence le rejet d'autres termes.

Cette opération est très importante dans une étude de screening car en diminuant le nombre de dimensions du problème, elle autorise l'utilisation de démarches coûteuses et généralement dépendantes du nombre de facteurs : il s'agit principalement d'applications de la méthode des surfaces de réponses et des optimisations par plans d'expériences [112]. Le tableau d'analyse de régression permet d'établir immédiatement le coefficient de détermination à partir de la relation (II.15):

$$R^2 = \frac{SCM}{SCT} = 1 - \frac{SCE}{SCT} \quad (II.15)$$

Ce coefficient traduit la contribution du modèle dans la restitution de la variation de la réponse observée. Par définition, le coefficient de détermination appartient à l'intervalle [0 ; 1].

En présence de plusieurs variables explicatives, ce qui est généralement le cas dans l'analyse des résultats d'essais provenant d'un plan d'expériences, il faut impérativement éviter l'utilisation du coefficient de détermination R^2 pour comparer la qualité descriptive de différents modèles. Il faut recourir à l'utilisation du coefficient de détermination ajusté $R^2_{ajusté}$.

Ce coefficient tient compte du nombre de coefficients présents dans un modèle et se calcule à partir de la relation (II.16) :

$$R^2_{ajusté} = 1 - \frac{\frac{SCE}{N-p}}{\frac{SCT}{N-1}} \quad (II.16)$$

Plus la valeur du coefficient de détermination est proche de 1 et plus les réponses calculées par le modèle sont proches de celles mesurées lors de l'expérimentation.

II.3.4. Validation d'un modèle obtenu par l'analyse de variance ANOVA

Pour qu'un modèle empirique soit valide, il doit respecter les exigences suivantes [117]

- Indépendances des résidus : En traçant les résidus en fonction de l'ordre des essais, nous devrions retrouver un profil entièrement aléatoire ;
- Homogénéité des variances : Il faut s'assurer que les résidus possèdent une variance homogène. Cette vérification se fait par l'entremise des graphiques des résidus en fonction des valeurs prédites et des résidus en fonction de chaque facteur significatif en fait, si le modèle est adéquat et que les hypothèses sont satisfaites, alors les graphes des résidus ne devraient présenter aucune tendance particulière;
- Normalité des résidus : la vérification de la normalité des résidus consiste à positionner les résidus sur un graphique probabilité - Normale. Si la distribution des résidus

est normale, alors le graphique devrait rassembler à une ligne droite (l'examen du graphique devrait surtout mettre l'emphase sur les points centraux plutôt que sur les points extrêmes).

II. 4. Introduction à la méthode de surface des réponses

La méthode des surfaces de réponse (RSM) est un ensemble de techniques statistiques et mathématiques utilisées pour développer, améliorer et optimiser des procédés. Elle a aussi d'importantes applications dans la conception, le développement et la formulation de nouveaux produits, ainsi que dans l'amélioration de la conception de produits existants [118].

Box et Wilson [119] ont suggéré d'utiliser un modèle polynomial du second degré pour ce faire. Ils reconnaissent que ce modèle n'est qu'une approximation, mais l'utiliser car un tel modèle est facile à estimer et à appliquer, même quand on connaît peu le processus. Les variations de la réponse sont calculées en fonction des facteurs précédemment jugés influents (à partir des résultats de l'analyse de variance ANOVA). Cette étude est davantage quantitative, le but étant de déterminer comment la réponse varie.

L'objectif de cette méthode est, plus que de hiérarchiser les effets des différents facteurs, de décrire le plus précisément possible le comportement de la réponse en fonction des variations des facteurs.

Il existe plusieurs familles de plans de surface de réponses. Les plus connus et utilisés sont les plans composites centrés, les plans de Box-Behnken, les plans de Doehlert, les plans hybrides.

Un plan de surface de réponse est un ensemble de techniques avancées de DOE (plan d'expériences) qui vous permettent de mieux comprendre et d'optimiser votre réponse. La méthodologie du plan de surface de réponse est souvent utilisée pour mettre au point des modèles suite à la détermination de facteurs importants à l'aide de plans factoriels, notamment si vous soupçonnez une courbure dans la surface de réponse.

II.5. Procédure expérimentale

Dans cette section, nous avons présenté les différents plans d'expériences que nous avons préparés pour étudier le comportement vibratoire et acoustique des roulements en fonction

de la vitesse de rotation, la charge radiale et la taille du défaut. Au cours de leurs exécutions nous avons rencontré des contraintes que je voulais vous les présenter afin de se familiariser avec certain notion de base de cette méthode.

Pour chaque plan d'expérience, nous adopterons la démarche décrite dans le tableau II.3 :

Tab. II. 3 : Étapes de l'expérimentation [120]

PHASES	ÉTAPES
Planification	1. DÉFINIR PROBLEME / PROCESSUS - objectifs
	2. CHOISIR les variables de REPONSE (S) Y à mesurer
	3. CHOISIR les VARIABLES facteurs X et l'espace de variation
	4. DÉFINIR & comparer des DESIGNS EXPERIMENTAUX
Exécution	5. PREPARER l'expérience
	6. CONDUIRE l'expérimentation
Analyse	7. ANALYSE statistique des résultats
	8. AGIR en fonction des conclusions de l'analyse

a) Planification

Cette phase consiste à définir le problème à résoudre avec ses réponses et les facteurs qui influent sur ces dernières. L'élaboration d'un plan d'expériences approprié conduit à l'obtention d'une matrice d'expériences. Cette matrice d'expériences est un ensemble d'expériences supposées homogènes, effectuées consécutivement, dont l'exploitation ne peut être faite que lorsque la totalité des résultats expérimentaux est obtenue. Elle doit apporter des réponses aux questions ou aux hypothèses du chercheur et est définie par :

- Le nombre d'expérience à effectuer
- La nature des expériences (niveaux des variables codées)
- L'organisation des expériences dans le temps (par lots ou séquentielles)

b) Exécution

Cette phase consiste à mener à bien les différentes expériences indiquées par la matrice d'expérience.

c) Phase d'analyse

Il s'agit d'une phase d'analyse statistique des résultats consistant à modéliser les réponses et à vérifier la validité des modèles obtenus.

II.5.1. Essais par plans d'expériences

Dans ce travail de recherche, les plans d'expériences ont été utilisés pour quantifier l'influence des conditions de fonctionnement de la machines sur les indicateurs temporels et fréquentiels via des mesures vibratoires et acoustiques utilisé pour la détection des défauts de machines tournantes. Toutes les préparations des tests et l'analyse statistiques des résultats sont faites par les logiciels : Statgraphics, Minitab et Matlab. Le plan factoriel complet a été utilisé pour la préparation des essais. Il est primordial d'en justifier ce choix.

Les plans factoriels complets, ils sont des plans dits sans risque et ils permettent de déterminer tous les effets et toutes les interactions sans ambiguïtés. Le nombre d'essais nécessaire est au moins égal au nombre total de coefficients à déterminer.

Les essais sont réalisés de telle sorte que les coefficients sont estimés avec une variance minimale. Leur simplicité d'exploitation assure un bon "rendement" par rapport aux résultats obtenus.

Néanmoins ils présentent une limite essentielle : le nombre d'essais augmente très rapidement avec le nombre de facteurs. On atteint par exemple 128 expériences pour 7 facteurs à deux niveaux (2^7), ce qui devient donc très vite difficile à réaliser dans la pratique.

II.5.2. Présentation du banc d'essais

Le banc d'essais sur lequel nous avons mené les tests a la particularité d'avoir été conçu et réalisé à l'ÉTS, ce qui signifie que c'est le seul banc d'essais à avoir de telles caractéristiques.

Il s'agit donc d'un arbre mis en rotation par un moteur électrique (Fig. II.6) de vitesse nominale 1750 tr/min et commandé par un variateur de vitesse à commande vectorielle. L'arbre est guidé en rotation par deux roulements. A l'extrémité de cet arbre, on trouve un disque de masse 4,7 kg qui fait office de volant moteur et qui peut être chargé avec des

masses excentrées (ce qui permet d'obtenir une charge tournante et donc une force centrifuge). Afin de réaliser les mesures, deux accéléromètres ont été utilisés, un placé sur chaque palier de roulement, pour mesurer les vibrations. L'utilisation d'un tachymètre a aussi été nécessaire dans le but de vérifier que la vitesse réelle de l'arbre correspond avec celle affichée par le variateur. Afin de réaliser des mesures par émission acoustique, un capteur d'émission acoustique a été également placé. Durant les tests nous avons utilisé un équipement pour mesurer la température à distance afin de contrôler rapidement l'état du moteur électrique.

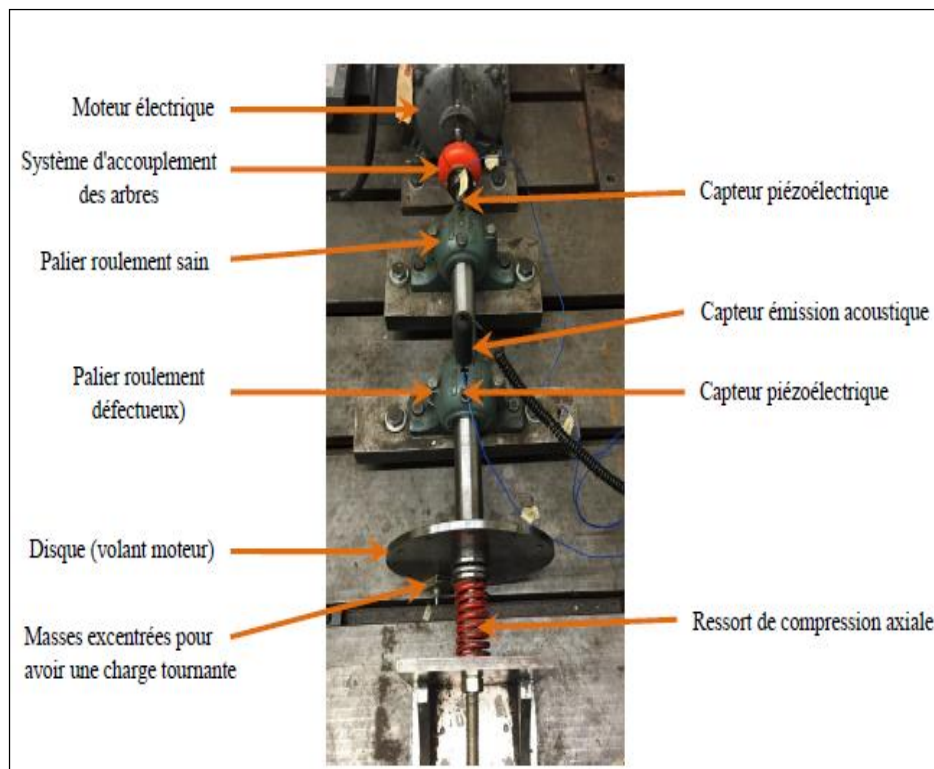


Fig. II. 6 : Photo du banc d'essai utilisé

II.5.2.1 Roulements défectueux disponibles

Pour réaliser les essais, nous avons à notre disposition 6 roulements dont la dénomination exacte était : Roulements à rotule sur billes, alésage cylindrique et conique de marque SKF*¹ et de modèle 1210 EKTN9 (**Fig. II. 7**). Ces derniers comportent deux rangées de billes et permettent un accès aisé aux bagues grâce à leur rotulage. Cette propriété (rotulage) nous permet facilement d'observer les défauts et de mesurer leurs tailles par

microscope. Ils possèdent un diamètre intérieur de 50 mm, un diamètre extérieur de 90 mm et une largeur de 20 mm, le tout pour une charge dynamique de base de 26 500 N (annexe 6).

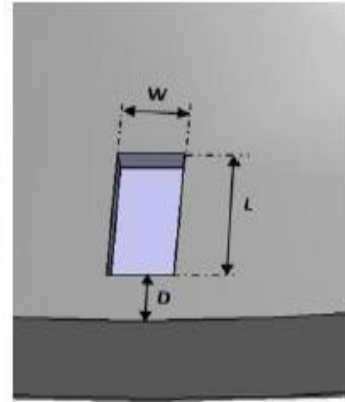


Fig. II. 7 : Roulement SKF utilisé Fig. II. 8 : Modélisation de la bague extérieure avec défaut

Ce type de roulement est conçu pour tolérer un désalignement angulaire maximal de 2,5 degrés entre l'axe de l'arbre et l'axe du pallier. Cette caractéristique nous permet d'observer l'usure sur les différents éléments constituant le roulement. Chaque roulement dit défectueux comportait une rainure sur la bague extérieure, comme montré dans la figure II.8 ci-dessous.

Nous avons donc à notre disposition:

- 2 roulements sains,
- 5 roulements défectueux (**Tab. II. 4**).
-

Tab. II. 4: Taille du défaut de bague externe créée par électroérosion du banc d'essai de l'ÉTS

Localisation du défaut	Taille du défaut en μm	Appellation
Bague externe BPFO	0	Sain-0
//	50	Défectueux-50
//	100	Défectueux-100
//	150	Défectueux-150
//	200	Défectueux-200

La largeur des rainures de chaque roulement a été vérifiée par des mesures microscopiques (**Fig. II. 9**). Ces mesures nous ont permis de vérifier les largeurs de défauts, ils se sont révélées imprécises mais suffisantes pour repérer chaque roulement.

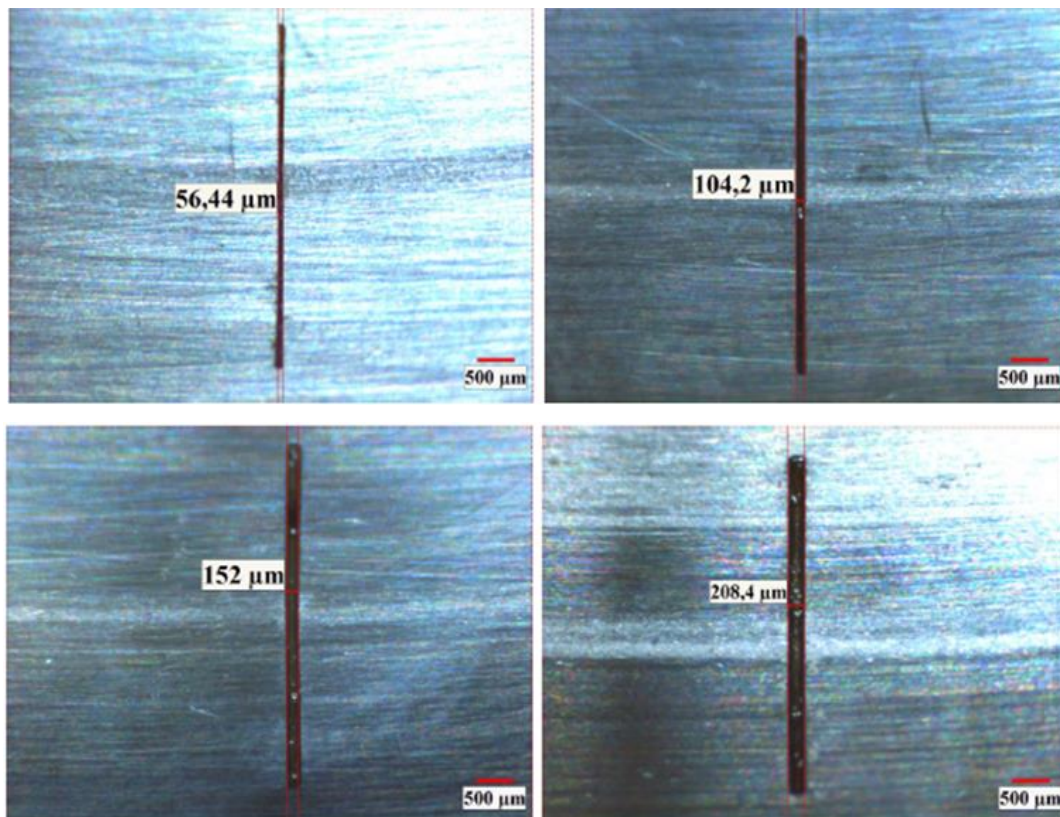


Fig. II. 9. Photos des mesures microscopiques des différents défauts

II.5.2.2 Chaîne d'acquisition

La chaîne d'acquisition utilisée lors des essais représentée sur la **Fig. II. 10**, est composée de :

- De deux capteurs piézoélectriques pour la mesure des vibrations;
- Du capteur d'émission acoustique Ultraprobe 10 000 (de UE Sytems);
- D'un convertisseur Analogique/Numérique de (*annexe 5*);
- D'un système d'acquisition : le Betavib.

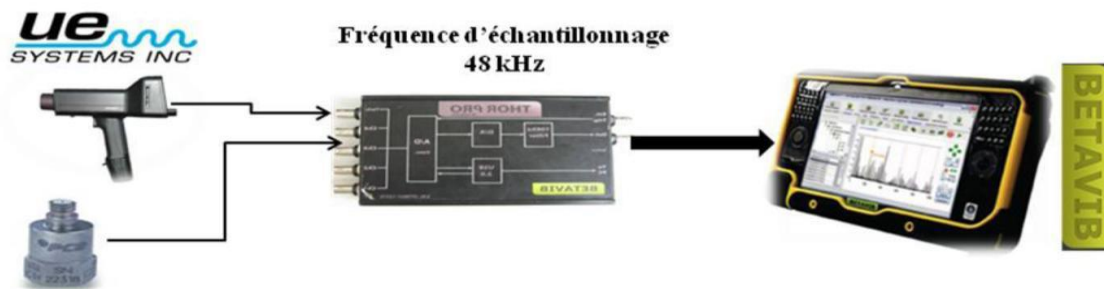


Fig. II. 10 : Chaîne d'acquisition utilisée

II.5.3. Plans d'expériences réalisés

Au cours de cette thèse nous avons exécuté trois plans d'expériences différents, dans la suite, nous allons détailler les limitations et les capacités de chacun. Nous avons considéré que le 3^{ème} plan d'expérience est le plus pertinent, car il nous permet de quantifier l'effet de tous les facteurs qui influent le comportement vibratoire des roulements (vitesse de rotation, charge radiale et taille du défaut).

II.5.3.1 Premier plan d'expériences

L'un des enjeux majeur de ce travail était d'observer divers indicateurs lorsque l'on fait varier les 3 paramètres de fonctionnement du banc d'essais suivants :

- Taille du défaut sur la bague extérieure à un stade précoce;
- Vitesse de rotation;
- Charge tournante.

Ces 3 paramètres sont caractéristiques des différentes conditions de fonctionnement d'un roulement. A cela s'ajoutait un paramètre propre au capteur utilisé : la fréquence centrale et le gain du capteur d'émission acoustique. En effet, cette technique de suivi étant récente, j'ai voulu utiliser le capteur avec différents réglages afin de déterminer le meilleur compromis entre sa fréquence centrale et son gain.

J'ai donc mis en place un plan d'expériences qui nous a permis d'étudier l'influence de ces divers paramètres. Il s'agissait donc d'un plan d'expériences qui comportait : trois facteurs

à 3 modalités et un facteur à 5 modalités comme montré dans le **Tab. II. 5.**, Il est bon de résumer ces niveaux dans un tableau.

Tab. II. 5: Tableau récapitulatif du premier plan d'expérience

Vitesse de rotation (tr/min)	Nombre de masse excentré (g)	Taille du défaut (μm)	Fréquence/Gain Émission acoustique
300 tr/min	1	Sain-0 μm	20/40
		50 μm	24/45
600 tr/min	2	100 μm	30/50
		150 μm	
900 tr/min	3	200 μm	
		250 μm	

Nous avons décidé d'utiliser un plan d'expériences complet, c'est-à-dire comportant toutes les combinaisons. Cela signifiait qu'il fallait mener $3 \times 3 \times 3 \times 5 = 75$ essais. De plus, chaque essai étant doublé (afin d'avoir réplification des tests) nous avons donc réalisé 270 essais.

Remarque sur le choix des modalités ou des niveaux

a) Taille du défaut

Au niveau du laboratoire, on possède de nombreux roulements avec des tailles de défauts diverses et variées mais l'un des enjeux de mon travail était de travailler sur de petits défauts. Nous avons donc opté pour les 5 plus petits défauts allant de 50 μm à 250 μm .

b) Vitesse de rotation

La vitesse de rotation peut être réglée via le variateur du moteur. Toutefois, les premières résonances du banc d'essais apparaissent vers 1000 tr/min. J'ai donc choisi 3 vitesses de rotation de manière linéaire, en prenant soin de rester en dessous des fréquences de résonance.

c) Nombre de masses excentrées

Il s'agit là du nombre de charges tournantes placées sur le volant moteur. En effet, le chargement non tournant est constant mais j'ai voulu voir si le fait de rajouter des charges tournantes avait un effet ou non sur le comportement du roulement et du défaut. Je disposais de masses pesant environ 73,7 grammes et pour mon plan d'expériences, j'en ai placé successivement 1 puis 2 et enfin 3 pour observer leur effet.

d) Fréquence centrale/ Gain de l'émission acoustique

Afin d'apprécier au mieux l'intérêt éventuel de l'émission acoustique, j'ai utilisé la fréquence centrale comme facteur du plan d'expériences selon 3 modalités qui ont déjà été testées par d'autres études, d'où les 3 couples utilisés (**Tab. II. 6**).

Tab. II. 6: Tableau récapitulatif du 1er plan d'expérience

Numéro d'essai	Vitesse de rotation (tr/min)	Nombre de masses excentrées (g)	Fréquence/Gain	Taille de défaut (µm)
1	300	1	20/40 24/45 30/50	50
2	600	3		
3	900	2		
4	300	3		100
5	900	1		150
6	600	1		200
7	600	2		250
8	300	2		
9	900	3		

II.5.3.2 Limitation du 1er plan d'expérience

Pour expliquer le déficit de ce plan d'expérience, il est nécessaire d'évoquer les conditions d'application de l'analyse de variance ANOVA qui sont les suivantes :

- les populations étudiées suivent une distribution normale;

- les variances des populations sont toutes égales (HOMOSCEDASTICITE);
- les échantillons sont prélevés aléatoirement et indépendamment dans les populations.

Finalement, nous nous sommes aperçu que ce plan d'expériences n'était pas très judicieux, car la vitesse de rotation et la charge ne sont pas indépendantes. Avec ce plan d'expérience, on remarque que l'une des conditions d'application d'ANOVA a été violée (Indépendance des facteurs). À partir du **Tab. II. 7**, on remarque la variation de la force centrifuge en fonction de la vitesse de rotation. Pour cette raison nous avons proposé une méthodologie expérimentale pour dissocier l'effet de la vitesse et l'effet de la charge.

Tab. II. 7 : Variation de la force centrifuge en fonction des masses excentrées et de la vitesse

Force ₁ (masse -300rpm)	$m_1 \times R \times \omega_{300}^2$	1,154 N
Force ₁ (masse -600rpm)	$m_1 \times R \times \omega_{600}^2$	4,617 N
Force ₁ (masse -900rpm)	$m_1 \times R \times \omega_{900}^2$	10,388 N
Force ₂ (masse -300rpm)	$m_2 \times R \times \omega_{300}^2$	1,991 N
Force ₂ (masse -600rpm)	$m_2 \times R \times \omega_{600}^2$	7,963 N
Force ₂ (masse -900rpm)	$m_2 \times R \times \omega_{900}^2$	17,916 N
Force ₃ (masse -300rpm)	$m_3 \times R \times \omega_{300}^2$	2,827 N
Force ₃ (masse -600rpm)	$m_3 \times R \times \omega_{600}^2$	11,309 N
Force ₃ (masse -900rpm)	$m_3 \times R \times \omega_{900}^2$	25,444 N

Pour étudier indépendamment l'effet de la vitesse et du chargement. J'en ai donc mis un deuxième en place, qui sera décrit ci-dessous.

II.5.3.3 Deuxième plan d'expériences

Nous nous sommes aperçu que le premier plan d'expériences comportait certaines faiblesses que j'ai corrigées en mettant en place un second plan d'expériences utilisant une nouvelle méthode que je vais présenter. L'originalité de ce dernier est de proposer une solution pratique pour rendre la vitesse de rotation et la charge radiale indépendantes. Au

lieu d'utiliser trois masses, nous avons utilisé 9 masses pour ajuster l'effet de la force centrifuge.

II.5.3.3.1 Première correction : mesures sur le roulement sain

Tout d'abord, avec le premier plan d'expériences, nous comparions les signaux du roulement défectueux monté sur le premier palier avec les signaux d'un roulement sain monté sur le deuxième palier. Malheureusement, à l'observation des signaux, nous nous sommes aperçus que cette technique n'était pas judicieuse car les roulements ne fonctionnent pas dans les mêmes conditions. En effet, il est vrai que les mesures étaient effectuées simultanément sur le roulement défectueux et sur le roulement sain. On pourrait donc penser dans un premier temps que les signaux sont comparables car les conditions de fonctionnement sont les mêmes, or il n'en est rien. En réalité plusieurs paramètres rentrent en compte empêchant toute comparaison :

- Les roulements ne sont pas soumis au même chargement (effet de bras de levier),
- La proximité du moteur avec le roulement sain monté dans le palier de référence augmente ses vibrations (**Fig. II. 11**).
- La proximité de l'accouplement avec le roulement sain augmente ses vibrations.

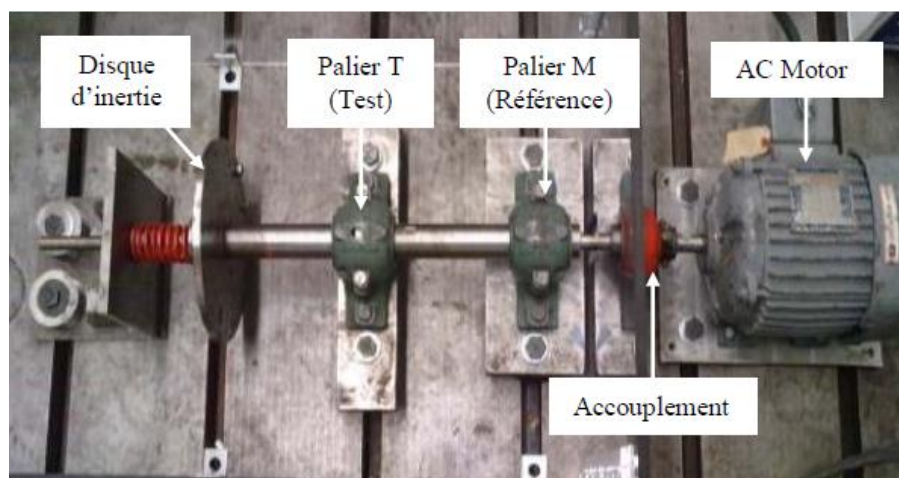


Fig. II. 11. Photo du banc d'essai [121]

Pour rectifier cela, dans le second plan d'expériences, nous avons donc décidé de prendre également des mesures sur un roulement sain dans le palier initialement réservé aux

roulements défectueux. Ainsi les mesures sont prises exactement dans les mêmes conditions et la comparaison devient possible.

II.5.3.3.2 Deuxième correction : le facteur chargement

D'autre part, un problème subsistait avec le facteur "nombre de masses excentrées". En effet, le premier plan d'expériences comportait les facteurs "vitesse de rotation" et "nombre de masses excentrées" avec 3 modalités chacun. Cette méthode n'était pas judicieuse parce que ces deux facteurs sont liés via la force centrifuge (violation de l'une des conditions d'ANOVA) qui se calcule de la manière suivante :

$$f = m \times R \times \omega^2$$

Où m , est la masse excentrée, R le rayon d'excentricité et ω la vitesse de rotation. De fait, avec la première méthode utilisée, on ne peut pas identifier l'effet de la charge parce lorsque la vitesse est modifiée, la force exercée est également modifiée ; de la même manière que lorsque le nombre de masses est modifié, la force est modifiée.

En clair, vitesse de rotation et chargement étaient liés dans le premier plan d'expériences via la force centrifuge qui agissait comme un facteur à neuf modalités :

Il faut noter que c'est bien la force exercée au niveau du défaut qui a un effet et non pas le nombre de masses.

Pour corriger cela et se concentrer sur le facteur "force centrifuge", nous avons pensé à utiliser une nouvelle méthode qui est à l'origine de ce deuxième plan d'expériences. Celui-ci comportera donc les facteurs suivants :

- Taille du défaut sur la bague extérieure
- Vitesse de rotation
- Force centrifuge exercée

Le problème qui se posait pour mettre en œuvre ce plan d'expériences est que lorsque la vitesse varie, la force varie également.

Notre objectif était de maintenir 3 niveaux de force pour chaque vitesse de rotation. Donc pour maintenir seulement 3 niveaux de force dans nos tests, même en faisant varier la vitesse, nous avons dû compenser à chaque fois avec le nombre de masses.

Par exemple nous voulions les 3 forces suivantes : 50, 130 et 210 newtons, et cela pour chacune des 3 vitesses de rotation. Donc le seul moyen était de jouer sur le nombre de masses excentrées, que nous avons ajusté à chaque vitesse de sorte de conserver ces 3 forces. Le tableau récapitulatif des 15 masses différentes à appliquer pour compenser les effets de la vitesse et conserver seulement 3 niveaux de charge est donné en **Tab. II. 8**.

Voici le tableau récapitulatif des 15 masses différentes à appliquer pour compenser les effets de la vitesse et conserver seulement 3 niveaux de charge :

Tab. II. 8. Masses à appliquer pour le deuxième plan d'expériences

Vitesse de rotation (tr/min)	Vitesse de rotation (rad/sec)	Force centrifuge voulue (<i>Newton</i>)	Masse à appliquer (g)
300	31,42	50	441
		130	1145
		210	1850
400	41,89	50	248
		130	644
		210	1041
600	62,83	50	110
		130	286
		210	463
800	83,77	50	62
		130	161
		210	260
900	94,25	50	49
		130	127
		210	206

II.5.3.3.3 Synthèse du 2^{ème} plan d'expériences

Dans ce plan d'expériences comportant toutes les combinaisons possible (**Tab. II. 10**). Cela signifiait qu'il fallait mener 36 essais. De plus, chaque essai étant triplé (afin d'avoir une réplication des tests) nous avons donc réalisé 180 essais $[(3 \times 3 \times 4) \times 3 = 108]$. On résume les modalités des différents facteurs dans le **Tab. II. 9**:

Tab. II. 9 : Tableau récapitulatif du second plan d'expériences

Vitesse de rotation (tr/min)	Taille du défaut (µm)	Force centrifuge (Newton)	Fréquence/Gain du capteur EA
300	0	50	30/50
600	50	130	
	100	210	
900	150		

Les essais de ce deuxième plan d'expériences ont été réalisés avec le compromis 30/50 car c'est celui qui présentait les meilleurs résultats d'après des travaux réalisés auparavant. Les détails de cette analyse seront donnés dans la partie "Analyses et résultats obtenus" dans le chapitre qui suit.

Tab. II. 10 : Deuxième plan d'expériences

Numéro d'essai	Vitesse de rotation tr/min	Charge radiale (Newton)	Masse à appliquer (g)	Taille du défaut (µm)	Fréquence/Gain du capteur EA	Nombre de duplication de tests
1	300	50	441	0	30/50	3 fois
2	300	130	1145	50		
3	300	210	1850	100		
4	600	50	110	0	30/50	3 fois
5	600	130	286	50		
6	600	210	463	100		
7	900	50	49	0	30/50	3 fois

8	900	130	127	50		
9	900	210	206	100		
				150		

Dans le deuxième plan d'expériences nous avons fixé des masses sur le disque du banc d'essai pour avoir de la force centrifuge. Malheureusement, après avoir analysé les résultats en utilisant l'analyse de variance ANOVA, nous avons remarqué que le chargement appliqué n'a eu aucune influence sur le comportement du roulement parce que le banc d'essais n'est pas configuré pour supporter des masses suffisamment grandes. En revanche, la vitesse de rotation et la taille du défaut ont une très forte influence sur les indicateurs étudiés. Les résultats de cette analyse sont bien détaillés dans le chapitre III.

II.5.3.4 Troisième plan d'expériences

Nous rappelons que dans le premier et le deuxième plan d'expérience nous avons utilisé une charge rotative en fixant des masses excentrées sur le disque d'inertie et ainsi on a eu l'effet de la charge rotative. À partir de l'analyse statistique des résultats en utilisant l'analyse de variance ANOVA, nous avons conclu que ce type de chargement n'a pas d'influence significative sur le comportement vibratoire et acoustique des roulements. Donc, nous avons pensé d'en augmenter à des niveaux supérieurs, ce qui sera l'originalité du 3^{ème} plan d'expérience. La nouveauté de ce plan consiste à changer entièrement le type de chargement. L'installation d'un système vis écrous était nécessaire pour fournir des charges importantes. Tout abord, cette solution nous permet de mettre le roulement sous des conditions assez sévères similaires à celles de la réalité. Ensuite, le module ajouté sur le banc d'essai roulement, nous offre la possibilité d'enlever le disque, ce qui nous donne la possibilité d'augmenter la vitesse de rotation. Cette nouvelle configuration du banc d'essai roulement (**Fig. IV. 10**), nous offre la possibilité de travail avec des charges et des vitesses importantes. Enfin, nous conseillons d'éviter l'utilisation de la charge rotative, car elle engendre des vibrations assez importantes à cause de la force centrifuge. Dans ce travail de recherche, ce dernier plan d'expériences n'a pas été exploité. Nous le ferons dans un futur proche.

Tab. II. 11 : Tableau récapitulatif du 3ème plan d'expérience

Vitesse de rotation (tr/min)	Taille du défaut (µm)	Force centrifuge (Newton)	Fréquence/Gain du capteur EA
500	600	0	20/40
	1200	50	24/45
1000	1800	100	30/50
		150	
1500		200	
		250	

II.5.3.4.1 Description du banc du 3^{ème} plan d'expériences

Tab. II. 12 : 3ème plan d'expériences

Numéro d'essai	Vitesse de rotation tr/min	Charge radiale (N)	Taille du défaut (µm)	Fréquence/Gain du capteur EA	Nombre de duplication de tests
1	600C	3000	0	20/40	3 fois
2	1200	4800	50	24/45	
3	500	6000	100	30/50	
4	1000	3000	150		3 fois
5	1000	4800	200		
6	1000	6000	250		
7	1500	3000			3 fois
8	1500	4800			
9	1500	6000			

Conclusion du chapitre

Ce chapitre a traité de l'application de la méthode des plans d'expériences pour surfaces de réponses et analyse de variance ANOVA. Ce type d'étude vise à estimer l'effet des facteurs, et au besoin, comme c'est le cas ici, des interactions d'ordre 2, sur la réponse observée afin d'identifier parmi eux les éléments statistiquement influents. La planification des expériences par la méthode des plans d'expériences a été présentée.

L'intérêt d'un plan factoriel complet (ou fractionnaire) réside dans le fait qu'ils sont faciles à construire. Ils sont cependant moins économiques en nombre d'essais par rapports à d'autres types de plans, mais ce nombre reste raisonnable lorsque le nombre de facteurs étudiés reste faible (entre 2 et 4 facteurs), dans notre cas, on a trois 3 facteur avec trois niveaux pour cette raison nous avons adapté ce type de plan pour étudier l'influence de ces facteurs sur la réponse.

C Analyse des défauts de roulements par plans d'expériences

hapitre **III**

Chapitre III: Analyse des défauts de roulements par plans d'expériences

Résumé

Ce chapitre présente une procédure statistique de surveillance de dégradation de roulements à un stade précoce. L'analyse de variance ANOVA couplé avec le Test de Tukey a été utilisé pour distinguer l'indicateur le plus fiable à détecter l'évolution de la taille de défaut à un stade précoce allant de 50 μm à 150 μm en présence de la vitesse rotation et la charge radiale à des niveaux variables.. Dans cette étude, l'analyse de variance a été utilisée pour comparer la moyenne entre deux ou plusieurs moyennes. Cependant, ANOVA ne permet pas d'indiquer les moyennes qui sont significativement différentes. Le test de Tukey est introduit pour donner plus d'informations sur les moyennes significativement différentes. Par conséquent, l'utilisation d'anova et le test de Tukey tout ensemble offre un outil efficace pour juger l'efficacité des indicateurs à détecter l'évolution d'un défaut à un stade précoce. Les essais sont réalisés sur un roulements défectueux sur la bague extreme. Ce travail aborde des lacunes des indicateurs temporel et fréquentiel pour la détection des défaut de roulements.

III.1 Introduction

Lorsqu'un défaut de roulement apparaît sur un élément de roulements (bague interne, bague externe, élément roulants ou cage) il est nécessaire de suivre son évolution pour préparer la maintenance préventive conditionnelle, anticiper les pannes et éviter l'arrêt de production. Les statistiques des services de maintenance dans l'industrie de la pétrochimie, montrent que 52 % [122], des défaillances de machines tournantes viennent de défauts de roulements. Parfois, la durée de vie de roulements donnée par les constructeurs est incorrecte est trompeuse. En effet, il est estimé que seulement 30 % [122] de roulements se détériorent à cause de la fatigue naturelle.

Des défauts dans les roulements peuvent survenir pendant l'utilisation de la machine ou pendant le processus de fabrication de cette pièce. Par conséquent, la détection de ces défauts est importante pour la surveillance de l'état ainsi que pour l'inspection de qualité des roulements. Différentes méthodes sont utilisées pour la détection et diagnostic des défauts de roulements; ils peuvent être classés dans la catégorie des mesures vibratoires et acoustiques, des mesures de température et de l'analyse des débris d'usure. Parmi ceux-ci, les mesures de vibrations sont les plus largement utilisées pour la surveillance de roulements.

Deux techniques principales ont été utilisées par les chercheurs pour la création de défaut dans le but d'étudier leurs réponses vibratoires. La première technique consiste à mettre le roulement sous certaines conditions de fonctionnement jusqu'à la dégradation de roulements et surveiller leurs comportements vibratoires [123], [124], [125], [126]. Généralement, la fatigue est accélérée par surcharge, survitesse ou manque de lubrifiant de roulements. La deuxième technique consiste à abimer le roulement artificiellement par des techniques telles que : attaque chimique (acide), le grattage, indentation mécanique et érosion par étincelle. Puis mesurer leurs réponses vibratoires et la comparer avec le roulement sain [127], [128]. Des chercheurs ont fait varier la taille du défaut, puis l'ont quantifié [129] [130] [131] [132]. L'inconvénient de la technique de fatigue de roulement est long mais elle donne des résultats similaires à la réalité. La technique de simulation d'un défaut est rapide mais préparation de roulements nécessite des techniques spéciales et parfois chères (dans notre cas, 5 défauts allant de 50 micron à 250 micron ont coûté 1600 \$CAN). Elle offre la possibilité de contrôler la taille du défaut.

Plusieurs méthodes sont utilisées pour la surveillance des roulements, certaines sont faciles à appliquer tandis que d'autres sont basées sur le traitement du signal [133]. Les chocs sont généralement dû de la

collision de l'élément roulant avec la surface écaillée et peuvent être analysés soit dans le domaine temporel [134] (amplitude RMS et max-peak du niveau de vibration, facteur de crête et Kurtosis), méthode de détection des ondes de choc [135], paramètres statistiques appliqués aux le signal temporel, Cepstrum [136], etc.); ou dans le domaine fréquentiel (analyse spectrale autour des fréquences des défauts de roulements).

La méthode des plans d'expériences (DOE) a été largement utilisée dans le domaine de la tribologie. L'effet des paramètres de coupe sur la rugosité de surface et l'usure des flancs a été analysé à l'aide de cette méthode [137]. D'autres travaux ont exploité la même méthode pour étudier le comportement tribologique des composites en présence de l'effet de la charge de freinage solide, de la vitesse de glissement et des lubrifiants. La méthode des plans d'expérience a été exploitée pour étudier l'influence des vibrations des outils de coupe sur la rugosité de surface [138].

Le présent travail utilise la méthode de l'analyse de variance avec la comparaison multiple de Tukey pour sélectionner le bon indicateur statistique pour la surveillance de roulements à un stade précoce. Cette méthode proposée est utilisée pour étudier l'efficacité des indicateurs temporel et fréquentiel à suivre l'évolution de la taille de défaut allant de 50 μm à 150 μm . les descripteurs tels que RMS, Crest Factor, Peak, Skewness, Kurtosis and BPFO du signal ont été utilisés comme réponses dépendant aux facteurs indépendants considérés dans études qui sont la vitesse de rotation, la charge radiale et la taille du défaut. Les résultats obtenus montrent qu'il y a des lacunes des indicateurs statistiques pour le suivi de l'évolution de la taille de défaut dans l'intervalle pris dans cette étude. Pour résoudre ce problème nous avons proposé une méthode basée sur le traitement sophistiqué du signal. Cette méthode est bien détaillée dans le chapitre IV.

III.2 Étude théorique de la méthode proposée

III.2.1 Analyse de variance ANOVA

Dans un premier temps, nous avons réalisé des tests expérimentaux selon un plan d'expériences complet. Puis, tous les indicateurs temporels et fréquentiels considérés dans cette étude ont été calculés. Finalement, une analyse de variance ANOVA couplé avec la comparaison multiple par le test de Tukey est réalisée. Dans la suite de ce chapitre, l'application de cette procédure est expliquée.

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k$$

$$H_1: \text{not all } \mu_i \text{ are the same}$$

III.1

H_1 : L'hypothèse alternative est qu'au moins une de ces moyennes diffère des autres.

Où : H_0 et H_1 sont l'hypothèse nulle et alternative, respectivement. Le niveau de signification dans cette étude est $\alpha=0.05$. Pour un plan d'expérience complet multifactorielle complètement randomisé comportant k groupes et l essais dans chaque groupe. Le nombre total de mesures est:

$$M_{ij} = \mu_i + \varepsilon_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, k \text{ and } j = 1, 2, \dots, l \quad \text{III.2}$$

Pour l'analyse de variance ANOVA, la variabilité se décompose en variabilité intragroupe ou variance résiduelle (variabilité à l'intérieure des groupes) et variabilité inter-groupes, ou variance expliquée (variabilité entre groupe qui peuvent être dues au traitement).

L'erreur quadratique moyenne S_{wg} est donnée par la relation III.3.

$$S_{wg} = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^l (M_{ij} - \mu_i)^2}{N - k} \quad \text{III.3}$$

Alors que l'erreur quadratique moyenne entre les groupes S_{bg} est calculée par l'équation III.4.

$$S_{bg} = \frac{\sum_{i=1}^k l_i (\mu_i - \mu)^2}{k - 1} \quad \text{III.4}$$

Où :

$$\mu = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l M_{ij}, \text{ est la moyennes de tous les résultats mesurée. Comme la variabilité est}$$

décomposée en (intra + inter), on compare ces deux composantes qui permettent de calculer le F-ratio statistique.

$$F - ratio = \frac{S_{bg}}{S_{wg}} \quad \text{III.5}$$

Après l'obtention de F-ratio, la probabilité $p - value$ est obtenue par la comparaison avec la F-distribution $F(\alpha; k - 1, N - k)$. Si la somme de valeurs moyennes est différente, le numérateur de l'équation III.5 a tendance à être plus grand. Si $F > F(\alpha; k - 1, N - k)$, à ce moment-là H_1 peut être accepté. Cependant, il est insuffisant de de rejeter hypothèse H_0 . Si $p - value$ est inférieure ou égale à α , dans ce cas H_1 , est rejeté, sinon H_0 est accepté.

L'analyse de variance ANOVA a été utilisée aussi pour tester l'effet d'une variable indépendante. Dans notre, cette analyse permet de voir quels sont les facteurs (taille de défaut, vitesse de rotation et charge centrifuge) qui ont un effet sur les indicateurs temporels et fréquentiels.

III.2.2. Comparaison multiple de Tukey

La comparaison multiple de Tukey requiert que les tailles considérées soient égales. En effet dans notre cas, chaque échantillon contient 27 tests (les différentes combinaisons entre la taille de défaut, vitesse de rotation et charge radiale). 27 tests donnent automatiquement 27 réponses qui sont des indicateurs statistiques du signal. Le but de cette comparaison est de savoir quels sont les pairs (50 µm/100 µm, 100µm/150µm et 50µm/150µm) qui sont significativement différents afin d'évaluer les indicateurs statistiques. Pour ce faire, le test de Tukey a la capacité de réaliser la comparaison multiple entre plusieurs pairs de groupe pour déterminer les moyens des groupes qui sont différentes [139]. Ce dernier est couplé avec l'analyse de variance ANOVA. On note que le test t-test est similaire au test de Tukey mais il peut réaliser la comparaison seulement pour les moyens de deux groupes. Dans notre cas le test de Tukey est favorisé car il compare les moyennes de plusieurs pairs de groupes. Généralement, l'intervalle de confiance de Tukey est calculé par l'équation III.5.

$$\pm q(\alpha; k, N - k) \sqrt{S_{wg} / l} \quad \text{III.5}$$

Cet intervalle est utilisé pour quantifier l'efficacité d'un indicateur. La différence entre deux moyens est calculée par l'équation III.6.

$$(\mu_r - \mu_s) \pm q(\alpha; k, N - k) \sqrt{\frac{S_{wg}}{l}} \quad \text{III.6}$$

Où $q(\alpha; k, N - k)$ est le $100 \times (1 - \alpha)$ pourcentage de la distribution des rangs considérés pour comparer k valeurs de moyens. L'inconvénient de cette méthode est valide seulement pour des échantillons à taille égale. Utilisation d'ANOVA tout seul ne fournit aucune information sur les différences significatives. Pour résoudre ce problème, nous avons besoin de coupler ANOVA avec le test de Tukey. L'introduction de Tukey en utilisant l'intervalle de confiance spécifique a permis de déterminer les moyens qui sont significativement différents.

III.3. Application expérimentale de la méthode ANOVA-Tukey

III.3.1. Banc d'essai

Le banc d'essais utilisé dans cette étude a la particularité d'avoir été conçu par des chercheurs du laboratoire de l'ÉTS (École de Technologie Supérieure), ce qui signifie que ce banc possède des caractéristiques spécifiques qui répondent aux exigences des chercheurs dans le domaine de la maintenance industrielle, en particulier, la détection des défauts de machines tournantes tels que l'alignement, défaut de balourd et défauts de roulements. Il est considéré comme un bon simulateur des défauts de machines tournantes vu le nombre de recherches réalisé là-dessus.

Il s'agit donc d'un arbre mis en rotation par un moteur électrique (**Fig. III. 1**) de vitesse nominale 1750 tr/min et commandé par un variateur de vitesse à commande vectorielle. L'arbre est guidé en rotation par deux roulements : un roulement sain et un roulement défectueux. A l'extrémité de cet arbre, on trouve un disque de masse 4,7 kg qui fait office de volant moteur et qui peut être chargé avec des masses excentrées (ce qui permet d'obtenir une charge tournante et donc une force centrifuge ou l'équivalent d'un défaut de balourd).

Afin de réaliser les mesures, un accéléromètre a été utilisé, placé sur le palier de roulement défectueux, pour mesurer les vibrations. L'utilisation d'un tachymètre a aussi été nécessaire dans le but de vérifier que la vitesse réelle de l'arbre correspond avec celle affichée par le variateur. Afin de réaliser les mesures par émission acoustique, un capteur d'émission acoustique a été également placé sur le roulement défectueux. Les mesures de l'émission acoustique n'ont pas été abordées dans ce chapitre.

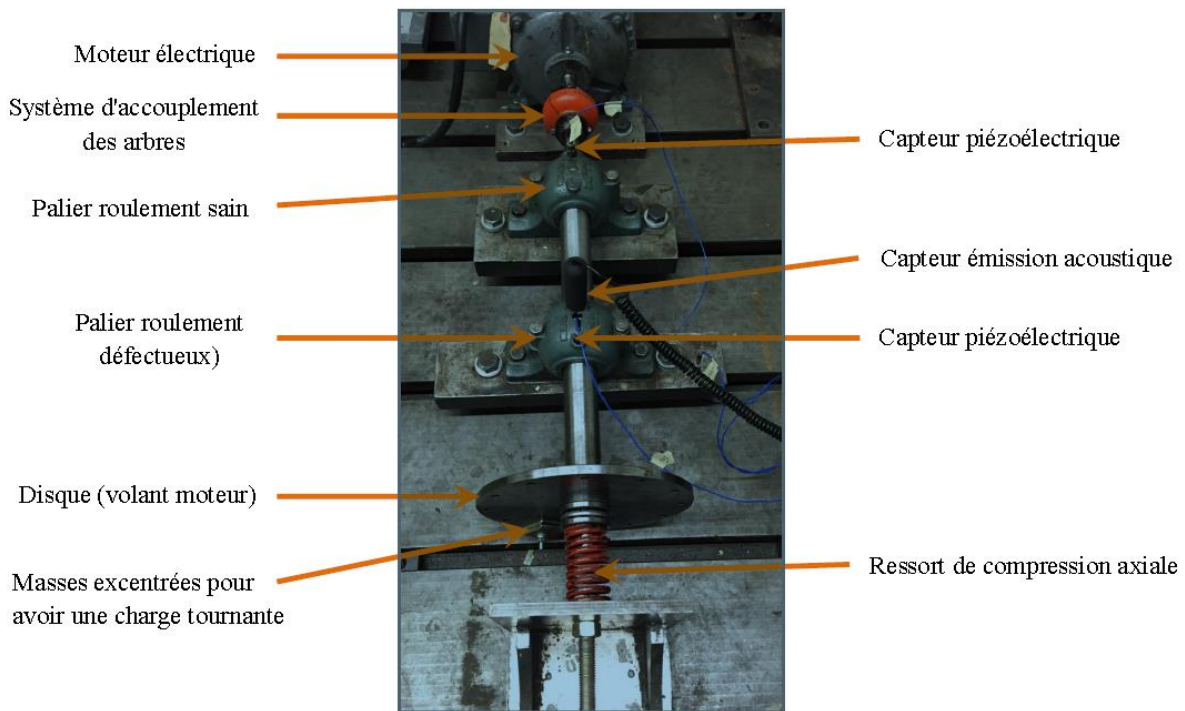


Fig. III. 1. Montage expérimentale

III.3.2 Roulements défectueux

Pour réaliser mes essais, j'avais à ma disposition 4 roulements dont la dénomination exacte était : Roulements à rotule sur billes, alésage cylindrique et conique de marque SKF et de modèle 1210 EKTN9 (Fig. III. 2). Ces derniers comportent deux rangées de billes et permettent un accès aisé aux bagues grâce à leur rotulage. Ils possèdent un diamètre intérieur de 50 mm, un diamètre extérieur de 90 mm et une largeur de 20 mm, le tout pour une charge dynamique de base de 26 500 N.

Ce type de roulement est conçu pour tolérer un désalignement angulaire maximal de 2,5 degrés entre l'axe de l'arbre et l'axe du pallier. Chaque roulement dit défectueux comportait une rainure sur la bague extérieure, comme montré en figure (Fig. III. 2(B)) ci-dessous.

Nous avons donc à notre disposition : 1 roulement sain et 3 roulements défectueux (largeurs de rainures : 50, 100 et 150 micromètres).



Fig. III. 2. Roulements SKF utilisé et (B) Modélisation de la bague extérieure avec défaut

La largeur des rainures de chaque roulement a été vérifiée par des mesures microscopiques (Fig. III. 3)

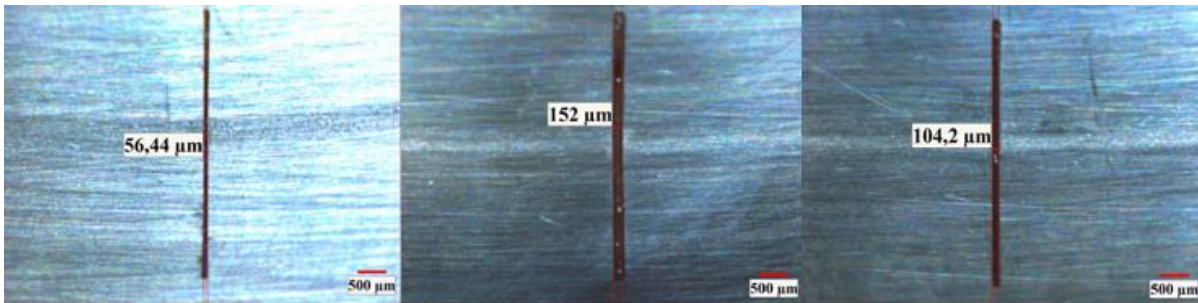


Fig. III. 3. Photos des mesures microscopiques des différents défauts

Les fréquences cinématiques caractéristiques de roulements données par le constructeur sont montrées dans le Tab. III. 1.

Tab. III. 1: Fréquences caractéristiques du roulement 1210 EKTN 9

Rotation frequency	2*BSF	BPFO	BPMF
Order 1	Order 6.55	Order 7.24	Order 9.76

III.4. Plan d'expériences complet

Dans ce travail, les facteurs considérés sont la taille de défaut (3 niveaux), la charge centrifuge (3 niveau3) et la vitesse de rotation (3 niveaux). Le **Tab. III. 2**, présente les facteurs et leurs niveaux. Un plan d'expériences complet a été sélectionné qui permet d'obtenir toutes les combinaisons possibles pour la précision des résultats. Ce qui signifie que nous avons $3 \times 3 \times 3 = 27$ tests. Pour le suivi de la taille de défaut dans des conditions de fonctionnement variables, nous avons maintenu pour chaque groupe les mêmes conditions de fonctionnement (vitesse de rotation et charge radiale rotative) et on change seulement la taille de défaut allant de 50 μm à 150 μm .

Tab. III. 2. Résumé du plan d'expériences complet

Groupes	Taille de défaut (μm)	Vitesse de rotation (rpm)			Charge centrifuge (N)		
Groupe 1	50	300	600	900	50	130	210
Groupe 2	100	300	600	900	50	130	210
Groupe 3	150	300	600	900	50	130	210

L'équation III.7 a été utilisée pour calculer l'effet de la charge centrifuge. On note que, dans le cas de la force centrifuge, la vitesse de rotation et la charge centrifuge sont dépendants ce qui viole l'une des conditions d'application d'ANOVA (indépendance de facteurs). Pour étudier l'effet de ces deux paramètres séparément, nous avons proposé d'utiliser une méthode basée sur l'utilisation de plusieurs masses pour ajuster et contrôler l'effet de la force rotationnelle.

$$f = m \times R \times \omega^2 \quad \text{III.7}$$

Où : m - est la masse excentrée, R - le rayon d'excentricité et ω^2 - la vitesse de rotation.

De ce fait, avec la méthode traditionnelle qui utilise trois masses pour obtenir 3 force, on ne peut pas identifier l'effet de la charge parce lorsque la vitesse est modifiée, la force exercée est également modifiée ; de la même manière que lorsque le nombre de masses est modifié, la force est modifiée.

En clair, vitesse de rotation et chargement étaient liés dans la méthode traditionnelle via la force centrifuge qui agissait comme un facteur à neuf modalités (Tab. III. 3) :

Tab. III. 3. Effet des 3 masses pour la méthode traditionnelle

Conditions de fonctionnement	Force appliquée	Valeurs
$f_{1\text{masse-300rpm}}$	$f = m_1 \times R \times \omega_{300}^2$	1.54 N
$f_{1\text{masse-600rpm}}$	$f = m_1 \times R \times \omega_{600}^2$	4.617 N
$f_{1\text{masse-900rpm}}$	$f = m_1 \times R \times \omega_{900}^2$	10.388 N
$f_{2\text{masse-300rpm}}$	$f = m_2 \times R \times \omega_{300}^2$	1.991 N
$f_{2\text{masse-600rpm}}$	$f = m_2 \times R \times \omega_{600}^2$	7.963 N
$f_{2\text{masse-900rpm}}$	$f = m_2 \times R \times \omega_{900}^2$	17.916 N
$f_{3\text{masse-300rpm}}$	$f = m_3 \times R \times \omega_{300}^2$	2.827 N
$f_{3\text{masse-600rpm}}$	$f = m_3 \times R \times \omega_{600}^2$	11.309 N
$f_{3\text{masse-900rpm}}$	$f = m_3 \times R \times \omega_{900}^2$	25.444 N

L'objectif primordial de cette méthode est de maintenir 3 niveaux de force pour chaque vitesse. Donc pour maintenir seulement 3 niveaux de force dans nos tests, même en faisant varier la vitesse, nous avons dû compenser à chaque fois avec le nombre de masses.

Par exemple, nous voulions les 3 forces suivantes : 50, 130 et 210 newtons, et cela pour chacune de 3 vitesses de rotations. Donc le seul moyen était de jouer sur le nombre de masses excentrées, que nous avons ajusté à chaque vitesse de sorte de conserver ces 3 forces.

Le Tab. III. 4, récapitulatif des 9 masses différentes à appliquer pour compenser les effets de la vitesse et conserver seulement 3 niveaux de charges.

Tab. III. 4. Tableau récapitulatif des masses de compensations

V	300			600			900		
m	441	1145	1850	110	286	463	49	127	206
L	50	130	210	50	130	210	50	130	210

III.5 Analyse des résultats

III.5.1 Indicateur statistiques temporels

Dans le domaine temporel, les indicateurs temporels statistiques utilisés comme des variables dépendant sont : RMS, Kurtosis, Skewness et Crest factor. Ils sont détaillés dans le **Tab. III. 5**. Utilisant des mesures vibratoires, l'efficacité de ces indicateurs est analysée pour suivre l'évolution de dégradation de roulements à un stade précoce.

Tab. III. 5. Indicateurs statistiques temporels

$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$	$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{RMS^4}$
$Crest\ factor = \frac{Peak}{RMS}$	$Skewness = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{RMS} \right)^3$

Deux autres descripteurs ont été développés, le TALAF et le THIKAT qui sont pertinents pour une meilleure évaluation de dégradation du roulement ou d'engrenage [140], [141]. Ces indicateurs sont assez influencés par la taille du défaut. En effet, un indicateur tel que le Talaf qui est influencé seulement par le défaut permet de déterminer la taille de ce défaut sans connaître d'autres paramètres.

Malheureusement, Ces indicateurs ne sont pas abordés dans cette étude car, il est difficile de les satisfaire les conditions d'application d'ANOVA.

III.5.2. Indicateurs statistiques fréquentiels

Il faut distinguer l'approche temporelle de l'approche fréquentielle. L'approche temporelle est plus adaptée à l'usage commun (ou industriel) car elle ne nécessite aucune connaissance fréquentielle. On a donc étudié seulement les indicateurs scalaires les plus utilisés dans la littérature **Tab. III. 5**. L'approche fréquentielle doit être mise en œuvre en priorité. En effet, l'analyse des courbes FFT

permet d'obtenir les fréquences caractéristiques pour localiser le défaut et donc de diagnostiquer un défaut de bague extérieure.

Pour des mesures vibratoires ou acoustiques, chaque composant de roulements, a sa propre signature et est caractérisé par une fréquence cinématique fondamentale, il est donc possible d'observer certaines bandes de fréquences et de les identifier. Les expressions de ces fréquences caractéristiques sont données par [142] (Tab. III. 6) :

Tab. III. 6. Expressions des fréquences caractéristiques

Nom de la fréquence	Abréviation
Fréquence fondamentale du train	FTF*
Fréquence de passage des billes sur la piste extérieure	BPFO*
Fréquence de passage des billes sur la piste intérieure	BPMI*
Fréquence de rotation des billes	BSF

Ces formules sont valables lorsque la piste intérieure tourne et la piste extérieure est fixe :

$$FTF = \left(1 - \frac{\phi B}{Pd} \cos(\theta)\right) \times \frac{\omega}{2} \quad \text{Fréquence de la cage}$$

$$BPFO = \frac{Nb}{2} \left(1 - \frac{\phi B}{Pd} \cos(\theta)\right) \times \omega \quad \text{Fréquence de la bague externe}$$

$$BPMI = \frac{Nb}{2} \left(1 + \frac{\phi B}{Pd} \cos(\theta)\right) \times \omega \quad \text{Fréquence de la bague interne}$$

$$BSF = \frac{Pd}{2} \left(1 - \left(\frac{\phi B}{Pd} \cos(\theta)\right)^2\right) \times \omega \quad \text{Fréquence de la bille}$$

Avec

ϕB : Diamètre des billes (en mm)

Pd : Pas diamétral (en mm)

θ : Angle de contact (en rad)

ω : Vitesse de rotation (en rad/s)

Nb : Nombre de billes

Dans le domaine fréquentiel, nous avons calculé l'amplitude du premier pic de BPFO pour évaluer la dégradation de roulement. Pour ce faire, un programme numérique sous Matlab a été utilisé. Ce

programme utilise la fréquence théorique donnée par le constructeur pour déterminer l'intervalle de fréquence théorique de défaut. Ce dernier est localisé par la recherche de l'amplitude maximale compris dans cet intervalle ($BPFO \pm f$). Un exemple d'un signal temporel brut est montré dans la Fig. III. 4.

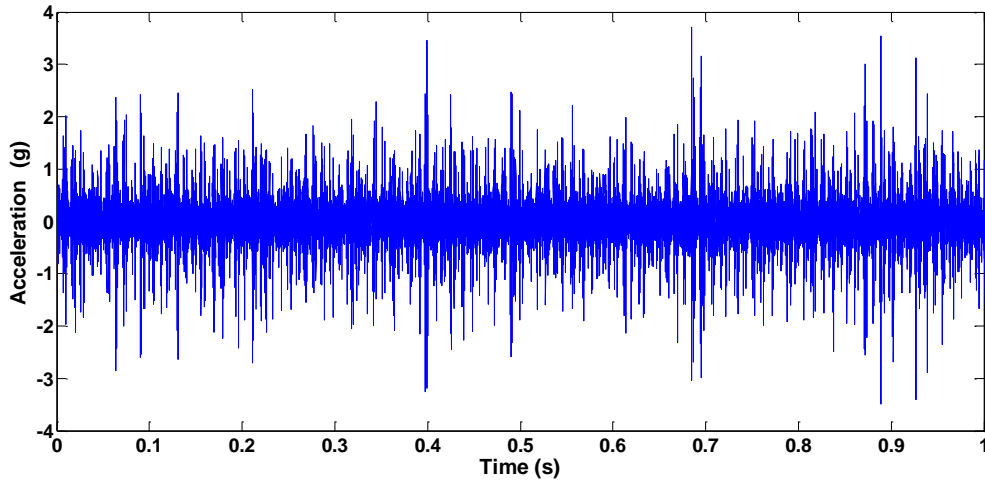


Fig. III. 4. Signal brut du roulement défectueux 50 µm

La Fig. III. 5, représente le spectre du signal tracé. On y trouve la fréquence réelle du pic et les deux limites du $BPFO \pm f$ des fréquences voisines qui sont des fréquences de modulations. Nous avons ajouté cet indicateur afin de montrer la présence du BPFO et ses harmoniques.

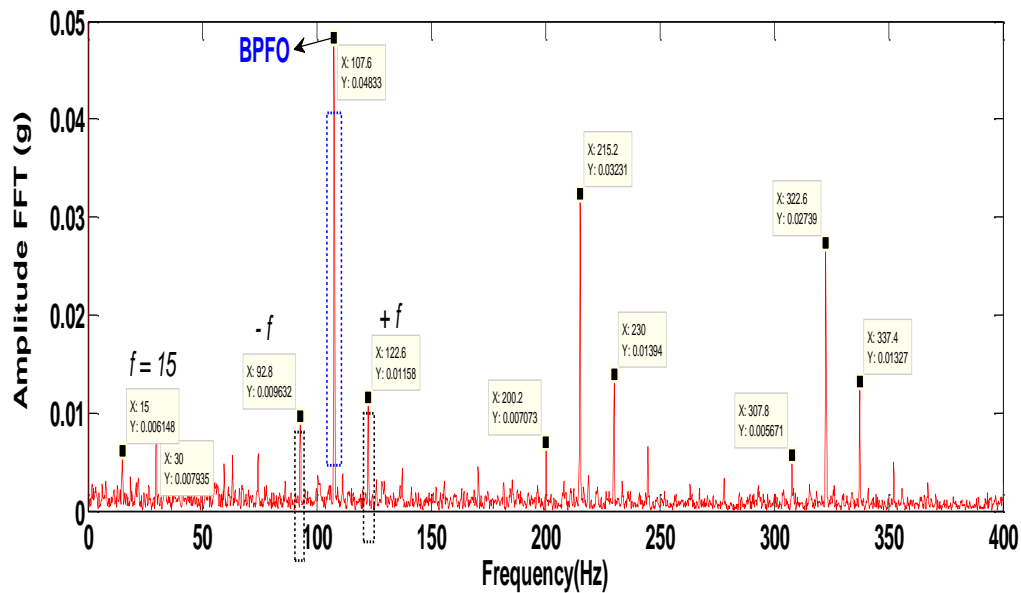


Fig. III. 5. Spectre d'enveloppe d'une mesure vibratoire

Le **Tab. III. 7**, présente le plan d'expériences complet pour trois facteurs à trois niveaux. Dans un premier temps, nous avons utilisé l'analyse de variance pour étudier l'efficacité d'un indicateur à détecter la variation de la taille de défaut à un stade précoce. Puis, dans un deuxième un temps, étudier la sensibilité des indicateurs statistique aux variations des conditions de fonctionnement afin d'estimer en pourcentage l'effet de chaque facteur indépendant sur les réponses dépendants.

Tab. III. 7. Plan d'expériences complet

Run	F, μm	V, rpm	L, N
1	50	300	50
2	50	600	50
3	50	900	50
4	50	300	130
5	50	600	130
6	50	900	130
7	50	300	210
8	50	600	210
9	50	900	210
10	100	300	50
11	100	600	50
12	100	900	50
13	100	300	130
14	100	600	130
15	100	900	130
16	100	300	210
17	100	600	210
18	100	900	210
19	150	300	50
20	150	600	50
21	150	900	50
22	150	300	130
23	150	600	130
24	150	900	130
25	150	300	210
26	150	600	210
27	150	900	210

Le **Tab. III. 8**, donne les résultats expérimentaux pour chaque indicateur en fonction de la vitesse de rotation, la taille de défaut et la charge radiale.

Tab. III. 8. Résultats expérimentaux pour chaque indicateur (F-taille de défaut, V-vitesse de rotation, L-charge centrifuge)

Run	F, μm	V, rpm	L, N	RMS	Kurtosis	Peak	Crest factor	Skewness	BPFO
1	50	300	50	0,027	16,932	0,562	16,248	2,351	0,0012
2	50	600	50	0,128	17,815	2,241	16,922	2,992	0,0122
3	50	900	50	0,273	11,099	4,139	11,803	2,317	0,0291
4	50	300	130	0,026	19,705	0,608	17,384	2,557	0,0011
5	50	600	130	0,124	14,744	2,534	16,463	2,799	0,0107
6	50	900	130	0,284	9,461	3,728	11,194	2,164	0,0305
7	50	300	210	0,026	25,058	0,745	17,847	3,241	0,0010
8	50	600	210	0,127	15,581	2,653	17,712	2,809	0,0105
9	50	900	210	0,335	11,326	4,708	13,247	2,318	0,0338
10	100	300	50	0,035	33,156	0,637	23,779	2,232	0,0025
11	100	600	50	0,114	28,673	2,005	20,384	3,425	0,0126
12	100	900	50	0,351	21,128	3,193	11,698	2,684	0,0446
13	100	300	130	0,035	30,167	0,497	19,406	2,323	0,0024
14	100	600	130	0,149	27,259	1,914	15,471	3,340	0,0164
15	100	900	130	0,333	17,391	3,340	11,762	2,792	0,0391
16	100	300	210	0,042	26,630	0,445	17,224	2,283	0,0031
17	100	600	210	0,152	25,414	2,124	16,914	3,399	0,0158
18	100	900	210	0,355	21,810	4,417	13,168	3,008	0,0350
19	150	300	50	0,054	33,156	1,132	20,971	3,966	0,0049
20	150	600	50	0,186	32,285	3,557	19,094	4,191	0,0188
21	150	900	50	0,370	23,263	6,491	17,530	3,496	0,0489
22	150	300	130	0,052	30,167	1,159	22,049	3,835	0,0044
23	150	600	130	0,175	25,253	3,150	17,983	3,853	0,0194
24	150	900	130	0,353	18,064	4,795	13,548	3,215	0,0405
25	150	300	210	0,048	26,630	0,720	14,932	3,543	0,0038
26	150	600	210	0,177	27,333	3,542	19,906	3,738	0,0191
27	150	900	210	0,396	21,810	6,006	15,182	3,541	0,0407

III.5.3. Étude de l'efficacité des indicateurs temporels et fréquentiels utilisant ANOVA à un facteur

La première étape, il fallait utiliser un test statistique pour étudier la distribution d'une population. Dans notre cas, le test de Lilliefors a été utilisé pour confirmer que la distribution de la population suit la loi normale [143]. Pour ce faire, le toolbox statistique de Matlab a été utilisé pour calculer le test de Lilliefors. Les résultats sont 1, si le test rejette l'hypothèse nulle à 5 % niveau de signification. Sinon, il prend la valeur 0.

Dans tous les cas du Fig. III. 10, le test statistique k est inférieure de la valeur critique c , alors, la valeur de $h=0$, indique que Lilliefors ne rejette pas l'hypothèse à 5% niveau de signification [144]. Pour obtenir des résultats précis de p -value, l'approximation de Monte Carlo a été utilisée [145].

La formule III.8 a été utilisée pour calculer l'Erreur standard de Monte Carlo.

$$SE = \sqrt{\frac{(\bar{p}) - (1 - \bar{p})}{mcreps}} \quad \text{III.8}$$

Où \bar{p} est la valeur de p -value du test d'hypothèse, et $mcreps$ est le nombre de réplication réalisé de Monte Carlo.

Tab. III. 9. Test de Lilliefors (h : résultats du test d'hypothèses, p : p-value, k : test statistique, c : valeur critique)

Indicateurs temporels	50				100				150			
	h	p	k	c	h	p	k	c	h	p	k	c
RMS	0,00	0,14	0,24	0,27	0,00	0,18	0,23	0,27	0,00	0,30	0,21	0,27
Kurtosis	0,00	0,80	0,15	0,27	0,00	0,88	0,14	0,27	0,00	0,99	0,11	0,27
Peak	0,00	0,41	0,19	0,27	0,00	0,50	0,18	0,27	0,00	0,46	0,19	0,27
Crest factor	0,00	0,03	0,27	0,27	0,00	0,91	0,14	0,27	0,00	0,73	0,16	0,27
Skewness	0,00	0,29	0,21	0,27	0,00	0,50	0,18	0,27	0,00	0,73	0,16	0,27
BPFO	0,00	0,17	0,23	0,27	0,00	0,18	0,23	0,27	0,00	0,17	0,23	0,27

En outre, les résultats de test de Levene (Tab. III. 10) montre que les groupes avec des variances égales peuvent être acceptés [146]. Ainsi, ANOVA peut être appliquée sur les données expérimentales du Tab. III. 11. Le test de Levene, permet de calculer P-value. Une valeur de P-

value inférieure de 0.05 conduit au rejet de l'hypothèse des sigmas identique à 5% niveau de signification. Dans ce cas, les déviations standard ne sont pas significativement différentes. On remarque que les valeurs de P-value sont supérieures de 0.05 (Tab. III. 10).

Tab. III. 10. Résultats du test de Levene

Réponses	50. μm		100. μm		150. μm		p-value
	Mean	Std Dev	Mean	Std Dev	Mean	Std Dev	
RMS	0,150	0,120	0,174	0,137	0,201	0,141	0,897
Kurtosis	15,747	4,870	25,736	4,910	26,440	4,964	0,999
Skewness	2,616	0,364	2,832	0,488	3,709	0,292	0,364
C-factor	15,424	2,615	16,645	4,103	17,911	2,902	0,413
BPFO	0,0145	0,0133	0,0190	0,0165	0,0223	0,0172	0,761

Lorsqu'on compare plusieurs groupes, généralement, l'analyse de variance ANOVA à un facteur est utilisée pour comparer plusieurs groupes. ANOVA teste l'hypothèse de l'égalité des moyens d'une population pour choisir entre l'hypothèse nulle et l'hypothèse alternative. Les résultats de l'analyse de variance pour différentes réponses sont donnés dans le Tab. III. 11.

Tab. III. 11. Résultats d'ANOVA

Indicators	Swg	Sbg	F-ratio	p-Value
RMS	0,006	0,018	0,335	0,719
Kurtosis	321,954	24,152	13,33	0,000*
Skewness	3,012	0,152	19,829	0,000*
Crest factor	13,908	10,698	1,3	0,291
Peak	4,246	2,953	1,438	0,257
BPFO	0,0001	0,0002	0,56	0,579

D'après le **Tab. III. 11**, qui présente les résultats de l'analyse de variance, le Kurtosis et le Skewness sont capable de détecter qu'il y a différence significative entre les différents groupes. Le problème qui se pose ici, on ne sait pas quels sont les paires qui sont significativement différents. Pour surmonter ce problème, il est nécessaire d'introduire le critère de Tukey. **Fig. III. 6**, présente la comparaison de l'efficacité des indicateurs temporel et fréquentiel par ANOVA et Tukey.

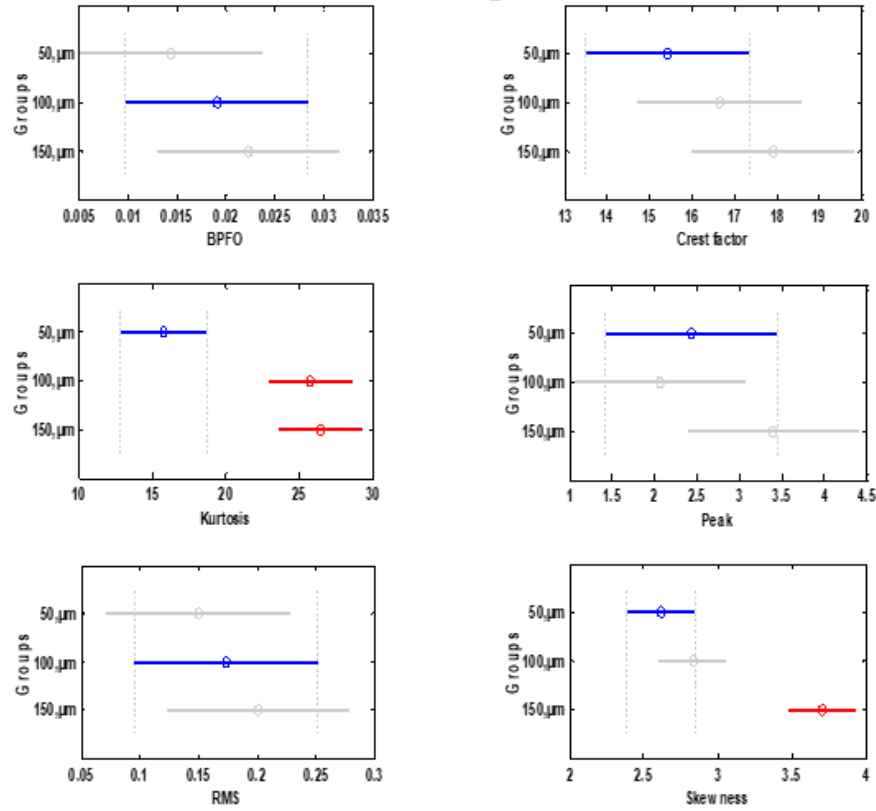


Fig. III. 6. Comparaison de l'efficacité des indicateurs temporel et fréquentiel par ANOVA et test de Tukey

La **Fig. III. 6**, montre que seulement le Kurtosis et le Skewness ont une différence significative entre deux groupes. Cependant, RMS, Crest factor, BPFO et Peak ne peuvent pas estimer la différence entre tous les groupes. Le Kurtosis est capable de distinguer la différence entre le premier cas 50 μm/100 μm, mais il ne peut pas détecter la différence entre 100 μm et 150 μm. Le Skewness peut distinguer entre 100 μm et 150 μm, mais pas entre 50 μm et 100 μm. cette étude a permis de montrer les limites des indicateurs statistiques pour une détection précoce allant de 50 μm à 150 μm.

III.5.4 Étude de la sensibilité des indicateurs statistique aux variations des conditions de fonctionnement

La procédure ANOVA (ou analyse de variance) à plusieurs facteur permet de tester l'effet de deux facteurs indépendants X_j ou plus sur une réponse Y dépendante aux facteurs considérés. Dans mon cas, cette analyse permet de voir quels sont les facteurs (taille du défaut, vitesse de rotation et force centrifuge) qui ont un effet sur les indicateurs temporels et fréquentiels étudiés. Nous nous servirons les résultats du plan d'expériences (Tab. III. 8) pour quantifier les influences des conditions de fonctionnement sur les indicateurs statistiques temporel et fréquentiel. Toutes les planifications des expériences et l'analyse statistique des résultats sont faites avec le logiciel STATGRAPHICS. Ce logiciel est un outil purement statistique spécialisé pour la planification et l'analyse des expériences. Il permet de présenter les résultats graphiquement sous forme de diverse forme. Dans cette étude nous présentons nos résultats sous forme des surfaces de réponses, tableaux et graphiques d'interactions.

III.5.4.1. Statistiques résumées des résultats expérimentaux

Le Tab. III. 12, présente des statistiques résumées pour chacune des réponses du **Tab. III. 8**. Il contient des mesures de tendance centrale, des mesures de variabilité et des mesures de forme. Les coefficients d'asymétrie standardisée et d'aplatissement standardisé sont particulièrement intéressants car ils peuvent être utilisés pour déterminer si l'échantillon provient d'une loi normale. Des valeurs de ces statistiques en dehors de la plage de -2 à +2 indiquent un écart significatif à la normalité, ce qui rend invalides beaucoup des procédures statistiques appliquées à ces données. Dans ce cas, les réponses suivantes ont une asymétrie standardisée en dehors de la plage -2 à +2: Au total j'ai donc étudié cinq indicateurs temporels et un indicateur fréquentiel. L'un des enjeux majeurs de cette étude est justement de les tester et de voir ceux qui sont les plus adaptés pour le suivi du défaut. Pour les comparer, on peut utiliser certains critères que nous avons proposés.

- 1) Tout d'abord, il faut regarder quels sont les indicateurs qui sont les plus influencés par le facteur taille du défaut (c'est à dire les plus sensibles).
- 2) Parmi les indicateurs les plus sensibles, il faut sélectionner ceux qui montrent une allure cohérente (par exemple : augmentation du Kurtosis lorsque la taille du défaut augmente mais diminution lorsque la vitesse augmente).

3) Il faut également choisir pour chaque indicateur si c'est le signal vibratoire ou l'émission acoustique qui doit être privilégiée. Malheureusement, pour l'émission acoustique, il est difficile de satisfaire les conditions d'application d'ANOVA, pour cette raison, on n'a pas pris compte l'émission acoustique. Les signaux de l'émission ont été abordés par le traitement de signal (voir chapitre VI). En effet, le signal de l'EA comprend plusieurs signatures vibratoires qui ne sont pas seulement reliées au défaut de roulement mais aussi à d'autres phénomènes, tels que la friction, la contamination de la lubrification, des phénomènes électriques, etc. Ces phénomènes induisent des chocs aléatoires qui s'additionnent à la signature du défaut de roulement. Du coup, l'utilisation des indicateurs statistiques temporels reste dans notre étude d'une efficacité relativement limitée. Les phénomènes cités précédemment qui s'additionnent au signal de l'émission acoustique sont ne contrôlables. On pense que la sensibilité de l'émission acoustique par rapport à ces phénomènes est l'origine des problèmes rencontrés avec l'analyse de variance ANOVA (satisfaction des conditions d'application d'ANOVA).

4) On regarde également l'augmentation du niveau des indicateurs lorsque le défaut augmente en veillant à ce que les intervalles de confiance soient suffisamment éloignés (Fig. III. 6)

Tous ces éléments permettent de comparer et de choisir les indicateurs à privilégier dans le cas de l'étude de l'évolution des défauts. Pour chaque indicateur, les courbes sont données en annexe 1 et nous avons présenté seulement les indicateurs qui satisfaisaient les critères imposés.

Tab. III. 12. Statistique résumée

Réponses	<i>RMS</i>	<i>Kurtosis</i>	<i>Peak</i>	<i>Crest factor</i>	<i>Skewness</i>	<i>BPFO</i>
Effectif	27,000	27,000	27,000	27,000	27,000	27,000
Moyenne	0,175	22,641	2,631	16,660	3,052	0,019
Ecart-type	0,129	6,860	1,747	3,308	0,610	0,015
Coef. de variation	0,739	0,303	0,664	0,199	0,200	0,833
Minimum	0,026	9,461	0,445	11,194	2,164	0,001
Maximum	0,396	33,156	6,491	23,779	4,191	0,049
Etendue	0,370	23,695	6,046	12,585	2,027	0,048
Asymétrie std.	0,868	-0,549	1,015	0,206	0,214	1,130
Aplatissement std.	-1,451	-0,893	-0,597	-0,502	-1,279	-1,165

III.5.4.2. Analyse ANOVA

Une étude des corrélations permet d'étudier seulement l'effet d'un facteur sur une réponse. Contrairement à l'analyse des variances ANOVA, elle étudie l'effet de plusieurs facteurs. Le tableau ANOVA permet de décomposer la variabilité de chaque réponse en lignes séparées pour chacun des effets. Il teste alors la signification de chacun des effets en comparant la moyenne quadratique par rapport à une erreur expérimentale. Dans le cas, où la probabilité est inférieure à 0.05, indique que le facteur a un effet significatif sur la réponse. Cependant, pour les facteurs qui ont une valeur de probabilité supérieure à 0.05, leurs effets est non significatif. L'analyse ANOVA a été réalisée sur tous les réponses pour connaître les facteurs qui ont un effet significatif. Nous avons récapitulé les résultats d'ANOVA en présentant seulement les valeurs de probabilité de toutes les réponses afin de connaître le type de signification statistique (significatif ou non significatif) de chaque facteur sur les réponses. Voir l'Annexe 1 pour les tableaux ANOVA de toutes les réponses. Le **Tab. III. 13**, montre que seulement le facteur taille de défaut à une influence significative sur le Kurtosis et le Skewness. Dans la suite de ce chapitre, nous nous intéressons à la modélisation des indicateurs statistiques qui sont sensibles à la variation des facteurs, en particulier, le facteur taille de défaut, car il est cible de notre étude.

Tab. III. 13. Tableau récapitulatif chiffré de l'influence de chaque facteur (Prob-probabilité, Cont-contribution en %)

Source	RMS		Kurtosis		Peak		Crest factor		Skewness		BPFO	
	Prob	Cont	Prob	Cont	Prob	Cont	Prob	Cont	Prob	Cont	Prob	Cont
A : V	0,174	54,32	0,090	9,59	0,260	27,59	0,315	18,64	0,106	6,48	0,152	45,82
B: F	0,464	15,14	0,000	63,28	0,300	23,12	0,154	38,68	0,000	76,46	0,339	19,76
C : L	0,848	1,08	0,456	1,72	0,864	0,61	0,424	11,67	0,894	0,04	0,869	0,61
AB	0,695	4,32	0,770	0,27	0,712	2,84	0,837	0,70	0,266	2,93	0,541	7,94
AC	0,486	13,78	0,349	2,76	0,463	11,36	0,530	7,14	0,950	0,00	0,565	6,92
BC	0,543	10,54	0,912	0,03	0,643	4,46	0,687	2,96	0,497	1,07	0,363	17,92
BB	0,979	0,00	0,033	15,91	0,288	24,34	0,988	0,00	0,056	9,35	0,922	0,20
BC	0,923	0,27	0,279	3,71	0,757	2,03	0,365	15,16	0,276	2,82	0,842	0,81
CC	0,901	0,54	0,350	2,73	0,680	3,65	0,596	5,05	0,548	0,84	0,946	0,00

III.5.4.3 Modélisation du Kurtosis en fonction de F, V et L

Le Kurtosis est un indicateur statistique permettant de détecter l'apparition des chocs et de suivre l'évolution des défauts induisant des forces impulsionnelles périodiques. Il permet la détection précoce d'un défaut de roulement. Dans le cas d'un roulement sain, le Kurtosis est égale à 3 ± 0.2 . L'apparition d'un défaut de type écaillage, change sa valeur et devient supérieure à 3 [147].

a) Analyse de variance

Les résultats de l'analyse de variance (ANOVA) pour le Kurtosis sont exposés dans le Tableau III.14. L'analyse est effectuée pour un niveau de signification $\alpha = 0,05$ (c.-à-d. pour un niveau de confiance de 95%).

L'analyse du Kurtosis par ANOVA (Tab. III. 14) permet de classer les effets des conditions de fonctionnement et leurs interactions par ordre d'influence. La taille de défaut vient en premier position avec une contribution de 78.02 % suivi de la vitesse de rotation par 11.84% et l'interaction BC avec une contribution de 4.57%. Le Kurtosis est plus influencé par la taille du défaut (c'est-à-dire, il est sensible).

Tab. III. 14. Analyse de variance pour Kurtosis

Source	SCE	DDL	CM	F-value	Proba.	Cont. %
A : vitesse de rotation	78,0292	1	78,0292	3,23	0,0899	9,59%
B : Taille de défaut	514,563	1	514,563	21,32	0,0002	63,28%
C : Charge radiale	14,0715	1	14,0715	0,58	0,4555	1,72%
AA	2,12534	1	2,12534	0,09	0,7702	0,27%
AB	22,4024	1	22,4024	0,93	0,3488	2,76%
AC	0,300833	1	0,30083	0,01	0,9124	0,03%
BB	129,345	1	129,345	5,36	0,0334	15,91%
BC	30,2419	1	30,2419	1,25	0,2785	3,71%
CC	22,2684	1	22,2684	0,92	0,3502	2,73%
Erreur totale	410,212	17	24,1301			
Total (corrigé)	1223,56	26				

b) Facteurs influents

Pour mieux visionner les facteurs qui ont un effet considérable sur le Kurtosis et présenter les résultats de l'analyse de variance sous forme de graphe, un graphe de Pareto est construit (Fig. III. 7). Cette figure classe les effets des facteurs et leurs interactions suivant leurs degrés d'influence décroissante. Les effets sont standardisés pour faciliter la comparaison. Pour standardiser les valeurs de cette figure, l'effet de chaque facteur par erreur est divisé sur la valeur estimée du facteur correspondant. La ligne sur la figure présente la limite des effets significatifs de ceux qui ne le sont pas. L'intervalle de confiance est 95%.

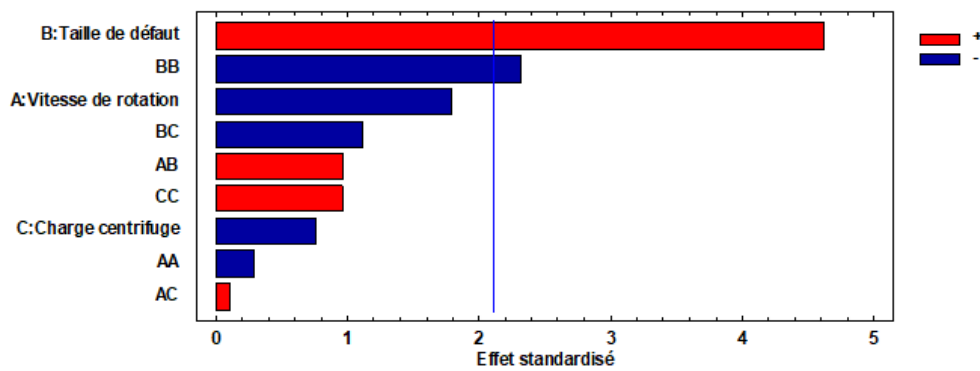


Fig. III. 7. Graphe de Pareto des effets des conditions de fonctionnement sur le Kurtosis

La Fig. III. 8, illustre les effets moyens des facteurs sur le Kurtosis. Le Kurtosis augmente avec la taille du défaut et diminue avec la vitesse de rotation. Il a tendance de diminuer avec la charge centrifuge.

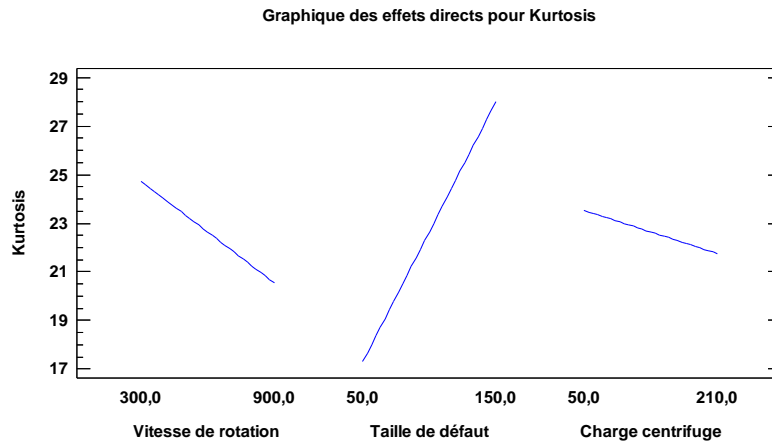


Fig. III. 8. Graphe des effets principaux de V, F et L sur le Kurtosis

c) Analyse de régression : Kurtosis en fonction de F, V et L

L'analyse de régression du Kurtosis en fonction de F, V et L, donne l'équation du modèle complet (III.9) avec un coefficient de corrélation ($R^2=66,4739 \%$)

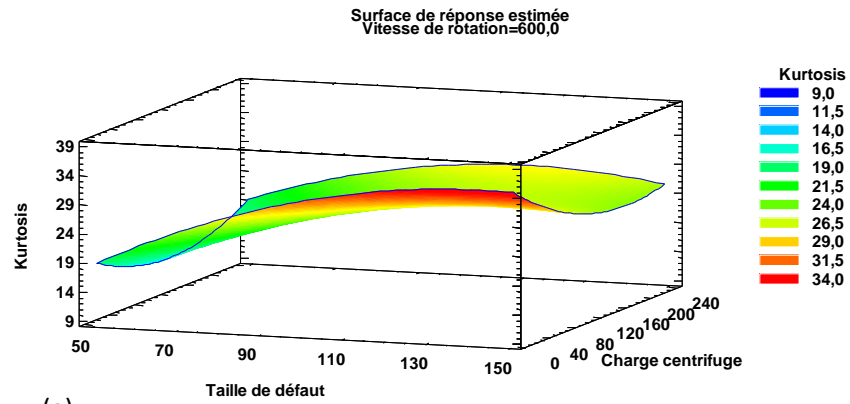
$$\begin{aligned} \text{Kurtosis} = & 4,71148 - 0,0090 \times V + 0,4753 \times F \\ & - 0,0536 \times L - 6,6130e - 06 * V^2 + 9,1089e - 05 \times V \times F \\ & + 6,5972e - 06 * V * L - 0,0019 \times F^2 - 3,9687e \\ & - 04 \times F \times L + 3,0102e - 04 \times L^2 \end{aligned} \quad (\text{III.9})$$

On prend en considération seulement les indicateurs qui ont un effet significatif, le modèle réduit du Kurtosis en fonction des conditions de fonctionnement donne l'équation (III.10)

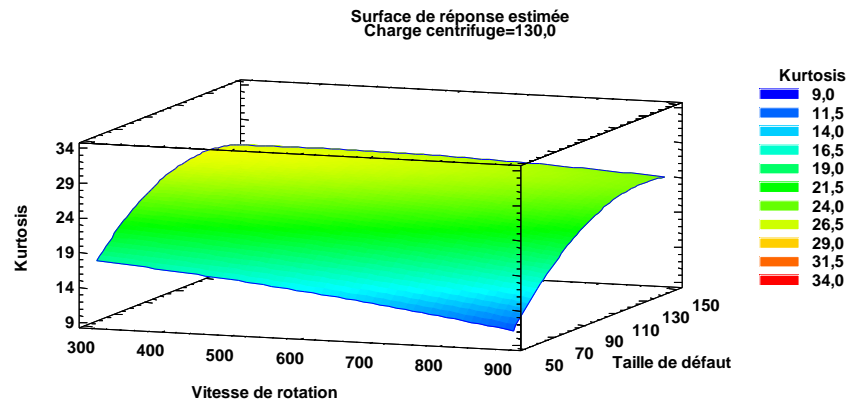
$$\text{Kurtosis} = -3,52889 + 0,478373 \times F - 0,0018572 \times F^2 \quad (\text{III.10})$$

Les graphiques d'interactions des facteurs considérés dans cette étude sont tracés dans la Fig. III. 9 (a, b et c). Ces graphes permettent d'étudier l'influence des conditions de fonctionnement sur le Kurtosis. La Fig. III. 9a) montre l'influence de la taille du défaut et la charge radiale sur le Kurtosis. Les calculs d'ANOVA montrent que l'effet de la charge radiale est non significatif. Cependant l'effet de la taille du défaut est dominant avec une contribution de 63,28%. Les Fig. III. 9a, b) illustre l'allure de variation du Kurtosis avec la taille du défaut. Le Kurtosis présente une allure ascendante et cohérente avec la taille du défaut. D'après les résultats de cette étude, le Kurtosis possède trois caractéristiques qui sont, la sensibilité à la variation de la taille de défaut, une allure cohérente avec F et la contribution de F est importante par rapport aux autres facteurs (vitesse et charge). Ces caractéristiques qualifient le Kurtosis d'être un bon outil statistique pour le suivi d'une dégradation de roulement. Le Kurtosis doit cependant être utilisé avec beaucoup de précaution, car il est très sensible aux chocs [148], ce qui oblige un emploi du Kurtosis dans un environnement peu complexe afin de ne pas commettre d'erreurs de diagnostic.

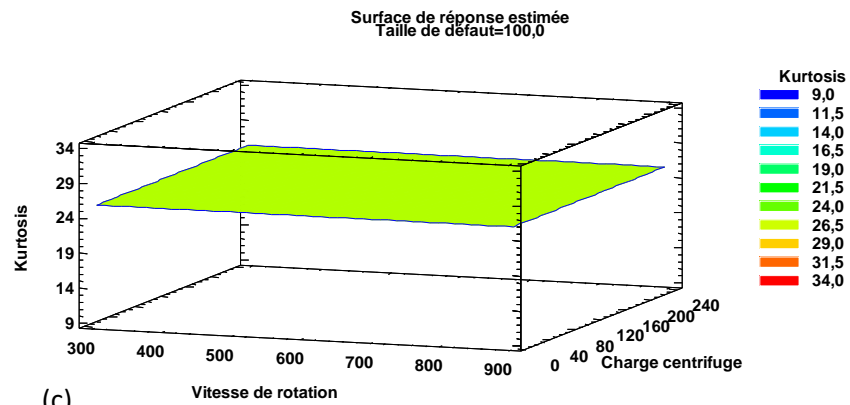
La Fig. III. 9c) illustre l'effet de l'interaction entre la vitesse de rotation et la charge radiale, leurs effet est non significatif mais l'effet de leur interaction contribue à l'augmentation du Kurtosis selon le graphe de Pareto de la Fig. III. 7



(a)



(b)



(c)

Fig. III. 9. Évolution du Kurtosis en fonction de V, F et L

III.5.4.4 Modélisation du Skewness en fonction de F, V et L

Le Skewness caractérise le degré de dissymétrie d'une distribution autour de sa moyenne.

a) Analyse de variance

Le Tab. III. 15, présente l'analyse de variance ANOVA pour l'estimateur Skewness. La taille de défaut a un impact significatif sur le Skewness avec contribution assez forte de 76,46%. Par contre la vitesse de rotation et la charge centrifuge sont non significatives. Leurs contributions successivement sont 6,48% et 0,04%. Toutes les interactions sont non significatives.

Tab. III. 15. Analyse de variance pour Skewness

Source	SCE	DDL	MC	F.value	Proba.	Cont. %
A:Vitesse de rotation	0,45474	1	0,45474	2,92	0,1059	6,48%
B:Taille de défaut	5,36827	1	5,36827	34,43	0,0000	76,46%
C:Charge centrifuge	0,00283756	1	0,00283756	0,02	0,8943	0,04%
AA	0,205967	1	0,205967	1,32	0,2663	2,93%
AB	0,000645333	1	0,000645333	0,00	0,9495	0,00%
AC	0,0752083	1	0,0752083	0,48	0,4968	1,07%
BB	0,656484	1	0,656484	4,21	0,0559	9,35%
BC	0,197377	1	0,197377	1,27	0,2762	2,82%
CC	0,0585423	1	0,0585423	0,38	0,5482	0,84%
Erreur totale	2,65081	17	0,15593			
Total (corr.)	9,67088	26				

b) Facteurs influents

Le graphe de Pareto de la Fig. III. 10 indique que la taille de défaut est le facteur le plus prépondérant avec une contribution de 76.46 %. Ce facteur est le seul qui a un effet significatif sur le Skewness. Donc, le modèle de régression qui permet de prédire le comportement vibratoire de roulement en utilisant le Skewness est construit seulement avec ce facteur. L'avantage d'un seul facteur influent permet d'obtenir des informations sur la dégradation de roulements sans connaître précisément d'autres paramètres comme la vitesse de rotation et la charge centrifuge.

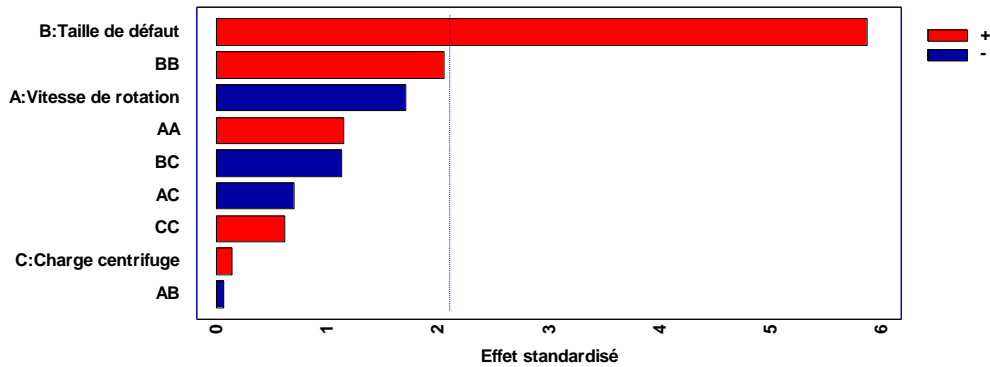


Fig. III. 10. Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le Skewness

La Fig. III. 11, présente les effets principaux des facteurs considérés qui sont la taille du défaut, la vitesse de rotation et la charge centrifuge.

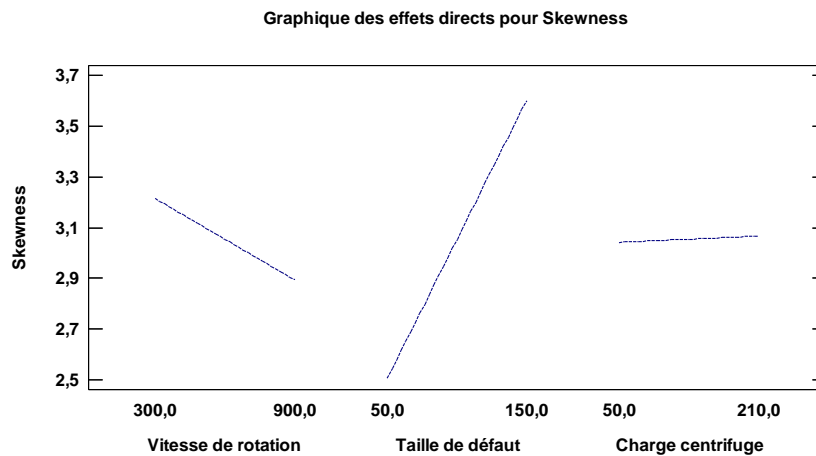


Fig. III. 11. Graphe des effets principaux de F, V et L

c) Analyse de régression : Skewness en fonction de F, V et L

L'analyse de régression du Skewness en fonction de F, V et L donne l'équation du modèle complet (III.11) avec un coefficient de corrélation de ($R^2=72,5898\%$)

$$Skewness = 3.4693 - 0.0025 \times V - 0.0111 \times F$$

$$\begin{aligned}
 &+ 0.0013 \times L + 2.0586e - 06 \times V^2 - 4.8889e \\
 &\quad - 07 \times V \times F - 3.2986e - 06 \times V \times L + 1.3231e \\
 &- 04 \times F^2 - 3.2063e - 05 \times F \times L + 1.5434e - 05 \times L^2
 \end{aligned}
 \tag{III.11}$$

Nous nous intéressons seulement aux facteurs qui ont un effet significatif, le modèle réduit du Skewness en fonction de F, V et L donne l'équation (III.12).

$$\text{Skewness} = 1.9601 + 0.0109 \times \text{Taille de défaut}
 \tag{III.12}$$

La réponse Skewness en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale a été présentée sous forme de surface de réponse (Fig. III. 12 (a, b et c)). Ce genre de graphe permet de visionner les résultats en 3 dimensions (3D) pour voir l'effet de l'interaction des facteurs. Les résultats de cette figure montrent que le Skewness tend à augmenter avec la taille du défaut (Fig. III. 12 (a, b)).

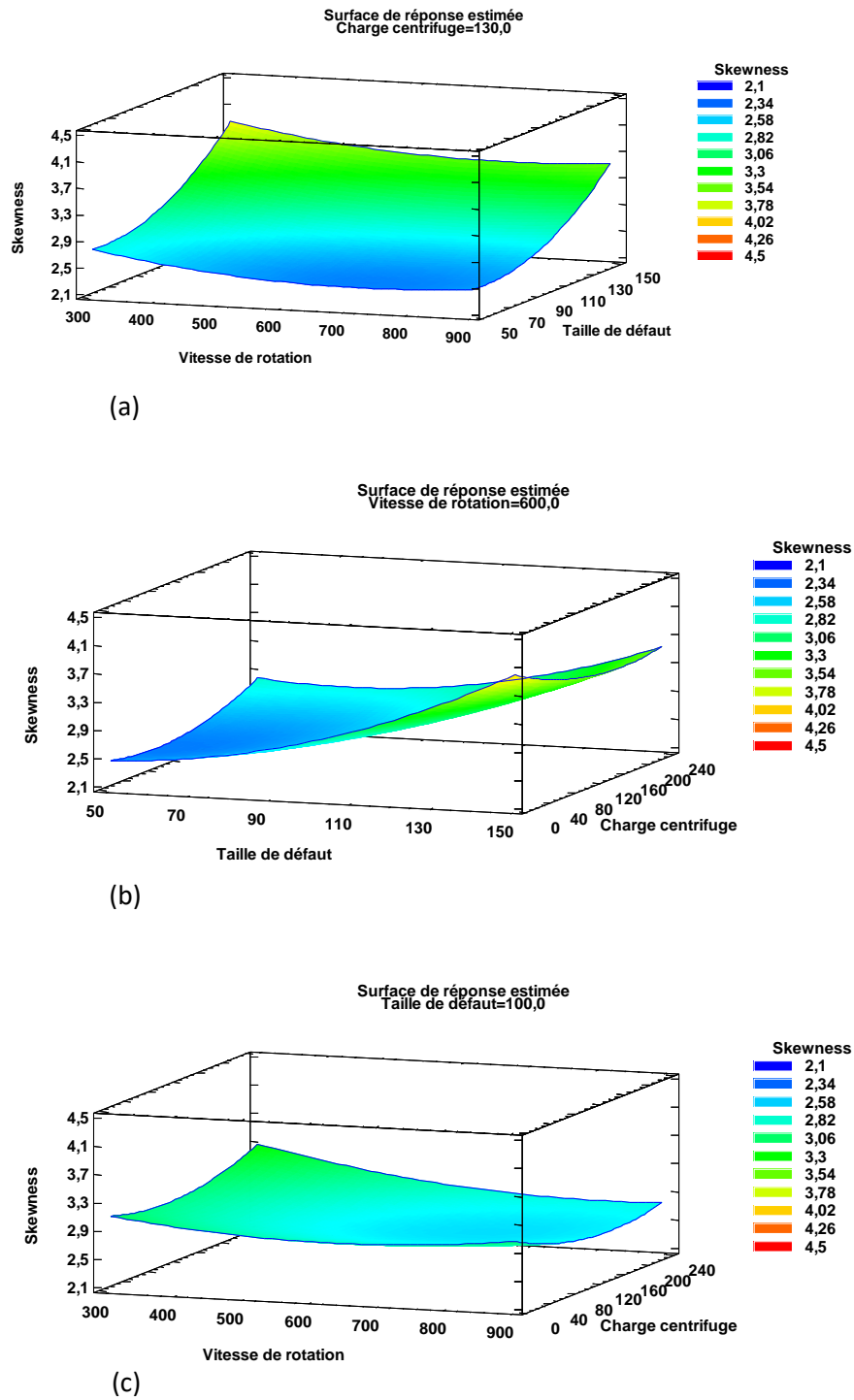


Fig. III. 12. Évolution du Skewness en fonction de F, V et L

Conclusion du chapitre

La surveillance des roulements à un stade précoce par la méthode des plans d'expériences est efficace car elle permet d'étudier les caractéristiques des indicateurs statistiques utilisés pour une surveillance précoce et de distinguer ceux qui sont sensibles à la variation de la taille de défaut.

L'hybridation entre l'analyse de variance à un facteur et la comparaison de Tukey a montré sa capacité dans la sélection des indicateurs les plus pertinents pour le suivi de l'évolution de la taille de défaut. Nous avons montré que le Skewness et le Kurtosis sont capables d'évaluer la variation de la taille de défaut de roulement à stade précoce allant de 50 à 150 μm . Les lacunes des autres indicateurs tels que RMS, Peak, Crest factor et BPFO ne peuvent pas détecter la variation du défaut dans l'intervalle des grandeurs de défaut que nous avons choisi. Dans certains cas, il est difficile voire impossible de satisfaire les conditions d'application d'ANOVA. En effet, nous avons exclu la taille de défaut 200 μm et 250 μm . L'analyse de variance à plusieurs facteurs a permis d'estimer l'effet d'un facteur en pourcentage sur la réponse ciblée.

C **Analyse des Défauts de Roulements par Traitement de Signal**

h **apitre IV**

Chapitre IV : Analyse des Défauts de Roulements par Traitement de Signal

Résumé

La décomposition modale empirique EMD décompose un signal temporel à des IMF. EMD souffre des problèmes majeurs, qui sont la sensibilité au bruit et le mélange des modes qui rendent certains IMF sans aucun sens physique. Pour surmonter le problème de mélange de mode l'ensemble EEMD peut être utilisé. Le principe de l'EEMD consiste à ajouter du bruit blanc au signal, puis faire la moyenne des IMF par IMF. Cette amélioration fournit des améliorations par rapport à l'EMD. Cependant, l'amplitude et le nombre de bruit ajouté a besoin d'être déterminé au préalable, qui rend cette méthode inefficace dans certain situation. Dans le but d'améliorer le diagnostic des défauts de roulements par traitement de signal, une nouvelle méthode qui s'appelle VMD a été proposée pour la détection des défauts de roulements à un stade précoce et à un stade avancé. L'application de cette méthode nécessite de déterminer le nombre de mode K et le paramètre de balancement α ; Ces paramètres sont des entrées principaux pour VMD. Pour le perfectionnement de cette méthode, l'Analyse Modale Opérationnelle OMA et le coefficient de corrélation ont été utilisés respectivement pour déterminer K et α . la méthode proposée OMA-VMD est appliquée dans un premier temps, sur des signaux vibratoires, puis, dans deuxième temps sur des signaux acoustiques. Finalement des conclusions sont données.

IV.1 Introduction

Le roulement est l'un des composants les plus sollicités des machines tournantes et son usure est l'une des principales causes de défaillance. Lorsqu'un défaut y apparaît, il est nécessaire de suivre son évolution afin de mettre en place une maintenance préventive et ainsi anticiper la rupture. La maintenance conditionnelle prédictive se révèle très efficace pour planifier la maintenance préventive. Or, pour mettre en place cette maintenance, il est indispensable de connaître l'état de dégradation du roulement en question. Un roulement endommagé produit des vibrations détectables par différents méthodes, les plus connus étant l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, mesure de température et analyse des débris [149]. Parmi ces méthodes, l'analyse vibratoire et l'émission acoustique sont les techniques largement utilisées pour le diagnostic des défauts de roulements, car elles permettent un diagnostic plus précoce.

Les diagnostics basés sur les signatures vibratoires s'intéressent principalement à l'extraction des caractéristiques du signal vibratoire, qui peuvent être liées à un bon ou à un mauvais état du composant [150]. Diverses techniques de traitement du signal impliquant le temps, la fréquence et les méthodes statistiques ont été utilisées pour détecter et suivre la progression des défauts naissants [151]. L'extraction d'informations significatives à partir de ces données est parfois difficile en particulier en présence de bruit qui peut masquer les informations intéressantes et, par conséquent, les signaux doivent être analysés par des méthodes sophistiquées de traitement de signal.

Une revue pertinente sur les méthodes de vibrations pour la détection des défauts de roulements a été présentée par Tandon et Chandhury [152]. La surveillance des roulements peut être réalisée de plusieurs façons, dont certains semblants faciles à appliquer; cependant, d'autres exigent des connaissances approfondies en traitement de signal [153]. Les défauts de roulements génèrent des chocs qui peuvent être analysés soit dans le domaine temporel [154] (amplitude du niveau de vibration RMS et crête maximale, facteur de crête et Kurtosis, détecteur de choc [135]), soit dans le domaine fréquentiel (analyse spectrale autour des fréquences de résonance de roulements) [155], Spike énergie [156], démodulation haute fréquence [157], décomposition empirique modale [158], émission

acoustique [159], cyclostationnarité [160], temps-fréquence [161] [162], ondelette [163], Kurtogram [164], etc.).

Les signaux non stationnaires et bruités sont des phénomènes souvent rencontrés dans les machines tournantes. C'est la raison pour laquelle les méthodes de traitement du signal récemment développées par les chercheurs visent à surmonter ce défi. La décomposition en mode empirique (EMD) est l'une des techniques de traitement du signal de plus en plus utilisée pour diagnostiquer les défaillances dans les machines tournantes [165] [166]. EMD est une méthode adaptée à l'analyse des phénomènes non stationnaires et non linéaires. L'idée de base est de décomposer tout ensemble de données complexes en plusieurs fonctions temporelles (IMF) présentant les informations filtrées de la plus haute fréquence à la plus basse [166]. L'EMD peut être utilisé pour surveiller l'état du roulement à l'aide de mesure des vibrations et des émissions acoustiques [20] [167]. La transformation de Hilbert-Huang est efficace pour traiter les signaux non-stationnaires et non-linéaires [168], toutefois, elle souffre de la présence de bruit et de l'échantillonnage [169]. Le problème majeur de l'EMD est le mélange de modes [166]. Pour surmonter le problème de mélange de modes, EEMD a été proposé [170]. EEMD est de plus en plus populaire pour le diagnostic des défauts de roulements [171] [172] [173]. La clé de cette méthode est d'ajouter un bruit blanc au signal avec une amplitude appropriée pour obtenir le signal attendu. L'addition du bruit blanc permet d'extraire le signal débruité à partir du signal brut. Cependant, la valeur du bruit à ajouter en EEMD reste empirique [158], estimée approximativement à 20% du niveau RMS.

Récemment, une nouvelle méthode appelée "Variational Mode Decomposition" a été développée par Konstantin Dragomiretskiy and Dominique Zosso [174]. L'objectif principal de cette méthode est de décomposer un signal d'entrée à plusieurs composants en un ensemble discret quasi-orthogonal à bande fréquentielle limitée, de fonctions intrinsèques en modes intrinsèques (BLIMFs). Cette méthode VMD est utilisée dans cet article pour extraire le signal de roulements. Le problème majeur de VMD réside dans le fait qu'une connaissance préalable du nombre de fréquences principales significatives est requise. En effet, les vibrations produites par un défaut de roulement excitent les fréquences de résonance du système [149], [155]. Par conséquent, nous faisons l'hypothèse dans cette

étude que les fréquences naturelles du roulement peuvent être considérées comme le nombre de fréquences significatives. A cette fin, Vu et al. [175], ont développé une méthode d'Analyse Modale Opérationnelle (OMA) permettant d'identifier les paramètres modaux sur des machines en opération, sans avoir à connaître les forces d'excitation. Kedadouche et al. [176], ont utilisé les fréquences stables obtenues par OMA comme des limites de la transformation en ondelette empirique (EWT). OMA est efficace même dans un environnement bruyé [175].

Dans la littérature des études comparatives entre l'émission acoustique (EA) et les vibrations ont déjà été réalisées : Roget [177], Holroyd [178], Tandon et Choudhury [179]; Choudhury et Tandon [180], Yoshioka et Fujiwara [181], Yoshioka et Fujiwara [182], Yoshioka et Takeda [183]. Certains chercheurs ont montré que l'analyse vibratoire est d'une utilité limitée pour des mécanismes qui fonctionnent à basses vitesses; d'autre part, l'émission acoustique a montré son potentiel pour ressortir des informations intéressantes et utiles sur l'état des roulements et ainsi permettre un diagnostic précis et fiable de son état. Miettinen et Andersson (1999) ont relaté l'utilisation de l'EA dans le suivi des défauts des roulements qui tournent à des vitesses extrêmement lentes (0,5 tr/min à 5 tr/min).

Dans ce travail, l'analyse vibratoire et l'émission acoustique sont comparés pour des vitesses normales (1500 tr/min) en utilisant un nouvel outil de traitement de signal qui s'appelle VMD. Une méthode hybride pour le diagnostic des défauts de roulements est proposée. Notre contribution est d'introduire des nouveaux outils comme OMA et le coefficient de corrélation de Pearson pour améliorer les performances de la méthode VMD dans le but de diagnostiquer les défauts de roulements correctement. Les performances de VMD sont comparées pour des mesures vibratoires et des mesures acoustiques. Pour la méthode proposée qui s'appelle OMA-VMD, OMA est utilisé pour déterminer les fréquences de résonances du signal. Le coefficient de corrélation de Pearson est utilisé pour déterminer le paramètre de balancement (α). La transformation d'Hilbert est appliquée sur les modes significatifs extraits par VMD pour confirmer la présence des fréquences caractéristiques de défauts de roulements qui sont des symptômes de dégradation de roulements.

Ce chapitre est organisé comme suit: la section 2 présente brièvement la méthode VMD et son application sur des signaux simulés. La section 3 décrit la méthode proposée en expliquant comment déterminer le nombre de mode (K) par OMA et le paramètre de balancement (α) par coefficient de corrélation de Pearson r . OMA et r sont présentés dans cette section. Dans la section 4, la méthode proposée OMA-VMD est appliquée dans un premier temps, sur des signaux vibratoires, puis, dans deuxième temps sur des signaux acoustiques. Finalement des conclusions sont données dans la section 5.

IV.2. Étude théorique de la méthode développée

Dans cette partie, nous présentons une étude théorique de la méthode hybride proposée. Deux méthodes qui sont VMD et OMA ont été hybridés afin d'extraire le signal de roulement et fiabiliser le processus de diagnostic. Notre but principal est de surmonter les inconvénients des méthodes classiques et des méthodes récentes. Nous citons d'une façon brève quelques méthodes classiques et leurs inconvénients. Les méthodes classiques telles que la transformée de Fourier rapide et la méthode d'enveloppe ont besoin de déterminer au préalable un filtre passe-bande qui dépend de deux paramètres : la fréquence centrale et la bande optimale. Le choix adéquat de ces deux paramètres permet de détecter le défaut. Ces précieux paramètres requièrent de l'expérience et du temps pour les déterminer. Les inconvénients des méthodes récentes telles que EMD et EEMD ont été abordés dans l'introduction de ce chapitre.

IV.2.1 Introduction brève de VMD

La méthode : Variational Mode Decomposition (VMD) est une technique nouvellement développée, utilisée pour décomposer un signal $x(t)$ en un nombre de fonction de mode intrinsèque à des bandes limitées (BLIMFs) [174]. Chaque mode u_k compacté autour du centre de pulsation ω_k avec des propriétés de séparation spécifique de leur bande passante dans le domaine spectrale. La bande passante de chaque mode est évaluée par la moyenne Gaussienne H^1 du signal décalé. La VMD est décrite comme un problème variationnel contraint [174].

Pour évaluer la bande passante d'un mode en utilisant la régularité Gaussienne d'un signal démodulé c'est-à-dire le carré L^2 standard du gradient, l'équation (1) a été utilisée :

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right] \right\|_2^2 \right\}$$

Sujet à $\sum_{k=1}^k u_k(t) = f(t)$ (IV.1)

Où :

f : représente le signal d'entrée

ω_k : Centre de pulsation

u_k : Modes

L'équation. (IV.1) peut être adressée en introduisant la peine quadratique et les multiplicateurs de Lagrange. Ceux-ci sont donnés comme suit :

$$l(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) e^{-j\omega_k t} \right] \right\|_2^2$$

$$+ \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle$$
 (IV.2)

Où : α est le paramètre de balancement, λ : multiplicateurs de Lagrange;

l : Lagrangien augmenté

L'équation (IV2) est résolue par la méthode ADMM [184] (Alternate Direction Method of Multipliers). Tous les modes obtenus dans le domaine spectral sont écrits de la façon suivante :

$$u_k(\omega) = \frac{f(\omega) - \sum_{i \neq k} u_i(\omega) + (\lambda(\omega) / 2)}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}$$
 IV.3

$$\omega_k = \frac{\int_0^\infty \omega |u_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |u_k(\omega)|^2 d\omega}$$
 IV.4

Pour avoir plus de détails sur l'algorithme original du VMD, se référer à [174]. L'efficacité de la méthode VMD est évaluée dans la section suivante. Dans un premier temps, la VMD a été appliquée sur des signaux de simulation. Puis, dans un deuxième temps sur des signaux expérimentaux du laboratoire. VMD a été testée sur des mesures vibratoires et des mesures acoustiques.

IV.2.2. Inconvénient

Toutefois, la méthode VMD présente des lacunes qui ont besoin d'être étudiées. Cette recherche présente une méthode qui permet de résoudre ce problème : définir le nombre de modes K et le paramètre de balancement α .

IV.3 La méthode hybride proposée : OMA-VMD

La méthode proposée Fig. IV. 1, combine la méthode OMA (Analyse Modale Opérationnelle) et VMD. Celle-ci permet de décomposer le signal en un nombre discret de sous-signaux (modes) et d'extraire les caractéristiques de roulements défectueux. OMA-VMD a besoin de suivre soigneusement les étapes suivantes qui sont nécessaire pour obtenir les fréquences significatives du roulement.

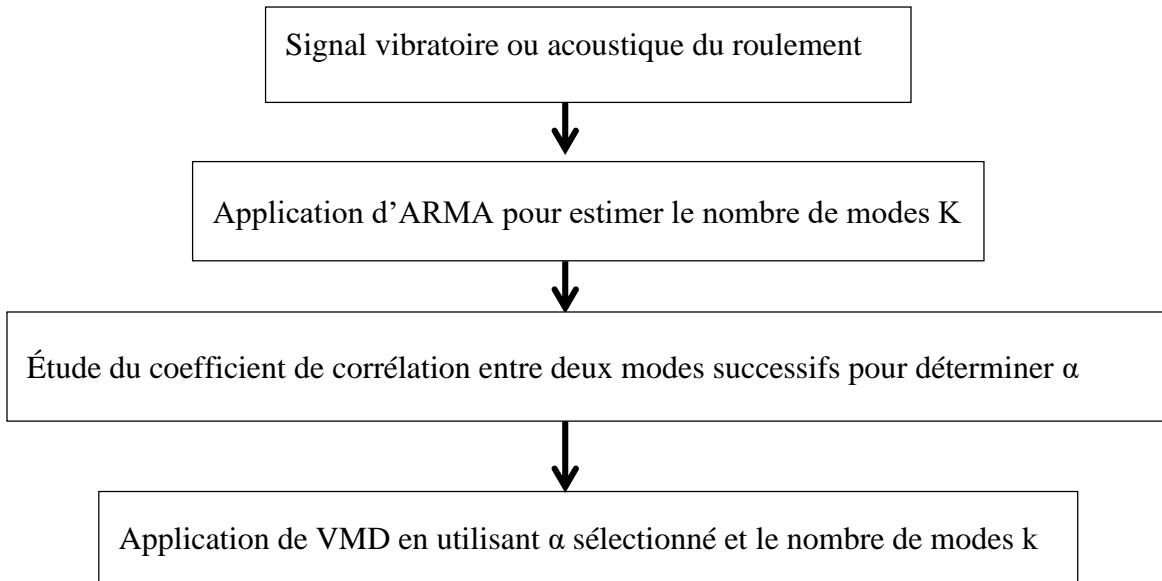


Fig. IV. 1 : Procédure proposée pour l'extraction des caractéristiques des roulements défectueux

IV.3.1 Nombre des fréquences significatives K

L'application de la méthode VMD requiert de connaître au préalable le nombre des fréquences significatives K. Pour résoudre ce problème, l'Analyse Modale Opérationnelle (OMA) utilisant la technique ARMA (moyenne mobile autorégressive) est utilisée pour estimer les fréquences naturelle du système [175]. Une analyse modale opérationnelle basée sur le modèle autorégressive à plusieurs variables est présentée pour sélectionner l'ordre réel du modèle [38]. ARMA a été développé pour identifier les paramètres modaux en utilisant plusieurs capteurs [175]. OMA peut aussi être utilisé combiné à la transformation en ondelettes dans le but d'améliorer la précision du diagnostic des défauts de roulement des machines tournantes. EWT agit alors comme un filtre et OMA pour définir les limites de support de ce filtre [176].

IV.3.2. Description brève de la technique OMA

Le principe d'OMA est présenté dans cette section. La force d'excitation est supposée inconnue. Si les signaux temporels d'un système dynamique sont mesurés simultanément à différents endroits en utilisant plusieurs canaux d avec un temps d'échantillonnage T_s , alors le modèle ARMA d'ordre p et de dimensions d pour estimer les signaux temporels, peut être développé de la façon suivante :

$$y(t) = \Lambda z(t) + e(t) \quad (\text{IV.5})$$

Où:

$\Lambda = [-A_1 - A_2 \dots - A_p]$ de taille $d \times d_p$ est le paramètre du matrix

A_i de taille $d \times d$ est l'indice de la matrice des paramètres relatifs à la sortie $y(t-i)$ to $y(t)$
 $z(t)$ de taille $dp \times 1$ est le régresseur pour le vecteur de sortie $y(t)$.

$$z(t)^T = [y(t-1)^T, y(t-2)^T, \dots, y(t-p)^T] \quad (\text{IV.7})$$

$y(t-i)$ de taille $dp \times 1 (i = 1 : p)$ est le vecteur de sortie avec des délais $i \times T_s$

$e(t)$ de taille est le vecteur résiduel de tous les canaux de sortie, considéré comme l'erreur du modèle.

Les paramètres modaux sont identifiés à partir de la décomposition propre de la matrice d'état:

$$\Pi = \begin{bmatrix} -A_1 & -A_1 & \dots & -A_{p-1} & -A_p \\ I & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & I & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & I & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & u_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & u_{dp} \end{bmatrix} L^{-1} \quad (\text{IV.8})$$

Où

Π : est la matrice d'état du système établi à partir de paramètres autorégressifs et L est la matrice vectorielle.

La sélection d'un ordre de modèle optimal est l'un des principaux problèmes des modèles autorégressifs. Le facteur d'ordre de bruit (NOF) est introduit par Vu et al. [175]. Il est utilisé pour sélectionner l'ordre effectif du modèle. Le NOF est défini comme la variation du rapport bruit/signal (NSR) entre deux ordres successifs. Le SNR décroît au plus bas et converge vers les ordres élevés [175].

IV.4 Application de l'EMD et VMD-OMA sur des signaux de simulation

Dans cette partie, la méthode EMD et OMA-VMD sont appliqués sur des signaux de simulation pour la comparaison. Cette comparaison a permis d'illustrer les inconvénients majeurs de la méthode EMD et les points forts de la méthode hybride que nous avons proposé OMA-VMD.

IV.4.1 Application de l'EMD sur des signaux simulés

L'EMD a été introduit par Huang et al. [166], pour décomposer le signal dans le domaine temporel afin d'estimer parfaitement les fréquences instantanées pour un signal d'un phénomène réel. EMD est très connu et largement utilisé par les chercheurs. Cependant, elle souffre de mixage de mode [169]. Pour illustrer le problème de mixage de modes, le signal simulé donné par l'équation (IV.9) a été utilisé. Il est composé de quatre signaux élémentaires.

$$\begin{cases} x_1 = \sin(2\pi 5t) \\ x_2 = \sin(2\pi 10t) \\ x_3 = \sin(2\pi 15t) \\ x_4 = 0.5 \cos(40\pi t) \end{cases} \quad (IV.9)$$

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) + x_4(t)$$

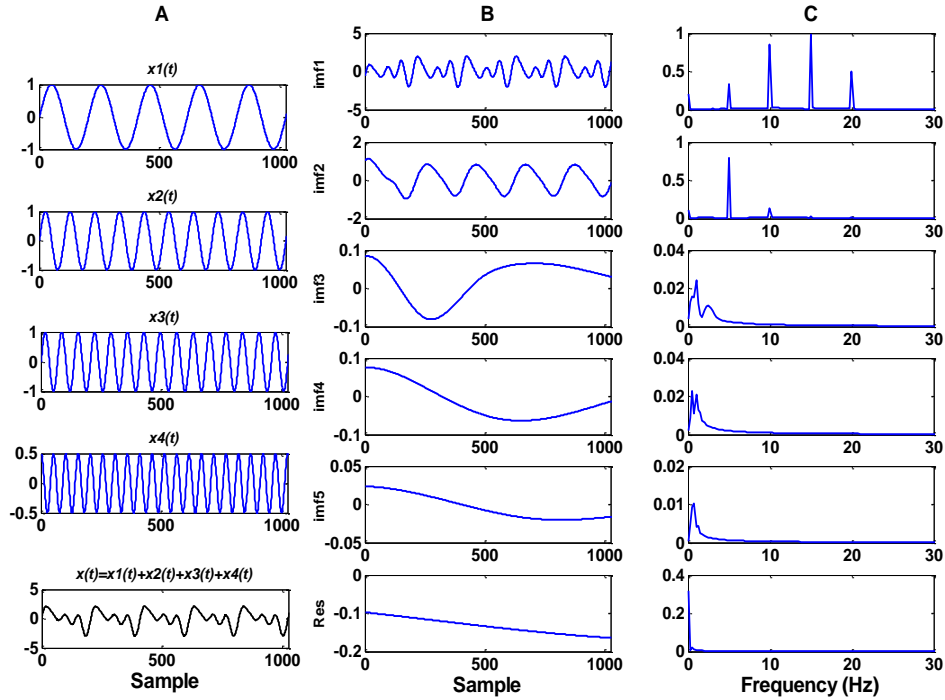


Fig. IV. 2 : (A) signal simulé $X(t)$ et ses composants, (B) Signal décomposé par EMD et (C) FFT de chaque IMF

Le signal simulé, montré dans la figure (Fig. IV. 2A)) (couleur noire), a été composé avec la somme de quatre composants donnés par l'équation (IV.9). Effectuer un algorithme de l'EMD sur le signal simulé a permis d'obtenir six IMFs comme montré dans la figure (Fig. IV. 2B)). Il est clair que les six IMFs sont mélangés. Le mélange des modes a été produit entre tous les IMFs (Fig. IV. 2C)). C'est le problème typique de mélange des modes de la méthode EMD. Le signal original de la figure (Fig. IV. 2A)) est composé de quatre composants. Cependant l'EMD a donné six IMFs. C'est le problème de surestimation des modes. L'intermittence des modes par EMD rend certains IMFs sans aucun sens physique. L'EMD se comporte de la même manière avec les signaux vibratoires ou acoustiques réels. Pour surmonter le problème de mélange de modes, EEMD a été proposé [170] et qui a connu beaucoup de succès par rapport à l'EMD. L'ensemble de l'EMD (EEMD) est basé sur l'algorithme original de l'EMD. La nouveauté de l'EEMD est d'ajouter un bruit blanc au signal original. Puis, exécuter l'EMD.

IV.4.2 Application de l'OMA-VMD sur des signaux simulés

Tout d'abord, la méthode proposée a été testée sur des signaux simulés. Le signal simulé, montré sur la figure (Fig. IV. 2A)) (couleur noir), est réalisé avec la somme de quatre composants différents donné par l'équation (IV.9). C'est le même le signal utilisé pour l'EMD. Pour extraire le signal de roulement, les étapes montrées sur la Figure Fig. IV. 1 sont exécutées.

IV.4.2.1 Nombre de mode K

L'application de la méthode proposée nécessite de connaître à l'avance le nombre de fréquences K. A cette fin, l'Analyse Modale Opérationnelle (OMA) est utilisée. L'algorithme d'OMA est exécuté sur le signal composé selon l'équation (IV.9). Les résultats montrent que toutes les fréquences du signal simulé apparaissent clairement sur le digramme de stabilité. Il est clair que cette méthode est efficace pour estimer le nombre de fréquences du signal simulé (**Fig. IV. 3**).

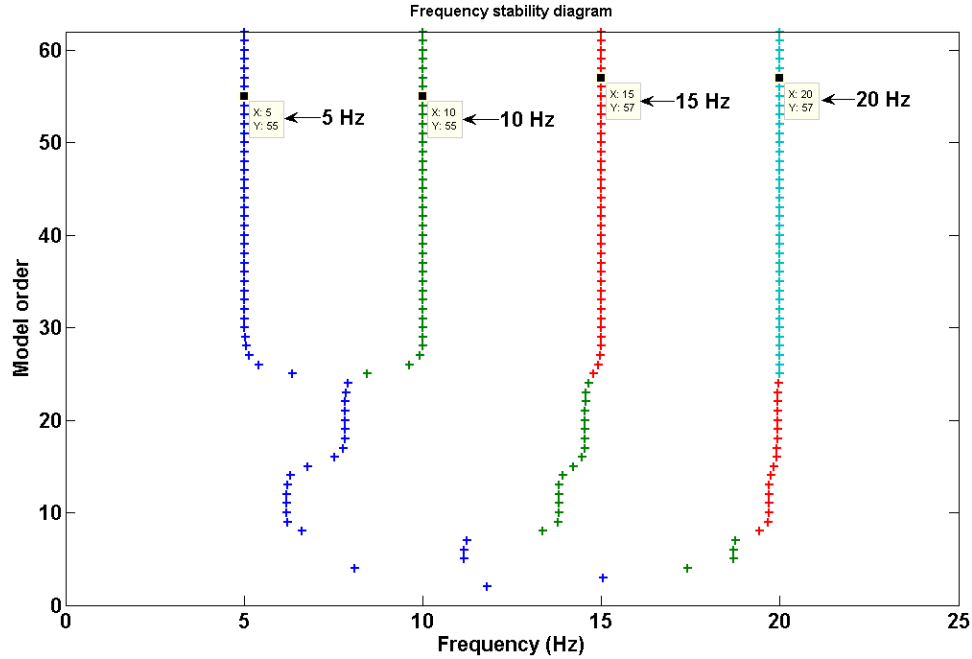


Fig. IV. 3. Diagramme de stabilité des fréquences

IV.4.2.2. Paramètre de balancement α

Pour définir le paramètre de balancement α , le coefficient de corrélation de Pearson \textcircled{R} est utilisé. La formule utilisée pour calculer le r est donné par l'équation (10). Afin d'être sûr que les modes ne sont pas mélangés, nous proposons de choisir le paramètre α qui montre une très faible valeur du coefficient de corrélation r entre deux modes successifs.

$$r(k) = \frac{\sum_{i=1}^N (C_k(i) - \bar{C}_k)(C_{k+1}(i) - \bar{C}_{k+1})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (C_k(i) - \bar{C}_k)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (C_{k+1}(i) - \bar{C}_{k+1})^2}} \quad (\text{IV.10})$$

Où :

N : représente la taille du signal et k est i^{th} C.

C_k : représente le premier variable étudié (mode1) et \bar{C}_{k+1} est la moyenne de ce variable.

C_{k+1} : représente le deuxième variable étudié (2^{ème} mode) \bar{C}_{k+1} est la moyenne du deuxième variable.

Dans l'exemple considéré, le signal simulé présente quatre composantes. Le calcul du coefficient de corrélation a été réalisé pour différentes valeurs de α , donné par équation (IV.9). La figure (**Fig. IV. 4**) représente la variation du coefficient de corrélation entre deux modes successifs en fonction de α . La valeur de α est sélectionnée dans la zone où le coefficient de corrélation présente une très faible valeur. Une valeur de α égale à 1000 a été choisie.

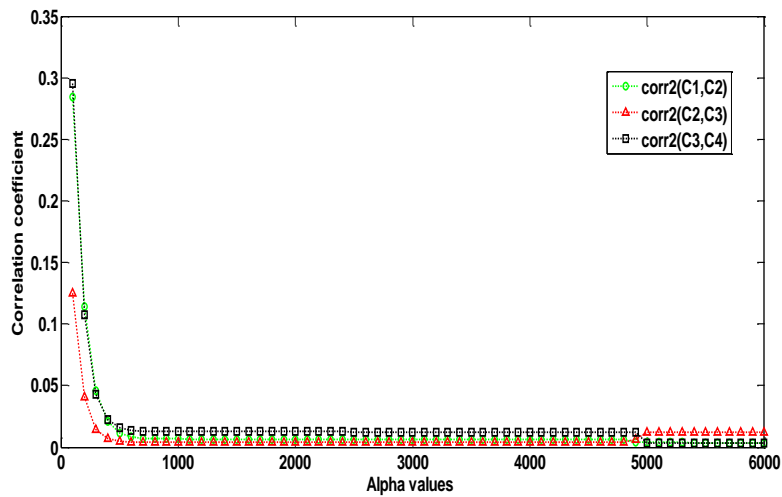


Fig. IV. 4. Coefficient de corrélation entre chaque deux modes obtenu par VMD

Pour valider l'approche proposée, on utilise donc les paramètres identifiés qui sont le coefficient de corrélation r de la figure (**Fig. IV. 4**) et le nombre de modes K de la figure (**Fig. IV. 3**) pour appliquer la VMD. Le signal simulé montré dans la figure (Fig. IV. 2 (A)) (la couleur noire), est composé de la somme des quatre signaux distincts donnés par l'équation (9). L'algorithme de VMD sur le signal avec $\alpha=1000$ et le nombre de mode $k=4$ est appliqué. Quatre modes sont obtenus comme montré dans la figure (**Fig. IV. 5**). Il est clair que les quatre modes ne sont pas mélangés entre C1, C2, C3 et le C4 **Fig. IV. 5(C)**. Ces résultats montrent les performances de la méthode VMD. La méthode VMD est performante avec nos paramètres non bruités (**Fig. IV. 5**).

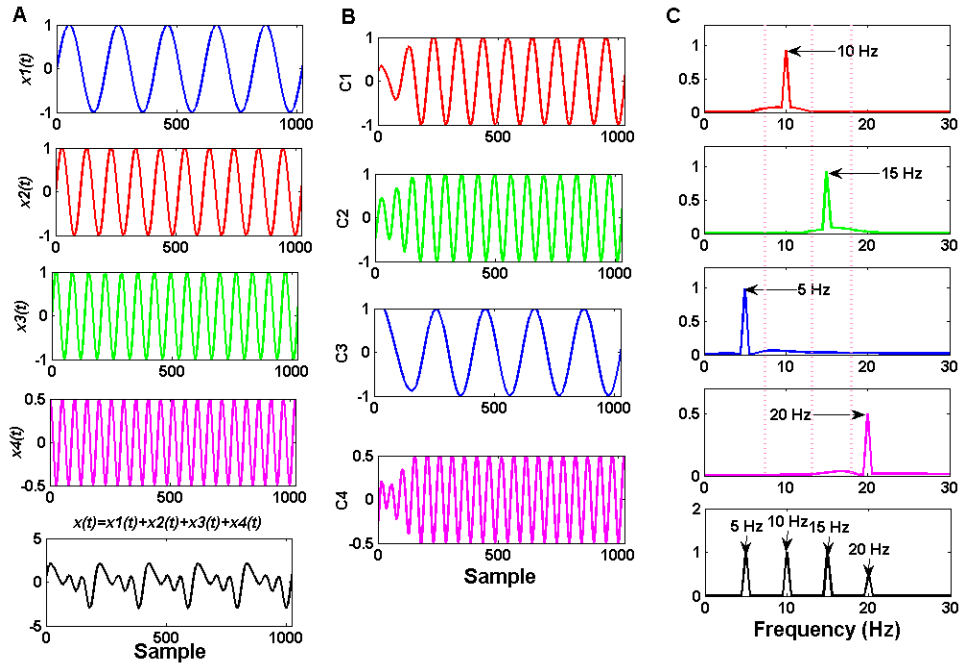


Fig. IV. 5. Signal simulé $x(t)$ et ses composants, (B) signal décomposé par VMD et (C) FFT de chaque mode: $K=4$ et $\alpha=1000$.

IV.5 Diagnostic des défauts de roulements par OMA-VMD

IV.5.1 Signal simulé bruité de roulement

Lorsqu'un défaut se produit sur un roulement, les résonances à haute fréquence sont excitées et décroissent d'une façon exponentielle [153]. La méthode proposée est tout d'abord appliquée sur un signal de roulement simulé bruité. Son formule mathématique utilisée par Yuh-Tay Sheen [179]; est donnée selon l'équation (IV.11).

$$x(t) = e^{-\alpha t} \sum_{i=1}^3 A_i \sin(2\pi f_i t) + n(t) \quad (\text{IV.11})$$

Où :

$$t' = \text{mod}\left(t, \frac{1}{F_m}\right)$$

Le signal est composé de trois fréquences (f_i) qui sont 500, 1800 et 3000 Hz, avec des amplitudes A_i mis à 1. F_m , est la fréquence de défaut de roulement qui dans ce cas, un défaut sur la bague externe (BPFO) égale à 50 Hz. La fréquence d'échantillonnage F_s est mise à 12,500 Hz. la période d'échantillonnage t est $\frac{k}{F_s}$, pour $k=0,1$, $N=2400$ étant le nombre d'échantillons. La valeur ' α ' est mise à 900 [176]. Un signal aléatoire normalement distribué $n(t)$ avec moyens 0 et amplitude de 10 % le *rms* du signal est ajouté au signal de roulement [176]. Le signal correspond $x(t)$ est montré dans la figure (Fig. IV. 6)

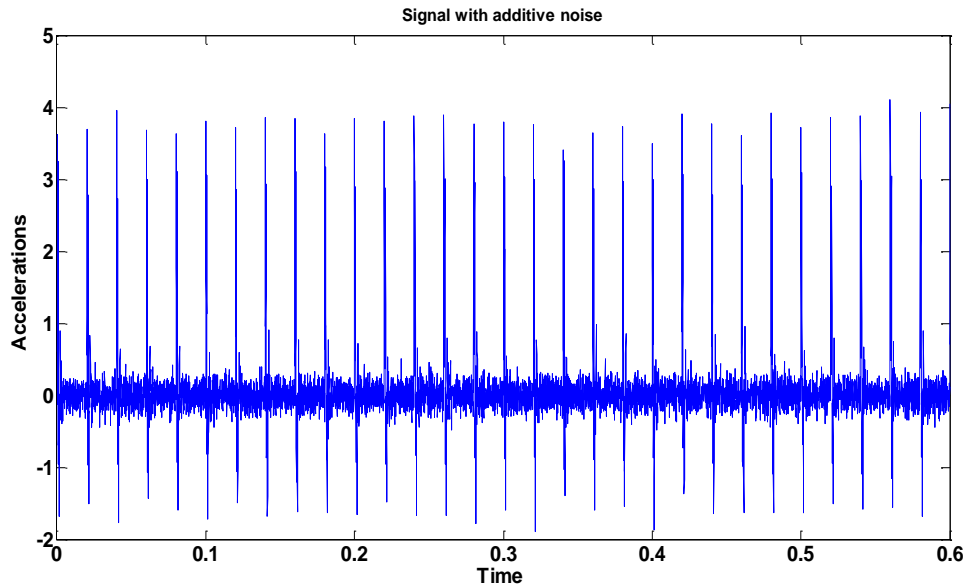


Fig. IV. 6. Signal de roulement simulé avec bruit blanc

OMA a été appliqué sur le signal obtenu à partir des caractéristiques données précédemment. Les fréquences stables identifiées par OMA sont ensuite utilisées pour déterminer le nombre de fréquences qui sont obligatoires pour l'application de VMD. Le digramme de stabilité de fréquences tracé sur la figure (Fig. IV. 7(B)) obtenu par ARMA, montre que les trois fréquences simulées considérées (500, 1800 et 3000 Hz) qui restent stable pour un ordre supérieure à 12 (Fig. IV. 7(A)) qui est l'ordre du modèle minimum telle que détecté par le NOF.

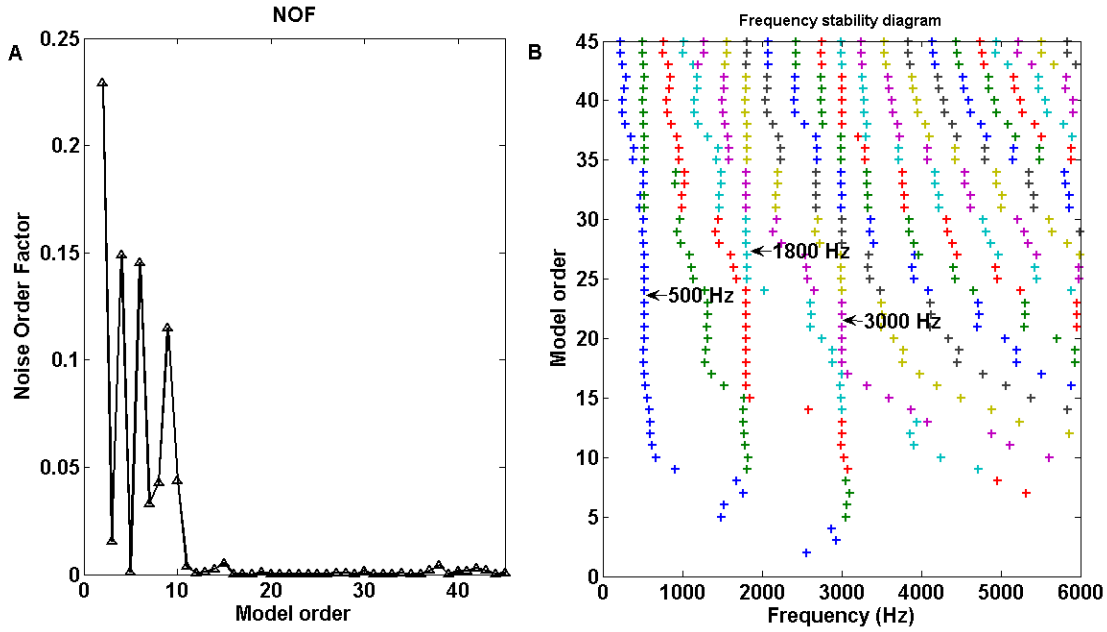


Fig. IV. 7 (A) évolution du NOF, (B) diagramme de stabilité de fréquences

La figure (Fig. IV. 8), montre la variation du coefficient de corrélation entre deux modes successifs ($C1/C2$ et $C2/C3$) en fonction de α . Une valeur de $\alpha=6000$ est sélectionnée, car la variation du coefficient de corrélation r devient faible.

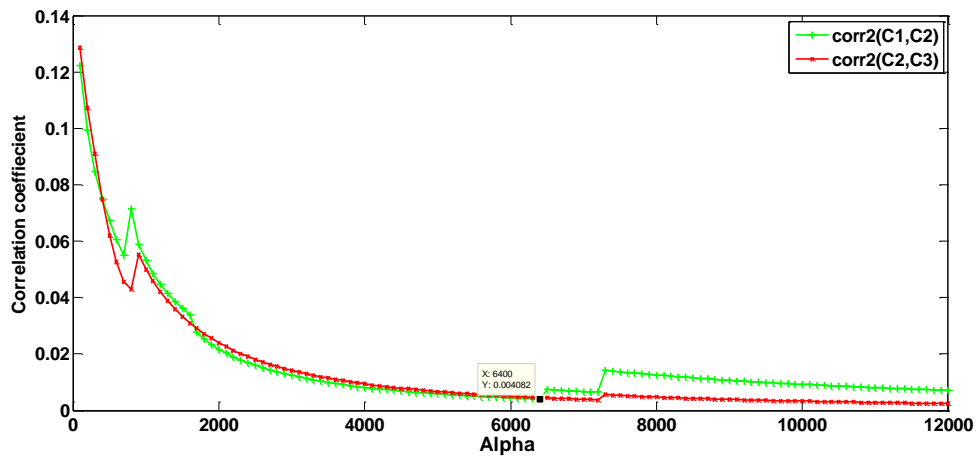


Fig. IV. 8. Coefficient de corrélation entre deux modes successifs obtenus par VMD : $\alpha=6400$

La figure (Fig. IV. 9), présente les résultats du signal décomposé par VMD. Les résultats indiquent que la méthode proposée peut facilement extraire les composantes de chaque

fréquence naturelle. La méthode EMD est appliquée sur le même signal, toutefois elle souffre de problème de mélange de modes et le nombre de modes est surestimé. Alpha est sélectionné dans la zone où le coefficient de corrélation est faible et stable. La valeur de α est égale à 6400 est sélectionné.

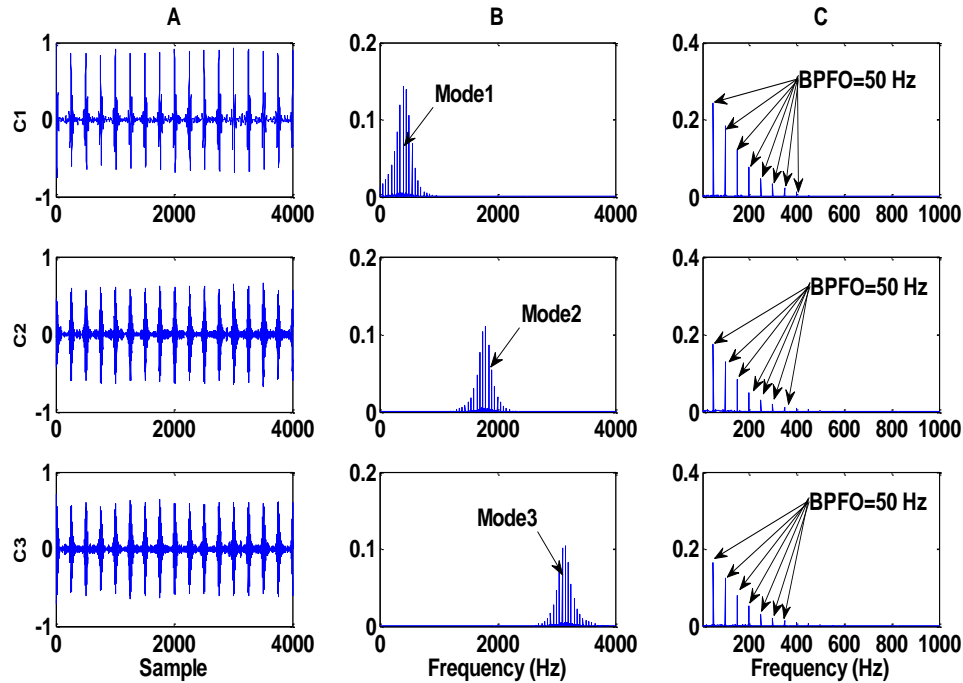


Fig. IV. 9. Signal décomposé par VMD et (B) FFT de chaque mode et (C) Spectre d'enveloppe pour le signal simulé

IV.5.2 Application expérimentale pour le diagnostic des roulements

Le montage expérimental utilisé dans cette étude (**Fig. IV. 10**) est composé d'un arbre monté sur deux roulements connectés avec un moteur électrique par un accouplement élastique. Les défauts de roulements ont été créés par EDM selon deux stades de dégradation [155], soit : à un stade précoce et à un stade avancé pour étudier l'efficacité de la méthode proposée à extraire les fréquences du roulement défectueux. Les tests sont réalisés sur des roulements défectueux sur la bague externe. La profondeur de chaque défaut est 200 μm . Trois classes de dégradation sont été considérées [155]. La première classe correspond au roulement sain. La deuxième classe comporte les roulements défectueux à un stade précoce étant de 50 μm , 100 et 200 μm . La troisième classe est un

défaut à un stade avancé de l'ordre de 2 mm. Le signal a été enregistré pour une vitesse de rotation de 1500 tr/min et une charge dans le sens radial de 6000 Newton. L'effet de la charge est généré par un système vis-écrou et l'équivalent de la pression est mesuré par une cellule de charge.

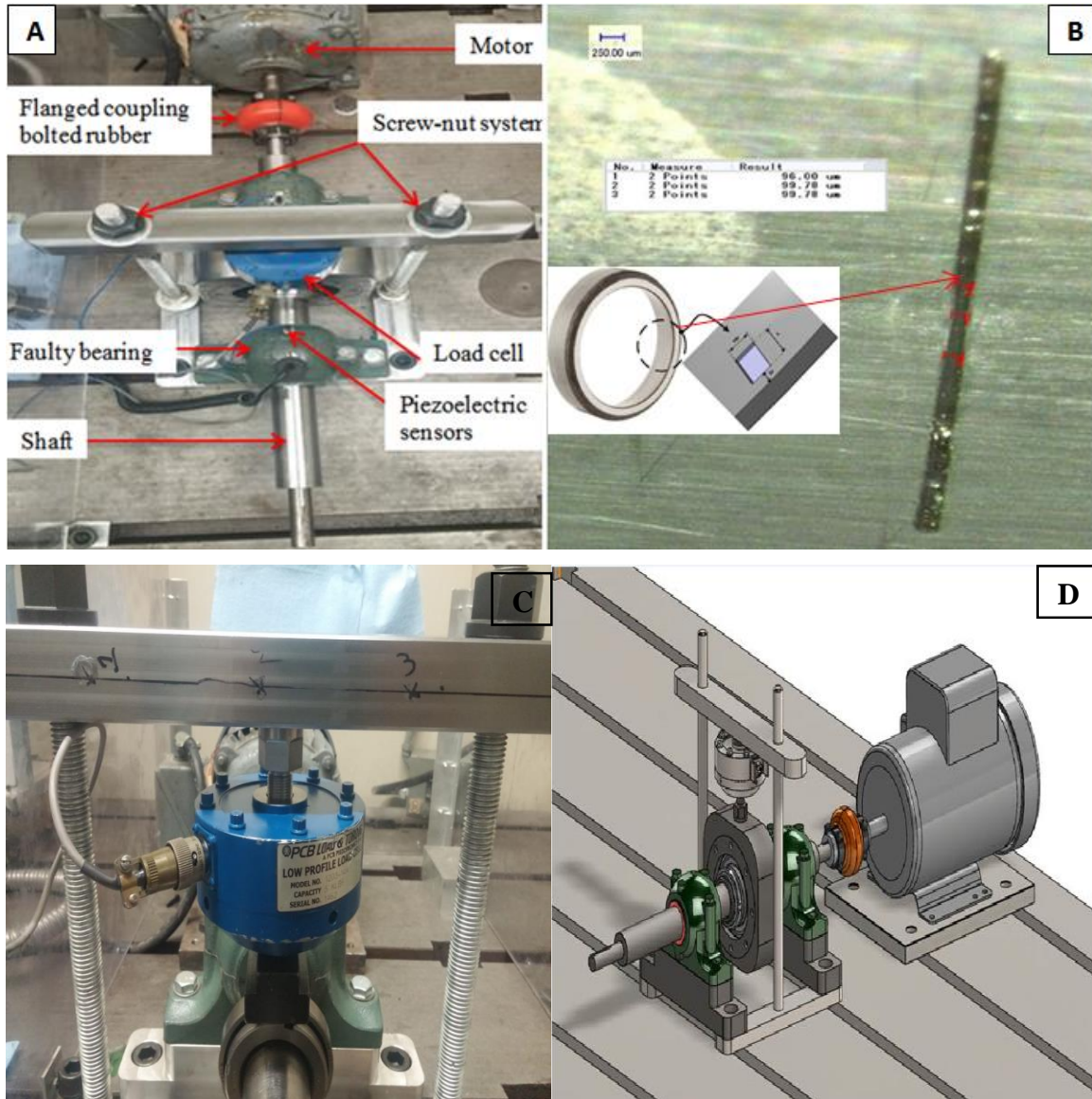


Fig. IV. 10. Montage expérimental (A), (B) forme du défaut sur la bague externe, (C) cellule de charge et (D) conception du banc d'essai par solidworks

Les roulements utilisés sont "Roulements à rotule sur billes, alésage cylindrique et conique de marque SKF* et de modèle 1210 EKTN9 " dont les fréquences caractéristiques sont

inscrites dans le tableau (**Tab. IV. 1**) La fréquence significative du défaut est BPFO dans notre cas considéré

Tab. IV. 1. Fréquences caractéristiques du roulement 1210 EKTN 9

Rotation frequency	2*BSF	BPFO	BPMF
Order 1	Order 6.55	Order 7.24	Order 9.76

La chaîne d'acquisition pour enregistrer les données de vibrations et les ultrasons est montrée à la figure (**Fig. IV. 11**). Un accéléromètre (352C34) avec une sensibilité de 100mV/g et un détecteur d'ultrasons (UE Systems UltraProb 10000) sont utilisés en parallèle. Les deux capteurs sont branchés à un convertisseur analogique numérique (THOR PRO Analyzer : DT9837-13310) doté d'une fréquence d'échantillonnage de 48 kHz. Ce dernier est relié à un collecteur-analyseur BETA VIB. Chaque enregistrement dure 5 secondes (précision fréquentielle de 0.2 Hz). Chaque signal temporel contient 240 000 échantillons.



Fig. IV. 11. Chaîne d'acquisition

Le capteur UE 10 000, opère dans une plage fréquentielle de 20 à 100 kHz. Il est doté d'un filtre balayeur d'une largeur de 5 kHz. Le principe de base est de choisir la fréquence centrale de la bande fréquentielle désirée. Les signaux acquis dans cette bande sont transformés par la suite en sons audibles par hétérodynage (**Fig. IV. 12**). Ce principe de l'hétérodynage revient au principe d'enveloppe.

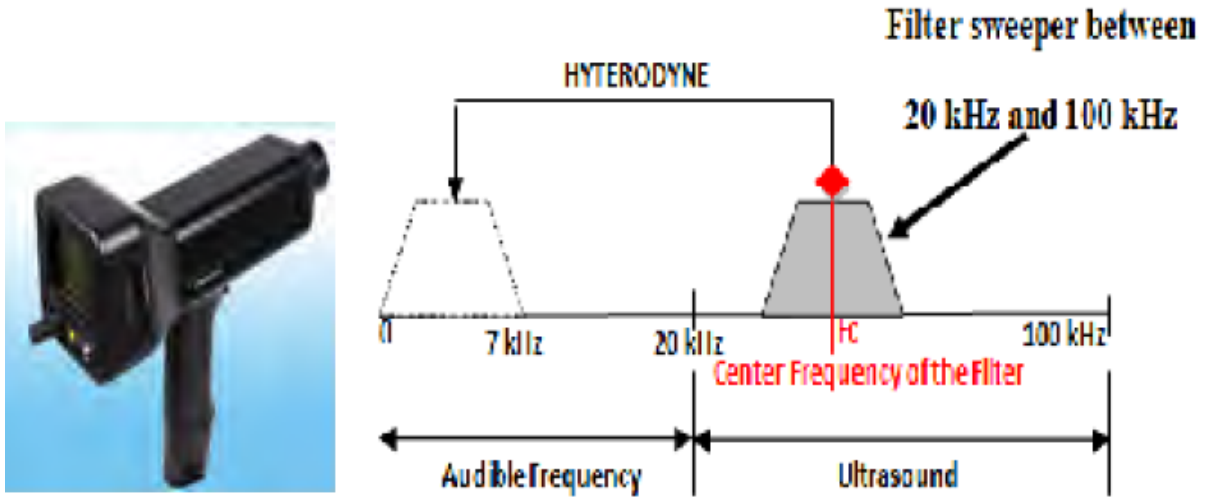


Fig. IV. 12. Capteur UltraProb UE 10 000

La figure (Fig. IV. 12), représente le circuit de l'hétérodynage qui permet de convertir un signal d'émission acoustique à haute fréquence filtré autour d'une fréquence centrale F_c en un signal audible (0-7 kHz). Le signal hétérodyné peut ensuite être enregistré par des systèmes d'acquisition de données classiques à 48 kHz.

IV.5.3. Résultats et discussions

Le but d'utiliser différentes classes de dégradation est d'étudier les performances de la méthode proposée pour extraire les modes d'un roulement défectueux à différents stades de dégradation et d'étudier l'influence de la taille de défaut sur le comportement vibratoire et acoustique du roulement. Nous nous intéressons à la comparaison des performances de la méthode proposée pour des signaux vibratoires et acoustiques.

IV.4.3.1. Signaux vibratoires

Dans cette section, nous présentons tout d'abord l'étude réalisée sur des signaux vibratoires pour des signaux de quatre roulements défectueux et un roulement de référence sain. Les cinq signaux vibratoires mesurés durant une seconde sont montrés sur la figure (Fig. IV.

13). On peut constater que l'amplitude ne permet que distinguer les trois classes de dégradation (sain (A), précoce (B, C, D), avancé (E)), sans permettre de différencier les cas B, C et D.

La même procédure décrite dans la Fig. IV. 1, est suivie pour extraire le signal de roulement défectueux.

Dans cette partie, nous nous intéressons à l'analyse des signaux par traitement de signal. L'analyse statistique n'a pas été prise en considération, car elle a été abordée largement dans le chapitre précédent. L'analyse statistique a montré des lacunes des indicateurs temporels à propos de la détection de l'évolution de la taille de défaut à un stade précoce.

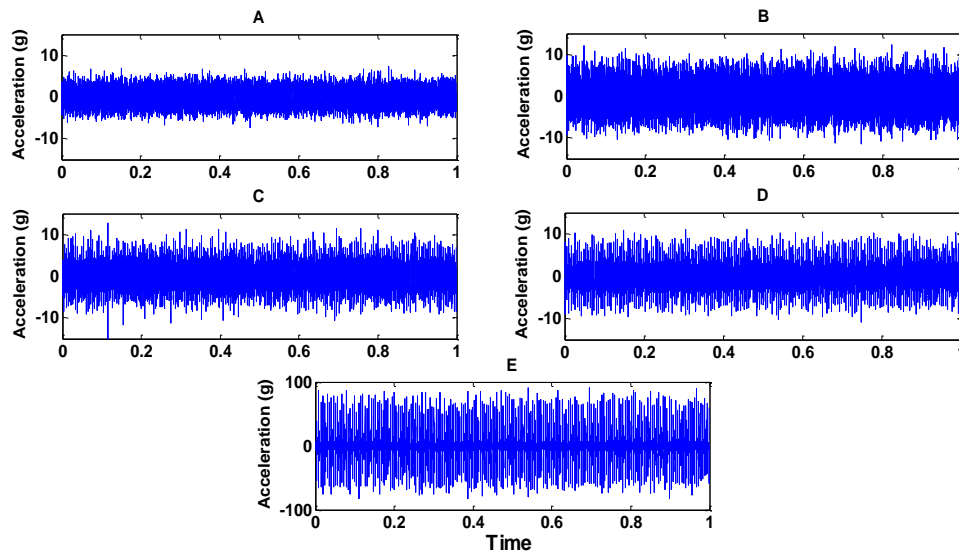


Fig. IV. 13. (A) roulement sains, (B) roulement défectueux 50 μm , (C) roulement défectueux 100 μm , (D) roulement défectueux 200 μm and (E) roulement défectueux 2 mm.

La méthode ARMA est appliquée sur les signaux montrés sur la figure (Fig. IV. 13), pour estimer le nombre de fréquences significatives qui est requis pour appliquer la VMD. Les figures Fig. IV. 14 et Fig. IV. 15 montrent respectivement les diagrammes de stabilité des fréquences du roulement sain et du roulement défectueux. Le nombre de fréquences est identique pour tous les roulements car ils sont similaires et les tailles des défauts sont infiniment petites par rapport à la surface de la bague externe du roulement. Nous avons présenté le diagramme correspond au roulement sain et un autre diagramme pour le

roulement défectueux qui contient la plus grosse taille de défaut (2mm) afin d'assurer que les caractéristiques de la structure ne sont pas changées. Les résultats d'ARMA montre que le nombre de fréquences stables reste le mêmes quel que soit la taille de défaut.

Durant la réalisation de cette thèse nous avons réalisé une étude basée sur la dynamique de structure afin d'estimer la variation des fréquences de résonances par marteau d'impact en fonction de la taille de défaut. Cette étude a échoué de détecter la variation des caractéristiques de la structure. Pour les différents cas que nous avons considéré (un stade précoce ou un stade avancé), il est difficile, voire impossible de détecter la variation de fréquences de résonances en fonction de la taille de défaut par marteau d'impact.

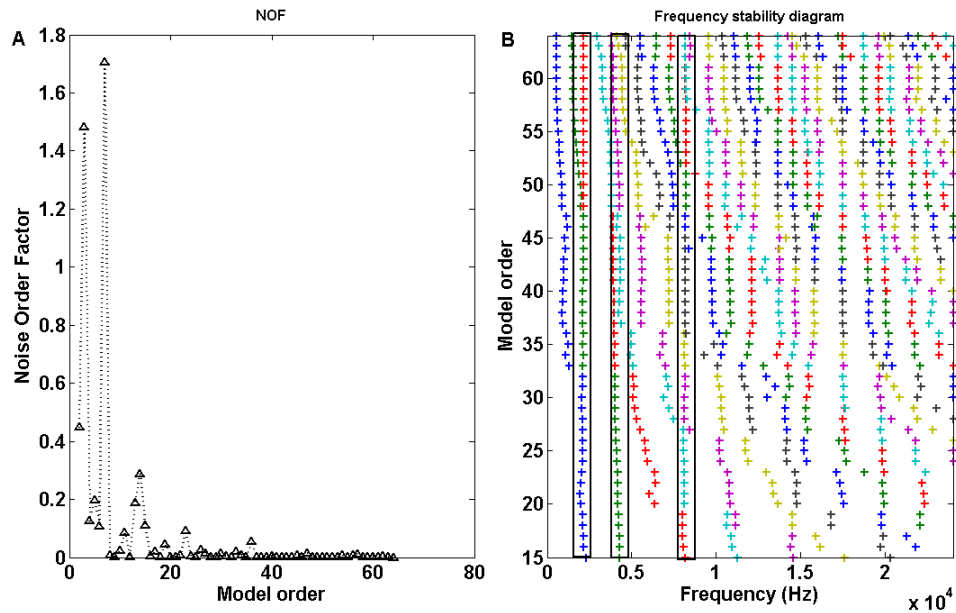


Fig. IV. 14. Digramme de stabilité de fréquence (B) et facteur de l'ordre de bruit (A): roulements sain

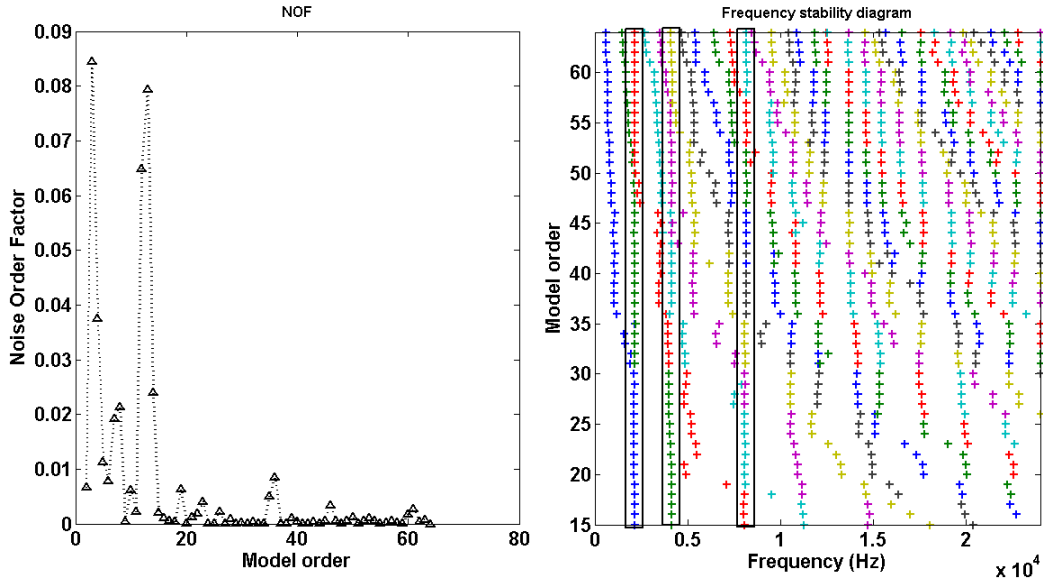


Fig. IV. 15. Digramme de stabilité de fréquence (B) et facteur de l'ordre de bruit (A): roulements défectueux 2mm

Ces figures montrent la présence de trois fréquences qui restent stables. Elles sont similaires dans le cas d'un roulement sain ou d'un roulement défectueux.

Ensuite, le coefficient de corrélation est calculé pour tous les deux modes successifs à différentes valeurs d'alpha (**Fig. IV. 16**)

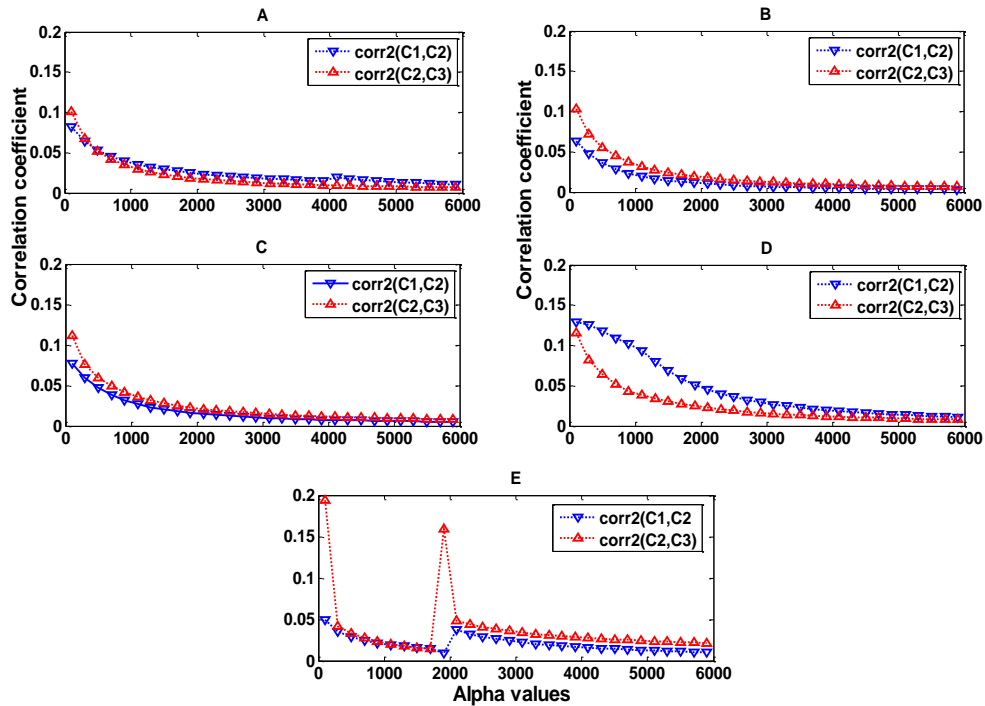


Fig. IV. 16. Coefficient de corrélation entre chaque deux mode successif obtenu par VMD: (A) roulement sain, (B) pour 50 μm , (C) pour 100 μm , (D) pour 200 μm and (E) pour 2 mm.

Les valeurs de alpha sont choisies respectivement aux valeurs de 2000, 2000, 2000, 3000, et 1700.

Finalement, la méthode VMD est appliquée pour extraire les fréquences principales des roulements en utilisant le nombre de fréquences estimées par OMA et alpha par le coefficient de corrélation. La procédure décrite dans la Fig. IV. 1, a été appliquée et les résultats de la décomposition par VMD sont montrés dans les figures **Fig. IV. 17-Fig. IV. 21** respectivement pour le roulement sain, le roulement défectueux 50 μm , le roulement défectueux 100 μm , le roulement défectueux 200 μm et le roulement défectueux 2mm.

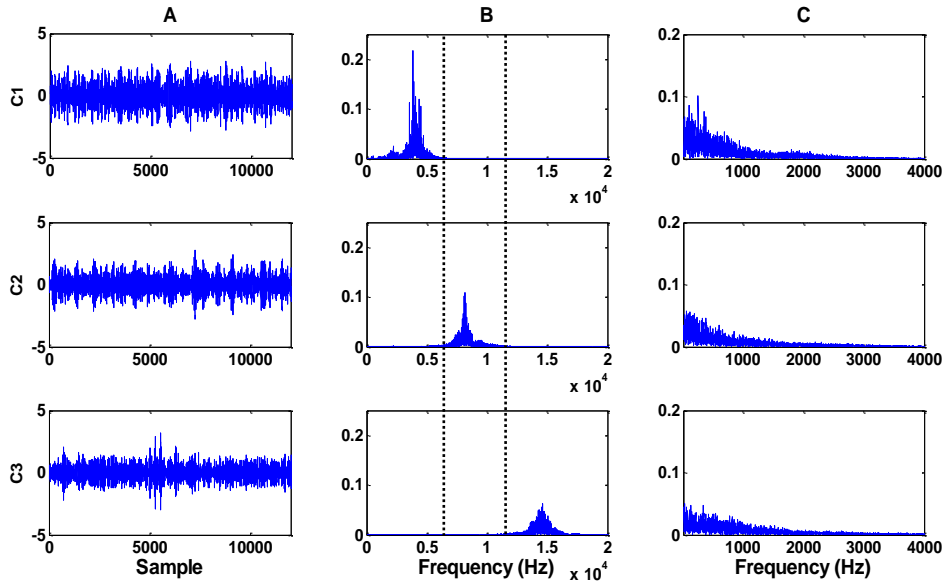


Fig. IV. 17. Roulement sain: (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

Dans le cas de roulement sain, il est clair que la décomposition des modes a été réalisée avec succès. Tous les modes C1, C2 et C3 sont exemptés des fréquences de BPFO car le roulement est sain. La figure **Fig. IV. 17** montre qu'il n'y a pas d'interaction entre tous les modes.

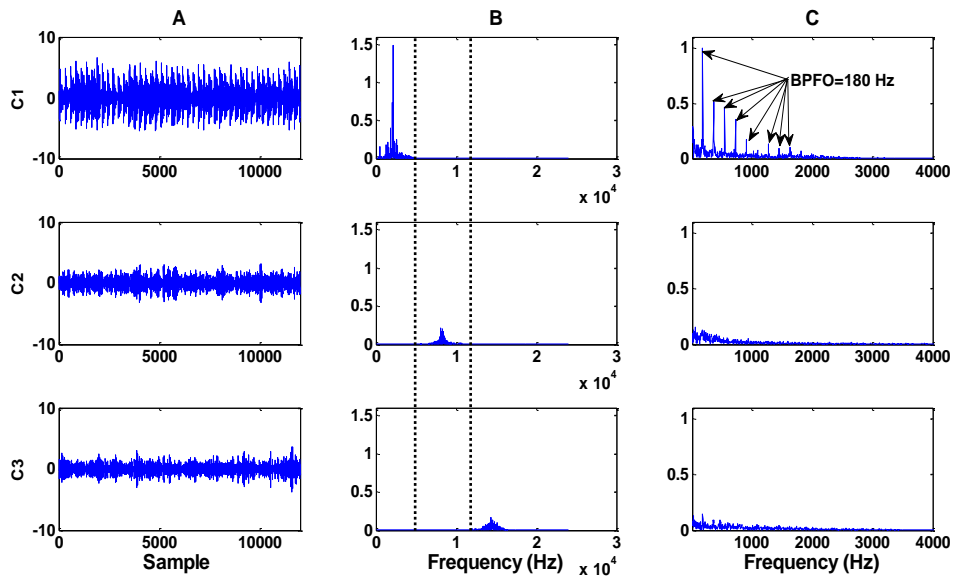


Fig. IV. 18. Roulement défectueux 50 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

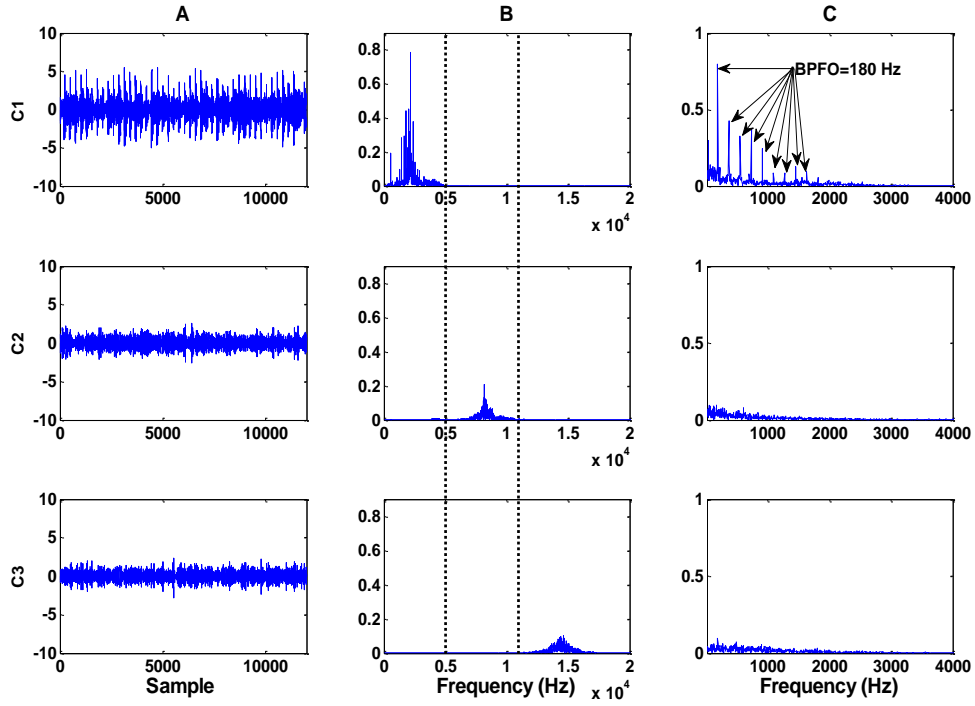


Fig. IV. 19. Roulement défectueux 100 μm: (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

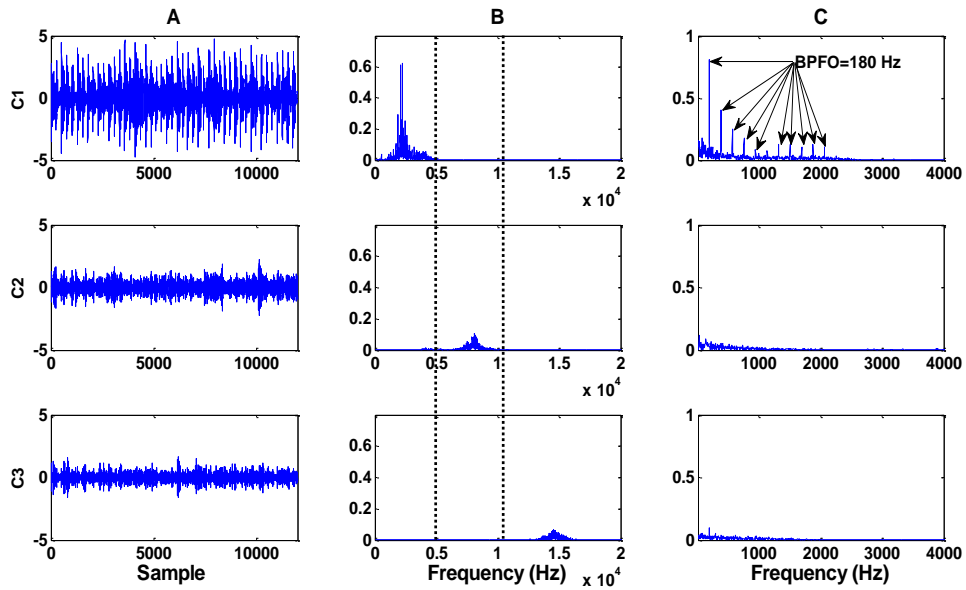


Fig. IV. 20. Roulement défectueux 200 μm: (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

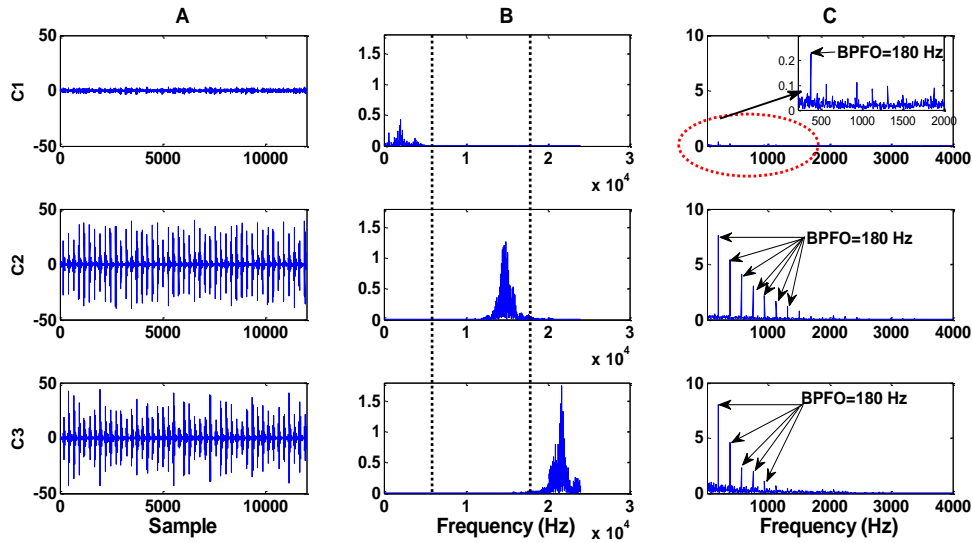


Fig. IV. 21. Roulement défectueux 2000 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

Dans tous les cas considérés lorsque le roulement a un défaut à un stade précoce ou à un stade avancé, la méthode proposée a montré être capable de révéler la présence de BPFO et ses harmoniques.

A un stade précoce, un mode seulement est excité comme montré dans les figures **Fig. IV. 18(C)-Fig. IV. 20 (C)** contrairement à un stade avancé où tous les modes sont excités (**Fig. IV. 21(C)**). Pour tous les roulements considérés à un stade précoce, la décomposition était possible et la fréquence correspondant au roulement défectueux est bien extraite (C1) comme montré dans les figures **Fig. IV. 18-Fig. IV. 20**. Le nombre d'harmoniques et leurs amplitudes croient avec le défaut comme prédit par Berry [155]. Dans la **Fig. IV. 21(B)**, le roulement qui possède un défaut à un stade avancé de dégradation ne révèle pas les mêmes caractéristiques que celui précoce, car le défaut excite deux ou plus de modes de roulement à hautes fréquences (**Fig. IV. 21**).

IV.4.3.2. Signaux acoustiques

La méthode proposée a aussi été appliquée sur les signaux de l'émission acoustique en parallèle des mesures vibratoires. Les quatre signaux vibratoires mesurés durant une seconde sont montrés sur la (Fig. IV. 22).

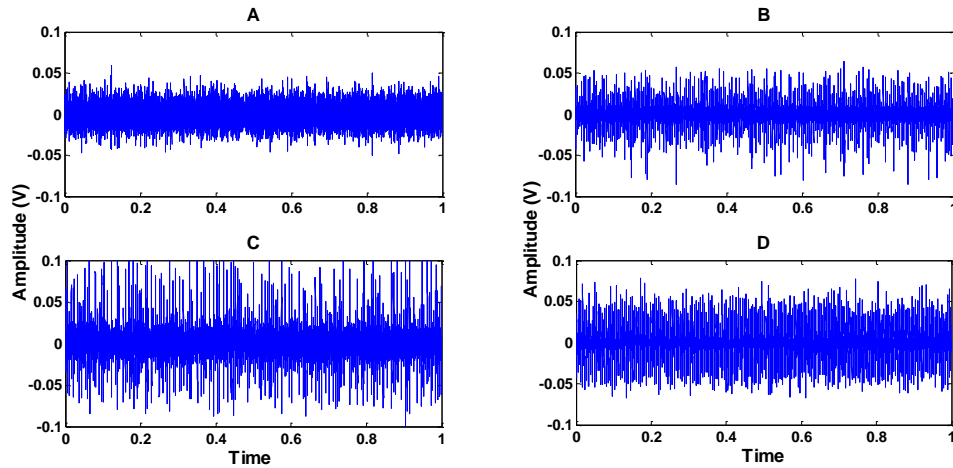


Fig. IV. 22. (A) roulement défectueux 50 μm , (B) roulement défectueux 100 μm , (C) roulement défectueux 200 μm and (D) roulement défectueux 2 mm.

La figure Fig. IV. 23, montre les calculs du coefficient de corrélation pour tous les deux modes successifs de chaque signal acoustique à différentes valeurs d'alpha.

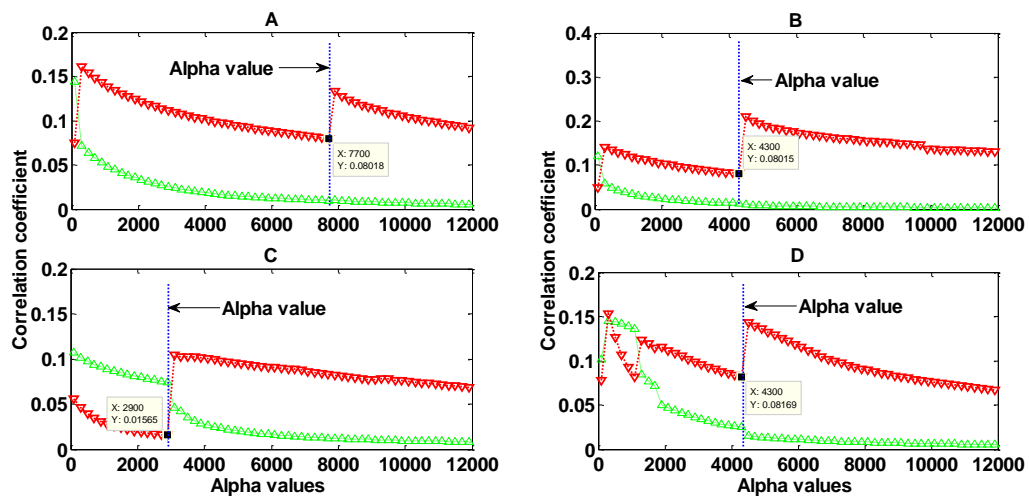


Fig. IV. 23. Coefficient de corrélation entre chaque deux mode successif obtenu par VMD: (A) pour 50 μm , (B) pour 100 μm , (C) pour 200 μm and (D) pour 2 mm.

Les valeurs d'alpha sont choisies respectivement aux valeurs de 7700, 4300, 2900 et 4300.

Les résultats de la décomposition par VMD, réalisée sur des signaux acoustiques sont montrés dans les **Fig. IV. 24- Fig. IV. 27** respectivement pour roulement défectueux 50 μm , roulement défectueux 100 μm , roulement défectueux 200 μm et roulement défectueux 2mm.

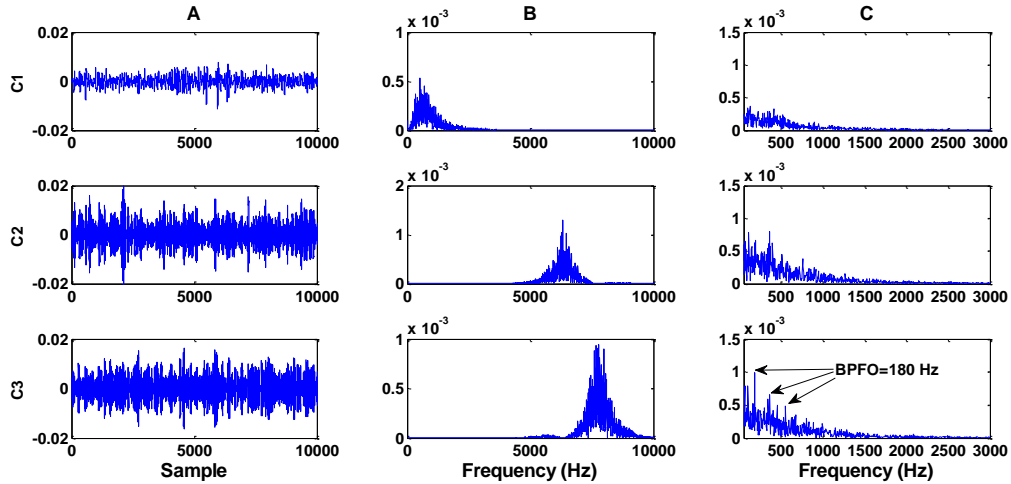


Fig. IV. 24. Roulement défectueux 50 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

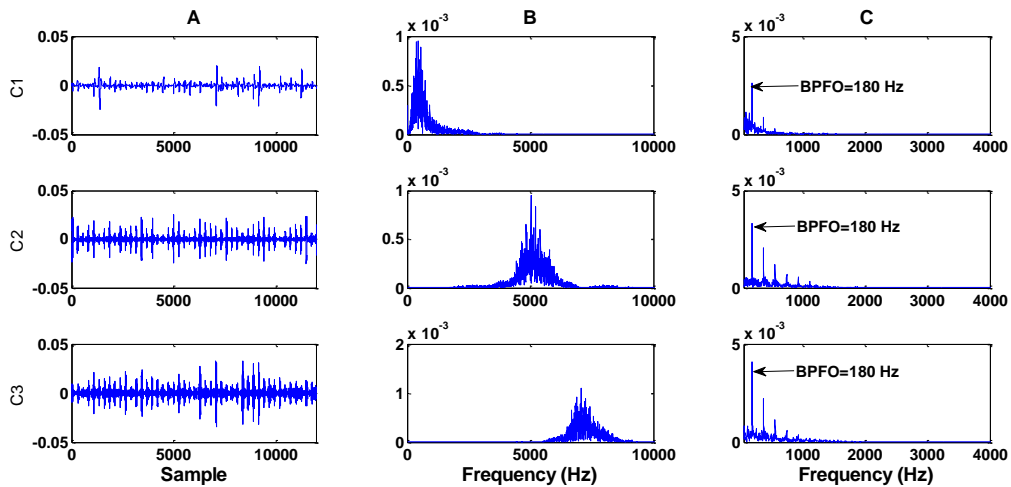


Fig. IV. 25. Roulement défectueux 100 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

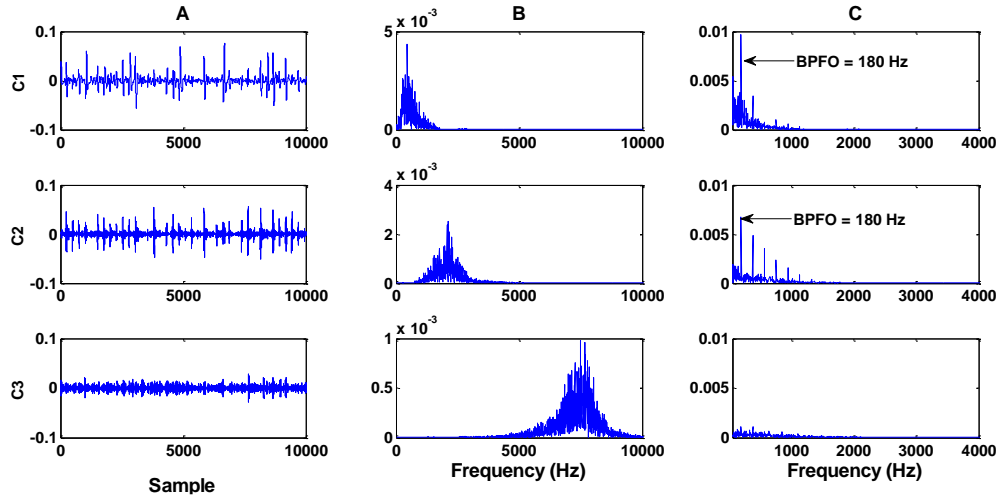


Fig. IV. 26. Roulement défectueux 200 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

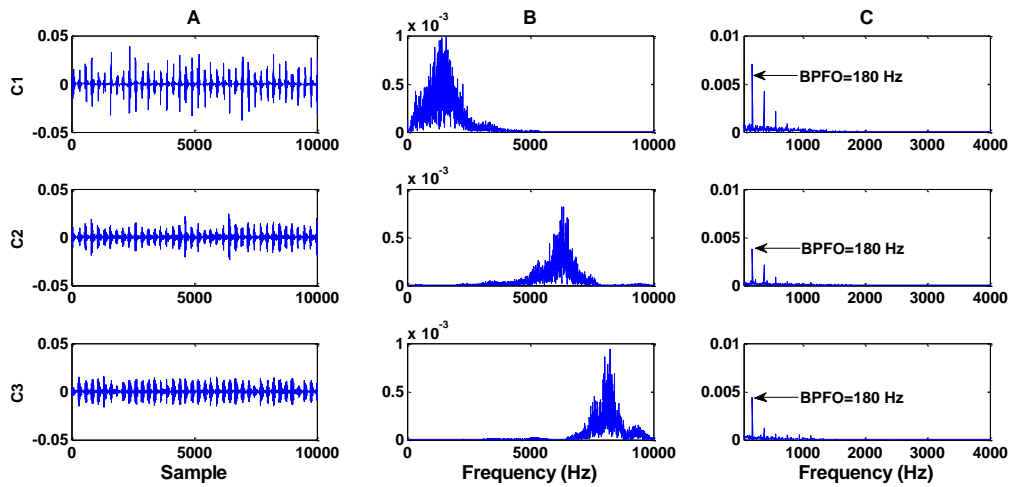


Fig. IV. 27. Roulement défectueux 2000 μm : (A) signal temporel décomposé par VMD (B) représentation fréquentielle, (C) spectre pour chaque mode

La fréquence BPFO du roulement 50 micron apparaît seulement dans le dernier composant avec des amplitudes faibles et les deux premiers composants sont plats comme montre l'analyse de l'enveloppe (**Fig. IV. 24(C)**). Pour les roulements 100, 200 et 2000 microns, tous les composants temporels montrent la présence des chocs répétitifs qui sont liés au défaut. Pour confirmer ces observations, une analyse d'enveloppe de ces composants est effectuée. Les Figures **Fig. IV. 25(C)**-**Fig. IV. 27(C)** montrent les résultats de l'analyse d'enveloppe. Le défaut et ses harmoniques se manifestent clairement sur tous les modes

des signaux acoustiques extraits par VMD. La méthode proposée reste fiable avec des signaux acoustiques pour extraire les fréquences des roulements défectueux à un stade précoce et à un stade avancé. Les composants obtenus par VMD réalisés sur des signaux acoustiques nous permettent de déceler seulement le défaut de roulement. Cependant, elles ne permettent pas d'identifier clairement le stade de dégradation car tous les composants sont excités sauf pour le défaut 50 microns.

La mesure vibratoire, par contre, permettait, de différencier un stade précoce d'un stade avancé, ce qui est un avantage indéniable en maintenance quand nous nous demandons si un roulement va encore tenir longtemps, ce qui permet d'avoir une idée sur la durée de vie résiduelle des roulements. A cet effet, l'analyse vibratoire se montre plus sensible que l'émission acoustique, notamment pour détecter un défaut naissant.

IV.4.3.3. Sélection des modes pertinents

Pour sélectionner le mode pertinent qui contient des informations utiles sur l'état de roulement, nous avons utilisé le Kurtosis, le RSME ((erreur quadratique moyenne)) et le Kurtosis relatifs. Le choix de mode a permis de tracer la courbe qui permet de voir l'allure de variations des indicateurs choisis en fonction de la taille de défaut.

IV.4.3.3.1. Sélection par Kurtosis:

Le tableau **Tab. IV. 2**, présente les valeurs du Kurtosis pour les différents roulements considérés dans cette étude pour les modes considérés pertinents C_i .

Tab. IV. 2 : Valeurs du Kurtosis pour les modes sélectionnés

Roulement	Composant choisi	Kurtosis
Roulement sain	C1	3,09
Roulement défectueux _50 μm	C1	2,70
Roulement défectueux _100 μm	C1	3,53
Roulement défectueux _200 μm	C1	3,70
Roulement défectueux _2000 μm	C2	10,29

La figure **Fig. IV. 28**, présente l'évolution du Kurtosis avec la taille de défaut. Il présente une allure ascendante avec la grandeur du défaut, sauf entre le roulement sain et le roulement 50 μm , car le roulement sain est en période de rodage et le roulement 50 μm

contient un défaut infiniment petite par rapport aux dimensions de roulements et il a été déjà utilisé dans des recherches précédentes. Donc, il a dépassé sa période de rodage. D'après la courbe de la figure **Fig. IV. 28**, le Kurtosis calculé sur le mode extrait par la méthode proposée est efficace pour le suivi de la taille du défaut. Nous avons proposé d'autre index pour sélectionner le mode pertinents tels que le RMSE et le Kurtosis relatif (erreur quadratique moyenne).

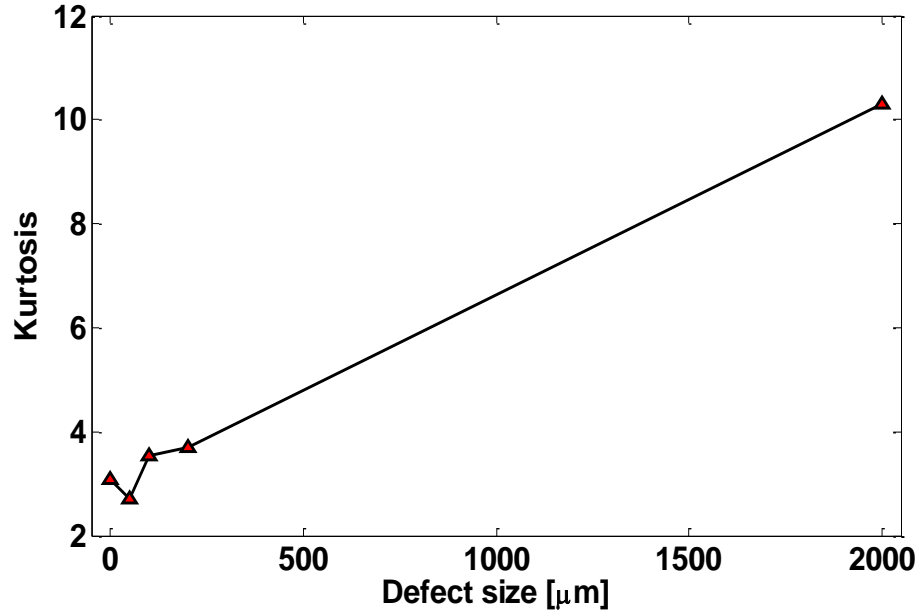


Fig. IV. 28. Évolution du Kurtosis avec la taille du défaut

IV.4.3.3.2. Sélection par RSME :

Un index basé sur l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est utilisé afin de sélectionner les modes pertinents générés par VMD pour les signaux vibratoires (**Tab. IV. 3**) le mode qui a la petite valeur de RMSE par rapport au signal original est considéré comme un mode principale. L'analyse de l'enveloppe a confirmé ces résultats (**Fig. IV. 18(C)**-**Fig. IV. 21(C)**). Sa formule est donnée par l'équation (9):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (A_i - C_i)^2}{n}} \quad (IV.11)$$

Où :

A : représente le signal brut avant la décomposition ;

C : représente le mode généré par VMD

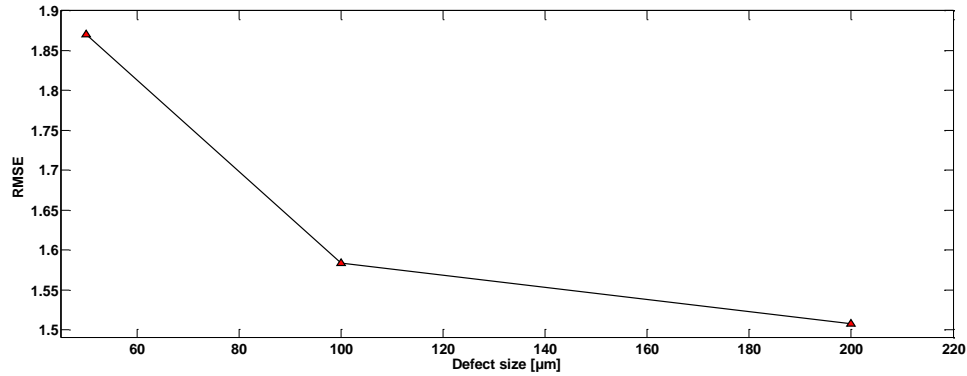
n : nombre d'échantillons

RMSE est efficace pour sélectionner le mode principal vibratoire. Cependant, pour les signaux acoustiques, il est difficile d'en sélectionner.

Pour les roulements 50, 100 et 200 μm , le premier composant d'un signal vibratoire a été choisi **Tab. IV. 3**. Par contre, le roulement 2000 μm , le C2 est le composant principal. L'analyse d'enveloppe a confirmé les résultats obtenus par RSME (**Fig. IV. 18-Fig. IV. 21(C)**).

Tab. IV. 3. RMSE des modes pertinents

<i>Roulement défectueux</i>	<i>RMSE</i>	<i>Mode pertinent</i>	
<i>Roulement_50 μm</i>	Vibrations	Vibrations	Émission acoustique
<i>C1</i>	1,877	C1	Non
<i>C2</i>	2,646		
<i>C3</i>	2,687		
<i>Roulement_100 μm</i>	RMSE		
<i>C1</i>	1,584	C1	Non
<i>C2</i>	2,154		
<i>C3</i>	2,179		
<i>Roulement_200 μm</i>	RMSE		
<i>C1</i>	1,508	C1	Non
<i>C2</i>	2,049		
<i>C3</i>	2,109		
<i>Roulement_2000 μm</i>	RMSE		
<i>C1</i>	13,501	C2	Non
<i>C2</i>	10,251		
<i>C3</i>	10,762		



IV.4.3.3.3. Sélection par Kurtosis relatifs

Nous avons développé un index basé sur le calcul du Kurtosis relatif pour sélectionner le mode pertinent des modes générés par VMD. Sa formule est donnée par l'équation (IV.12).

$$Relative_kurtosis = \left| \frac{kurtosis(C_{(n)defect_bearing}) - kurtosis(C_{(n)healthy_bearing})}{kurtosis(C_{(n)healthy_bearing})} \right| \quad (IV.12)$$

Où : n est i^{th} C

Les résultats du Kurtosis relatif calculé sur les différents modes extraits par VMD sont présentés dans le tableau ci-dessous (**Tab. IV. 4**).

Tab. IV. 4. Kurtosis relative des modes pertinent

Roulement sain	Kurtosis	<i>Kurtosis relative</i>	<i>Mode pertinent</i>
C1	3,087	0	
C2	3,102	0	
C3	3,597	0	
Roulement defectueux_50 µm	Kurtosis	<i>Kurtosis relative</i>	
C1	2,702	0,125	C1
C2	3,088	0,005	
C3	4,002	0,113	
Roulement defectueux _100 µm	Kurtosis	<i>Kurtosis relative</i>	
C1	3,530	0,144	C1
C2	3,045	0,018	
C3	3,432	0,046	
Roulement defectueux _200 µm	Kurtosis	<i>Kurtosis relative</i>	
C1	3,702	0,199	C1
C2	3,547	0,143	

C3	4,093	0,138	
Roulement defectueux _2000 μm	Kurtosis	<i>Kurtosis relative</i>	
C1	3,394	0,100	
C2	11,657	2,758	C2
C3	10,296	1,863	

Pour les roulements 50, 100 et 200 microns, le premier composant contient des chocs répétitifs qui sont nécessairement liés au défaut. D'autre part, les deux autres composants (C2 et C3) ne révèlent aucun choc répétitif. Pour confirmer ces résultats, une analyse d'enveloppe de ces composants a été réalisée. La figure **Fig. IV. 18(C)** montre les résultats d'enveloppe obtenus pour le défaut 50 μm . le BPFO apparait seulement dans le premier composant. Cependant le reste du spectre est plat. Les mêmes résultats sont notés pour les roulements 100 et 200 μm **Fig. IV. 19(C)** et **Fig. IV. 20(C)**.

Dans le cas du roulement 2000 μm , il y a des chocs répétitifs dans les trois composants. Ceci est dû parce que le défaut excite tous les modes de vibrations. L'analyse d'enveloppe de ses composants est montrée dans la figure **Fig. IV. 21(C)**. Le BPFO est détectable dans le trois composants sauf, les amplitudes sont importantes dans le premier et le deuxième composant. **Fig. IV. 29**, présente l'évolution du Kurtosis relatif avec la taille du défaut.

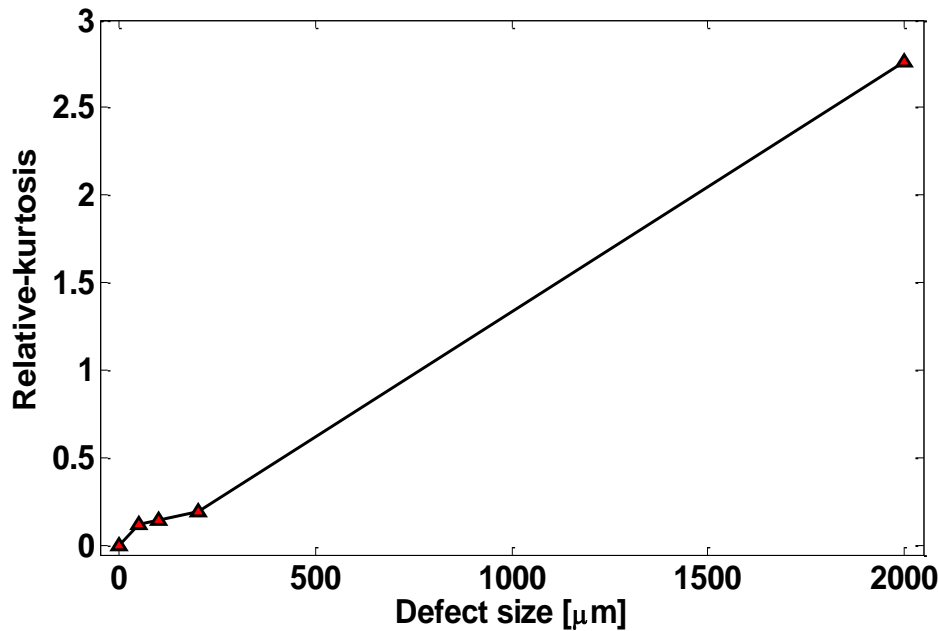


Fig. IV. 29. Évolution du Kurtosis relatif en fonction de la taille du défaut

Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre, les méthodes de traitement de signal décrits précédemment sont appliqués sur des signaux de simulation et des signaux expérimentaux du banc d'essai des laboratoires Dynamo. Des mesures ont été enregistrées sur des roulements à un stade précoce allant de 50 μm à 200 μm et également à un stade avancé de dégradation de 2 mm. Les résultats obtenus montrent que la méthode proposée VMD ne souffre pas de problèmes de mélange des modes et la sensibilité au bruit. Elle est efficace sur des signaux de simulation et des signaux expérimentaux. L'utilisation d'OMA et le coefficient de corrélation sont primordiaux pour identifier les paramètres d'entrées de cette méthode. La méthode VMD permet d'estimer la durée résiduelle d'un roulement car le nombre de modes excités dépend de la sévérité de dégradation. En effet, un défaut à un stade précoce excite seulement un mode. Cependant à un stade avancé il excite plusieurs modes de dégradation. Cette information est pertinente pour identifier le stade de dégradation de roulement.

Conclusion générale

Les roulements sont considérés comme les éléments les plus sollicités des machines tournantes. En effet, une étude statistique réalisée par des services de maintenance dans l'industrie de la pétrochimie, montre que 52 % des défaillances des machines tournantes viennent de défauts de roulements.

Dans le premier chapitre, tous nos efforts portent sur l'étude bibliographique qui concerne les différentes méthodes utilisées pour la détection des défauts de machines tournante, les outils de la maintenance préventive conditionnelle tels que l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, mesure de température, analyse d'huile et l'état de l'art sur les différents travaux réalisés sur la détection de l'usure de roulements par ces outils. Nous avons ensuite procédé à la mise en œuvre des outils sophistiqués de traitement de signal utilisés en vibration et en émission acoustique dans le domaine fréquentiel. L'application de ces outils a été validée sur des signaux de simulations et sur des signaux que j'ai enregistrés au niveau du laboratoire. En parallèle, un état de l'art sur l'application de ces outils a été faite.

Dans le deuxième chapitre, nous avons exposé tous qu'il faut à propos de la méthodologie des plans d'expériences pour la planification de nos tests qui nous permettent d'étudier le comportement vibratoire d'un roulement sous certaines conditions de fonctionnement. Les équipements nécessaires pour la réalisation des expériences sont présentés avec des détails sur le choix des facteurs, leurs niveaux et les problèmes rencontrés durant l'élaboration et l'exécution des plans d'expériences. Nous avons présenté volontairement tous les plans d'expériences que nous avons utilisés avec leurs lacunes afin d'expliquer aux lecteurs certaines notions de base de la méthodologie des plans d'expériences comme par exemple, la dépendance des facteurs; un exemple merveilleux a été présenté sur la dépendance entre la vitesse de rotation et la charge radiale. Nous avons proposé une solution originale pour les rendre indépendantes. L'indépendance des facteurs est une condition obligatoire pour appliquer l'analyse de variance ANOVA dans le cas des tests paramétriques.

Les indicateurs temporels sont les plus utilisés dans l'industrie vue leurs simplicités. De nombreux chercheurs se sont penchés sur l'utilisation des indicateurs statistiques pour établir les seuils d'alarme d'une machine tournante en calculant les caractéristiques de son

signal vibratoire. L'objectif de ce travail de recherche est de répondre aux questions suivantes:

-est-ce qu'il y a réellement un indicateur classique est pertinent pour détecter un défaut de roulements à un stade précoce ?

-quel est le meilleur indicateur classique ?

Ces deux questions, légitimes et nécessaires, étaient des préoccupations majeures de notre recherche et la réponse offre un intérêt très élevé dans le secteur industriel,

Pour ce faire, nous avons utilisé un banc d'essai bien équilibré exempté de tous les défauts d'une machine tournante sauf le défaut de roulement. Ensuite, nous avons analysé la réponse vibratoire en présence seulement de la vitesse de rotation et de la charge qui sont inévitables durant le fonctionnement d'une machine tournante avec bien sûr le facteur taille de défaut de roulements à un stade précoce à différents grandeurs. Les réponses à nos questions, a fait l'objet d'un article accepté dans la revue **DIAGNOSTYKA**. L'idée est de proposer une nouvelle méthodologie basée sur des outils purement statistiques qui permet d'analyser chaque indicateur d'une manière précise. Les plans d'expériences, l'analyse de variance ANOVA et le critère de Tukey nous ont permis de trancher entre ces indicateurs. Le Kurtosis et le Skewness sont les meilleurs indicateurs classiques pour le suivi d'un défaut de roulement à un stade précoce. Cependant, ces indicateurs classiques ont quand même des lacunes à propos de la détection des défauts de roulements à un stade précoce. L'avantage de la méthodologie proposée aide à réaliser une comparaison méticuleuse entre plusieurs indicateurs et d'en choisir le plus pertinent. L'inconvénient majeur se pose avec la satisfaction des conditions d'application d'ANOVA; dans certain cas, c'est difficile voire impossible de les respecter.

D'une façon générale, les critères temporels permettent de détecter l'augmentation du niveau global de vibration, mais ne révèle pas la source de cette augmentation.

La nécessité d'identifier la source exacte d'une vibration nous conduit au développement d'une nouvelle méthode basée sur le traitement sophistiqué du signal dans le domaine fréquentiel. Cette méthode proposée utilise l'algorithme VMD récemment proposé pour extraire les caractéristiques du signal. Cet algorithme a été combiné pour le fiabiliser avec

la méthode OMA pour déterminer la stabilité des fréquences de résonance du système dans un signal temporel et un autre outil statistique qui est le coefficient de corrélation pour déterminer alpha. Ce dernier est très intéressant car il peut être utilisé comme un critère d'arrêt dans le cas de l'automatisation de cette méthode. Cette technique a montré son efficacité pour l'estimation des modes vibratoires contrairement à l'EMD et EEMD et surmonter leurs problèmes qui sont le mélange des modes et la sensibilité au bruit.

L'avantage fondamental, elle est efficace quel que soit le type de mesures vibratoires ou acoustiques, elle révèle la présence de défaut même à faible sévérité, le temps de calcul est réduit par rapport aux autres méthode similaires, elle est susceptible d'être automatisé car le diagnosticien a besoin seulement d'insérer le nombre de mode et la valeur de alpha et finalement, la méthode VMD permet d'informer le technicien de maintenance sur la durée résiduelle d'un roulement car le nombre de modes excité dépend de la sévérité de dégradation comme montrer les résultats obtenus sur des signaux expérimentaux.

L'inconvénient de VMD, elle dépend des caractéristiques de la structure, car le nombre de mode est en fonction de la structure. La variation de la vitesse de rotation ne pose aucun défi parce que le nombre de mode est indépendant de celle-ci. Cependant, le nombre de mode dépend de la charge radiale. Du coup, dans le cas d'une charge variable, le diagnosticien a besoin d'étudier au préalable la variation des modes en fonction de la charge, puis les insérer pour assurer la fiabilité de cette méthode. Malgré ce défi, l'automatisation est possible si on peut mesurer la charge, puis affecter le nombre de mode en fonction de la charge d'une façon automatique.

Cette étude a fait l'objet d'un article publié dans la revue JVE (Journal of Vibroengineering)

Références bibliographiques

- [1] Thorsen, O. V., M. Dalva., «Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry,» *Industry Applications, IEEE Transactions*, vol. 35, n° %14, pp. 810-818, 1999.
- [2] Lotfi Saidin, Jaouher Ben Ali, Farhat Fnaiech, «Application of higher order spectral features and support vectormachines for bearing faults classification,» *SA Transactions*, vol. 54, pp. 193-206, 2015.
- [3] Ding, Steven X, Adel Haghani Abandan Sari & Haiyang Hao, «Data-driven monitoring for stochastic systems and its application on batch process,» *International Journal of Systems Science*, vol. 44, n° %17, pp. 1366-1376, 2013.
- [4] Jun Wang, Qingbo He, «An improved multiscale noise tuning of stochastic resonance for identifying multiple transient faults in rolling element bearings,» *Journal of Sound and Vibration*, vol. 333, n° %126, pp. 7401-7421, 2014.
- [5] Harris, Cyril M., *HARRIS' Shock and Vibration Handbook*, United States of America: McGRAW-HILL, 2002.
- [6] Abdullah M.Al-Ghamd, David Mba, «A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, n° %17, pp. 1537-1571, 2006.
- [7] Chee Keong Tan, Phil Irving, David Mba, «A comparative experimental study on the diagnostic and prognostic capabilities of Acoustics Emission, Vibration and Spectrometric Oil Analysis for spur gears,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, n° %11, pp. 208-233, 2007.
- [8] Kedadouche M., M. Thomas et A. Tahan, «Monitoring bearings by acoustic emission:», chez 30th seminar on machinery vibration, CMVA, Niagara Falls, Canada, 2012.
- [9] Xiaoqin Liu*, Xing Wu, Chang Liu, «A comparison of Acoustic Emission and,» chez International Conference on Transportation, Mechanical, and Electrical Engineering (TMEE), Changchun, China, 2011.
- [10] Berry, J.E., «How to track rolling element bearing health with vibration signature analysis,» *Sound and Vibration*, vol. 25, n° %111, pp. 24-35, 1991.

-
- [11] Tedric A Harris, *Rolling Bearing Analysis*, Fifth Edition, John Wiley & Sons Publication, 2001.
- [12] N. Tandon, G.S. Yadava, K.M. Ramakrishna, «A comparison of some condition monitoring techniques for the detection of defect in induction motor ball bearings,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, p. 244–256, 2007.
- [13] Mourad KEDADOUCHE, «DÉTECTION DE L'USURE DE ROULEMENTS PAR EMISSION ACOUSTIQUE,» MONTRÉAL, CANADA, L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE, 2015, p. 41.
- [14] A. Choudhury, N. Tandon, «Application of acoustic emission technique for the detection of defects in rolling element bearings,» *Tribology International*, vol. 33, n° 11, p. 39–45, 2000.
- [15] V.N.Patel, N.Tandon, R.K.Pandey, «Defect detection in deep groove ball bearing in presence of external vibration using envelope analysis and Duffing oscillator,» *Measurement*, vol. 45, n° 15, pp. 960-970, 2012.
- [16] P.D.McFadden, J.D.Smith, «Vibration monitoring of rolling element bearings by the high-frequency resonance technique — a review,» *Tribology International*, vol. 17, n° 11, pp. 03-10, 1984.
- [17] I.ANTONIADIS G.GLOSSIOTIS, «CYCLOSTATIONARY ANALYSIS OF ROLLING-ELEMENT BEARING VIBRATION SIGNALS,» *Journal of Sound and Vibration*, vol. 248, n° 15, pp. 829-845, 2001.
- [18] P.D.MCFADDEN, M.M.TOOZHY, «APPLICATION OF SYNCHRONOUS AVERAGING TO VIBRATION MONITORING OF ROLLING ELEMENT BEARINGS,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 14, n° 16, pp. 891-906, 2000.
- [19] Hasan ocak, Kenneth A Ioparo, «Estimation of the running speed and bearing defect frequencies of an induction motor from vibration data,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 13, pp. 515-533, 2004.
- [20] Yuh-Tay Sheen, «A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis,» *Journal of Sound and Vibration*, vol. 276, n° 11-2, pp. 105-119, 2004.
- [21] Zeki Kiral, Hira Karagülle, «Simulation and analysis of vibration signals generated by rolling element bearing with defects,» *Tribology International*, vol. 36, n° 19, pp. 667-678, 2003.

- [22] S. Janjarasjitt, H.Ocak, K. A. Loparo, «Bearing condition diagnosis and prognosis using applied nonlinear dynamical analysis of machine vibration signal,» *Journal of Sound and Vibration*, vol. 317, n° %11-2, pp. 112-126, 2008.
- [23] Hongrui Cao *, Linkai Niu and Zhengjia He, «Method for Vibration Response Simulation and Sensor Placement Optimization of a Machine Tool Spindle System with a Bearing Defect,» *sensors*, vol. 12, n° %17, pp. 8732-8754, 2012.
- [24] Tuncay Karacay, Nizami Akturk, «Experimental diagnostics of ball bearings using statistical and spectral methods,» *Tribology International*, vol. 42, n° %16, pp. 836-843, 2009.
- [25] E Y Kim, A C C Tan , B S Yang, «Condition monitoring of low speed bearings: A comparative study of the ultrasound technique versus vibration measurements,» *Australian Journal of Mechanical Engineering*, vol. 5, n° %12, pp. 177-189, 2008.
- [26] Bubathi Muruganatham, M.A.Sanjith, B. Krishnakumar, S.A.V.Satya Murty, «Roller element bearing fault diagnosis using singular spectrum analysis,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, n° %11-2, pp. 150-166, 2013.
- [27] Yi Guo, Robert G. Parker, «Stiffness matrix calculation of rolling element bearings using a finite element/contact mechanics model,» *Mechanism and Machine Theory*, vol. 51, pp. 32-45, 2012.
- [28] V.N.Patel, N.Tandon,R.K.Pandey, «Vibrations Generated by Rolling Element Bearings having Multiple Local Defects on Races,» *Procedia Technology*, vol. 14, pp. 312-319, 2014.
- [29] C.James Li,Jun Ma, «Wavelet decomposition of vibrations for detection of bearing-localized defects,» *NDT & E International*, vol. 30, n° %13, pp. 143-149, 1997.
- [30] S.Prabhakar, A. R. Mohanty A. S Sekhar, «Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearing race faults,» *Tribology International*, vol. 35, n° %112, pp. 793-800, 2002.
- [31] M. S. Rajesh Kumar, «Outer race defect width measurement in taper roller bearing using discrete wavelet transform of vibration signal,» *Measurement*, vol. 46, n° %11, pp. 537-545, 2013.
- [32] V. Purushothama, S.Narayanana, Suryanarayana, A.N. Prasadb, «Multi-fault diagnosis of rolling bearing elements using wavelet analysis and hidden Markov model based fault recognition,» *NDT & E International*, vol. 38, n° %18, pp. 654-664, 2005.

-
- [33] S. Khanama, N.Tandona, J.K.Duttb, «Fault Size Estimation in the Outer Race of Ball Bearing Using Discrete Wavelet Transform of the Vibration Signa,» *Procedia Technology*, vol. 14, pp. 12-19, 2014.
- [34] N.G.NikolaouI. A.Antoniadis, «Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets,» *NDT & E International*, vol. 35, n° %13, pp. 197-205, 2002.
- [35] «Jafar Zarei, Javad Poshtan,» Bearing fault detection using wavelet packet transform of induction motor stator current, vol. 40, n° %15, pp. 763-769, 2007.
- [36] D. P. Jena, S. N. Panigrahi, «Bearing and gear fault diagnosis using adaptive wavelet,» *Procedia Engineering* , vol. 50, pp. 265-274, 2012.
- [37] D.P.Jena, S.N.Panigrahi, «Precise measurement of defect width in tapered roller bearing using vibration signal,» *Measurement*, vol. 55, pp. 39-50, 2014.
- [38] N.Tandona,A. Choudhury, «A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings,» *Tribology International*, vol. 32, n° %18, pp. 469-480, 1999.
- [39] J.R. Mathews, *Acoustic Emission*, New York: Gordon and Breach Science Publishers Inc, 1983.
- [40] Pao, Y-H., Gajewski, R.R., Ceranoglu, A.N, «Acoustic emission and transient waves in an elastic plate,» *J. Acoust. Soc. Am.*, vol. 65, n° %11, pp. 96-102, 1979.
- [41] Pollock AA, «Acoustic Emission Inspection, Physical Acoustics Corporation,» TR-103-96 12/89, 1989.
- [42] Mathews, J. R, *Acoustic emission*, New York, 1983.
- [43] L.M. Roger, «The application of vibration analysis and acoustic emission source location to on-line condition monitoring of anti-friction bearings,» *Tribology International* , vol. 12, n° %12, pp. 51-59, 1979.
- [44] «Condition monitoring of low-speed rotating machinery using stress waves Part 1,» *Proceeding of the Institution Oh Mechanical Engineers, Part E: Journal of process Mechanical Engineering* , vol. 213, n° %13, pp. 153-170, 1999.
- [45] N Jamaludin, D Mba, R H Bannister, «Condition monitoring of slow-speed rolling element bearings using stress waves,» *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*, vol. 215, n° %14, pp. 245-271, 2001.
- [46] T. Yoshioka, T. Fujiwara, «New acoustic emission source locating system for the study of rolling contact fatigue,» *Wear* , vol. 81, n° %11, p. 183–186, 1982.

- [47] «Application of acoustic emission technique to detection of rolling bearing failure,» American Society of Mechanical Engineers, vol. 14, pp. 55-76, 1984.
- [48] «Acoustic emission monitoring of rolling element bearings,» IEEE 1988 Ultrasonics Symposium Proceedings., pp. 885-889, 2-5 Oct. 1988.
- [49] T.J. Holroyd, N. Randall, «Use of acoustic emission for machine condition monitoring,» British Journal of Non- Destructive Testing , vol. 35, n° %12, pp. 75-78, 1993.
- [50] T. Holroyd, «Condition monitoring of very slowly rotating machinery using AE techniques,» chez 14th International Congress on Condition Monitoring and Diagnostic Engineering Management (COMADEM'2001), Manchester, UK, 4–6 September 2001.
- [51] S. Bagnoli, R. Capitani, P. Citti, «Comparison of accelerometer and acoustic emission signals as diagnostic tools in assessing bearing, Proceedings of Second International Conference on Condition Monitoring,» London, UK, May 1988.
- [52] A. Morhain, D. Mba, «Bearing defect diagnosis and acoustic emission,» Journal of Engineering Tribology, Institution of Mechanical Engineering (Parts J), vol. 217, n° %14, pp. 257-272, 2003.
- [53] C. James Li a, S.Y. Li, «Acoustic emission analysis for bearing condition monitoring,» Wear , vol. 185, pp. 67-74, 1995.
- [54] Abdullah M.Al-Ghamda, DavidMba, «A comparative experimental study on the use of acoustic emission and vibration analysis for bearing defect identification and estimation of defect size,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, n° %17, pp. 1537-1571, 2006.
- [55] D. P. Jena, S. N. Panigrahi, «Bearing and gear fault diagnosis using adaptive wavelet transform of vibration signals,» Procedia Engineering , vol. 50, pp. 265-274, 2012.
- [56] B.Kilundu, X.Chimentin, J.Dueza, D.Mba, «Cyclostationarity of Acoustic Emissions (AE) for monitoring bearing defects,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 25, n° %16, pp. 2061-2072, 2011.
- [57] Compendex & INSPEC avec mots clés : Bearing et Acoustic Emission. 2013..
- [58] L. Costa, M. Fillon, A. S. Miranda, J. Claro, «An experimental investigation of the effect of groove location and supply pressure on the THD performance of a steady loaded journal bearing,» Journal of tribology, vol. 122, pp. 227-232, 2000.

-
- [59] A. F. Cristea, M. Pascovici, M. Fillon, «Clearance and lubricant selection for avoiding seizure in a circumferential groove journal bearing based on a lumped model analysis,» *Mecanique and Industries*, vol. 12, pp. 399-408, 2011.
- [60] W. O. Winer, S. Bair, B. Gecim, «Thermal Resistance of a Tapered Roller Bearing,» *A S L E Transactions* , vol. 29, n° %14, pp. 539-547, 1986.
- [61] K. Nakajima, «Thermal contact resistance between balls and rings of a bearing under axial, radial, and combined loads,» *Journal Of THERMOPHYSICS AND HEAT TRANSFER* , vol. 9, n° %11, pp. 88-95, 1995.
- [62] Chao Jin, Bo Wu, Youmin Hu, «Heat generation modeling of ball bearing based on internal load distribution,» *Tribology International*, vol. 45, n° %11, pp. 8-15, 2012.
- [63] S.K.Kim, D.W.Cho, «Real-time estimation of temperature distribution in a ball-screw system,» *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 37, n° %14, pp. 451-464, 1997.
- [64] Cheng-Hsien Wu, Yu-Tai Kung, «Thermal analysis for the feed drive system of a CNC machine center,» *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 43, n° %115, pp. 1521-1528, 2003.
- [65] Won SooYun, Soo Kwang Kim, Dong Woo Cho, «Thermal error analysis for a CNC lathe feed drive system,» *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, vol. 39, n° %17, pp. 1087-1101, 1999.
- [66] JafarTakabi, M.M.Khonsari, «Experimental testing and thermal analysis of ball bearings,» *Tribology International*, vol. 60, pp. 93-103, 2013.
- [67] L.A. Toms, *Machinery Oil Analysis: Methods, Automation and Benefits*, end ed, Coastal, 1998.
- [68] T.M. Hunt, *Condition Monitoring of Mechanical and Hydraulic plant: A Concise Introduction and Guide*, London: Chapman & Hall, 1996.
- [69] Gary E. Newell, «Oil analysis cost-effective machine condition monitoring technique,» *Industrial Lubrication and Tribology*, vol. 51, n° %13, pp. 119-124, 1999.
- [70] B.J. Roylance, T.M. Hunt, *Wear Debris Analysis*, Oxford, UK: Coxmoor Publishing Company, 1999.
- [71] H.S.Ahn, E.S.Yoon, D.G.Sohn, O.K.Kwon, K.S.Shin,C.H.Nam, «Practical contaminant analysis of lubricating oil in a steam turbine-generator,» *Tribology International*, vol. 29, n° %12, pp. 161-168, 1996.

- [72] T.B. Kirk, «Numerical characterisation of wear debris for machine condition monitoring,» chez Proceedings of the International Tribology Conference—AUSTRIB '94, Perth, Australia, 5–8 December, 1994.
- [73] D.P. Anderson, «Wear Particle Atlas, revised ed,» Report NAEC- 92-163, 1982.
- [74] Z.Peng, N.Kessissoglou, «An integrated approach to fault diagnosis of machinery using wear debris and vibration analysis,» *Wear*, vol. 255, n° %17-12, pp. 1221-1232, 2003.
- [75] ZhongxiaoPeng, «An integrated intelligence system for wear debris analysis,» *Wear*, vol. 252, n° %19-10, pp. 730-743, 2002.
- [76] G.W Stachowiak, P Podsiadlo, «Surface characterization of wear particles, part 2,» *Wear*, Vols. %1 sur %2225-229, pp. 1171-1185, 1999.
- [77] C.E. Lyman, et al.(11authors), *Scanning Electron Microscopy, X-Ray Microanalysis, and analytical Electron Microscopy*, New York: A Laboratory Workbook, Plenum Press, 1990.
- [78] T.B.Kirk, D.Panzera, R.V.Anamalay, Z.L.Xu, «Computer image analysis of wear debris for machine condition monitoring and fault diagnosis,» *Wear*, Vols. %1 sur %2181-183, pp. 717-722, 1995.
- [79] Anand Prabhakaran, C.R. Jagga, «Condition monitoring of steam turbine-generator through contamination analysis of used lubricating oil,» *Tribology International*, vol. 32, n° %13, pp. 145-152, 1999.
- [80] Van Nes K., Van Western H. A, «Aspects of the constitution of mineral oils,» chez Elsevier, New york, 1951.
- [81] S. S. Kurtz, R. W. King, J. S. Sweely, «Hydrocarbon Composition and Viscosity-Gravity Constant of Rubber Processing Oils,» *Indutriel&Engineering Chemistry*, vol. 48, n° %112, pp. 2232-2234, 1956.
- [82] L. P. Lindeman, J. Q. Adama, «Carbon-13 nuclear magnetic resonance spectrometry. Chemical shifts for the paraffins through C9,» *analytical*, vol. 43, n° %110, pp. 1245-1252, 1971.
- [83] «Jenkins, G., "Grease Analysis Using Infra Red and Ultra Violet Spectrometry," SAE Technical Paper 630125, 1963, <https://doi.org/10.4271/630125>.».
- [84] Surapol Raadnui,Srawut Kleesuwan, «Low-cost condition monitoring sensor for used oil analysis,» *Wear*, vol. 259, n° %17-12, pp. 1502-1506, 2005.

-
- [85] Galie. T. R, Tucker, J. E, Reintjes, J. et al., «Lasernet Fines Optical Wear Debris Monitor, A Navy Shipboard Evaluation of a CBM Enabling Technology,» International conference, Condition monitoring, pp. 445-452, 1999.
- [86] J. Edmonds, M.S. Resner, K. Shkarlet, «Detection of precursor wear debris in lubrication systems,» 2000 IEEE Aerospace Conference. Proceedings (Cat. No.00TH8484), 2000.
- [87] Li Du, Jiang Zhe, «Parallel sensing of metallic wear debris in lubricants using undersampling data processing,» Tribology International, vol. 53, pp. 28-34, 2012.
- [88] R. Dwyer, «Detection of non-Gaussian signals by frequency domain Kurtosis estimation,» chez ICASSP '83, Boston, Massachusetts, USA, USA, 1983.
- [89] JérômeAntoni, «Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 21, n° %11, pp. 108-124, 2007.
- [90] JérômeAntoni, «The spectral kurtosis: a useful tool for characterising non-stationary signals,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 20, n° %12, pp. 282-307, 2006.
- [91] Yuh-TaySheen, «A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis,» Journal of Sound and Vibration, vol. 276, n° %11-2, pp. 105-19, 2004.
- [92] N.Sawalhi, R.B.Randall, H.Endo, «The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 21, n° %16, pp. 2616-2633, 2007.
- [93] Ralph AWiggins, «Minimum entropy deconvolution,» Geoprospection, vol. 16, n° %11-2, pp. 21-35, 1978.
- [94] A.K. Nandi, «Blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing applications,» IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 45, n° %15, pp. 1382-1390, 1997.
- [95] M. Boumahdi, J.-L. Lacoume, «Blind identification using the kurtosis: results of field data processing,» International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp. 9-12, 1995.
- [96] H.EndoR. B.Randall, «Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 21, n° %12, pp. 906-919, 2007.

- [97] Tomasz B., Nader S, «Archives of Acoustics,» Fault Detection Enhancement in Rolling Element Bearings Using the Minimum Entropy Deconvolution, vol. 37, n° %12, pp. 131-141, 2012.
- [98] Ruilong Jiang, Jin Chen, Guangming Dong, Tao Liu, Wenbing Xiao, «The weak fault diagnosis and condition,» J Mechanical Engineering Science, vol. 227, n° %15, pp. 1-14, 2013.
- [99] Tomasz BARSZCZ, Nader SAWALHI, «Fault Detection Enhancement in Rolling Element Bearings Using the Minimum Entropy Deconvolution,» ARCHIVES OF ACOUSTICS, vol. 37, n° %102, pp. 131-141, 2012.
- [100] Dae-Ho Kwak, Dong-Han Lee, Jong-Hyo Ahn and Bong-Hwan Koh *, «Fault Detection of Roller-Bearings Using Signal Processing and Optimization Algorithms,» sensors, vol. 14, n° %11, pp. 283-298, Sensors .
- [101] Zhang Dan , Sui Wentao, «MED and WPT based technique for bearings fault detection,» Journal of Measurements in Engineering, vol. 2, n° %12, pp. 103-110, 2014.
- [102] Geoff L. McDonald, Qing Zhao, «Multipoint Optimal Minimum Entropy Deconvolution and Convolution Fix: Application to vibration fault detection,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 82, n° %11, pp. 461-477, 2017.
- [103] M. Thomas, Fiabilité, maintenance prédictive et vibration des machines, Montréal: xvii, 2002.
- [104] B.EftekharnjadM.R.CarrascoB.CharnleyD.Mba, «The application of spectral kurtosis on Acoustic Emission and vibrations from a defective bearing,» Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 25, n° %11, pp. 266-284, 2011.
- [105] «Use of Spectral Kurtosis for Improving Signal to Noise Ratio of Acoustic Emission Signal from Defective Bearings,» Journal of Failure Analysis and Prevention, vol. 14, n° %13, pp. 363-371, 2014.
- [106] B.P. Bogert, M.J.R. Healy, J.W. Tukey,, «The frequency analysis of time series for echoes : Cepstrum, pseudo auto covariance,» Proc. symp. time series analysis, pp. 209-243, 1963.
- [107] CAPDESSUS (C.); MENAD SIDAHMED, «Analyse des vibrations d'un engrenage: cepstre, corrélation, spectre,» Traitement du Signal, vol. 8, n° %15, pp. 365-372, 1991.

-
- [108] M. El Badaoui, F. Guillet, N. Nejjar, P. Martini, J. Danière, «Diagnostic d'un train d'engrenages par analyse cepstrale synchrone,» SEIZIÈME COLLOQUE GRETSI, pp. 761-764, 15-19 SEPTEMBRE 1997.
- [109] S. Vivier, «Stratégies d'optimisation par la méthode des plans d'expériences et Application aux dispositifs électrotechniques modélisés par éléments finis,» Thèse de doctorat a Université des Sciences et Technologies, Lille, France , 2000.
- [110] J. Poirier, «Analyse de la variance et de la régression. Plans d'expérience,» Techniques de l'Ingénieur, , pp. 1-21.
- [111] Jean-Jacques Droesbeke, Jeanne Fine, Gilbert Saporta, Plans d'expériences - Applications à l'entreprise (TECHNIP (EDITIONS)), 2002.
- [112] S. Vivier, «Stratégies d'optimisation par la méthode des plans d'expériences et Application aux dispositifs électrotechniques modélisés par éléments finis,» Thèse de doctorat à Université des Sciences et Technologies de Lille , Lille, France , 2002.
- [113] M. Pillet, «Introduction aux plans d'expériences par la méthode Taguchi,» Les Editions, 1994.
- [114] P. Schimmerling, J-C Sisson, A. Zaïdi, «Pratique des plans d'expériences,» Lavoisier , 1998.
- [115] J. Goupy, «La méthode des plans d'expériences – Optimisation du choix des essais & de l'interprétation des résultats,» Dunod , 1996.
- [116] J-J Droesbeke, G. Saporta, J. Fine., «Plans d'expériences : Applications à l'entreprise,» Editions TECHNIP , 1997.
- [117] Gérard Vinrich, Pierre-Henri Terracher, Robert Delord, «MATHEMATIQUE 3EME».
- [118] Raymond H. Myers, Douglas C. Montgomery, « Response surface methodology» Process and product optimization using designed experiments, Feb 2016, p. 856 .
- [119] Draper N.R. (1992) Introduction to Box and Wilson (1951) On the Experimental Attainment of Optimum Conditions. In: Kotz S., Johnson N.L. (eds) Breakthroughs in Statistics. Springer Series in Statistics (Perspectives in Statistics). Springer, New York, NY.
- [120] Professeur Bernard CLÉMENT, PhD. Cours 1. MTH 6301 Planification et analyse statistique d'expériences. Département de mathématiques et de génie industriel. École polytechnique de Montréal. Copyright © Génistat Conseils Inc., 2004, Montréal, Canada.

- [121] Yacine IMAOUCHEN, « Mesure et analyse des vibrations des machines électriques tournantes », page 70,.
- [122] O.V.Thorsen, M . Dalva, «Failure Identification and Analysis for High Voltage Induction Motors in Petrochemical Industry,» Industry Application, IEEE Transactions, vol. 35, n° %14, pp. 291-298, 1998.
- [123] Kim PY, «A review of rolling element bearing health monitoring (II): preliminary test results on current technologies,» New Orleans, 26–28 June, 1984.
- [124] Nishio K, Hoshiya S, Miyachi T, «An investigation of the early detection of defects in ball bearings by the vibration monitoring,» chez ASME, New York, 1979.
- [125] Igarashi T, Noda B, Matsushima E, «A study on the prediction of abnormalities in rolling bearings,» J JSLE, pp. 72-76, 1980.
- [126] Kuhnell BT, Stecki JS, «Correlation of vibration, wear debris analysis and oil analysis in rolling element bearing condition monitoring,» Maintenance Management Int, vol. 5, p. 105–115, 1985.
- [127] Broderick JJ, Burchill RF, Clark HL, «Design and fabrication of prototype system for early warning of impending bearing failure,» 1972.
- [128] «Rolling bearing diagnostics,» chez Proceedings of the Indo–US Symposium on Emerging Trends in Vibration and Noise Engineering, New Delhi, 18–20 March, 1996.
- [129] garashi T, Hamada H, «Studies on the vibration and sound of defective rolling bearings (first report: vibration of ball bearings with one defect),» Bull JSME , vol. 25, pp. 994-1001, 1982.
- [130] Igarashi T, Kato J., «Studies on the vibration and sound of defective rolling bearings (third report: vibration of ball bearings with multiple defects),» Bull JSME, vol. 28, pp. 492-499, 1985.
- [131] Miyachi T, Seki K., «An investigation of the early detection of defects in ball bearings using vibration mnitoring — practical limit of detectability and growth speed of defects,» chez JSMEIFTtoMM,, Tokyo, 14–17 September 1986.
- [132] Tandon N, Nakra BC, «Comparison of vibration and acoustic measurement techniques for the condition monitoring of rolling element bearings,» Tribol Int, vol. 25, n° %13, pp. 205-212, 1992.
- [133] R.B. Randall, J. Antoni, «Rolling element bearing diagnostics,» Mechanical Systems and Signal Processing , vol. 25, pp. 485-520, 2011.

- [134] S. Sassi, B. Badri and M. Thomas, «, Tracking surface degradation of ball bearings by means of new time domain scalar descriptors,» International journal of COMADEM, vol. 11, n° %13, pp. 36-45, 2008.
- [135] Badri B., Thomas M, Sassi S, «The envelop Shock detector: a new method to detect impulsive signals,» International journal of COMADEM, vol. 15, n° %13, pp. 29-38, 2012.
- [136] M. El Badaoui, Contribution of vibratory diagnostic of gearbox by Cepstral analysis, St Etienne (FR): Ph.D. thesis, Jean Monnet University of St Etienne (FR), 1999.
- [137] H. Aouici, M. A. Yallese, B. Fnides, K Chaoui, T. Mabrouki, « Modeling and optimization of hard turning of X38CrMoV5-1 steel with CBN tool: Machining parameters effects on flank wear and surface roughness,» Journal of Mechanical Science and Technology, vol. 25, n° %111, pp. 2843-2851, 2011.
- [138] M. Thomas, Y. Beauchamp, «Statistical investigation of modal parameters of cutting tools in dry turning,» International Journal of MACHINES TOOLS and MANUFACTURES, vol. 7, n° %15, pp. xxx-xxx, 2003.
- [139] Y. Hochberg, A.C. Tamhane, Multiple Comparison Procedures, Canada: Willey, 1987.
- [140] Sassi, S., Badri, B., & Thomas, M, «Tracking surface degradation of ball bearings by means of new time domain scalar descriptors,» International Journal of COMADEM, vol. 11, n° %13, pp. 36-45, 2008.
- [141] Kidar T., Thomas M., Guilbault R, Elbadaoui M., «Comparison between the efficiency of LMD and EMD algorithms for early detection of gear defects,» Mechanics & Industry, vol. 14, pp. 121-127, 2013.
- [142] T. M, Fiabilité, maintenance prédictive et vibrations de machines, Québec, Canada: Presses de l'Université du Québec (PUQ), 2011, p. 616 pages .
- [143] W.J. Conover, Practical Nonparametric Statistics, New York: Weley, 1980.
- [144] Lilliefors, H. W, «On the Kolmogorov-Smirnov test for normality with mean and variance unknown,» Journal of the American Statistical Association, vol. 62, pp. 399-402, 1967.
- [145] Lilliefors. H.W, «On the Kolmogorov-Smirniv test for exponential distribution with mean unknown,» Journal of the American Statistical Association , vol. 62, pp. 399-402, 1967.

- [146] R.V. Hogg, J. Ledolter, *Engineering Statistics*, Universidad de Michigan: Mac Millan Publishing Company, 1987.
- [147] H.R.MartinF.Honarvar, «Application of statistical moments to bearing failure detection,» *Applied Acoustics*, vol. 44, n° 11, pp. 67-77, 1995.
- [148] J.P Dron, L Rasolofondraibe, F Bolaers, A Pavan, «High-resolution methods in vibratory analysis: application to ball bearing monitoring and production machine,» *International Journal of Solids and Structures*, vol. 38, n° 124-25, pp. 4293-4313, 2001.
- [149] T. M., *Fiabilité, maintenance prédictive et vibrations de machines*, Vols. 1 sur 2 ISBN 978-2-7605-3357-8., Presses de l'Université du Québec, p. 633 pages.
- [150] Thomas M., Masounave J., Dao T.M., Le Dinh C.T., Lafleur F, «Rolling element bearing degradation and vibration signature relationship,» in 2nd international conference on monitoring and acoustical and vibratory diagnosis (SFM), , Senlis, France, vol. 1, pp. 267-277, 1995.
- [151] Jones R.M, «A guide to the interpretation of machinery vibration measurements,» *Sound and Vibration*, vol. 28, n° 19, pp. 12-20, 1994.
- [152] Tandon N, Choudhury A, «A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings,» *Journal of Tribology International*, vol. 32, pp. 469-480, 1999.
- [153] Randall R.B, Antoni J., «Rolling element bearing diagnostics—A tutorial,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° 12, pp. 485-520, 2011.
- [154] Sassi S., Badri B, Thomas M., «Tracking surface degradation of ball bearings by means of new time domain scalar descriptors,» *International journal of COMADEM*, ISSN1363-7681,, vol. 11, n° 13, pp. 36-45, 2008.
- [155] Berry J, «How to track rolling bearing health with vibration signature analysis,» *Sound and Vibration*, pp. 24-35, 1991.
- [156] De Priego J.C.M., «The relationship between vibration spectra and spike energy spectra for an electric motor bearing defect,» *Vibrations*, vol. 17, n° 11, pp. 3-5, 2001.
- [157] Altmann M.J, «Multiple band-pass autoregressive demodulation for rolling-element bearing fault diagnosis,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 15, n° 15, pp. 963-977, 2001.

- [158] Kedadouche M, Thomas M, Tahan A, «Monitoring bearing defects by using a method combining EMD, MED and TKEO,» *Advances in Acoustics and Vibration*, Hindawi, vol. 2014, n° 502080, p. 10 p, 2014.
- [159] Kedadouche M., Thomas M, Tahan A, «Cyclostationarity applied to acoustic emission and development of a new indicator for monitoring bearing defects,» *Mechanics & Industry*, vol. 15, n° 16, pp. 467-476, 2014.
- [160] Antoni J., Bonnardot F., Raada A, El Badaoui M, «Cyclostationary modelling of rotating machine vibration signals,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, n° 16, pp. 1285-1314, 2004.
- [161] Safizadeh M.S., Lakis A.A, Thomas M., «Time-Frequency and their Application to Machinery Fault Detection,» *International Journal of Condition Monitoring and Diagnosis Engineering Management*, vol. 4, n° 11, pp. 10-27, 2000.
- [162] Braun. S. M., «Time-Frequency Characteristics of Non-Linear Systems,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 11, n° 14, pp. 611-620, 1997.
- [163] Tse P. W., Peng Y. H., Yam R., «Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis—their effectiveness and flexibility,» *Journal of Vibration and Acoustics*, vol. 123, n° 103, pp. 303-310, 2001.
- [164] Antoni. J, Randall R.B., «The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 20, pp. 308-331, 2006.
- [165] Yaguo Lei, Jing Lin, Zhengjia He, Ming J. Zuo., «A review on empirical mode decomposition in fault diagnosis of rotating machinery,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 35, pp. 108-126, 2013.
- [166] Huang N. E., Z. Shen, S.R. Long, M.L.C. Wu, H.H. Liu, «The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,» *The Royal Society*, pp. 903-995, 1998.
- [167] Satish Mohanty, Karunesh Kumar Gupta, Kota Solomon Raju, «Vibro-Acoustic Fault Analysis of Bearing Using FFT, EMD, EEMD and CEEMDAN and Their Implications,» *Advances in Machine Learning and Signal Processing*, pp. 281-292, 2016.
- [168] Hui Li, Yuping Zhang, Haiqi Zheng, «Hilbert-Huang transform and marginal spectrum for detection and diagnosis of localized defects in roller bearing,» *Journal of Mechanical Science and Technology*, vol. 23, n° 12, pp. 291-301, 2009.

-
- [169] Haixiao Liu, Bin Song, Hao Qin, Hao Qin, Zhiliang Qiu, «An Adaptive-ADMM algorithm with support and signal value detection for compressed sensing,» *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 20, n° 14, pp. 315-318, 2013.
- [170] Wu Z and Huang N.E, «Ensemble empirical mode decomposition: a noise assisted data analysis method,» *Advances in Adaptive Data Analysis*, vol. 1, n° 11, pp. 1-41, 2009.
- [171] Wei Guo, Peter W. Tse, Alexandar Djordjevich, «Faulty bearing signal recovery from large noise using a hybrid method based on spectral kurtosis and ensemble empirical mode decomposition,» *Measurement*, vol. 45, n° 15, pp. 1308-1322, 2012.
- [172] Ying Zhang, Hongfu Zuo, Fang Bai, «Classification of fault location and performance degradation of a roller bearing,» *Measurement*, vol. 46, n° 13, pp. 1178-1189, 2013.
- [173] Xiaoyuan Zhang, Yitao Liang, Jianzhong Zhou, Yizang, «A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM,» *Measurement*, vol. 69, p. 164–179, 2015.
- [174] Konstantin Dragomiretskiy, Dominique Zosso, «Variational Mode Decomposition,» *IEEE Transactions on signal processing*, vol. 62, n° 13, pp. 531-541, 2014.
- [175] Vu V.H.; M. Thomas; F. Lafleur, L. Marcouiller, «Towards an automatic spectral and modal identification from operational modal analysis,» *Journal of Sound and Vibration*, vol. 332, n° 11, pp. 213-227, 2013.
- [176] Kedadouche M., Liu Z, Vu V.H., «A new approach based on OMA-empirical wavelet transforms for bearing fault diagnosis,» *Measurement*, vol. 90, pp. 292-308, 2016.
- [177] Hestenes M., «Multiplier and gradient methods,» *J.Optim.Theory Appl*, vol. 4, n° 15, pp. 303-320, 1969.
- [178] Tandon, N., A. Choudhury., «Application of acoustic emission technique for the detection of defects in rolling element bearings,» *Tribology International*, vol. 33, n° 11, pp. 39-45, 1999.
- [179] Choudhury, A., N. Tandon, «Application of acoustic emission technique for the detection of defects in rolling element bearings,» *Tribology International*, vol. 33, n° 11, pp. 39-45, 2000.
- [180] Yoshioka, T., T. Fujiwara, «A new acoustic emission source locating system for the study of rolling contact fatigue,» *Wear*, vol. 81, n° 11, pp. 186-196, 1982.

- [181] Yoshioka, Takeo, et Takashi Fujiwara, «Method for detection of rolling bearing damage - acoustic emission measuring system and noise eliminator,» *Kikai Gijutsu Kenkyusho Shoho/Journal of Mechanical Engineering Laboratory*, vol. 38, n° %13, pp. 88-103, 1984.
- [182] Yoshioka, Takeo, et Minoru Takeda, «Clarification of rolling contact fatigue initiation using acoustic emission technique,» *Lubrication Engineering*, vol. 51, n° %11, pp. 41-44, 1995.
- [183] Vu V.H., M. Thomas, A.A. Lakis, L. Marcouiller, «Operational modal analysis by updating autoregressive model,» *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, n° %13, pp. 1028-1044, 2011.
- [184] Sheen Y.T, «A complex filter for vibration signal demodulation in bearing defect diagnosis,» *Journal of Sound and Vibration*, vol. 276, n° %11-2, pp. 105-119, 2004.

Table des annexes

Table des annexes

Numéro	Titre	Page
Annexe 1 :	Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels	168-184
Annexe 2 :	Utilitaire en ligne de SKF pour le calcul des fréquences de roulement	185-186
Annexe 3 :	Caractéristiques des roulements et de la graisse utilisée	187-188
Annexe 4 :	Photos des mesures microscopiques des différents défauts	189-189
Annexe 5 :	La chaîne d'acquisition	190-191
Annexe 6 :	Calcul de la durée de vie des roulements utilisés	192-192
Annexe 7 :	Analyse modale du banc d'essai roulement	193-195

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

Annexe 1 : Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

Ann.1.1. Analyse des expériences pour la réponse RMS

Tab. Ann. 1, montre les effets estimés de chaque facteur et leurs interactions. Il indique également l'erreur-type de chacun des effets, qui est une mesure de l'erreur d'échantillonnage.

Tab. Ann. 1. Les effets estimés de chaque facteur et leurs interactions

<i>Effet</i>	<i>Estimation</i>	<i>Erreur-type</i>
moyenne	0,153296	0,0738486
A:Vitesse de rotation	0,097	0,0683705
B:Taille de défaut	0,0512222	0,0683705
C:Charge centrifuge	0,0133333	0,0683705
AA	0,0472222	0,118421
AB	-0,0596667	0,0837364
AC	-0,052	0,0837364
BB	0,00322222	0,118421
BC	-0,00816667	0,0837364
CC	0,0148889	0,118421

a) Analyse de la variance pour RMS

Pour tester la signification statistique des effets, le tableau ANOVA a été utilisé (**Tab. Ann. 2**). Le **Tab. Ann. 2**, de l'ANOVA décompose la variabilité de RMS en lignes séparées pour chacun des effets. Il teste alors la signification statistique de chacun des effets en comparant la moyenne quadratique par rapport à une estimation de l'erreur expérimentale. Dans ce cas, 0 effets ont des probabilités inférieures à 0,05, ce qui indique qu'ils sont significativement différents de zéro au niveau de confiance de 95,0%. Pour voir la contribution en pourcentage de chaque facteur sur la réponse RMS se référer au Tab. III.

13

Tab. Ann. 2. Analyse ANOVA

<i>Source</i>	<i>Somme des carrés</i>	<i>DDL</i>	<i>Moyenne quadratique</i>	<i>Rapport F</i>	<i>Proba.</i>
A:Vitesse de rotation	0,0423405	1	0,0423405	2,01	0,1740
B:Taille de défaut	0,0118067	1	0,0118067	0,56	0,4640
C:Charge centrifuge	0,0008	1	0,0008	0,04	0,8477
AA	0,00334491	1	0,00334491	0,16	0,6950
AB	0,0106803	1	0,0106803	0,51	0,4858
AC	0,008112	1	0,008112	0,39	0,5428

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

BB	0,0000155741	1	0,0000155741	0,00	0,9786
BC	0,000200083	1	0,000200083	0,01	0,9234
CC	0,000332519	1	0,000332519	0,02	0,9014
Erreur totale	0,357601	17	0,0210354		
Total (corr.)	0,435234	26			

R-carré =17,837 pourcent(s)

R-carré (ajusté pour les ddl) =0,0 pourcent(s)

Erreur-type d'estimation =0,145036

Erreur absolue moyenne =0,0968457

Statistique de Durbin-Watson =2,80147 (P=0,9139)

Autocorrélation résiduelle d'ordre 1 =-0,45124

La statistique du R-carré indique que le modèle ajusté explique 17,837% de la variabilité de RMS. La statistique du R-carré ajusté, qui est préférable pour comparer des modèles ayant des nombres différents de variables explicatives, vaut 0,0%. L'erreur-type d'estimation indique que l'écart-type des résidus est de 0,145036. L'erreur absolue moyenne (MAE) de 0,0968457 est la valeur moyenne des résidus. La statistique de Durbin-Watson (DW) teste les résidus pour déterminer s'il y a une corrélation significative en se basant sur l'ordre dans lequel ils apparaissent dans le fichier de données. Comme la valeur de la probabilité est supérieure à 5,0%, cela n'indique pas d'autocorrélation sérielle des résidus au niveau de signification de 5,0%.

b) Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le RMS

Pour afficher ces estimations dans l'ordre décroissant des importances, le Graphique de Pareto a été utilisé (**Fig. Ann. 1**).

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

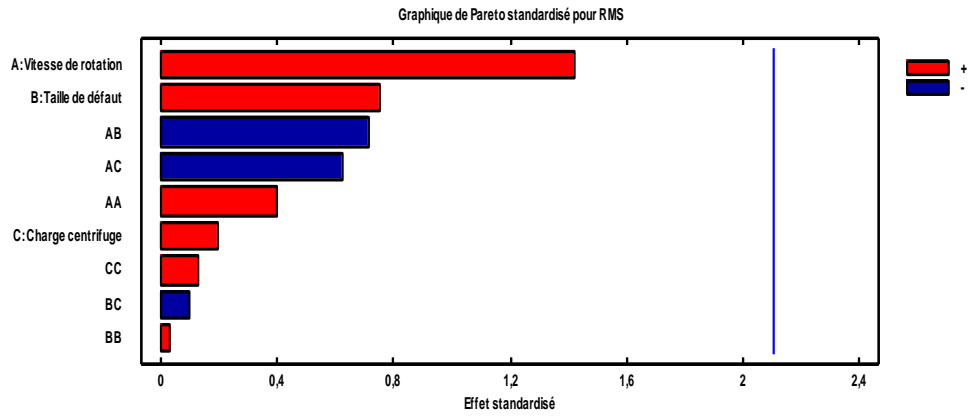


Fig. Ann. 1. Graphe des effets des conditions de fonctionnement sur le RMS

c) Effets principaux des facteurs considérés

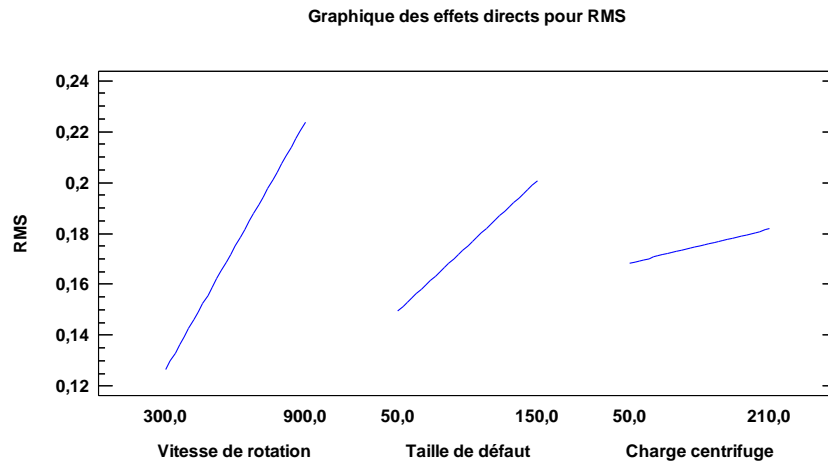
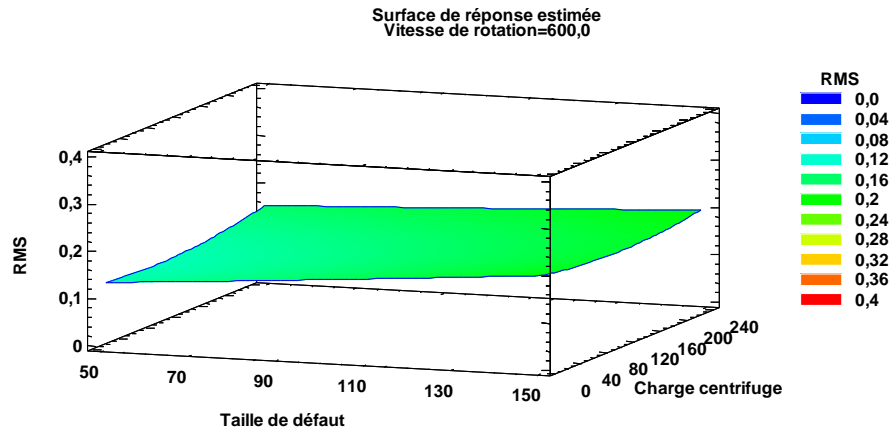
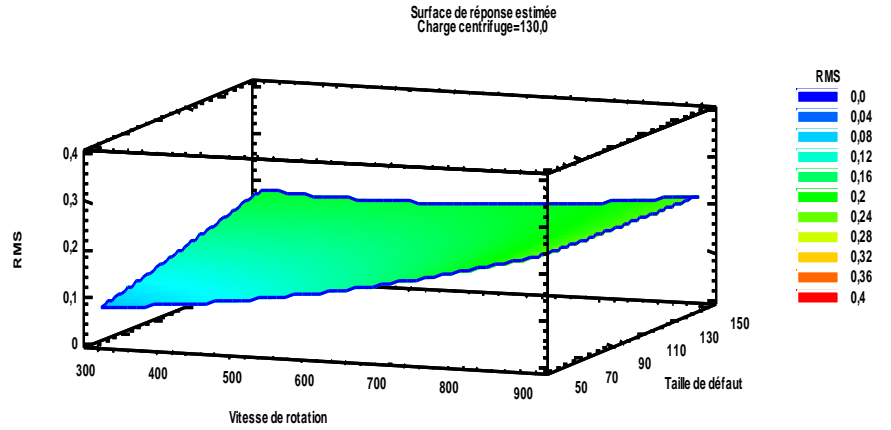


Fig. Ann. 2. Graphe des effets principaux de V, F et L sur le RMS

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

d) Surface de réponse du Skewness en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale



Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

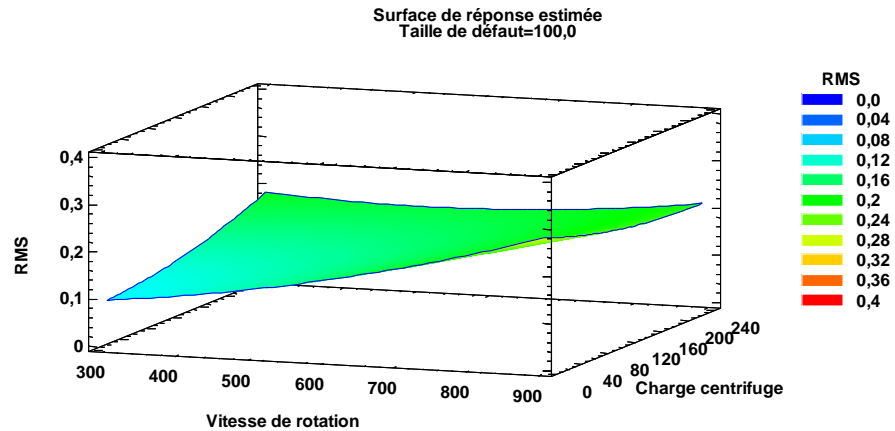


Fig. Ann. 3. Évolution du RMS en fonction de V, F et L

Ann.1.2. Analyse des expériences pour la réponse Peak

Tab. Ann. 3, montre les effets estimés et les interactions. Il indique également l'erreur-type de chacun des effets, qui est une mesure de l'erreur d'échantillonnage.

Tab. Ann. 3. Les effets estimés de chaque facteur et leurs interactions

<i>Effet</i>	<i>Estimation</i>	<i>Erreur-type</i>
moyenne	1,65219	0,968439
A:Vitesse de rotation	1,04489	0,896601
B:Taille de défaut	0,959333	0,896601
C:Charge centrifuge	0,155889	0,896601
AA	0,582222	1,55296
AB	-0,824167	1,09811
AC	-0,518	1,09811
BB	1,70289	1,55296
BC	-0,346	1,09811
CC	0,651889	1,55296

a) Analyse de la variance pour Peak

Pour tester la signification statistique des effets, le Tableau de l'ANOVA a été utilisé (Tab. Ann. 4). Le tableau de l'ANOVA décompose la variabilité de Peak en lignes séparées pour chacun des effets. Il teste alors la signification statistique de chacun des effets en comparant la moyenne quadratique par rapport à une estimation de l'erreur expérimentale. Dans ce cas, 0 effets ont des probabilités inférieures à 0,05, ce qui indique qu'ils sont

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

significativement différents de zéro au niveau de confiance de 95,0%. Pour voir la contribution en pourcentage de chaque facteur sur la réponse RMS se référer au **Tab. III. 13**

Tab. Ann. 4. Analyse ANOVA

<i>Source</i>	<i>Somme des carrés</i>	<i>DDL</i>	<i>Moyenne quadratique</i>	<i>Rapport F</i>	<i>Proba.</i>
A:Vitesse de rotation	4,91307	1	4,91307	1,36	0,2600
B:Taille de défaut	4,14144	1	4,14144	1,14	0,2996
C:Charge centrifuge	0,109356	1	0,109356	0,03	0,8640
AA	0,508474	1	0,508474	0,14	0,7124
AB	2,03775	1	2,03775	0,56	0,4632
AC	0,804972	1	0,804972	0,22	0,6431
BB	4,34975	1	4,34975	1,20	0,2881
BC	0,359148	1	0,359148	0,10	0,7565
CC	0,637439	1	0,637439	0,18	0,6799
Erreur totale	61,4978	17	3,61752		
Total (corr.)	79,3592	26			

R-carré	=22,507 pourcent(s)
R-carré (ajusté pour les ddl)	=0,0 pourcent(s)
Erreur-type d'estimation	=1,90198
Erreur absolue moyenne	=1,24621
Statistique de Durbin-Watson (P=0,8612)	=2,70449
Autocorrélation résiduelle d'ordre 1	=-0,412584

La statistique du R-carré indique que le modèle ajusté explique 22,507% de la variabilité de Peak. La statistique du R-carré ajusté, qui est préférable pour comparer des modèles ayant des nombres différents de variables explicatives, vaut 0,0%. L'erreur-type d'estimation indique que l'écart-type des résidus est de 1,90198. L'erreur absolue moyenne (MAE) de 1,24621 est la valeur moyenne des résidus. La statistique de Durbin-Watson (DW) teste les résidus pour déterminer s'il y a une corrélation significative en se basant sur l'ordre dans lequel ils apparaissent dans le fichier de données. Comme la valeur de la probabilité est supérieure à 5,0%, cela n'indique pas d'autocorrélation sérielle des résidus au niveau de signification de 5,0%.

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

b) Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le Peak

Pour afficher ces estimations dans l'ordre décroissant des importances, le Graphique de Pareto a été utilisé (Fig. Ann. 4).

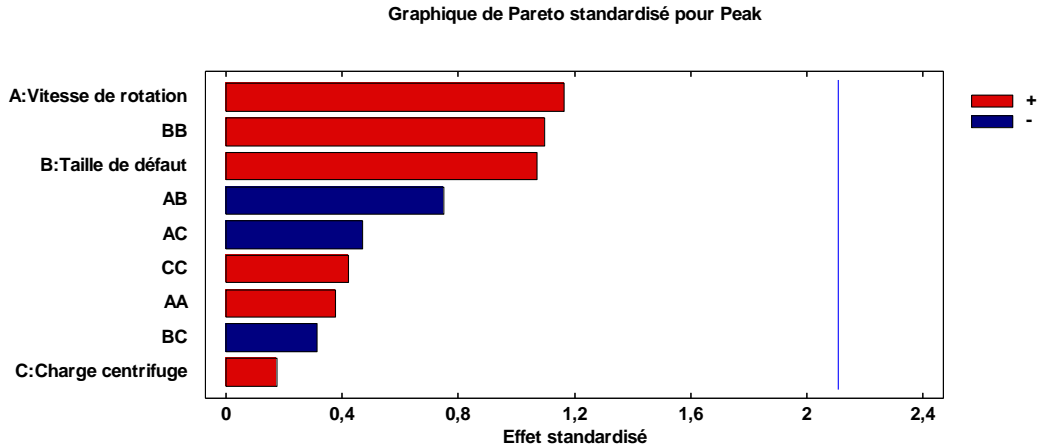


Fig. Ann. 4. Graphe des effets des conditions de fonctionnement sur le Peak

c) Effets principaux des facteurs considérés

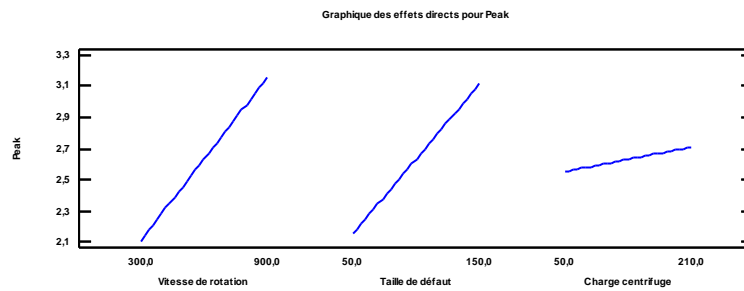
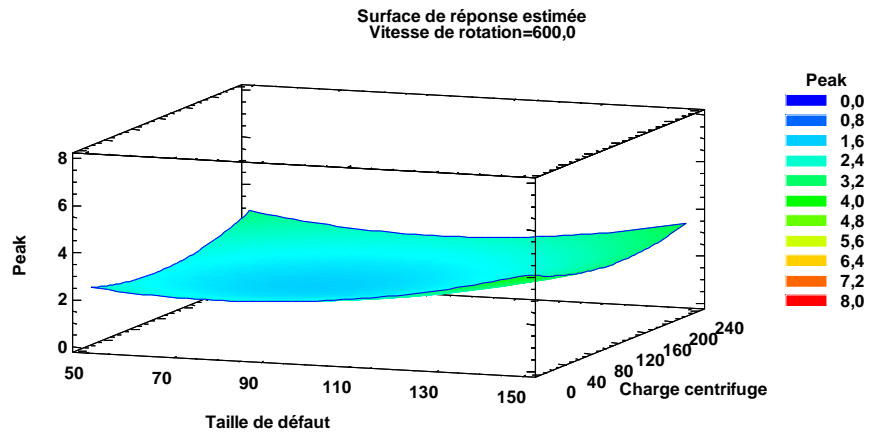
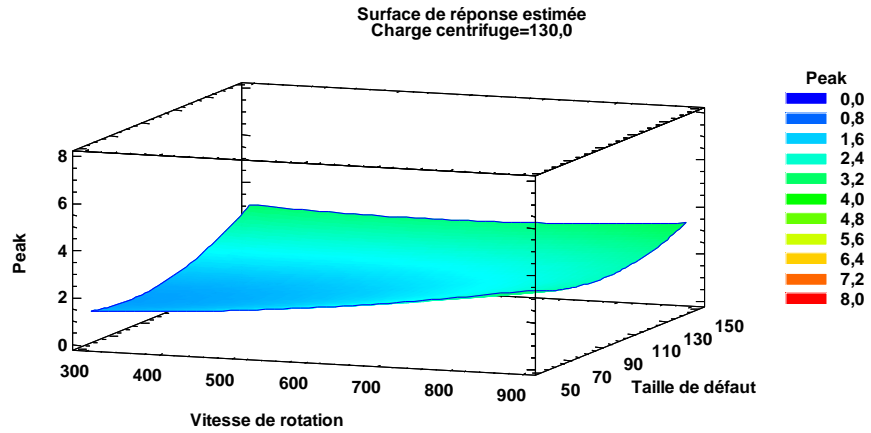


Fig. Ann. 5. Graphe des effets principaux de V, F et L sur le Peak

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

d) Surface de réponse du Peak en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale



Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

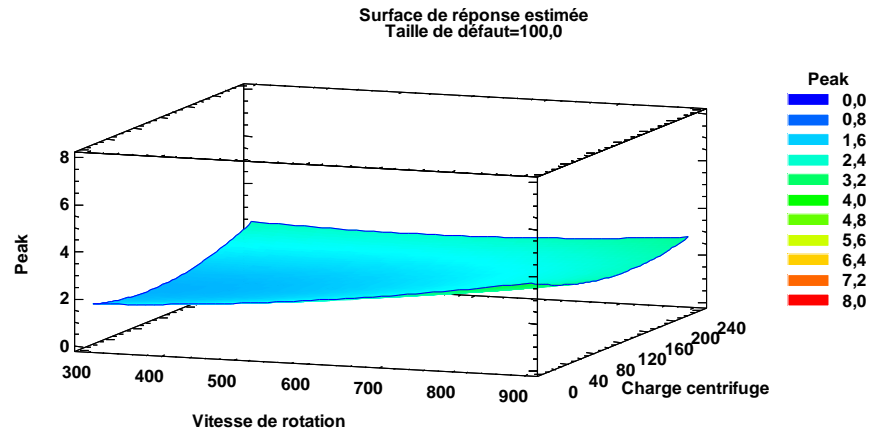


Fig. Ann. 6. Évolution du Peak en fonction de V, F et L

Ann.1.3. Analyse des expériences pour la réponse Crest factor

Tab. Ann. 5, montre les effets estimés et leurs interactions. Il indique également l'erreur-type de chacun des effets, qui est une mesure de l'erreur d'échantillonnage.

Tab. Ann. 5. Les effets estimés de chaque facteur et leurs interactions

<i>Effet</i>	<i>Estimation</i>	<i>Erreur-type</i>
moyenne	16,3264	1,80091
A:Vitesse de rotation	-1,72478	1,66732
B:Taille de défaut	2,48611	1,66732
C:Charge centrifuge	-1,36633	1,66732
AA	-0,603889	2,88788
AB	1,31067	2,04204
AC	0,837833	2,04204
BB	0,0447778	2,88788
BC	-1,90133	2,04204
CC	1,56011	2,88788

a) Analyse de la variance pour Crest factor

Pour tester la signification statistique des effets, le Tableau de l'ANOVA a été utilisé (**Tab. Ann. 6**). Le de l'ANOVA décompose la variabilité de Crest factor en lignes séparées pour chacun des effets. Il teste alors la signification statistique de chacun des effets en comparant la moyenne quadratique par rapport à une estimation de l'erreur expérimentale. Dans ce cas, 0 effets ont des probabilités inférieures à 0,05, ce qui indique qu'ils sont

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

significativement différents de zéro au niveau de confiance de 95,0%. Pour voir la contribution en pourcentage de chaque facteur sur la réponse Crest factor se référer au Tab.

III. 13Tab. III. 13

Tab. Ann. 6. Analyse ANOVA

Source	Somme des carrés	DDL	Moyenne quadratique	Rapport F	Proba.
A:Vitesse de rotation	13,3869	1	13,3869	1,07	0,3154
B:Taille de défaut	27,8134	1	27,8134	2,22	0,1543
C:Charge centrifuge	8,4009	1	8,4009	0,67	0,4239
AA	0,547023	1	0,547023	0,04	0,8368
AB	5,15354	1	5,15354	0,41	0,5295
AC	2,10589	1	2,10589	0,17	0,6867
BB	0,00300757	1	0,00300757	0,00	0,9878
BC	10,8452	1	10,8452	0,87	0,3648
CC	3,65092	1	3,65092	0,29	0,5960
Erreur totale	212,667	17	12,5098		
Total (corr.)	284,573	26			

R-carré pourcent(s)	= 25,2682
R-carré (ajusté pour les ddl)	= 0,0 pourcent(s)
Erreur-type d'estimation	= 3,53692
Erreur absolue moyenne	= 2,40018
Statistique de Durbin-Watson	= 2,73067 (P=0,8770)
Autocorrélation résiduelle d'ordre 1	= -0,372761

La statistique du R-carré indique que le modèle ajusté explique 25,2682% de la variabilité de Crest factor. La statistique du R-carré ajusté, qui est préférable pour comparer des modèles ayant des nombres différents de variables explicatives, vaut 0,0%. L'erreur-type d'estimation indique que l'écart-type des résidus est de 3,53692. L'erreur absolue moyenne (MAE) de 2,40018 est la valeur moyenne des résidus. La statistique de Durbin-Watson (DW) teste les résidus pour déterminer s'il y a une corrélation significative en se basant sur l'ordre dans lequel ils apparaissent dans le fichier de données. Comme la valeur de la probabilité est supérieure à 5,0%, cela n'indique pas d'autocorrélation sérielle des résidus au niveau de signification de 5,0%.

b) Graphe de Pareto des effets des facteurs sur le Crest factor

Pour afficher ces estimations dans l'ordre décroissant des importances, le Graphique de Pareto a été utilisé (Fig. Ann. 7).

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

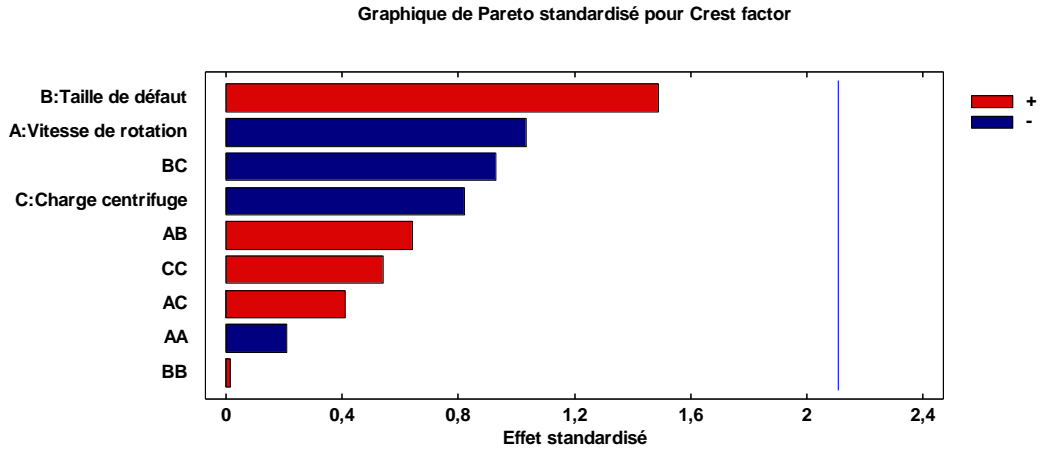


Fig. Ann. 7. Graphe de Pareto des conditions de fonctionnements sur le Crest factor

c) Effets principaux des facteurs considérés

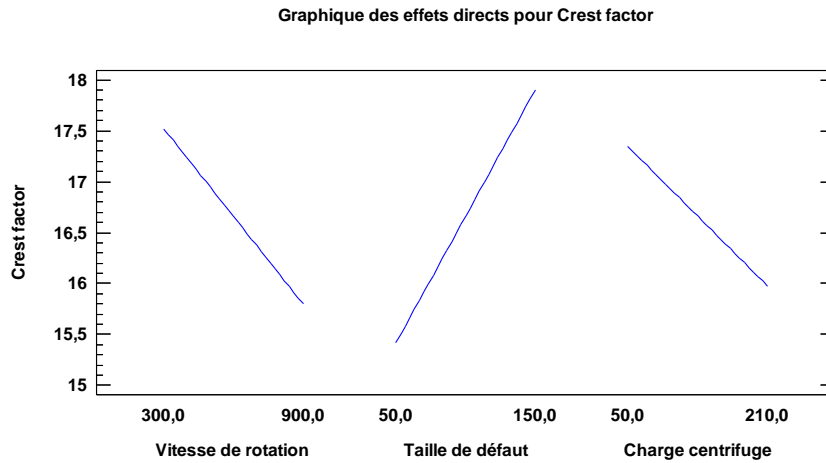
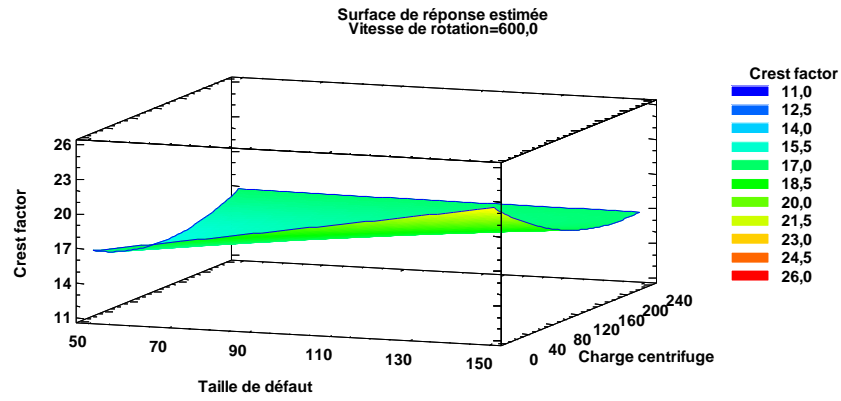
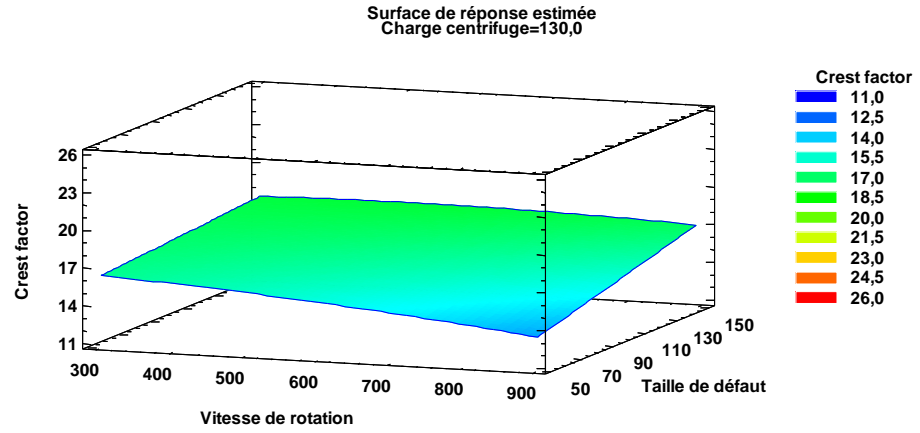


Fig. Ann. 8. Graphe des effets principaux de V, F et L sur le BPFO

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

d) Surface de réponse du Crest factor en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale



Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

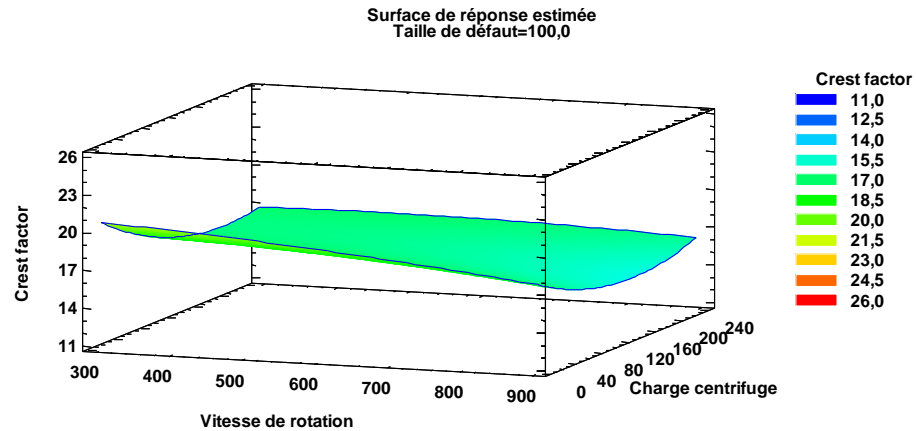


Fig. Ann. 9. Évolution du Crest factor en fonction de V, F et L

Ann.1.4. Analyse des expériences pour la réponse BPFO

Ce tableau montre les effets estimés et les interactions. Il indique également l'erreur-type de chacun des effets, qui est une mesure de l'erreur d'échantillonnage (Tab. Ann. 7).

Tab. Ann. 7. Les effets estimés de chaque facteur et leurs interactions

<i>Effet</i>	<i>Estimation</i>	<i>Erreur-type</i>
moyenne	0,0158741	0,00859377
A:Vitesse de rotation	0,0119444	0,00795628
B:Taille de défaut	0,00782222	0,00795628
C:Charge centrifuge	-0,00133333	0,00795628
AA	0,00858889	0,0137807
AB	-0,00571667	0,00974442
AC	-0,00911667	0,00974442
BB	-0,00137778	0,0137807
BC	-0,00196667	0,00974442
CC	0,000955556	0,0137807

a) Analyse de la variance pour Crest factor

Pour tester la signification statistique des effets. Le Tab. Ann. 8 de l'ANOVA décompose la variabilité de BPFO en lignes séparées pour chacun des effets. Il teste alors la signification statistique de chacun des effets en comparant la moyenne quadratique par rapport à une estimation de l'erreur expérimentale. Dans ce cas, 0 effets ont des probabilités inférieures à 0,05, ce qui indique qu'ils sont significativement différents de zéro au niveau

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

de confiance de 95,0%. Pour voir la contribution en pourcentage de chaque facteur sur la réponse BPFO se référer au **Tab. III. 13**.

Tab. Ann. 8. Analyse ANOVA

Source	Somme des carrés	DDL	Moyenne quadratique	Rapport F	Proba.
A:Vitesse de rotation	0,000642014	1	0,000642014	2,25	0,1516
B:Taille de défaut	0,000275342	1	0,000275342	0,97	0,3393
C:Charge centrifuge	0,000008	1	0,000008	0,03	0,8689
AA	0,000110654	1	0,000110654	0,39	0,5414
AB	0,0000980408	1	0,0000980408	0,34	0,5651
AC	0,000249341	1	0,000249341	0,88	0,3626
BB	0,00000284741	1	0,00000284741	0,01	0,9215
BC	0,0000116033	1	0,0000116033	0,04	0,8424
CC	0,00000136963	1	0,00000136963	0,00	0,9455
Erreur totale	0,00484264	17	0,000284861		
Total (corr.)	0,00624185	26			

R-carré = 22,4166 pourcent(s)

R-carré (ajusté pour les ddl) = 0,0 pourcent(s)

Erreur-type d'estimation = 0,0168778

Erreur absolue moyenne = 0,0112344

Statistique de Durbin-Watson = 2,85209 (P=0,9351)

Autocorrélation résiduelle d'ordre 1 = -0,467176

La statistique du R-carré indique que le modèle ajusté explique 22,4166% de la variabilité de BPFO. La statistique du R-carré ajusté, qui est préférable pour comparer des modèles ayant des nombres différents de variables explicatives, vaut 0,0%. L'erreur-type d'estimation indique que l'écart-type des résidus est de 0,0168778. L'erreur absolue moyenne (MAE) de 0,0112344 est la valeur moyenne des résidus. La statistique de Durbin-Watson (DW) teste les résidus pour déterminer s'il y a une corrélation significative en se basant sur l'ordre dans lequel ils apparaissent dans le fichier de données. Comme la valeur de la probabilité est supérieure à 5,0%, cela n'indique pas d'autocorrélation sérielle des résidus au niveau de signification de 5,0%.

b) Facteurs influents

Pour afficher ces estimations dans l'ordre décroissant des importances, le Graphique de Pareto a été utilisé (**Fig. Ann. 10**)

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

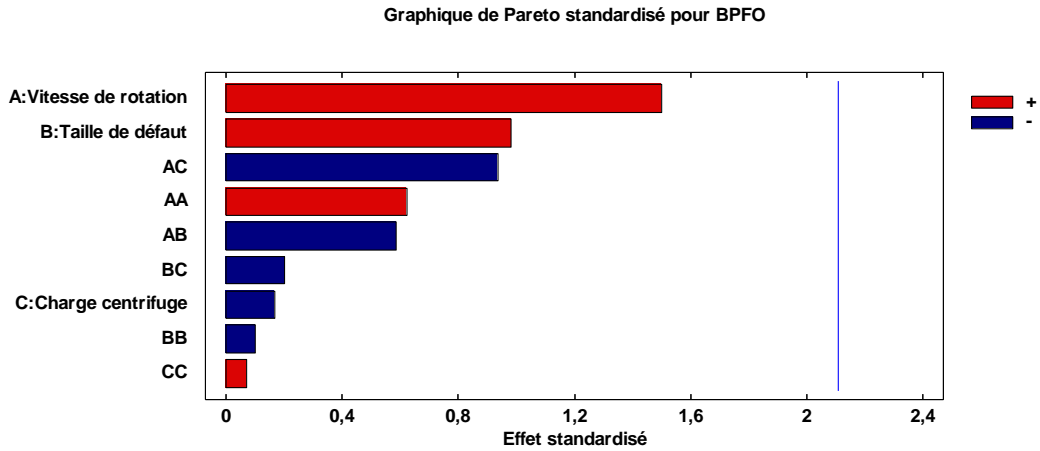


Fig. Ann. 10. Graphe de Pareto des conditions de fonctionnements sur le BPFO

c) Effets principaux des facteurs considérés

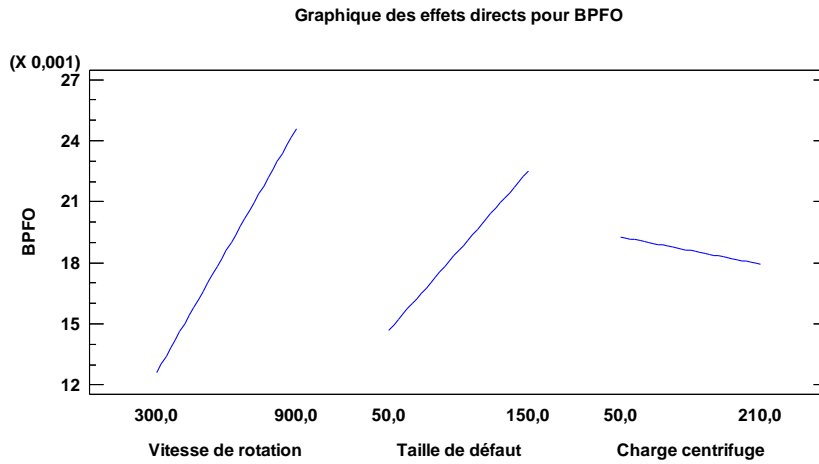
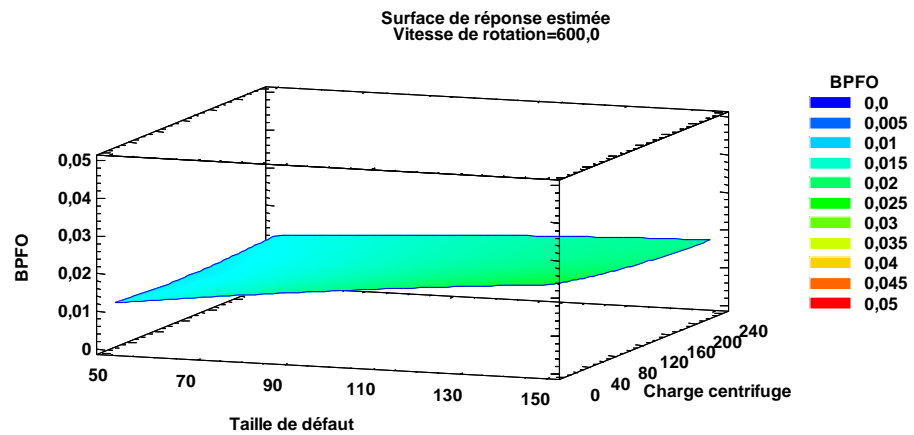
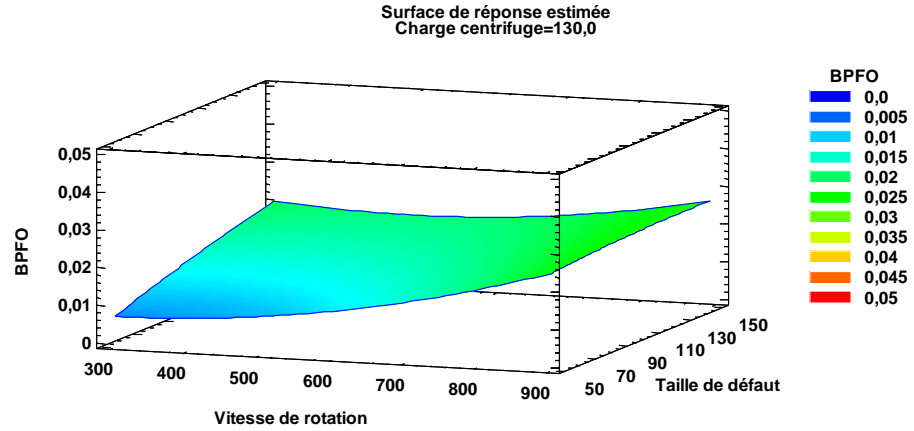


Fig. Ann. 11. Graphe des effets principaux de V, F et L sur le BPFO

Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

d) Surface de réponse du Skewness en fonction de la taille de défaut, la vitesse de rotation et la charge radiale



Annexe 1

Analyse par plan d'expériences des indicateurs temporels et fréquentiels

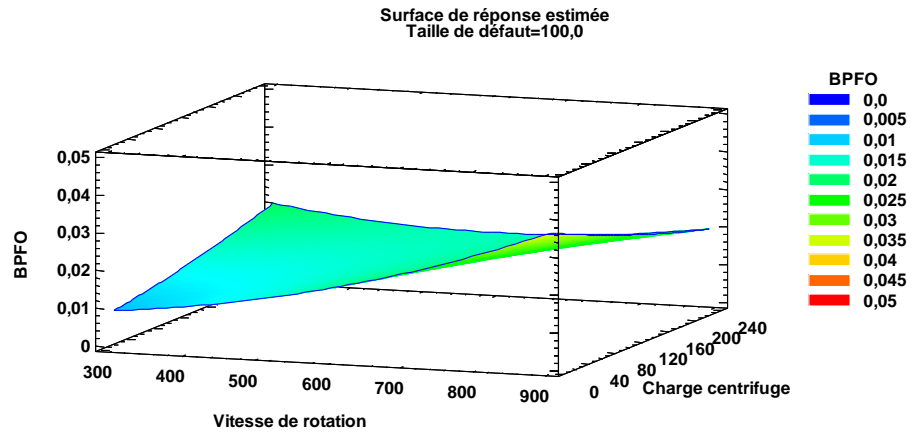


Fig. Ann. 12. Évolution du BPFO en fonction de V, F et L

Annexe 2

Utilitaire en ligne de SKF pour le calcul des fréquences de roulement

Annexe 2 : Utilitaire en ligne de SKF pour le calcul des fréquences de roulement

Le constructeur de roulements SKF met à disposition un utilitaire en ligne qui permet de sélectionner le roulement désiré ainsi que les paramètres de fonctionnement afin d'obtenir les différentes fréquences caractéristiques.

Pour toutes les vitesses étudiées j'ai donc eu besoin de connaître les fréquences caractéristiques (essentiellement la BPFO car c'est la fréquence caractéristique d'un défaut de bague extérieure).

a) Exemple pour 300 tr/min :

Input Parameters

n_i Rotational speed of the inner ring	300 r/min
n_e Rotational speed of the outer ring (only used to calculate the bearing frequencies)	0 r/min

Result

f_i Rotational frequency of the inner ring	5 Hz
f_e Rotational frequency of the outer ring	0 Hz
f_c Rotational frequency of the rolling element and cage assembly	2.13 Hz
f_r Rotational frequency of a rolling element about its own axis	16.4 Hz
f_{ip} Over-rolling frequency of one point on the inner ring	48.7 Hz
f_{ep} Over-rolling frequency of one point on the outer ring	36.3 Hz
f_{rp} Over-rolling frequency of one point on a rolling element	32.8 Hz

Annexe 2

Utilitaire en ligne de SKF pour le calcul des fréquences de roulement

b) Exemple pour 600 tr/min :

Input Parameters

n_i Rotational speed of the inner ring	600 r/min
n_e Rotational speed of the outer ring (only used to calculate the bearing frequencies)	0 r/min

Result

f_i Rotational frequency of the inner ring	10 Hz
f_e Rotational frequency of the outer ring	0 Hz
f_c Rotational frequency of the rolling element and cage assembly	4.27 Hz
f_r Rotational frequency of a rolling element about its own axis	32.8 Hz
f_{ip} Over-rolling frequency of one point on the inner ring	97.5 Hz
f_{ep} Over-rolling frequency of one point on the outer ring	72.5 Hz
f_{rp} Over-rolling frequency of one point on a rolling element	65.5 Hz

c) Le tableau suivant récapitule l'ensemble des fréquences qui ont eu un intérêt pour l'étude fréquentielle des roulements :

Vitesse (tours par minute)	300	400	600	750	800	900	Emplacement du défaut	Commentaire
Fréquence rotation (Hz)	5	6,7	10	12,5	13,3	15	Cage	Fréquence fondamentale du train
FTF (Hz)	2,13	2,84	4,27	5,34	5,69	6,4	Bille ou cage	Fréquence de rotation des billes
BSF (Hz)	16,4	21,9	32,8	41	43,7	49,2	Piste extérieure	Fréquence de passage des billes sur la piste externe
BPFO (Hz)	36,3	48,4	72,5	90,6	96,7	108,8	Piste intérieure	Fréquence de passage des billes sur la piste interne
BPMI (Hz)	48,7	64,9	97,5	121,9	130	146,2		
Multiples de BPFO	2 x BPFO	72,6	96,8	145	181,2	193,4	Piste extérieure	
	3 x BPFO	108,9	145,2	217,5	271,8	290,1		
	4 x BPFO	145,2	193,6	290	362,4	386,8		
	5 x BPFO	181,5	242	362,5	453	483,5		
Modulations autour de BPFO	BPFO - w	31,3	41,7	62,5	78,1	83,4	Piste extérieure	
	BPFO + w	41,3	55,1	82,5	103,1	110		
	2 x BPFO - w	67,6	90,1	135	168,7	180,1		
	2 x BPFO + w	77,6	103,5	155	193,7	206,7		

Annexe 3

Caractéristiques des roulements et de la graisse utilisée

Annexe 3 : Caractéristiques des roulements et de la graisse utilisée

a) Extrait de la documentation technique des roulements SKF* 1210 EKTN9

SKF							
Roulements à rotule sur billes, alésage conique et cylindrique							
Dimensions d'encombrement			Charges de base		Vitesses de base		Désignation
d	D	B	dynamique C	statique C0	Vitesse de référence	Vitesse limite	
mm			kN		tr/min		-
50	90	20	26,5	9,15	16000	10000	1210 EKTN9

Alésage conique, conicité
1: -

Coefficients de calcul

- k_r 0,04
- e 0,21
- Y_1 3
- Y_2 4,6
- Y_0 3,2

Annexe 3

Caractéristiques des roulements et de la graisse utilisée

b) Extrait de la documentation technique de la graisse SKF LGMT 2 utilisée

Caractéristiques techniques	
Désignation	LGMT 2/(conditionnement)
Code DIN 51825	K2K-30
Classe de consistance NLGI	2
Type de savon	Savon au
Couleur	Marron rouge
Type d'huile de base	Minérale
Plage de température de fonctionnement	-30 à +120 °C
Point de goutte DIN ISO 2176	>180 °C
Viscosité de l'huile de base	
40 °C, mm ² /s	110
100 °C, mm ² /s	11
Pénétration DIN ISO 2137 :	
60 coups, 10 ⁻⁴ mm	265-295
100 000 coups, 10 ⁻⁴ mm	+50 max. (325 max.)
Stabilité mécanique	
Stabilité au roulement, 50 h. à 80 °C, 10 ⁻⁴ mm test V2F	+50 max. < M >



Annexe 4

Photos des mesures microscopiques des différents défauts

Annexe 4 : Photos des mesures microscopiques des différents défauts

Les mesures microscopiques m'ont permis de vérifier les largeurs de défauts, aux incertitudes de mesures près. En effet, ces mesures se sont révélées assez imprécises mais suffisantes pour repérer chaque roulement.

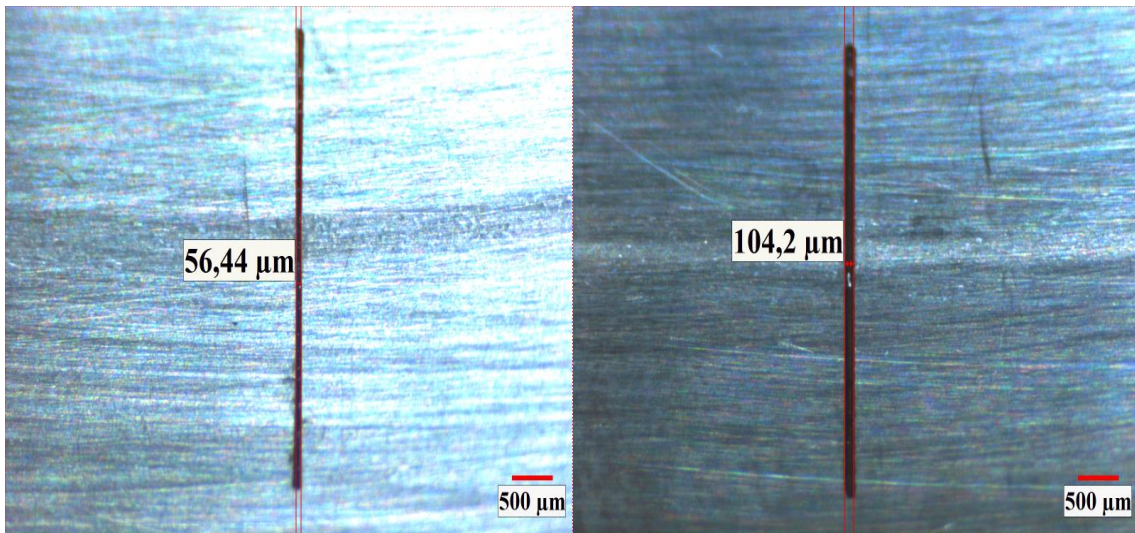


Figure 1 : Défaut taille 50 microns

Figure 2 : Défaut taille 100 microns

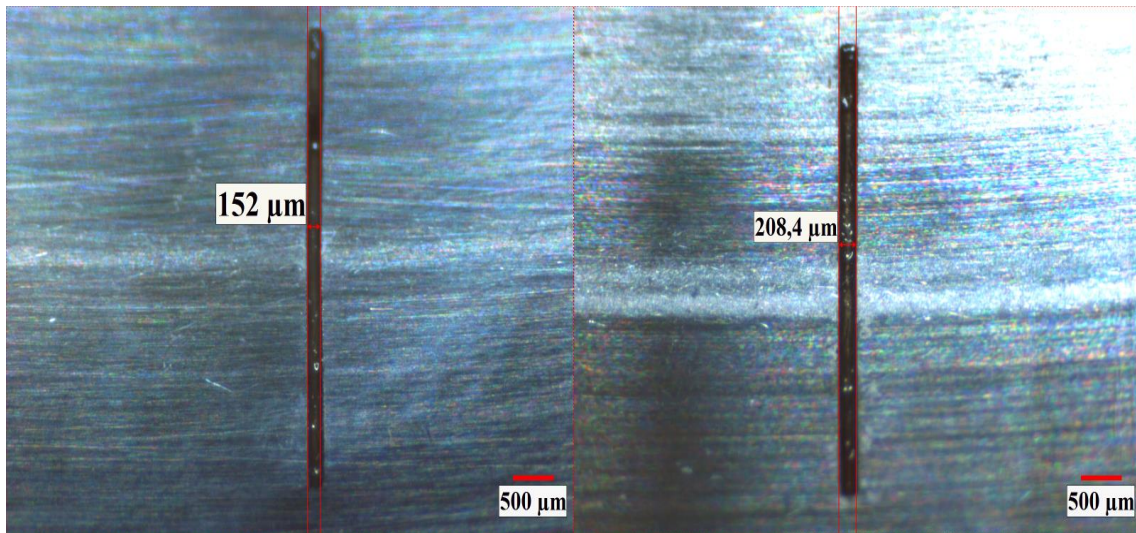


Figure 3 : Défaut taille 150 micron

Figure 4 : Défaut taille 200 microns

Annexe 5

La chaîne d'acquisition

Annexe 5 : La chaîne d'acquisition

a) Le capteur d'émission acoustique Ultraprobe 10000 :

Initialement destiné à l'usage industriel, ce capteur permet de recueillir l'émission acoustique émise par un système. Les fréquences recueillies sont donc des ultrasons qui sont ensuite reconverties en fréquences audibles (la gamme de fréquences qui nous intéressent) via le principe d'hétérodynage présenté sur le schéma ci-contre.



On peut régler la fréquence centrale F_c ainsi que le gain de ce capteur. Ces réglages ont d'ailleurs fait l'objet d'un facteur de plan d'expériences pour déterminer le meilleur compromis.

b) L'accéléromètre :

Il se compose d'une masse disposée sur un cristal piézoélectrique. Ce matériau a la particularité de réagir à l'effort qui lui est appliqué. Le Principe Fondamental de la Dynamique $F = m \cdot a$ nous permet de retrouver l'accélération.

Sensibilités : 99,7 mV/g et 101,4 mV/g



c) Le convertisseur Analogique / Numérique :

Il permet de convertir les signaux issus des capteurs ci-dessus en signaux numériques destinés au BETAVIB. Sa fréquence d'échantillonnage est de 48 kHz.

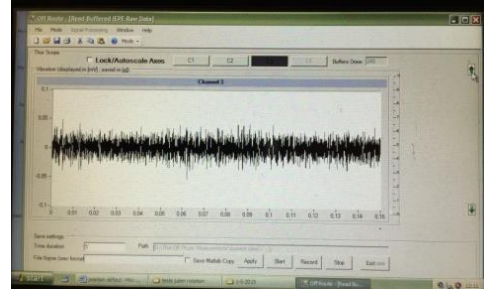


Annexe 5

La chaîne d'acquisition

d) Le BETAVIB

Pour recueillir les données, nous avons utilisé le système d'acquisition de données BETAVIB, qui nous a permis d'enregistrer les données mesurées et de les convertir en format Matlab.



Annexe 6

Calcul de la durée de vie des roulements utilisés

Annexe 6 : Calcul de la durée de vie des roulements utilisés

Le constructeur de roulements SKF met à disposition un utilitaire en ligne qui permet de sélectionner le roulement désiré ainsi que les paramètres de fonctionnement afin d'obtenir la durée de vie.

Cet outil est particulièrement précis puisque le programme de calcul prend en compte tous les paramètres de fonctionnement du roulement (les efforts, la vitesse de rotation, la température de fonctionnement, le type d'environnement et le type de graisse utilisés).

Input Parameters

F_r Radial load	0.0715 kN
F_a Axial load	0.917 kN
n_i Rotational speed of the inner ring	900 r/min
Operating temperature Bearing outer ring	25 °C
η_c specification method	Cleanliness classification(recommended)
Lubricant type and cleanliness	Slight-typical contamination (open bearing/light dirt ingress)
Viscosity at 40 °C	110 mm ² /s
Viscosity at 100 °C	11 mm ² /s

Result

L_{10mh} SKF rating life	5940 hour
a_{SKF} SKF life modification factor a_{SKF}	1.33
κ Viscosity ratio	18.3
P Equivalent dynamic bearing load	4.26 kN
η_c Factor for contamination level	0.25
ν_1 Required kinematic viscosity for $\kappa=1$	15.4 mm ² /s
L_{10h} Basic rating life	4460 hour
C/P Load ratio	6.2

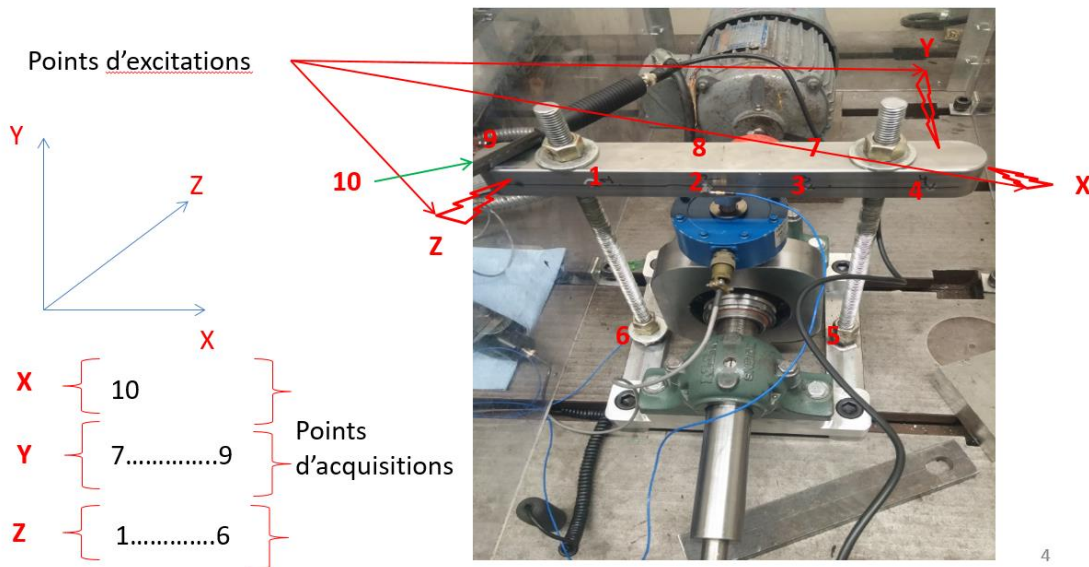
Annexe 7

Analyse modale du banc d'essai roulement

Annexe 7 : Analyse modale du banc d'essai roulement

J'ai réalisé l'analyse modale du banc d'essai pour éviter les vitesses critiques qui coïncident avec un mode de résonance. Les modes sont indépendants de la vitesse de rotation, par contre, ils varient avec la charge. Dans la suite, vous trouverez les résultats de la variation des modes en fonction de la charge. Dans la direction Z, les différentes fréquences des modes sont montrées dans le tableau ci-dessous. On n'a pas pris en considérations les directions X et Y.

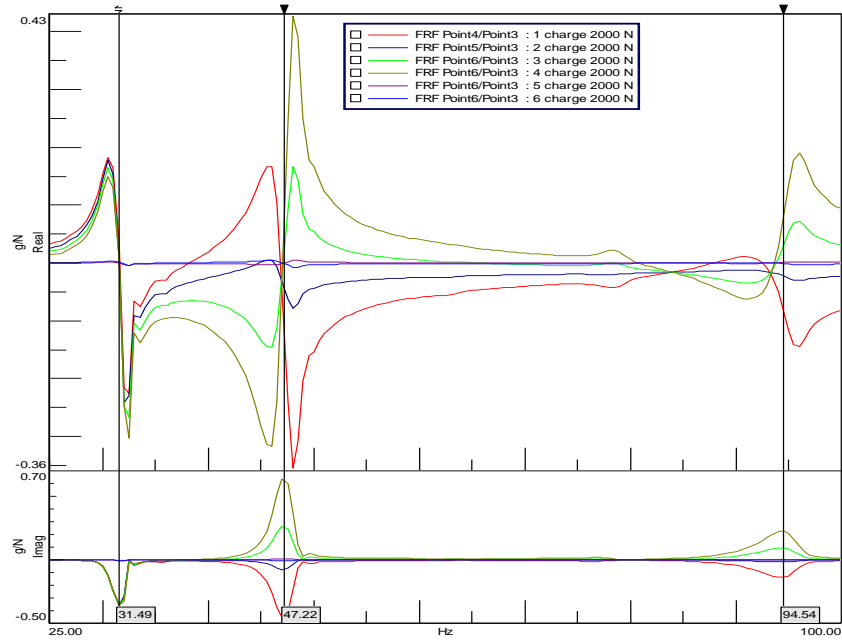
2000 [N]	4000 [N]	6000 [N]
31.49	37.14	46.18
47.22	54.40	64.26
94.54	106.19	126.40
	203.49	229.98



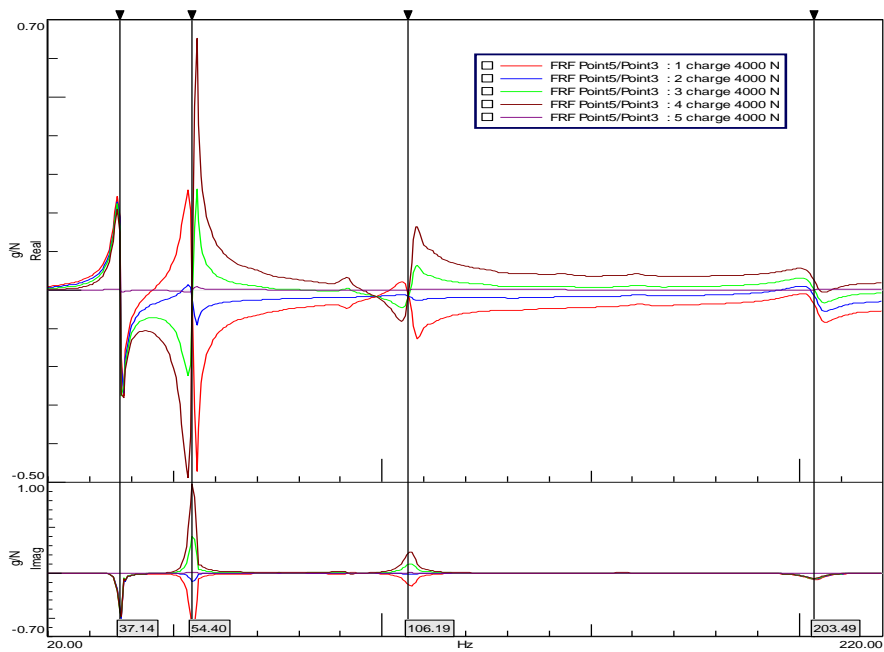
Annexe 7

Analyse modale du banc d'essai roulement

1^{ère} cas : charge = 2000 [N]



2^{ème} cas : charge radiale = 4000 [N]



3^{ème} cas : charge radiale = 6000 [N]

