

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la recherche Scientifique  
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Badji Mokhtar Annaba University  
Université Badji Mokhtar – Annaba  
Faculté de Technologie



جامعة باجي مختار – عنابة

كلية التكنولوجيا

Département d'Electromécanique

قسم الكهروميكانيك

## Thèse

Présentée pour obtenir le diplôme de

## Doctorat

Spécialité : Maintenance Industrielle

Filière : Electromécanique

Par :

**BOUAOUICHE Karim**

Thème :

## Détection des Défauts de Roulements par Analyse des Signaux Vibratoires

Thèse soutenue le 24/11/2025 devant le jury composé de :

N°	Nom et prénom	Grade	Etablissement	Qualité
01	BENRETEM Abdelouaheb	Prof	Université Badji Mokhtar -Annaba	Président
02	MENASRIA Yamina	MCA	Université Badji Mokhtar -Annaba	Rapporteuse
03	KHALFA Dalila	MCB	Université Badji Mokhtar -Annaba	Co-Rapporteuse
04	HEROUS Lazhar	Prof	Université Badji Mokhtar -Annaba	Examineur
05	BOUZAOUIT Azzedine	Prof	Université 20 Août 1955 -Skikda	Examineur
06	BENCHOUIA Nedjem-Eddine	Prof	Université Mohamed-Chérif Messaadia - Souk Ahras	Examineur

# Remerciements

Je remercie Dieu pour toutes les bénédictions qu'il m'a accordées afin d'entreprendre ce travail, et louange à Dieu pour son guidage.

Je remercie l'encadrante Dr.MENASRIA Yamina pour avoir dirigé ce travail, pour sa compréhension, ses encouragements et sa patience. Mes remerciements vont également à la co-encadrante Dr. KHALFA Dalila pour ses conseils et sa gentillesse.

Je remercie chaleureusement le président du Jury, Pr.BENRETEM Abdelouaheb pour avoir accepté de présider le Jury.

Mes remerciements s'adressent également aux examinateurs, Pr.HEROUS Lazhar, Pr.BENCHOUIA Nedjem-Eddine et mon ancien enseignant à l'université de Skikda, Pr.BOUZAOUIT Azzedine, pour avoir accepté d'évaluer cette thèse.

Aussi, je tiens à exprimer ma gratitude envers mes enseignantes, Dr.TEYAR Soumia et Dr.GHERIBI Hassina, pour leurs motivations.

## Résumé

Plusieurs analyses de signaux de vibration du roulement sont effectuées afin de détecter les composants défaillants, à savoir la bague extérieure, la bague intérieure, la cage et la bille, à l'aide d'une méthode proposée basée sur le traitement des signaux de vibration. Cette méthode se compose d'étapes. La première consiste en la décomposition du signal en plusieurs composants à l'aide de l'algorithme EOE-LMD. Ensuite, une sélection des composants efficaces est réalisée à l'aide d'un indicateur proposé appelé symptôme de défaut. Cet indicateur est défini comme un produit entre l'énergie du signal et l'indice de Gini, permettant d'évaluer la présence de défauts. En effet, la présence d'un défaut se manifeste par une augmentation de l'énergie accompagnée d'un grand nombre d'impulsions dans le signal de vibration. Le seuil de l'indicateur permettant de déterminer l'état du roulement, qu'il soit défaillant ou sain, est fixé et défini par des essais réalisés sur des signaux de l'état sain ainsi que sur des signaux de défauts de la bague intérieure et de la bille du roulement 6205-SKF, disponibles dans la base de données de l'université de Case Western Reserve. Ensuite, en fonction des valeurs de l'indicateur symptôme de défaut, les composants obtenus après la décomposition sont sélectionnés comme utiles ou non. Les composants dont la valeur de l'indicateur dépasse le seuil (40,6) sont pris en considération pour reconstruire un nouveau signal, car ils contiennent des informations liées aux défauts. Ce signal correspond à la somme de tous les composants sélectionnés. Puis, la fonction d'autocorrélation est appliquée au signal afin de renforcer la composante impulsionnelle liée aux défauts. Ensuite, le spectre du logarithme de l'enveloppe du signal reconstruit met en évidence des pics importants aux fréquences des défauts du roulement. Lorsque la méthode proposée est appliquée sur les signaux disponibles dans les bases de données des universités Case Western Reserve, Paderborn, XJTU-SY et Ottawa, des pics d'amplitudes importantes sont observés aux fréquences des défauts. La méthode de détection de défaut proposée est efficace, car elle présente un spectre d'enveloppe plus simple que les autres formes de spectres, avec une réduction du bruit et de la plage dynamique de variation de l'amplitude du signal. Cela permet de détecter des défauts qui étaient masqués par une amplitude élevée. De plus, une comparaison entre la méthode de détection basée sur la démodulation, la méthode de déconvolution et la méthode proposée montre des résultats très proches, mais avec une différence notable dans les amplitudes des pics situés aux fréquences caractéristiques des défauts.

**Mots clés :** Indicateur de symptôme de défaut, Spectre de Log d'enveloppe d'autocorrélation, Fréquence de défaut, Impulsions, Pic.

## Abstract

Several analyses of bearing vibration signals are performed to detect faulty components, namely, the outer ring, inner ring, cage, and ball, using a proposed method based on vibration signal processing. This method comprises several steps. The first step involves decomposing the signal into several components using the EOE-LMD algorithm. Next, the effective components are selected using a proposed indicator called the fault symptom. This indicator is defined as the product of the signal energy and the Gini index, allowing the assessment of defects. The presence of a defect manifests itself as an increase in energy accompanied by many vibration signal pulses. The threshold of the indicator used to determine whether a bearing is faulty or healthy is set and defined by tests conducted on signals from healthy bearings and on signals from faulty inner rings and balls of the 6205-SKF bearing, available in the Case Western Reserve University database. Next, the components obtained after decomposition are selected as useful or not based on the fault symptom indicator values. Components whose indicator value exceeds the threshold (40.6) are considered to reconstruct a new signal because they contain fault-related information. All selected components are combined to form the reconstructed signal. The autocorrelation function is then applied to this signal to enhance the defect-associated impulsive component. Furthermore, the logarithm spectrum of the reconstructed signal envelope revealed significant peaks at the bearing fault frequencies. When the proposed method is applied to the signals available in the databases of Case Western Reserve University, Paderborn University, XJTU-SY University, and the University of Ottawa, significant amplitude peaks are observed at the fault frequencies. The proposed defect detection method is effective because it has a simpler envelope spectrum, reduced noise, and a dynamic range of signal amplitude variation than other forms of spectra. This enables the detection of defects that were obscured by high amplitudes. In addition, a comparison between the detection method based on demodulation, the deconvolution method, and the proposed method shows very similar results, but with a notable difference in the amplitudes of the peaks located at the characteristic frequencies of the defects.

**Key words :** Fault symptom indicator, Autocorrelation envelope log spectrum, Fault frequency, Impulses, Peak.

## الملخص

تم إجراء العديد من تحليلات إشارات الاهتزاز الخاصة بالمحمل بهدف الكشف عن المكونات المتضررة، وهي الحلقة الخارجية، الحلقة الداخلية، القفص والكرة. وقد تم استخدام طريقة مقترحة تعتمد على معالجة إشارات الاهتزاز، وتتكون هذه الطريقة من عدة مراحل مترابطة.

تبدأ المرحلة الأولى بتفكيك الإشارة إلى عدة مكونات باستخدام خوارزمية EOE-LMD بعد ذلك، يتم اختيار المكونات الفعالة باستخدام مؤشر مقترح يُسمى أعراض العيب، ويُعرف بأنه حاصل ضرب طاقة الإشارة في معامل جيبي، مما يمكن من تقييم احتمال وجود العيوب. فعند ظهور عيب في المحمل، ترتفع طاقة الإشارة ويزداد عدد النبضات في إشارة الاهتزاز.

تم تحديد عتبة هذا المؤشر للتمييز بين حالة المحمل السليم والمتضرر، وذلك اعتماداً على تجارب أُجريت على إشارات الحالة السليمة، إضافةً إلى إشارات عيوب الحلقة الداخلية والكرة لمحمل 6205-SKF من قاعدة بيانات جامعة Case Western Reserve وبناءً على قيم المؤشر، تُعتبر المكونات الناتجة عن التفكيك مفيدة أو غير مفيدة، ولا يُعاد تكوين الإشارة إلا باستخدام المكونات التي تتجاوز قيمة العتبة (40.6) لأنها تحتوي على معلومات مرتبطة بالعيوب. وتمثل الإشارة المعاد بناؤها مجموع جميع المكونات المختارة.

بعد إعادة التكوين، تُطبق دالة الارتباط الذاتي على الإشارة بهدف تعزيز المكون النبضي المرتبط بالعيوب. ثم يكشف طيف لوغاريتم غلاف الإشارة عن وجود قمم بارزة عند الترددات التي تدل على العيوب في المحمل. وقد أظهرت تطبيقات هذه المنهجية على الإشارات المتاحة في قواعد بيانات جامعات Case Western Reserve و Paderborn و XJTU-SY و Ottawa ظهور قمم ذات ساعات مرتفعة عند ترددات العيوب.

تتميز الطريقة المقترحة بفعاليتها، إذ توفر طيف غلاف أوضح وأكثر بساطة مقارنةً بالمنهجيات و الطرق الأخرى، مع تقليل الضوضاء وتقليص المدى الديناميكي لتغير سعة الإشارة، مما يمكن من كشف العيوب التي كانت مخفية بسبب السعات العالية. كما تُظهر المقارنة بين طريقة إزالة التعديل، وطريقة إزالة الالتفاف، والطريقة المقترحة، نتائج متقاربة جداً، مع وجود اختلاف واضح في ساعات القمم عند الترددات المميزة للعيوب.

**الكلمات المفتاحية:** اهتزاز العيوب، مؤشر أعراض العيوب، طيف لوغاريتم غلاف الإشارة، نبضات، ذروة السعة العالية.

# Publications et communications

---

## Publication de rang "A"

Karim, B., Yamina, M., & Dalila, K. (2024). Local Mean Decomposition, using an Empirical Optimal Envelope and a Log-Envelope, for Bearing Fault Detection. *Acta Polytechnica Hungarica*, 21(4), 265–280. <https://doi.org/10.12700/APH.21.4.2024.4.15>

---

## Publications de rang "B Scopus"

1. Bouaouiche, K., Menasria, Y., & Khalfa, D. (2023). Detection of defects in a bearing by analysis of vibration signals. *Diagnostyka*, 24(2),1-7. <https://doi.org/10.29354/diag/162230>
  2. Bouaouiche, K., Menasria, Y., & Khalfa, D. (2023). Diagnosis of rotating machine defects by vibration analysis. *Acta IMEKO*, 12(1), 1-6. <https://doi.org/10.21014/actaimeko.v12i1.1438>
  3. Bouaouiche, K., Menasria, Y., & Khalfa, D. (2023). Detection and diagnosis of bearing defects using vibration signal processing. *Archive of Mechanical Engineering*, 70(3), 433-452. <https://doi.org/10.24425/ame.2023.146849>
  4. Bouaouiche, K., Menasria, Y., Khalfa, D. (2024). Bearing fault detection using a method involving absolute value spectrum and impulsivity evaluation. *Diagnostyka*, 25(2),1-9. <https://doi.org/10.29354/diag/188371>
  5. Bouaouiche, K., Menasria, Y., Khalfa, D., Soumia, T., & Hassina, G. (2024). Bearing fault detection using second-order moment spectrum and adaptive time-varying morphological filtering. *Acta IMEKO*, 13(3), 1-8. <https://doi.org/10.21014/actaimeko.v13i3.1707>
- 

## Communications internationales

1. Karim BOUAOUICHE, Yamina MENASRIA & Dalila KHALFA (14 November 2022). "Bearing Fault Detection by Vibration Signals Analysis". 4th International Conference on Electromechanical Engineering (ICEE2022), University of SKIKDA, Algeria.

2. BOUAOUICHE, K. , MENASRIA, Y. and KHALFA, D. 2024. "Local Mean Decomposition and Weighted Kurtosis Index for Bearing Defect Detection". Algerian Journal of Signals and Systems . 9, 3 (Sep. 2024), 174-178. <https://doi.org/10.51485/ajss.v9i3.228>. First International Conference on Petrochemistry and Energy Transition (ICPET 2023), University of SKIKDA, Algeria.
3. Karim BOUAOUICHE, Yamina MENASRIA & Dalila KHALFA (25-26 October 2023). "Detecting Bearing Faults by Processing Vibration Signals". First International Conference on Advances in Electronics, Control and Computer Technologies (ICAECCT 2023), MUSTAPHA STAMBOULI University, MASCARA, Algeria.
4. BOUAOUICHE, K. , MENASRIA, Y. and KHALFA, D. 2024. "Demodulation of vibration signals for bearing fault detection using a method based on filtering and absolute value". Algerian Journal of Signals and Systems . 9, 3 (Sep. 2024), 170-173. <https://doi.org/10.51485/ajss.v9i3.227>. First International Conference on Petrochemistry and Energy Transition (ICPET 2023), University of SKIKDA, Algeria.

---

### **Communications nationales**

1. Karim BOUAOUICHE, Yamina MENASRIA & Dalila KHALFA. (19-20 December 2023). "Bearing fault detection by vibration analysis". National Conference on Artificial Intelligence (NCAI'23), University of Echahid Cheikh Larbi Tebessi, TEBESSA, Algeria.
  2. Karim BOUAOUICHE, Yamina MENASRIA & Dalila KHALFA. (27-28 November 2022). "Detection of vibration defects in a bearing". The first national conference in Materials Science and Engineering (NCMSE'1-2022), Djilali Bounaâma Khemis Milliana University. AINE DEFLA, Algeria.
  3. Karim BOUAOUICHE, Yamina MENASRIA & Dalila KHALFA. (October 23-25, 2023). "Detection of bearing defects by vibration analysis". 2nd National Conference on Applied Science and Advanced Materials (NCASAM-2023), Higher Normal School of Technological Education (ENSET) SKIKDA, Algeria.
-

# Table des matières

Liste des figures	i
Liste des tableaux	iii
Liste des abréviations	iv
Introduction générale	1
<b>Chapitre 1 Étude et synthèse bibliographique sur les roulements</b>	<b>4</b>
1.1 Introduction . . . . .	5
1.2 Composants et types . . . . .	5
1.3 Code de désignation . . . . .	7
1.4 Matériaux de fabrication . . . . .	8
1.5 Lubrification des roulements . . . . .	8
1.6 Charges statiques et dynamiques . . . . .	9
1.6.1 Charges statiques . . . . .	9
1.6.2 Charges dynamiques . . . . .	10
1.7 Durée de vie . . . . .	11
1.8 Types de défauts . . . . .	12
1.9 Techniques de détection de défauts . . . . .	12
1.10 Fréquences de défauts . . . . .	14
1.11 Synthèse bibliographique . . . . .	15
1.12 Problématique . . . . .	17
1.13 Conclusion . . . . .	18
<b>Chapitre 2 Analyse des signaux de vibration</b>	<b>19</b>
2.1 Introduction . . . . .	20
2.2 Définition de vibration . . . . .	20
2.2.1 Sources de vibration . . . . .	20
2.2.2 Grandeurs de vibration . . . . .	21
2.3 Principe de l'analyse vibratoire . . . . .	21
2.4 Acquisition des signaux de vibration . . . . .	21
2.4.1 Emplacement de capteurs . . . . .	22

2.5	Méthodes de traitement des signaux . . . . .	23
2.5.1	Méthode d'analyse en domaine temporel . . . . .	23
2.5.2	Méthode d'analyse en domaine fréquentiel . . . . .	25
2.5.2.1	Analyse spectrale . . . . .	25
2.5.2.2	Analyse d'enveloppe . . . . .	27
2.5.2.3	Analyse cepstrale . . . . .	30
2.5.3	Méthode d'analyse en domaine temps-fréquence . . . . .	30
2.5.3.1	Transformée de Fourier à court terme . . . . .	30
2.5.3.2	Transformée en ondelettes . . . . .	31
2.5.3.3	Distribution de Wigner-Ville . . . . .	32
2.5.3.4	Transformation d'Hilbert-Huang . . . . .	32
2.5.3.5	Transformée de Teager-Huang . . . . .	34
2.6	Conclusion . . . . .	34
<b>Chapitre 3 Différentes approches de détection des défauts</b>		<b>35</b>
3.1	Introduction . . . . .	36
3.2	Détection des défauts par la méthode de décomposition . . . . .	36
3.2.1	Décomposition des signaux . . . . .	37
3.2.1.1	Décomposition en modes variationnels . . . . .	37
3.2.1.2	Décomposition successive en modes variationnels . . . . .	38
3.2.1.3	Décomposition en modes de caractéristiques . . . . .	39
3.2.1.4	Décomposition empirique de Fourier . . . . .	41
3.2.1.5	Décomposition locale moyenne utilisant l'enveloppe optimale empirique . . . . .	41
3.2.2	Sélection des composants efficaces . . . . .	43
3.3	Détection des défauts par la méthode de déconvolution . . . . .	45
3.3.1	Déconvolution à entropie minimale . . . . .	45
3.3.2	Déconvolution de kurtosis corrélée maximale . . . . .	46
3.4	Méthodes de détection des défauts basée sur les filtres . . . . .	47
3.4.1	Kurtogramme . . . . .	47
3.4.2	Autogramme . . . . .	48
3.4.3	Fréquence de défaut candidate de Gram . . . . .	48
3.5	Méthodes de détection des défauts basée sur le débruitage . . . . .	48
3.5.1	Méthode EMD-DFA . . . . .	49
3.5.1.1	Analyse de fluctuation détendue . . . . .	49
3.5.2	Méthode VMD-DFA . . . . .	50
3.5.3	Méthode de Donoho . . . . .	51
3.5.4	Autocorrélation . . . . .	51
3.5.5	Performance des méthodes de débruitage . . . . .	52

3.6	Opérateurs morphologiques pour la détection des défauts . . . . .	53
3.6.1	Filtrage morphologique adaptatif à variation temporelle . . . . .	55
3.7	Classification intelligente des types de défauts . . . . .	55
3.7.1	Analyse en composantes principales . . . . .	57
3.8	Conclusion . . . . .	58
<b>Chapitre 4 Détection des défauts des roulements</b>		<b>59</b>
4.1	Introduction . . . . .	60
4.2	Signaux de vibration choisis pour analyse . . . . .	60
4.2.1	Signaux de la base de données de la CWRU . . . . .	60
4.2.2	Signaux de la base de données de la PU . . . . .	60
4.2.3	Signaux de la base de données XJTU-SY . . . . .	61
4.3	Méthodes proposées . . . . .	61
4.3.1	Symptôme de défaut . . . . .	61
4.3.2	Méthode de détection de défauts . . . . .	63
4.3.3	Spectre des valeurs absolues . . . . .	64
4.3.4	Spectre du moment d'ordre deux . . . . .	65
4.4	Résultats et discussions . . . . .	65
4.4.1	Détection de défauts du roulement SKF-6205 . . . . .	65
4.4.2	Détection de défauts du roulement FAG-6203 . . . . .	69
4.4.3	Détection de défauts du roulement LDK UER204 . . . . .	70
4.5	Étude comparative des méthodes . . . . .	73
4.5.1	Évaluation comparative des résultats . . . . .	73
4.5.2	Utilisation du spectre des valeurs absolues . . . . .	77
4.5.3	Application du spectre du moment d'ordre deux . . . . .	79
4.6	Conclusion . . . . .	81
<b>Conclusion générale et perspectives</b>		<b>82</b>
<b>Annexe A Base de données de la CWRU</b>		<b>84</b>
<b>Annexe B Base de données de l'université de Paderborn</b>		<b>86</b>
<b>Annexe C Base de données XJTU-SY</b>		<b>88</b>
<b>Annexe D Base de données de l'université d'Ottawa</b>		<b>90</b>
<b>Bibliographie</b>		<b>92</b>

# Liste des figures

1.1	Roulement à billes . . . . .	6
1.2	Roulement à rouleaux . . . . .	6
1.3	Buttée à billes . . . . .	6
1.4	Deux principaux types de roulements . . . . .	7
1.5	Parties de maintenance conditionnelle . . . . .	13
2.1	Principe de l'analyse vibratoire . . . . .	21
2.2	Collection de signaux de vibration . . . . .	22
2.3	Direction de mesure . . . . .	23
2.4	Analyse spectrale . . . . .	26
2.5	Analyse d'enveloppe . . . . .	28
3.1	Détection des défauts par la méthode de décomposition . . . . .	37
3.2	Organigramme de la méthode FMD . . . . .	40
3.3	Classification des types de défauts . . . . .	56
4.1	Variation de SD . . . . .	63
4.2	Organigramme de la méthode proposée . . . . .	64
4.3	Variation du signal de vibration . . . . .	66
4.4	Décomposition du signal . . . . .	67
4.5	Spectre de log-d'enveloppe de l'autocorrélation . . . . .	67
4.6	Spectre de log-d'enveloppe . . . . .	68
4.7	Spectre de log-d'enveloppe : roulement FAG-6203 . . . . .	70
4.8	Signal mesuré sur l'axe horizontal . . . . .	71
4.9	Signal mesuré sur l'axe vertical . . . . .	71
4.10	Spectre de log-d'enveloppe d'autocorrélation : signal horizontal . . . . .	72
4.11	Spectre de log-d'enveloppe d'autocorrélation : signal vertical . . . . .	73
4.12	Spectre Log-enveloppe d'autocorrélation : Signal <i>O_7_2.mat</i> . . . . .	74
4.13	Résultat de la méthode de déconvolution . . . . .	75
4.14	Kurtogramme . . . . .	76
4.15	Résultat de la méthode de démodulation . . . . .	76
4.16	Spectre des valeurs absolues . . . . .	78
4.17	Spectre des valeurs absolues obtenu après la déconvolution . . . . .	79

4.18	Spectre du moment d'ordre deux : Signal ( <i>O_7_2.mat</i> ) . . . . .	80
4.19	SOMS : Signal mesuré sur l'axe vertical . . . . .	80
A.1	Banc d'essai utilisé par la CWRU . . . . .	84
B.1	Banc d'essai utilisé par PU . . . . .	86
C.1	Banc d'essai utilisé par XJTU-SY . . . . .	88
D.1	Placement d'accéléromètre . . . . .	90

# Liste des tableaux

1.1	Code de type . . . . .	7
1.2	Valeurs de facteur de sécurité . . . . .	10
1.3	Définition de symboles . . . . .	15
3.1	Matrice de confusion . . . . .	57
3.2	Paramètre du signal en domaine fréquentiel . . . . .	57
4.1	Signaux de vibration 6205-SKF . . . . .	60
4.2	Signaux de vibration du roulement FAG 6203 . . . . .	61
4.3	Caractéristiques des signaux du roulement UER204 . . . . .	61
4.4	Signaux de l'état sain, des défauts de la bague intérieure et de la bille . . . . .	62
4.5	Valeurs de SD . . . . .	66
4.6	Valeurs de l'indicateur SD . . . . .	68
4.7	Indicateur SD . . . . .	69
4.8	Valeurs de l'indicateur SD des composants (PF) . . . . .	72
4.9	Signal de vibration du roulement FAFNIR 203KD . . . . .	74
4.10	Valeurs de kurtosis des nouveaux signaux . . . . .	77
A.1	Paramètres géométriques des roulements . . . . .	85
A.2	Coefficients multiplicateurs . . . . .	85
B.1	Paramètres du roulement 6203-FAG . . . . .	87
B.2	Conditions de fonctionnement . . . . .	87
C.1	Paramètres géométriques . . . . .	89
D.1	Paramètres du roulement FAFNIR 203KD . . . . .	90

# Liste des abréviations

AHCO—Average-hat of Closing and Opening Operator	EOE-LMD—Local Mean Decomposition using an Empirical Optimal En-
AHCOOC—Average-hat of Closing–opening velope and Opening–closing Operator	EFD—Empirical Fourier Decomposition
AHDE—Average-hat of Dilation and Erosion Operator	EWK—Effective Weighted Kurtosis Index
ATVMF—Adaptive Time-Varying Morphological Filtering	ES—Éléments structurants
ANN—Artificial Neural Network	E—Energy
AVS—Absolute Value Spectrum	FMD—Feature Mode Decomposition
CFFsgram—Candidate Fault Frequencies gram	FIR—Finite Impulse Response
CWT—Continuous Wavelet Transform	FT—Fourier Transform
CEEMD—Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition	FrFT—Fractional Fourier transform
CK—Correlated Kurtosis	FP—False Positives
CYCBD—Maximum second order Cyclostationarity Blind Deconvolution	FN—False Negatives
CO—Closing–opening	GDE—Gradient of Dilation and Erosion Operator
CNN—Convolutional Neural Network	GCO—Gradient of Closing and Opening Operator
CWRU—Case Western Reserve University	GCOOC—Gradient of Closing–opening and Opening–closing Operator
CS—Cubic Spline	GI—Gini Index
DFA—Detrended Fluctuation Analysis	GE—Generalized envelope
DWT—Discrete Wavelet Transform	HI—Hoyer Index
EWT—Empirical Wavelet Transform	HHT—Hilbert Huang Transform
ECI—Engineering Condition Indicator	ISO—International Organization for Standardization
EMD—Empirical Mode Decomposition	IA—Instantaneous Amplitude
EEMD—Ensemble Empirical Mode Decomposition	IF—Instantaneous Frequency
	IMF—Intrinsic Mode Function
	LE—Log Envelope
	MED—Minimum Entropy Deconvolution

MCKD—Maximum Correlated Kurtosis Deconvolution  
MOMED—Multi-Optimal Minimum Entropy Deconvolution  
MAE—Mean Absolute Error  
MSE—Mean squared Error  
MHPO—Morphology Hat Product Operator  
NRMS—Normalized Root Mean Squared Error  
NSES—Normalised Squares Envelope Spectrum  
NG—Negentropy  
NRR—Noise Rejection Ratio  
OC—Opening-closing  
PSNR—Peak Signal to Noise Ratio  
PU—Paderborn University  
PCA—Principal Component Analysis  
PF—Product function  
PCHIP—Piecewise cubic Hermite interpolating polynomial  
SD—Symptom of defect  
SI—Smoothness Index  
SIMI—Sparsity Impact Measure Index  
SNR—Signal-to-Noise Ratio  
SE—Structural Element  
SVM—Support Vector Machine  
SVMD—Successive Variational Mode Decomposition  
SES—Squared Envelope Spectrum  
STFT—Short Time Fourier Transform  
SPEC—Spectrogram  
SOMS—Second-Order Moment Spectrum  
TKEO—Teager-Kaiser Energy Operator  
THT—Teager-Huang Transform  
TP—True Positives  
TN—True Negatives  
VMD—Variational Mode Decomposition  
VME—Variational Mode Extraction  
WT—Wavelet Transform  
WVD—Wigner-Ville Distribution  
WTC—Wavelet Transform Coherence  
WKI—Weighted Kurtosis Index  
XWT—Cross Wavelet Transform  
XJTU-SY—Xi'an Jiaotong University

# Introduction générale

La maintenance est par définition, un ensemble d'activités techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'une machine, ayant pour but de la maintenir en bon état pour accomplir une fonction [1]. De plus, la maintenance est divisée en deux principales catégories. La première est la maintenance corrective, employée après la détection d'une défaillance, et la deuxième catégorie, nommée maintenance préventive, qui appliquée avant la production des pannes [1]. La maintenance préventive se compose de plusieurs types, tels que la maintenance systématique, généralement appliquée selon un calendrier prédéfini, et la maintenance conditionnelle, qui repose sur la surveillance des paramètres de fonctionnement, tels que l'analyse des vibrations et l'analyse du courant [1]. L'objectif de la maintenance est la protection et l'amélioration du rendement et de la performance des équipements [1].

Plusieurs types de machines sont disponibles dans les usines, comme les machines statiques qui n'entraînent pas de mouvement à l'intérieur ou à l'extérieur, ainsi que les machines tournantes qui entraînent un mouvement. Les machines tournantes sont des éléments stratégiques dans les entreprises industrielles et sont considérées comme le cœur de l'entreprise car elles sont utilisées pour réaliser toutes les fonctions essentielles, telles que la production d'électricité et la circulation d'un liquide dans une canalisation. Généralement, les machines tournantes sont composées de systèmes interdépendants pour accomplir une fonction requise. L'ensemble des systèmes est constitué de pièces, et en fonction de leur importance, on distingue des pièces essentielles, telles que les roulements, qui sont utilisés pour la transmission du mouvement, le support de charge et l'alignement automatique des arbres. Dans le cas où le roulement est défaillant, la performance et la fiabilité de la machine sont réduites. Pour éviter cette diminution, les paramètres de fonctionnement du roulement, tels que le son, la température et les vibrations, doivent être surveillés. Ainsi, en fonction de la fonction essentielle qu'il remplit, le roulement est à l'origine de nombreux défauts.

La surveillance des paramètres de fonctionnement du roulement est effectuée de manière continue ou périodique à l'aide de méthodes et d'outils spécifiques. L'objectif de ces méthodes est de maintenir le roulement en bon état, et en cas de défaut, de localiser le composant défaillant, puis d'appliquer une opération de maintenance pour corriger le défaut, telle que la réparation ou la reconstruction. Ainsi, en fonction de l'utilisation

des paramètres de fonctionnement, on peut distinguer deux termes importants appelés le diagnostic et le pronostic. Le diagnostic est une démarche permettant la détection des défauts pendant ou après le processus de production de défaillance, tandis que le pronostic est une technique de prédiction des défauts basée sur l'analyse des données.

Il existe plusieurs techniques de détection de défaut, mais l'analyse vibratoire ou le diagnostic vibratoire est la technique la plus utilisée car elle est efficace dans le milieu industriel. De nombreux chercheurs s'intéressent à cette technique, car elle relève d'un domaine interdisciplinaire incluant les mathématiques et l'informatique. Dans ce contexte, de nombreux thèmes de recherche sont explorés pour détecter les défauts. Les défauts sont causés par des facteurs tels que l'usure et la fatigue, et à partir des symptômes, le défaut peut être détecté de manière efficace, comme dans le cas de l'analyse des vibrations. Les composants défaillants sont généralement définis par une fréquence dans le spectre, et la gravité du défaut peut être évaluée par l'impulsivité des vibrations. En outre, les données de l'état sain sont très importantes pour indiquer la présence de défauts, en se basant sur une comparaison entre les données actuelles et celles de l'état sain, que l'on appelle une signature.

L'objectif de cette thèse est de proposer et de développer une nouvelle méthode efficace de détection des défauts de roulement. Dans ce contexte, l'approche temps-fréquence est utilisée comme outil d'analyse. Des algorithmes de décomposition sont appliqués à des signaux réels issus de différentes plateformes universitaires. Cette décomposition repose principalement sur les variations du signal et permet d'interpréter les phénomènes physiques. Le caractère non stationnaire des signaux, fortement affectés par le bruit, incite à améliorer la recherche des fréquences de défaut en proposant une nouvelle démarche d'analyse. Cette approche s'appuie sur le principe de la décomposition, mais avec des versions améliorées. Une analyse d'enveloppe est ensuite réalisée sur les modes les plus pertinents, en s'appuyant sur plusieurs méthodes disponibles et sur deux nouvelles méthodes de calcul que nous proposons, à savoir : spectre des valeurs absolues, spectre du moment d'ordre deux. Ces modes sont sélectionnés sur la base du calcul d'un nouveau paramètre que nous proposons.

Notre travail de thèse est également composé de quatre chapitres. Le premier chapitre est consacré à une synthèse bibliographique des méthodes de détection des défauts de roulements, accompagnée d'une problématique mettant en évidence la diversité des méthodes de diagnostic ainsi que la difficulté de détecter et de localiser les défauts au sein des machines. Ce chapitre inclut également une étude portant sur les types de roulements, les charges statiques et dynamiques, ainsi que les matériaux utilisés pour leur fabrication. Cette étude permet d'exprimer clairement les idées relatives à la structure des roulements et clôture le chapitre.

Le second chapitre présente l'analyse des signaux de vibration par diverses méthodes, qu'elles soient temporelles, telles que les paramètres statistiques utilisés pour

l'identification de l'état de la machine par comparaison avec une signature de référence ; fréquentielles, comme les transformées de Fourier et d'Hilbert qui représentent l'amplitude du signal en fonction de la fréquence et permettent la détection de défauts à partir des pics ; ou temps-fréquence, qui décrivent les caractéristiques du signal simultanément dans les domaines temporel et fréquentiel. Ces méthodes temps-fréquence sont largement utilisées, notamment pour la sélection de bandes de fréquence contenant des informations pertinentes sur les défauts.

Le troisième chapitre est dédié à l'étude des différentes approches de détection des défauts, telles que la décomposition, le débruitage, la démodulation, la déconvolution et la classification des types de défauts. Certaines méthodes reposent sur une seule approche et se concentrent sur le développement d'un nouvel outil, tandis que d'autres combinent plusieurs approches organisées de manière cohérente.

Le quatrième chapitre détaille notre nouvelle méthode d'analyse, basée sur la reconstruction d'un signal contenant les informations utiles sans bruit, avec un nombre minimal de paramètres d'entrée pour la détection. Cette méthode est appliquée à des signaux réels issus de bases de données disponibles. Enfin, une conclusion générale est formulée pour expliquer la contribution scientifique de la méthode de détection de défauts proposée. Cette section est clôturée par quelques perspectives.

# Chapitre 1

## Étude et synthèse bibliographique sur les roulements

### Sommaire

---

1.1	Introduction . . . . .	4
1.2	Composants et types . . . . .	4
1.3	Code de désignation . . . . .	6
1.4	Matériaux de fabrication . . . . .	7
1.5	Lubrification des roulements . . . . .	7
1.6	Charges statiques et dynamiques . . . . .	8
	1.6.1 Charges statiques . . . . .	8
	1.6.2 Charges dynamiques . . . . .	9
1.7	Durée de vie . . . . .	10
1.8	Types de défauts . . . . .	11
1.9	Techniques de détection de défauts . . . . .	11
1.10	Fréquences de défauts . . . . .	13
1.11	Synthèse bibliographique . . . . .	14
1.12	Problématique . . . . .	17
1.13	Conclusion . . . . .	17

---

## 1.1 Introduction

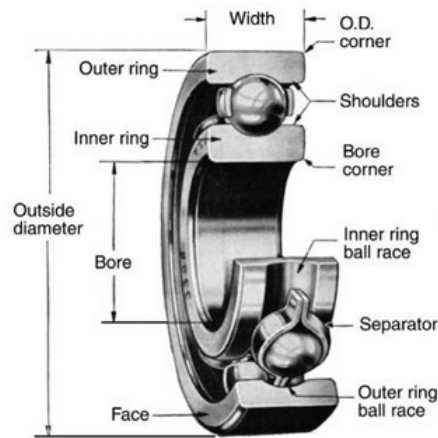
Les machines tournantes sont des équipements stratégiques au sein des chaînes de production, considérées comme le cœur même qui accomplit des fonctions essentielles, telles que les générateurs généralement conçus pour produire de l'énergie électrique à partir de la conversion de l'énergie mécanique. Chaque machine tournante est constituée de systèmes et de mécanismes comprenant des organes ou des pièces, les mouvements entre les composants étant transmis par des liaisons telles que les engrenages, les courroies et les roulements. Un pourcentage de défaut légèrement élevé est généré par les roulements au niveau des équipements rotatifs, car ceux-ci supportent des charges pendant leur fonctionnement, et tout défaut dans la structure du roulement peut entraîner une réduction de la fiabilité et des performances de la machine. Pour maintenir la machine en état fiable, la maintenance conditionnelle repose sur plusieurs techniques de surveillance de l'état, généralement basées sur la collecte et l'analyse de données telle que les vibrations, l'acoustique, la température et l'huile. Dans ce chapitre, nous présentons une étude sur les roulements et proposons une synthèse bibliographique liée à la problématique en fin de chapitre.

## 1.2 Composants et types

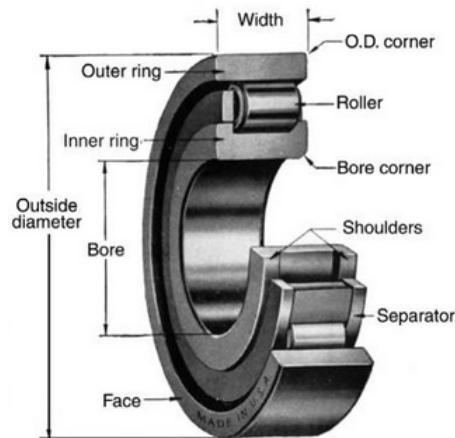
Le roulement est un composant constitué d'un élément roulant, d'une cage, d'une bague intérieure et d'une bague extérieure [2]. Il est utilisé dans les machines pour réduire les frottements, transmettre un mouvement rotatif et supporter à la fois des charges radiales et axiales [2]. Il existe plusieurs types de roulements, chacun étant utilisé dans des endroits et des opérations spécifiques. Parmi les principaux types de roulements, on trouve les roulements à billes, les roulements à rotule sur billes, les roulements à rouleaux coniques, sphériques ou cylindriques, ainsi que les butées [2]. Les conditions de fonctionnement sont des paramètres très importants pour choisir le type de roulement à utiliser, comme expliqué ci-dessous [2] :

- Les roulements à billes sont utilisés dans les machines légères pour minimiser les frottements et garantir une vitesse de rotation élevée. Ces types de roulements sont largement préférés en raison de leur excellent rapport entre la performance et le prix.
- Le roulement à rotule sur bille est conçu pour les arbres flexibles qui nécessitent un auto-alignement.
- Le roulement à rouleaux est utilisé dans les engins pour supporter des charges importantes.
- Les butées sont des roulements conçus spécifiquement pour supporter uniquement les charges axiales.

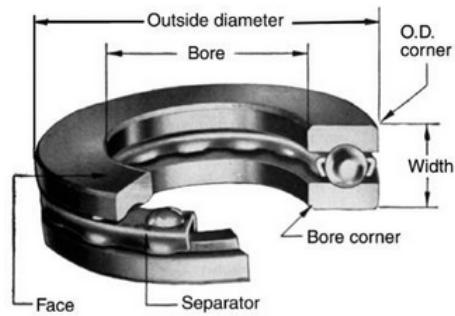
Les figures (1.1, 1.2 et 1.3) offrent une vision plus précise de la structure et de l'emplacement des composants des roulements [3].



**Figure 1.1** – Roulement à billes

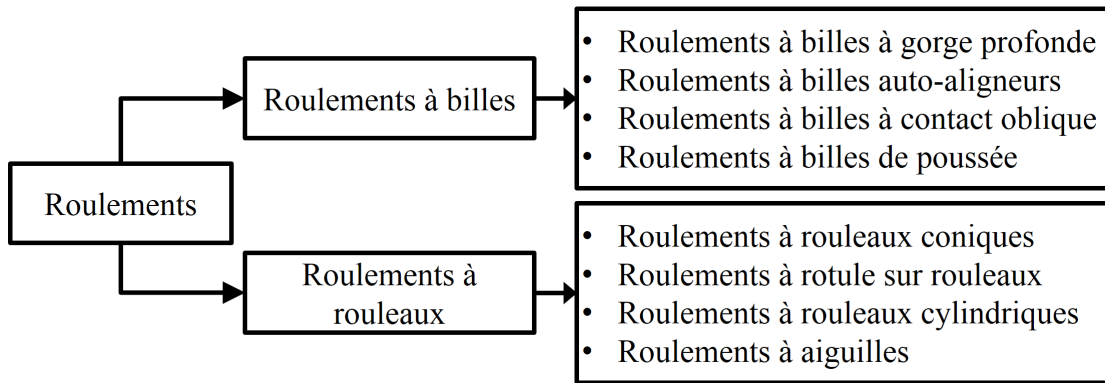


**Figure 1.2** – Roulement à rouleaux



**Figure 1.3** – Buttée à billes

De plus, la figure (1.4) [4] illustre les deux principaux types de roulements.



**Figure 1.4** – Deux principaux types de roulements

### 1.3 Code de désignation

Chaque type de roulement est défini par un code de désignation établi par l’organisation internationale de normalisation (ISO) [2]. Généralement, ce code comprend 3 à 7 caractères, le premier détermine le type de roulement, tandis que les deux derniers caractères indiquent le diamètre d’alésage et le code de section située au milieu [2]. La forme générale du code de désignation des roulements est illustrée comme suit [3] :

[Code de type] [Code de section] [Code d’alésage]

Ainsi, il existe des variations de désignation entre les fabricants et les pays, mais les numéros et les lettres indiqués au tableau (1.1) sont très efficaces pour définir les types de roulements [3].

Code	Type de roulement
1 :	Roulement à rotule sur bille.
2 :	Roulement à rouleaux sphérique.
3 :	Roulement à rouleaux conique.
5 :	Buttée à bille.
6 :	Roulement à billes à gorge profonde.
7 :	Roulement à billes à contact angulaire a une rangée.
8 :	Butté à rouleau cylindrique.
N :	Roulement a aiguillé.
T :	Roulement à rouleaux conique selon ISO 355.

**Tableau 1.1** – Code de type

Les codes d’alésage du roulement dépendent du diamètre de la bague intérieure, comme exprimé ci-dessous [3] :

- Pour tous les roulements à rouleaux dont le diamètre est compris entre 20 et 480mm, le code d'alésage correspond à la division du diamètre par cinq. Par exemple, pour un diamètre de 60mm, le code d'alésage est de 12.
- Dans le cas où le diamètre d'alésage est compris entre 10 et 17mm, les codes d'alésage sont définis comme suit : 00 pour 10mm, 01 pour 12mm, 02 pour 15mm, 03 pour 17mm.
- En cas de diamètre d'alésage inférieur à 10mm, le code est défini par un seul chiffre. Par exemple, pour 624, le 6 représente le type de roulement, le 2 exprime le code de section, et le 4 indique un diamètre d'alésage de 4 mm.
- Pour les diamètres égaux ou supérieurs à 500 mm, le code d'alésage est exprimé par un slash. Par exemple, pour un diamètre de 800mm, le code est /800.

Le code de section identifie le diamètre extérieur et la largeur du roulement, généralement définis par un ou deux numéros qui représentent les séries de largeurs et de diamètre [3]. L'organisation internationale de normalisation (ISO) a établi un ensemble de séries en fonction du diamètre d'alésage, avec les numéros de série 7, 8, 9, 0, 1, 2, 3, 4, variant en ordre croissant de taille. Le numéro 7 correspond aux petites tailles, tandis que le numéro 4 correspond aux grandes tailles [3].

## 1.4 Matériaux de fabrication

Les matériaux utilisés pour la fabrication des roulements doivent présenter une grande résistance à la fatigue et à l'usure [5]. Parmi les différents types de matériaux, on distingue trois types d'aciers largement utilisés pour les roulements, chaque type d'acier étant illustré comme suit [5] :

- Les aciers standards sont des aciers trempés en profondeur, composés d'environ 1% de carbone et de 1% à 2% de chrome.
- L'acier de cémentation est utilisé pour garantir une grande résistance aux chocs et est destiné aux roulements de grande taille.
- Des aciers spéciaux tels que les aciers inoxydables et les aciers résistant à la chaleur sont utilisés pour assurer la grande fiabilité des roulements.

## 1.5 Lubrification des roulements

La lubrification est une opération essentielle pour assurer la protection des composants du roulement contre l'usure, la corrosion, le frottement et l'augmentation de la température. L'huile et la graisse sont deux lubrifiants couramment utilisés, et grâce à eux, nous pouvons distinguer deux types de lubrification différents [2] :

- Lubrification à l'huile : les huiles minérales et synthétiques ayant une valeur de viscosité proche de 90 centiStocque sont utilisées [2]. De plus, l'huile pénètre bien

dans le roulement, ce qui nécessite une bonne étanchéité [2]. Ainsi, l'huile est introduite dans le roulement par différents systèmes tels que le bain d'huile, le brouillard d'huile ou par une canalisation équipée d'une pompe pour faire circuler l'huile [2].

- Lubrification à la graisse : la graisse à base d'huile minérale est la plus couramment utilisée dans les roulements, occupant généralement une quantité de 20% à 30% du volume libre, pouvant être déterminée par l'équation (1.1) [2]. En outre, la graisse est déposée au niveau du chemin de roulement et de l'élément roulant [2].

$$G = 0.005 \times d \times W \quad (1.1)$$

$W$  et  $(d)$  représentent respectivement la largeur et le diamètre du roulement, tandis que  $G$  désigne la quantité de graisse en grammes.

## 1.6 Charges statiques et dynamiques

### 1.6.1 Charges statiques

Les charges statiques sont la capacité maximale que les roulements peuvent supporter sans provoquer de variation de magnitude ou de direction pendant le fonctionnement ou l'arrêt [5]. Cette charge agit au centre du contact entre l'élément roulant et la partie la plus chargée du chemin, créant une contrainte d'hertz [5]. En ce qui concerne les roulements, la charge statique est définie comme une charge radiale, tandis que pour les butées, elle est identifiée comme une charge axiale [5]. Lorsque la charge statique appliquée sur le roulement atteint une valeur élevée, cela peut entraîner un défaut de déformation [5]. Les valeurs des charges statiques sont normalisées selon la norme NF ISO 76 [5]. Pour les roulements et les butées à billes, la charge est de 4200 Mpa, tandis qu'elle est de 4600 Mpa pour les roulements à rotule sur billes, et de 4000 Mpa pour les roulements et les butées à rouleaux [5].

Dans le cas où le roulement est soumis à une charge combinée, composée à la fois d'une charge radiale et d'une charge axiale, la conversion de ces charges en charges purement radiales ou axiales est réalisée en calculant la charge statique équivalente selon les formules suivantes [5] :

- Roulement :

$$P_o = XF_r + YF_a \quad (1.2)$$

$X$  et  $Y$  sont deux coefficients dépendant de l'angle de contact  $(a)$ .  $(P_o)$  représente la charge statique équivalente,  $F_r$  désigne la charge radiale, et  $F_a$  correspond à la charge axiale.

— Buttée :

$$\begin{cases} P_o = XF_r + F_a & a \neq 90 \\ P_o = F_a & a = 90 \end{cases} \quad (1.3)$$

Le rapport entre la charge statique ( $C_o$ ) et la charge statique équivalente définit le facteur de sécurité, comme le montre l'équation (1.4) [5]. Ce facteur permet d'évaluer la condition de fonctionnement du roulement, comme illustré au tableau (1.2) [5].

$$S = \frac{C_o}{P_o} \quad (1.4)$$

Roulements et buttées à billes	Roulements à rouleaux	Condition de fonctionnement
1	1.5	Sans vibration et sans choc
1.5	2	Charge importante ou choc
2	3	Fonctionnement en silence sans vibration

**Tableau 1.2** – Valeurs de facteur de sécurité

## 1.6.2 Charges dynamiques

Pour les charges dynamiques, il existe deux types : la charge dynamique de base et la charge dynamique équivalente [6]. La charge dynamique de base est définie comme la capacité maximale que peuvent supporter les roulements pendant un fonctionnement normal [6]. Généralement, la charge dynamique de base est fournie par le fabricant et peut-être déterminée à l'aide de plusieurs paramètres [6]. Par exemple, dans le cas des roulements à billes, la charge dynamique de base ( $F_c$ ) est déterminée à l'aide de deux équations [6] :

$$F_c = b_m \times f_c \times (n \times \cos(a))^{0.7} Z^{\frac{2}{3}} D^{1.8} \quad \text{si } D \leq 25.4\text{mm} \quad (1.5)$$

$$F_c = 3.647b_m \times f_c \times (n \times \cos(a))^{0.7} Z^{\frac{2}{3}} D^{1.4} \quad \text{si } D > 25.4\text{mm} \quad (1.6)$$

Où les symboles sont dénotés :  $b_m$ —un coefficient établi par le comité ISO, est égal à 1.3 pour les roulements à billes.  $f_c$ —un coefficient semi-empirique, est égal à 0.53 pour les roulements à billes.  $n$ —nombre de rangées,  $Z$ —nombre de billes par rangée,  $D$ —diamètre de bille,  $a$ —angle de contact.

La charge dynamique équivalente est obtenue lorsque le roulement supporte une

charge combinée, et elle peut être déterminée par la formule suivante [6] :

$$F_e = XF_r + YF_a \quad (1.7)$$

$X$  et  $Y$  sont des facteurs de rotation et de poussée du roulement, respectivement, tous deux fournis par le fabricant.

## 1.7 Durée de vie

La durée de vie des roulements est liée à la répartition et à la distribution des charges entre les éléments roulants, comme c'est le cas pour les roulements à billes et à rouleaux [7]. La durée de vie, exprimée en millions de révolutions, peut être calculée à l'aide de l'équation suivante [7] :

$$L = \left(\frac{F_c}{F_e}\right)^p \quad (1.8)$$

( $p = 3$ ) pour les roulements à billes et ( $p = \frac{10}{3}$ ) pour les roulements à rouleaux, où ( $F_c$ ) représente la charge dynamique de base et ( $F_e$ ) désigne la charge dynamique équivalente [7].

Lorsque l'on prend en compte d'autres causes qui peuvent influencer la durée de vie du roulement, telles que la lubrification, la température et la vitesse de fonctionnement, la durée de vie prend un autre nom appelé durée de vie nominale ajustée, et dépend des facteurs de fiabilité ( $a_1$ ), de matériau ( $a_2$ ) et de condition de fonctionnement ( $a_3$ ) [7]. Les facteurs ( $a_2$ ) et ( $a_3$ ) sont indépendants et peuvent être combinés en un seul facteur lié au lubrifiant [7]. De plus, le facteur ( $a_1$ ) est égal à un pour une fiabilité de 90% [7]. Par conséquent, la durée de vie nominale ajustée est présentée par l'équation (1.9) [7].

$$L = a_1 a_{23} \left(\frac{F_c}{F_e}\right)^p \quad (1.9)$$

Dans le cas où le roulement tourne à une vitesse constante, la durée de vie ajustée peut être exprimée en heures, comme le montre l'équation (1.10) [7].

$$L = a_1 a_{23} \frac{10^6}{60N} \left(\frac{F_c}{F_e}\right)^p \quad (1.10)$$

$N$ —vitesse de rotation en révolutions par minute.

La durée de vie du roulement augmente grâce à des moyens fondamentaux présentés comme suit [7] :

- L'augmentation de la taille du roulement permet d'obtenir une charge dynamique élevée ( $F_c$ ).

- L'utilisation d'un lubrifiant ayant une valeur de facteur ( $a_{23}$ ) plus élevée.

## 1.8 Types de défauts

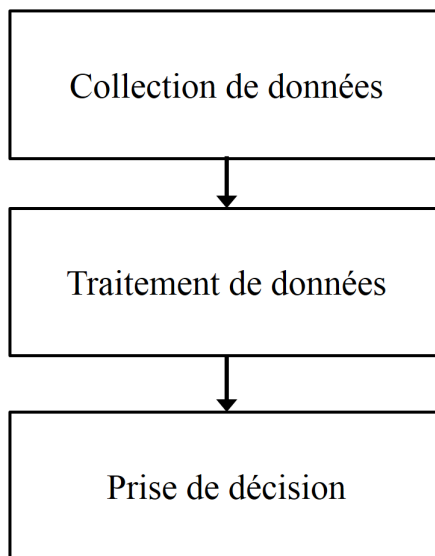
La surcharge, un mauvais montage, la pollution et une lubrification inadéquate sont des causes de création de défauts au niveau des composants du roulement. Les défauts peuvent prendre plusieurs formes [8] :

- Fatigue : cette forme de défaut est créée en raison du contact périodique entre l'élément roulant et la surface des bagues intérieures et extérieures. La chute de matériau, avec la formation de piqûres, est un des symptômes de la fatigue.
- Usure : cette forme de défaut survient en raison de la présence de particules entre la bague intérieure et extérieure ainsi que l'élément roulant, conjuguée à une mauvaise lubrification. Cela entraîne une augmentation anormale du frottement entre les surfaces, ce qui conduit à l'usure, se traduisant par une perte de matière.
- Déformation : le mauvais montage ou la charge supportée par le roulement dépasse la limite d'élasticité du matériau, ce qui provoque un changement dans la forme des éléments du roulement. Ce changement est appelé la déformation.
- Corrosion : les réactions chimiques se produisent à la surface, comme la réaction d'oxydation entre l'huile de lubrification et l'eau, ou le soudage des surfaces en raison d'un courant ou d'une tension anormale. Cela conduit à la formation de corrosion, qui se manifeste sous forme de dégradation des matériaux.
- Rupture : lorsque les contraintes dépassent la limite de résistance à la traction du matériau, cela entraîne des dommages au roulement ou sa rupture.

Les défauts créés sur les roulements peuvent être classés en deux catégories [9]. La première est nommée défaut ponctuel, qui est défini comme un défaut unique de petite taille créée sur les surfaces de roulement, que ce soit sur la bague intérieure, la bague extérieure, la cage ou l'élément roulant [9]. La deuxième catégorie dépend du défaut généralisé qui touche toute la surface des composants du roulement [9].

## 1.9 Techniques de détection de défauts

La maintenance conditionnelle est une opération qui englobe toutes les méthodes de détection de défauts, et repose sur l'analyse et l'évaluation des paramètres de fonctionnement de la machine afin de détecter la dégradation et les défauts [10]. La maintenance conditionnelle se compose de trois parties, comme présenté dans la figure (1.5) [10].



**Figure 1.5** – Parties de maintenance conditionnelle

La première partie est liée à la collecte des données sur l'état de la machine, et la deuxième dépend du traitement de ces informations à l'aide d'outils spéciaux qui permettent de prendre des décisions [10]. Plusieurs méthodes de surveillance et de détection existent, et chacune utilise des outils différents des autres. La présentation des méthodes est exprimée comme suit :

- Analyse de température : la mesure de la température de fonctionnement et de la surface des composants des machines à l'aide de thermocouples, de la thermographie ou de thermomètres permet l'identification d'une lubrification insuffisante et de l'usure [10].
- Analyse d'huile : l'huile de lubrification circule à l'intérieur de la machine et est en contact avec différents organes tels que les roulements, les engrenages [10]. Lorsqu'un organe devient défaillant, des particules d'usure sont évacuées dans l'huile [10]. En fonction de la taille et de la composition de ces particules d'usure, l'état de la machine peut être surveillé, et le composant défaillant peut être localisé [10].
- Analyse de vibration : ce type d'analyse est le plus efficace et populaire dans la surveillance de l'état de la machine, car le signal de vibration est directement lié aux pièces rotatives telles que les roulements [10]. De plus, l'amplitude de vibration donne une indication de la gravité du problème, tandis que la fréquence permet la détection des défauts [10]. Le désalignement et le balourd sont des causes qui entraînent une vibration anormale [10].
- Analyse d'acoustique : cette analyse est similaire à l'analyse de vibration, mais elle implique le traitement et l'analyse des sons émis par les équipements, de manière continue ou périodique [11].

- Analyse de courant électrique : cette analyse est utilisée pour détecter les défauts des machines électriques en utilisant des méthodes de traitement des signaux de courant électrique [9]. De plus, l'analyse de courant est très similaire à l'analyse de vibration et d'acoustique [9].

## 1.10 Fréquences de défauts

La vitesse de rotation et les paramètres géométriques du roulement, tels que le diamètre de l'élément roulant, le diamètre primitif, l'angle de contact et le nombre d'éléments roulants, sont des caractéristiques essentielles pour déterminer les valeurs de fréquences de défaillance de chaque composant du roulement [12]. Ces fréquences des défauts sont définies à l'aide des formules suivantes [12] :

$$F_{IR} = \frac{N \times F_R}{2} \left( 1 + \frac{D_B}{D_P} \cos(\phi) \right) \quad (1.11)$$

$$F_{OR} = \frac{N \times F_R}{2} \left( 1 - \frac{D_B}{D_P} \cos(\phi) \right) \quad (1.12)$$

$$F_C = \frac{F_R}{2} \left( 1 - \frac{D_B}{D_P} \cos(\phi) \right) \quad (1.13)$$

$$F_B = \frac{D_P \times F_R}{2D_B} \left( 1 - \left( \frac{D_B}{D_P} \cos(\phi) \right)^2 \right) \quad (1.14)$$

Le diamètre primitif de chaque type de roulement est égal à la moyenne des diamètres de la bague intérieure et extérieure, comme le décrit l'équation (1.15).

$$D_P = \frac{D_{IR} + D_{OR}}{2} \quad (1.15)$$

L'ensemble des symboles utilisés dans les équations est défini au tableau (1.3).

Symboles	Définition
$F_R$ :	Vitesse de rotation
$F_{IR}$ :	Fréquence de défaut de la bague intérieure
$F_{OR}$ :	Fréquence de défaut de la bague extérieure
$F_C$ :	Fréquence de défaut de la cage
$F_B$ :	Fréquence de défaut d'élément roulant
$\phi$ :	Angle de contact
$D_B$ :	Diamètre d'élément roulant
$D_P$ :	Diamètre primitif
$D_{IR}$ :	Diamètre de la bague intérieure
$D_{OR}$ :	Diamètre de la bague extérieure
$N$ :	Nombre des éléments roulants

**Tableau 1.3** – Définition de symboles

## 1.11 Synthèse bibliographique

Les roulements sont des composants essentiels en raison de la fonction qu'ils accomplissent, pouvant entraîner jusqu'à 40 à 45% des défauts à l'intérieur des machines [13]. Une technique de diagnostic est nécessaire pour assurer le bon état d'un roulement, et l'analyse acoustique ainsi que l'analyse de vibration sont deux techniques largement utilisés [14]. Les deux peuvent identifier les défauts sans nécessiter l'arrêt ou le démontage du roulement ou de la machine [14]. L'analyse acoustique s'effectue sur une courte période, mais elle présente des difficultés liées à la collecte des signaux acoustiques en raison des conditions environnementales [14]. Toutefois, l'analyse de vibration permet d'utiliser plusieurs méthodes de traitement des signaux, et il est essentiel de placer les capteurs de vibration de manière adéquate [14]. Le signal de vibration est mesuré par une chaîne de mesure qui comprend des capteurs d'accélération utilisés à haute fréquence, un capteur de vitesse utilisé à fréquence moyenne, et un capteur de déplacement appliqué à la gamme de basse fréquence [15].

L'analyse des signaux de vibration est effectuée dans le domaine temporel, fréquentiel et temps-fréquence [16]. L'analyse dans le domaine temporel repose sur le traitement des données de vibration en fonction du temps à l'aide de paramètres statistiques [17], tels que la méthode proposée par Dyer et al, cette méthode utilise un paramètre appelé kurtosis pour évaluer la distribution gaussienne [18]. La valeur de kurtosis pour un roulement sain est inférieure à trois, tandis que pour un roulement défaillant, le kurtosis augmente et atteint une valeur supérieure à trois [18]. En outre,

la comparaison entre les paramètres calculés dans le domaine temporel des signaux avec la signature ou les données saines de la machine permet une détection efficace de la présence de défauts [18]. Plusieurs indicateurs sont utilisés dans l'analyse temporelle, tels que la moyenne, l'écart-type et la variance [19]. L'analyse des signaux dans le domaine fréquentiel consiste à transformer le signal, qui varie en fonction du temps, en un signal qui varie en fonction de la fréquence à l'aide de transformations telles que la transformée de Fourier, la transformée d'Hilbert et la transformée de Fourier inverse du spectre de puissance [20]. L'analyse en domaine temps-fréquence consiste en la représentation du signal à la fois dans le domaine temporel et fréquentiel à l'aide de la transformée en ondelettes, de la transformée de Fourier à court terme et de la transformée d'Hilbert-Huang [20].

Le développement de méthodes de traitement des signaux est une étape nécessaire pour le diagnostic des défauts du roulement. Dans ce contexte, nous trouvons des algorithmes de décomposition du signal en plusieurs signaux simples. Ils sont appliqués pour la détection de défauts, tels que la méthode de décomposition en modes variationnelle (VMD) [21], la méthode de décomposition successive en modes variationnels (SVMD) [22], et la méthode de décomposition en modes de caractéristiques (FMD) [23]. D'après la décomposition, il existe une étape de sélection des signaux simples et efficaces qui contiennent des impulsions liées aux défauts. Généralement, la sélection est réalisée par des indicateurs tels que la norme  $L_2/L_1$  proposée par Jia et al pour déterminer les impulsions produites par les défauts dans les signaux de vibration [24]. De plus, l'indice d'Hoyer, plus performant, est utilisé par Zhao et al pour sélectionner les signaux contenant des informations sur les défauts [25]. Par ailleurs, l'indice de Gini, d'origine économique, est également employé dans le domaine de la détection de défauts pour déterminer les impulsions liées au défaut, et cet indice est plus efficace par rapport au kurtosis [26]. Enfin, l'indice de régularité et l'entropie négative peuvent être appliqués pour évaluer les impulsions dans les signaux de vibration [27]. Comme l'approche de diagnostic proposée par Gu, Ran et al., cette méthode de détection de défauts se compose de plusieurs étapes et commence par la décomposition du signal en plusieurs composants [28]. Ensuite, une sélection des composants importants est réalisée à l'aide de la kurtosis pondéré efficace [28]. Un nouveau signal, contenant des informations sur le défaut, est reconstruit par la somme de tous les composants efficaces obtenus après la décomposition et la sélection [28]. Puis, la détermination du spectre d'enveloppe permet la détection des défauts [28].

Le signal de vibration peut être considéré comme le produit de convolution entre les impulsions du défaut et la fonction de transfert entre le capteur et la source de défaut [29]. Pour séparer ces deux parties, une opération de déconvolution doit être appliquée à l'aide d'algorithmes tels que la déconvolution à entropie minimale (MED) [30] et la déconvolution de kurtosis corrélée maximale (MCKD) [31]. En outre, les

bandes de fréquences contenant des informations importantes sur les défauts sont généralement déterminées par des méthodes telles que le kurtogramme, qui se base sur l'évaluation de l'impulsivité des signaux par le kurtosis spectral [32]. Aussi, il existe l'autogramme, qui implique l'utilisation du kurtosis de l'autocorrélation [33]. Le signal de vibration, lors de la mesure, est affecté par du bruit généré par quelques facteurs tels que la température, l'humidité et le champ magnétique. Pour supprimer ce bruit, il est nécessaire d'utiliser des méthodes de débruitage comme EMD-DFA [34] et VMD-DFA [35]. Ainsi, les opérateurs morphologiques d'érosion, de dilatation, d'ouverture et de fermeture sont appliqués pour éliminer le bruit et assurer une bonne opération de filtrage des signaux [36]. Deux méthodes de démodulation sont largement utilisées comme étapes finales du diagnostic pour identifier les composants défectueux à partir de la fréquence de pic dans le spectre d'enveloppe. L'enveloppe du signal est calculée par la transformée d'Hilbert [37] ou l'opérateur de l'énergie Teager-Kaiser [38]. Il existe des méthodes de détection de défauts combinant décomposition, débruitage et déconvolution, comme celle développée par Zhou, Xiangyu, et al [39].

La technique de classification du type de défaut est basée sur le calcul des valeurs des paramètres, que ce soit dans le domaine temporel, fréquentiel ou temps-fréquence du signal [8]. Ensuite, ces valeurs sont divisées en données de formation et de test pour assurer le fonctionnement du classificateur qui fournit les types de défauts [8]. Parmi les classificateurs, on trouve la machine à support de vecteur et k plus proches voisins [8]. Ainsi, la classification des défauts est basée sur l'utilisation de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage approfondi, qui consiste en plusieurs modèles de diagnostic tels que le réseau de croyance profonde et le réseau de neurones à convolution [40]. En outre, dans la technique de classification, la matrice de confusion est généralement employée comme étape finale pour afficher le type de défaut et ainsi permettre l'évaluation de la performance du classificateur [41].

## 1.12 Problématique

D'après la synthèse bibliographique présentée dans la section (1.11), le signal de vibration contient à la fois des données liées aux défauts et d'autres qui en sont indépendantes. L'objectif de l'ensemble des méthodes de détection de défauts de roulement est d'extraire les informations pertinentes associées aux défauts. Ces méthodes reposent sur différents principes tels que la décomposition, la déconvolution, le débruitage ou encore la démodulation. L'efficacité de l'extraction des informations dépend fortement du choix des paramètres d'entrée et des indicateurs sensibles aux défauts.

Pour réduire l'influence de ces paramètres sur le résultat final et améliorer la capacité de regroupement des données de défauts, plusieurs algorithmes d'optimisation ont été proposés. Dans ce contexte, nous proposons une méthode de détection de défauts de

roulement basée sur deux critères : la minimisation du nombre des paramètres d'entrée et la sélection des impulsions liées aux défauts.

### **1.13 Conclusion**

Le roulement est un composant de structure simple composé de quelques éléments, conçu pour supporter les charges et transmettre les mouvements avec un auto-alignement. Les conditions de fonctionnement telles que la vitesse, la charge et la lubrification ont un impact direct sur la production de défauts au niveau des éléments des roulements, car elles entraînent la perte de matière qui se manifeste sous forme d'usure, de corrosion et de déformation. En outre, la durée de vie est diminuée lorsque le roulement est soumis à une charge dynamique équivalente très élevée. Selon les fonctions à réaliser par le roulement à l'intérieur des machines tournantes, les roulements sont des éléments essentiels et responsables de la diminution de la fiabilité et des performances, ce qui peut entraîner plusieurs défauts.

# Chapitre 2

## Analyse des signaux de vibration

### Sommaire

---

2.1	Introduction . . . . .	<b>19</b>
2.2	Définition de vibration . . . . .	<b>19</b>
2.2.1	Sources de vibration . . . . .	19
2.2.2	Grandeurs de vibration . . . . .	20
2.3	Principe de l'analyse vibratoire . . . . .	<b>20</b>
2.4	Acquisition des signaux de vibration . . . . .	<b>20</b>
2.4.1	Emplacement de capteurs . . . . .	21
2.5	Méthodes de traitement des signaux . . . . .	<b>22</b>
2.5.1	Méthode d'analyse en domaine temporel . . . . .	22
2.5.2	Méthode d'analyse en domaine fréquentiel . . . . .	24
2.5.2.1	Analyse spectrale . . . . .	24
2.5.2.2	Analyse d'enveloppe . . . . .	26
2.5.2.3	Analyse cepstrale . . . . .	29
2.5.3	Méthode d'analyse en domaine temps-fréquence . . . . .	29
2.5.3.1	Transformée de Fourier à court terme . . . . .	29
2.5.3.2	Transformée en ondelettes . . . . .	30
2.5.3.3	Distribution de Wigner-Ville . . . . .	31
2.5.3.4	Transformation d'Hilbert-Huang . . . . .	31
2.5.3.5	Transformée de Teager-Huang . . . . .	33
2.6	Conclusion . . . . .	<b>33</b>

---

## 2.1 Introduction

Pendant le fonctionnement des roulements, des forces sont réparties sur les surfaces des pièces. Lorsque les forces dépassent les limites admissibles, elles entraînent une vibration générée sous forme d'un mouvement non souhaité. De plus, le son, la température élevée et le frottement se créent à l'intérieur de celui-ci, ce qui peut entraîner des défauts. Ainsi, en fonction des symptômes observés au niveau du roulement, les défauts peuvent être détectés et localisés par plusieurs méthodes, mais il existe une seule technique efficace nommée l'analyse vibratoire, qui permet la détection de défauts dans un temps optimal. En effet, les vibrations sont directement liées à la structure des composants qui forment le roulement. Ainsi, en se basant sur la fréquence et l'amplitude des vibrations, on peut déterminer la gravité et l'emplacement des défauts. Dans ce chapitre, nous présentons les différentes méthodes de traitement des signaux de vibrations.

## 2.2 Définition de vibration

La vibration est le mouvement d'un objet autour d'une position d'équilibre, provoqué par l'action des forces variables [42]. La vibration se produit lorsque ses forces sont appliquées [42]. La position d'équilibre est définie lorsque l'objet n'est soumis à aucune force. Il existe plusieurs types de vibrations, comme décrit ci-dessous [42].

- Harmonique est une oscillation sinusoïdale dont l'amplitude varie en fonction du temps sous la forme d'une fonction cosinus ou sinus.
- Périodique est caractérisée par une amplitude qui conserve la même forme et se répète à intervalles réguliers.
- Aléatoire est une oscillation qui ne suit aucune forme, et l'amplitude varie de manière permanente.
- Transitoire, ou choc, se caractérisant par une intensité élevée sur une courte durée.

### 2.2.1 Sources de vibration

Les différentes sources de vibration sont présentes comme suit [16] :

- L'imperfection géométrique est une variation indésirable des dimensions des pièces dues à la charge et à la vitesse, pouvant entraîner des vibrations.
- Dans le cas d'une rugosité élevée par rapport au film de lubrifiant intégré entre les composants du roulement, un contact et une interchangeabilité entre les surfaces se produisent, ce qui entraîne des vibrations.
- Tous les défauts des composants du roulement, tels que la déformation et l'usure, entraînent une variation des forces de contact entre l'élément roulant et les pistes,

ce qui peut provoquer des vibrations à haute énergie.

## 2.2.2 Grandeurs de vibration

Les vibrations peuvent s'exprimer par accélération, vitesse ou déplacement. Le choix de la grandeur appropriée dépend de la fréquence de rotation de la machine, comme cela est expliqué [43] :

- Le déplacement est collecté par un capteur de mouvement qui est utilisé à une basse fréquence d'environ 100 Hz.
- La vitesse est mesurée par un capteur de vitesse nommé tachymètre, conçu pour la fréquence moyenne d'environ 1 kHz.
- L'accélération est collectée par un accéléromètre et est généralement mesurée à haute fréquence, entre 1 et 3 kHz.

## 2.3 Principe de l'analyse vibratoire

L'analyse vibratoire se compose de deux étapes importantes. La première étape consiste à collecter les signaux de vibration à l'aide d'une chaîne de mesure, tandis que la deuxième comprend le traitement et l'analyse de ces signaux au moyen de méthodes basées sur des outils mathématiques et informatiques [44]. La figure (2.1) illustre le principe général de l'analyse des signaux de vibration [44].

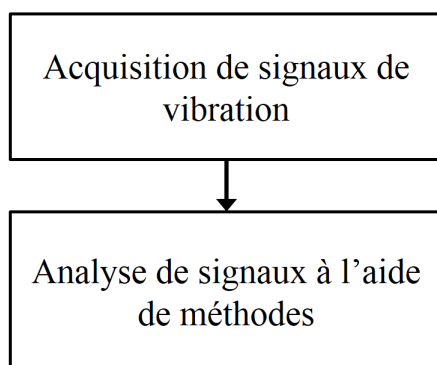


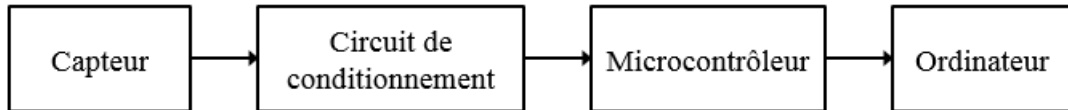
Figure 2.1 – Principe de l'analyse vibratoire

## 2.4 Acquisition des signaux de vibration

Les signaux de vibration sont collectés et mesurés par une chaîne de mesure qui comprend un microcontrôleur, un circuit de conditionnement et un capteur de mouvement, pouvant être configurée pour mesurer un paramètre parmi le déplacement, la

vitesse ou l'accélération [45]. La figure (2.2) illustre le processus de mesure des signaux de vibration, et la fonction de chaque composant est présentée comme suit [45] :

- Le capteur est utilisé pour convertir les données physiques en un signal de tension.
- Le circuit de conditionnement est utilisé pour amplifier le signal de tension.
- Le microcontrôleur sert d'interface entre l'ordinateur et le circuit de conditionnement, qui est destiné à assurer la conversion analogique-numérique.
- L'ordinateur permet le stockage et l'affichage des données de vibration à l'aide de logiciels.



**Figure 2.2** – Collection de signaux de vibration

Parmi les trois types de capteurs utilisés dans la mesure des signaux, l'accéléromètre est largement employé et contient généralement une masse de cristal piézoélectrique pour convertir les contraintes mécaniques en tension électrique [46]. Le fonctionnement de l'accéléromètre repose sur la deuxième loi de Newton [47] :

$$\vec{F} = m\vec{a} \quad (2.1)$$

( $F$ ) représente la force, ( $m$ ) représente la masse, et ( $a$ ) représente l'accélération.

### 2.4.1 Emplacement de capteurs

Les différents capteurs destinés à la collecte des données de vibration doivent être placés sur la partie mobile des machines qui est directement exposée aux forces appliquées [48]. De plus, la surface de l'emplacement du capteur doit être propre, lisse, plane et perpendiculaire à la direction de mesure [48]. La mesure des signaux est effectuée dans deux directions : une direction horizontale, perpendiculaire à l'axe de rotation, et une direction verticale, liée à l'axe vertical [48]. Un déphasage de  $90^\circ$  est présent entre ces deux directions, comme le montre la figure (2.3) [48].

Les capteurs sont fixés sur les surfaces à l'aide d'aimants, de goujons vissés, d'embase collée ou par un point de contact [48]. Ainsi, le mode de fixation exerce une grande influence sur la réponse de l'accéléromètre, lorsque la fixation est plus résistante aux forces ou plus rigide, la réponse de l'accéléromètre s'étend vers des fréquences plus élevées [48].

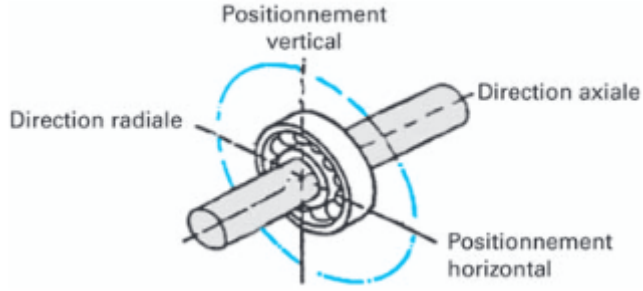


Figure 2.3 – Direction de mesure

## 2.5 Méthodes de traitement des signaux

L'analyse des signaux de vibration se déroule dans trois domaines : le domaine temporel, le domaine fréquentiel et le domaine temps-fréquence. La méthode d'analyse des signaux dans chaque domaine est expliquée dans les sous-sections ci-dessous.

### 2.5.1 Méthode d'analyse en domaine temporel

Dans cette analyse, des paramètres statistiques sont extraits à partir du signal lorsque celui-ci varie en fonction du temps [19]. Le principe de comparaison entre les valeurs de ces paramètres avec celles de la signature ou d'autres concepts représentant les valeurs de l'état sain permet une évaluation efficace de l'état du roulement et la détection de la présence d'un défaut [19]. L'ensemble des indicateurs statistiques qui peuvent être utilisés sont représentés comme suit :

- La moyenne est calculée en divisant la somme des points du signal par sa taille, comme le montre l'équation suivante [49] :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.2)$$

$N$ —taille du signal,  $x_i$ —points du signal.

- L'écart-type est une mesure de la variabilité du signal de vibration, définie par la formule suivante [50] :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N}} \quad (2.3)$$

- Le kurtosis est un moment d'ordre quatre du signal est calculé à l'aide de l'équation (2.4) [51]. Pour un roulement en bon état, la valeur du kurtosis est inférieure à trois, tandis que dans le cas d'un roulement défaillant, le kurtosis prend une valeur élevée [51].

$$ku = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma} \right)^4 \quad (2.4)$$

— La variance est définie par l'équation suivante [49] :

$$Var = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.5)$$

— La skewness est un paramètre qui caractérise le degré d'asymétrie de la distribution par rapport à sa moyenne [50].

$$ske = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{(\sqrt{Var})^3} \quad (2.6)$$

— La valeur efficace (RMS) est très utilisée dans la surveillance de l'état, et elle s'exprime par la formule suivante [50] :

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{N}} \quad (2.7)$$

— Les maximums et les minimums correspondent respectivement aux points maximums et minimums des données du signal [49].

$$\begin{aligned} p &= \max(x_i) \\ m &= \min(x_i) \end{aligned} \quad (2.8)$$

— Le facteur de crête est le rapport entre la valeur maximale du signal, appelée pic, et la valeur efficace (RMS) [52].

$$Fc = \frac{p}{RMS} \quad (2.9)$$

— La somme est obtenue en additionnant tous les points du signal, comme définie par l'équation (2.10) [49].

$$s = \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.10)$$

— Le facteur de forme ( $SF$ ) et le facteur d'impulsion ( $IF$ ) sont des paramètres importants dans l'analyse du signal et sont exprimés comme suit [52] :

$$SF = \frac{RMS}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (2.11)$$

$$IF = \frac{p}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (2.12)$$

— Le TALAF et le THIKAT sont deux indicateurs évaluant efficacement l'état du roulement, et tous les deux sont définis respectivement par les équations (2.13)

et (2.14) [52]. Lorsque le diamètre du défaut du roulement augmente, le TALAF prend une valeur élevée, tandis que le THIKAT augmente jusqu'à atteindre un seuil de danger, puis commence à diminuer [52].

$$TALAF = \log \left( ku + \frac{RMS}{RMS_o} \right) \quad (2.13)$$

$$THIKAT = \log \left( ku^{Fc} + \left( \frac{RMS}{RMS_o} \right)^p \right) \quad (2.14)$$

Où :  $RMS_o$ —valeur efficace du signal de roulement sain.

- L'indicateur de l'état de l'ingénierie est utilisé pour surveiller le fonctionnement des roulements et peut-être défini par l'équation suivante [53] :

$$ECI = \frac{N \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.15)$$

- Le coefficient de Gini est un paramètre d'origine économique, mais il est utilisé dans le domaine de la détection de défauts pour évaluer les impulsions [51]. Cet indicateur se révèle plus efficace que le kurtosis [51].

$$GI = 1 - 2 \sum_{i=1}^N \frac{x_i}{\|\vec{x}\|_1} \left( \frac{N - i + 0.5}{N} \right) \quad (2.16)$$

Le vecteur ( $\vec{x}$ ) contient les points du signal organisés en ordre croissant.  $\|\vec{x}\|_1$  est la norme  $L1$  de  $x$ .

- Le paramètre de Hojorth comprend trois types : l'activité, la mobilité et la complexité [54].

$$Activité = \sigma_x^2 \quad (2.17)$$

$$Mobilité = \frac{\sigma_d}{\sigma_x} \quad (2.18)$$

$$Complexité = \frac{\sigma_{dd}\sigma_x}{\sigma_d^2} \quad (2.19)$$

$\sigma_x$ —écart de type du signal ( $x$ ),  $\sigma_d$ —écart de type du premier dérivé du signal, et  $\sigma_{dd}$ —l'écart de type du deuxième dérivé du signal.

## 2.5.2 Méthode d'analyse en domaine fréquentiel

### 2.5.2.1 Analyse spectrale

L'analyse spectrale est basée sur la conversion du signal du domaine temporel en domaine fréquentiel à l'aide de la transformée de Fourier (FT), cette transformée présente la variation de l'amplitude de vibration en fonction de la fréquence [20]. L'équation

(2.20) défini la transformée de Fourier [20].

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2f\pi t} dt \quad (2.20)$$

La comparaison entre les fréquences de pic du spectre défini par la transformée de Fourier et les valeurs de fréquence de défaut des composants du roulement, calculées à partir des formules mentionnées dans la section (1.10), permet de détecter et d'identifier les défauts [20]. Ainsi le spectre de puissance du signal défini par la formule (2.21), est utilisé pour localiser les éléments défectueux [20].

$$P(f) = | X(f) |^2 \quad (2.21)$$

La figure (2.4) comprend un exemple sur l'analyse spectrale qui offre une vision claire sur le principe [48]. Selon cette figure, les fréquences de tous les organes sont exprimées dans le spectre [48].

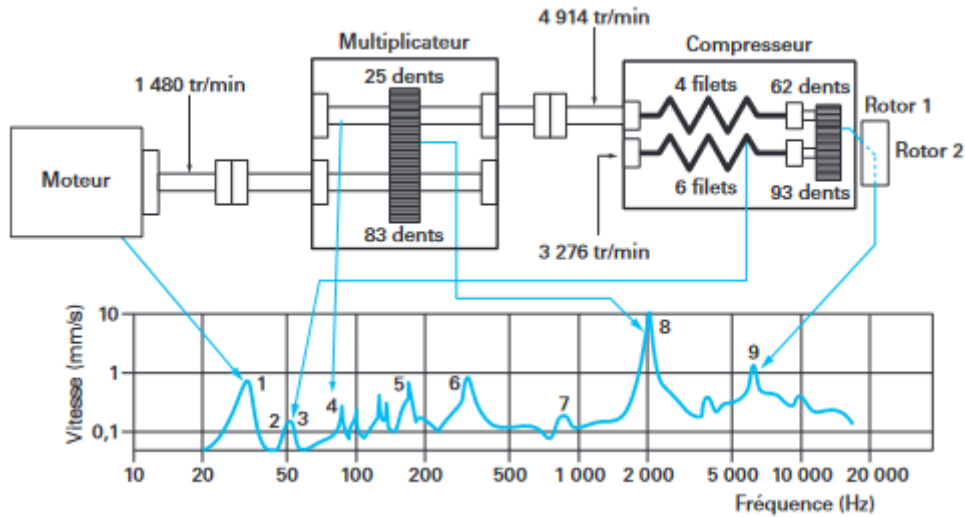


Figure 2.4 – Analyse spectrale

La transformée de Fourier fractionnaire (FrFT) est une généralisation de la transformée de Fourier qui exprime le signal en fonction d'un angle de rotation ( $a$ ) sur l'axe ( $u$ ) dans le plan temps-fréquence [55]. Lorsque  $a = 0$  et  $a = \pi/2$ , l'axe correspond au temps et à la fréquence respectivement [55]. Ainsi, la FrFT montre une variation de la concentration d'énergie des spectres [55]. Pour un signal ( $x(t)$ ), la transformée est définie par la formule suivante [55] :

$$X_p(u) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)K_p(t, u)dt \quad (2.22)$$

Où  $K_p(t, u)$  représente la fonction noyau de transformation, et ( $p$ ) désigne l'ordre frac-

tionnaire.

$$K_p(t, u) = \begin{cases} \sqrt{(1 - j \cot a)/2\pi} \times e^{j\left(\frac{t^2 \cot(a)}{2} - ut \csc(a) + \frac{u^2 \cot(a)}{2}\right)} & a \neq n\pi \\ \delta(t - u) & a = 2n\pi \\ \delta(t + u) & a = (2n + 1)\pi \end{cases} \quad (2.23)$$

$a = \frac{p\pi}{2}$  exprime la relation entre  $(p)$  et  $(a)$ , avec  $p \in [-2; 2]$  et  $a \in [-\pi; \pi]$  [55]. Lorsque  $p = 0$ , la transformée de Fourier fractionnaire représente les caractéristiques du signal dans le domaine temporel, tandis que pour  $p = 1$ , elles sont représentées dans le domaine fréquentiel [55]. La transformée inverse de la FrFT est définie dans le cas où  $a = \frac{-p\pi}{2}$ , par l'équation (2.24) [55].

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X_p(u) K_{-p}(t, u) du \quad (2.24)$$

Le spectre en diagonale est une application de la transformée de Fourier sur la tranche diagonale du cumulante d'ordre trois, généralement utilisé pour simplifier des données complexes [56]. La diagonale du cumulante d'ordre trois, forme une ligne droite avec  $(\tau_1 = \tau_2 = \tau)$  dans le plan  $(\tau_1, \tau_2)$ , transformant ainsi une matrice bidimensionnelle en une série unidimensionnelle [56]. Pour un signal  $(x)$ , cette diagonale peut être obtenue à partir de l'équation (2.25) [56]. Ensuite, le spectre en diagonale est défini par la formule (2.26) [56].

$$C_{3x}(\tau, \tau) = E[x(t)x(t + \tau)x(t + \tau)] \quad (2.25)$$

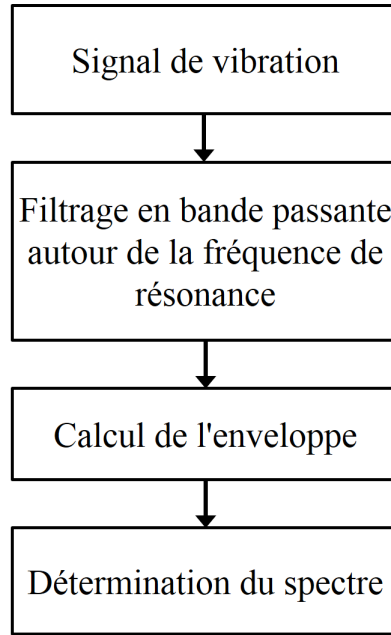
$E[\cdot]$ —opérateur de l'espérance,  $\tau$ —décalage temporel.

$$s(\omega) = \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} C_{3x}(\tau, \tau) e^{-j\omega\tau} \quad (2.26)$$

### 2.5.2.2 Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est une méthode de démodulation des signaux utilisée en tant qu'étape finale de diagnostic visant à simplifier la forme du spectre complexe [20]. Les défauts entraînent une modulation de l'amplitude et de la fréquence des signaux de vibration, se traduisant par des bandes latérales autour de la fréquence de résonance, rendant la détection des défauts impossibles en raison de la complexité de la distribution des pics [57]. De plus, la modulation des signaux est une modification d'un signal de haute fréquence par un autre de basse fréquence afin de transmettre les données [57]. Pour simplifier la forme, il est nécessaire d'effectuer une opération inverse à la modulation, appelée démodulation, qui implique un filtrage en bande passante autour de la fréquence de résonance. Le principe de l'analyse d'enveloppe est illustré à

la figure (2.5) [20].



**Figure 2.5** – Analyse d’enveloppe

La transformée d’Hilbert et l’opérateur d’énergie Teager-Kaiser (TKEO) sont deux méthodes employées pour la démodulation, chacune étant exprimée comme suit :

- Démodulation à l’aide de la transformée d’Hilbert : l’enveloppe du signal de vibration est obtenue selon les équations suivantes [37] :

$$H[x(t)] = x(t) * \frac{1}{\pi t} \quad (2.27)$$

$$a(t) = x(t) + jH[x(t)] \quad (2.28)$$

$$E(t) = \sqrt{x(t)^2 + H[x(t)]^2} \quad (2.29)$$

\*—produit de convolution,  $H[x(t)]$ —transformer d’Hilbert,  $E(t)$ —l’enveloppe du signal.

- Démodulation par l’opérateur d’énergie Teager Kaiser (TKEO) : l’enveloppe des signaux est exprimée par l’équations (2.31) et (2.33) [58].

- Pour un signal à temps continu :

$$TKEO[x(t)] = [\dot{x}(t)]^2 - x(t)\ddot{x}(t) \quad (2.30)$$

$$E(t) = \frac{2 \times TKEO[x(t)]}{\sqrt{TKEO[\dot{x}(t)]}} \quad (2.31)$$

— Pour un signal à temps discret :

$$TKEO [x(n)] = [x(n)]^2 - x(n-1)x(n+1) \quad (2.32)$$

$$E(n) = \frac{2 \times TKEO [x(n)]}{\sqrt{TKEO [x(n+1) - x(n-1)]}} \quad (2.33)$$

La transformée d'Hilbert est utilisée pour déterminer les spectres d'enveloppe quadratique (SES) et d'enveloppe quadratique normalisée (NSES), qui sont deux opérations de démodulation des signaux [59]. Ainsi, on peut appliquer le logarithme à l'enveloppe (LE) ou à l'enveloppe quadratique pour obtenir une autre forme de démodulation des signaux [60]. Les équations suivantes présentent les différentes opérations de démodulation.

$$LE(t) = \text{Log} (E(t)) \quad (2.34)$$

$$SES = FFT [E(t)^2] \quad (2.35)$$

*FFT*—transformée de Fourier rapide.

$$NSES = \frac{SES}{\|SES\|_{Lp}} \quad (2.36)$$

La norme ( $Lp$ ) est définie comme suit [61] :

$$\|SES\|_{Lp} = \left( \sum_{i=1}^K |SES_i|^p \right)^{1/p} \quad p > 0 \quad (2.37)$$

De plus, l'enveloppe généralisée (GE) regroupe l'enveloppe quadratique, logarithmique et d'autres types qui peuvent être définis par un paramètre de puissance, comme le montre l'équation (2.38) [62].

$$GE = \begin{cases} \text{Log} (E(t)) & p = 0 \\ E(t)^p & p > 0 \end{cases} \quad (2.38)$$

Le spectre d'enveloppe de négentropie est une combinaison du concept de l'enveloppe avec celui de l'entropie [63]. Cette méthode permet la détermination de l'enveloppe contenant des informations désordonnées avec de fortes impulsivités [63]. Les équations ci-dessous montrent le spectre d'enveloppe de négentropie obtenu par le traçage de la fonction  $Hen(f_j)$  en fonction de la fréquence ( $f_j$ ) [63].

$$T(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)w(t - \tau)e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (2.39)$$

$x$ —signal,  $w(t)$ —fonction de fenêtre.

$$En(t_i, f_j) = \sqrt{[\Re(T(t_i, f_j))]^2 + [Im(T(t_i, f_j))]^2} \quad (2.40)$$

$$Hen(f_j) = \sum_{i=1}^N \left[ \frac{En(t_i, f_j)}{\sum_{i=1}^N En(t_i, f_j)} \right] Ln \left[ \frac{En(t_i, f_j)}{\sum_{i=1}^N En(t_i, f_j)} \right] \quad (2.41)$$

### 2.5.2.3 Analyse cepstrale

Le cepstre est défini comme la transformée de Fourier inverse du spectre de puissance, comme l'illustre l'équation suivante [20] :

$$c(\tau) = FFT^{-1} [\log(P(f))] \quad (2.42)$$

L'analyse cepstrale intègre l'utilisation d'autres termes tels que quefrencence ( $\tau$ ) au lieu de fréquence, rahmonique au lieu d'harmonique, est gamnitude au lieu de magnitude [20]. Le cepstre est une méthode efficace pour identifier des périodicités qui peuvent être difficiles à détecter dans le spectre [20].

## 2.5.3 Méthode d'analyse en domaine temps-fréquence

L'analyse des signaux dans le domaine temps-fréquence se fait à la fois dans le domaine temporel et fréquentiel, permettant ainsi de présenter l'évolution de la fréquence au cours du temps, comme le spectrogramme [20]. Plusieurs techniques ont été développées pour le diagnostic des défauts de roulement, telles que la transformée de Fourier à court terme (STFT), la transformée en ondelettes (WT), la transformation d'Hilbert-Huang (HHT), et la distribution de Wigner-Ville (WVD) [20]. Elles sont définies dans les sous-sections ci-après.

### 2.5.3.1 Transformée de Fourier à court terme

La transformée de Fourier à court terme (STFT) est définie par l'équation (2.43) [64].

$$STFT(\tau, f)_x = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)g^*(t - \tau)e^{-j2\pi ft} dt \quad (2.43)$$

$g(t - \tau)$ —fonction de fenêtre,  $(*)$ —complexe conjugué,  $(\tau)$  représente le temps spécifié [64]. De plus, le carré de la transformée de Fourier à court terme permet d'obtenir le spectrogramme, comme le montre l'équation suivante [64] :

$$SPEC(\tau, f)_x = |STFT(\tau, f)|^2 \quad (2.44)$$

### 2.5.3.2 Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est une des méthodes les plus efficaces pour détecter les défauts des roulements et peut-être définis de deux manières, soit de manière discrète soit de manière continue. La transformée en ondelettes continue est l'intégrale de la multiplication d'un signal  $x(t)$  par une ondelette mère ( $\psi$ ), comme le définit l'équation (2.45) [65].

$$CWT(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad a \in R^+, b \in R \quad (2.45)$$

$a, b, R^+, R$  représentent respectivement les paramètres d'échelle et de translation, nombres réels positifs et les nombres réels. L'astérisque (\*) définit le conjugué complexe de l'ondelette mère [65].

La transformée en ondelettes discrète est dérivée de la transformée en ondelettes continue, où les paramètres de position et d'échelle sont convertis en une grille dyadique [65]. La formule suivante définit la transformée en ondelette discrète [65] :

$$DWT(j, k) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi \left( \frac{t - 2^j k}{2^j} \right) dt \quad (2.46)$$

La transformée en ondelettes supporte plusieurs ondelettes mères telles que les biorthogonales, les symlets, les meyer, les coiflets, les harr, et les ondelettes de Daubechies [66]. De plus, la famille d'ondelettes de Daubechies comprend vingt fonctions [66].

La cohérence de la transformée en ondelettes (WTC) est employée pour l'identification des corrélations et des dépendances entre les informations de deux séries temporelles [67]. La WTC est définie par la formule (2.47), où ( $S$ ) est un opérateur de lissage, et ( $a$  et  $b$ ) sont des paramètres d'échelle et de translation respectivement [67].

$$R_{xy}(a, b) = \frac{S(W_{xy}(a, b))}{\sqrt{S(|CWT_x(a, b)|^2) S(|CWT_y(a, b)|^2)}} \quad (2.47)$$

La transformée en ondelettes croisées (XWT) est exprimée par l'équation (2.48) et est utilisée pour définir la covariance de deux séries temporelles [67].

$$W_{xy}(a, b) = CWT_x(a, b) CWT_y^*(a, b) \quad (2.48)$$

$CWT_x$  et  $CWT_y$  représentent les transformées en ondelettes des séries temporelles ( $x$ ) et ( $y$ ) [67].

### 2.5.3.3 Distribution de Wigner-Ville

La distribution de Wigner-Ville (WVD) est extraite grâce à une relation entre le spectre de puissance et la fonction d'autocorrélation, la distribution est définie comme suit [68] :

$$WVD(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-2j\pi f\tau} d\tau \quad (2.49)$$

### 2.5.3.4 Transformation d'Hilbert-Huang

La transformation d'Hilbert-Huang est une technique qui inclut la méthode de décomposition en modes empiriques (EMD) et la transformation d'Hilbert [69]. Une fois que les fonctions de mode intrinsèque sont obtenues par EMD, la transformation d'Hilbert est appliquée pour déterminer l'amplitude et la fréquence instantanée [69].

La décomposition en modes empiriques est une méthode proposée par Huang et al [69]. Elle est conçue pour décomposer le signal en plusieurs fonctions de mode intrinsèque (IMF) [69]. Celles-ci doivent satisfaire les deux conditions suivantes [69] :

- Le nombre d'extrema et le nombre de passages par zéro sont égaux.
- La moyenne est approximativement égale à zéro.

L'algorithme de la méthode EMD est illustré comme suit [69] :

- Calculer les minima et les maxima locaux du signal.
- Calculer les enveloppes supérieures ( $e_u$ ) et inférieures ( $e_l$ ) du signal en utilisant une interpolation par courbe spline cubique entre les maxima et les minima.
- Déduire la moyenne ( $m(t)$ ).

$$m(t) = \frac{e_u(t) + e_l(t)}{2} \quad (2.50)$$

- Soustraire la moyenne pour obtenir  $h(t) = x(t) - m(t)$ . Si ( $h(t)$ ) satisfait aux deux conditions d'une fonction de mode intrinsèque, on le considère comme un mode. Ensuite, le processus est répété sur ( $h(t)$ ) jusqu'à ce qu'il devienne une valeur constante, et le signal original peut être reconstruit à partir de l'équation suivante :

$$x(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + r \quad (2.51)$$

Un problème de mixage des fonctions de mode intrinsèque se pose dans la méthode EMD [70]. Pour résoudre ce problème, cette méthode a été améliorée avec la décomposition en mode empirique en ensemble (EEMD), qui consiste à ajouter du bruit blanc au signal original [70]. La performance de EEMD est ensuite encore améliorée par une version ultérieure appelée décomposition en mode empirique en ensemble complète (CEEMD), où l'ajout de bruit se fait à la fois positif et négatif pour réduire la présence du bruit [70]. L'algorithme du CEEMD est exprimé comme suit [70] :

— L'ajout du bruit est réalisé de la manière suivante :

$$\begin{aligned} X_1(t) &= x(t) + w(t) \\ X_2(t) &= x(t) - w(t) \end{aligned} \quad (2.52)$$

— Décomposer  $X_1$  et  $X_2$  en utilisant la méthode EMD.

— Les fonctions de mode intrinsèque des deux signaux sont déterminées de la manière suivante :

$$IMF_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n IMF_{1i} \quad (2.53)$$

$$IMF_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n IMF_{2i} \quad (2.54)$$

— La fonction de mode intrinsèque finale est obtenue comme la moyenne des fonctions ( $IMF_1$ ) et ( $IMF_2$ ).

$$IMF = \frac{IMF_1 + IMF_2}{2} \quad (2.55)$$

— Les étapes précédentes sont répétées sur les résiduels ( $r_1$ ) et ( $r_2$ ) relatifs aux signaux ( $X_1(t)$ ,  $X_2(t)$ ) jusqu'à ce que ( $l'IMF$ ) devienne constante.

La transformation d'Hilbert ( $H$ ) est appliquée aux fonctions de mode intrinsèque (IMF) obtenus pour calculer l'amplitude (IA) et la fréquence instantanée (IF), comme le montrent les deux équations suivantes [69] :

$$IA_i(t) = \sqrt{IMF_i(t)^2 + H[IMF_i(t)]^2} \quad (2.56)$$

$$IF_i(t) = \frac{d\varphi(t)}{dt} \quad (2.57)$$

$$\varphi(t) = \arctan\left(\frac{H[IMF_i(t)]}{IMF_i(t)}\right) \quad (2.58)$$

Où : ( $i$ ) représente le nombre des fonctions (IMF).

La représentation de l'amplitude et de la fréquence instantanée dans un graphique est réalisée à l'aide de la formule suivante [69] :

$$H(IF, t) = \Re \sum_{i=1}^n IA_i(t) e^{j\varphi(t)} \quad (2.59)$$

Où : ( $\Re$ ) représente la partie réelle.

### 2.5.3.5 Transformée de Teager-Huang

La transformée de Teager-Huang (THT) comprend les mêmes étapes que la transformation d'Hilbert-Huang, avec une différence dans la méthode de détermination de l'amplitude et de la fréquence instantanée [69]. La THT utilise l'opérateur d'énergie de Teager-Kaiser ( $\psi$ ) pour obtenir l'amplitude et la fréquence selon les équations suivantes [69] :

$$IF_i(t) = \frac{1}{2} \arccos \left( 1 - \frac{\psi[IM\dot{F}_i(t)]}{2\psi[IMF_i(t)]} \right) \quad (2.60)$$

$$IA_i(t) = \frac{2\psi[IMF_i(t)]}{\sqrt{\psi[IM\dot{F}_i(t)]}} \quad (2.61)$$

Le graphique de l'amplitude et de la fréquence est défini par la formule suivante [69] :

$$T(IF, t) = \sum_{i=1}^n IA_i(t) \times e^{j \int 2\pi IF_i(t) dt} \quad (2.62)$$

## 2.6 Conclusion

Le signal de vibration représente une série de valeurs, que ce soit l'accélération, la vitesse ou l'amplitude, qui évoluent en fonction du temps. Les données du signal renferment des informations relatives aux défauts ainsi qu'au bruit généré par d'autres conditions, telles que le champ magnétique et la pression, lors du processus de mesure. Pour extraire les données liées aux défauts, il est nécessaire d'appliquer un traitement approprié du signal à l'aide de méthodes dans les domaines temporel, fréquentiel et temps-fréquence. La détection de la présence de défauts, sans la localisation des composants défaillants, est généralement effectuée par l'analyse du signal dans le domaine temporel à l'aide de paramètres statistiques. Cependant, la localisation et l'identification des éléments défaillants s'effectuent grâce à la transformée de Fourier et d'autres méthodes d'analyse dans les domaines fréquentiels et temps-fréquence.

# Chapitre 3

## Différentes approches de détection des défauts

### Sommaire

---

3.1	Introduction . . . . .	<b>35</b>
3.2	Détection des défauts par la méthode de décomposition . . . . .	<b>35</b>
3.2.1	Décomposition des signaux . . . . .	<b>36</b>
3.2.1.1	Décomposition en modes variationnels . . . . .	<b>36</b>
3.2.1.2	Décomposition successive en modes variationnels . . . . .	<b>37</b>
3.2.1.3	Décomposition en modes de caractéristiques . . . . .	<b>38</b>
3.2.1.4	Décomposition empirique de Fourier . . . . .	<b>39</b>
3.2.1.5	Décomposition locale moyenne utilisant l'enveloppe optimale empirique . . . . .	<b>40</b>
3.2.2	Sélection des composants efficaces . . . . .	<b>41</b>
3.3	Détection des défauts par la méthode de déconvolution . . . . .	<b>44</b>
3.3.1	Déconvolution à entropie minimale . . . . .	<b>44</b>
3.3.2	Déconvolution de kurtosis corrélée maximale . . . . .	<b>45</b>
3.4	Méthodes de détection des défauts basée sur les filtres . . . . .	<b>46</b>
3.4.1	Kurtogramme . . . . .	<b>46</b>
3.4.2	Autogramme . . . . .	<b>47</b>
3.4.3	Fréquence de défaut candidate de Gram . . . . .	<b>47</b>
3.5	Méthodes de détection des défauts basée sur le débruitage . . . . .	<b>47</b>
3.5.1	Méthode EMD-DFA . . . . .	<b>48</b>
3.5.1.1	Analyse de fluctuation détendue . . . . .	<b>48</b>
3.5.2	Méthode VMD-DFA . . . . .	<b>49</b>
3.5.3	Méthode de Donoho . . . . .	<b>50</b>
3.5.4	Autocorrélation . . . . .	<b>50</b>
3.5.5	Performance des méthodes de débruitage . . . . .	<b>51</b>

3.6	Opérateurs morphologiques pour la détection des défauts . . . . .	52
3.6.1	Filtrage morphologique adaptatif à variation temporelle . . . . .	54
3.7	Classification intelligente des types de défauts . . . . .	54
3.7.1	Analyse en composantes principales . . . . .	56
3.8	Conclusion . . . . .	57

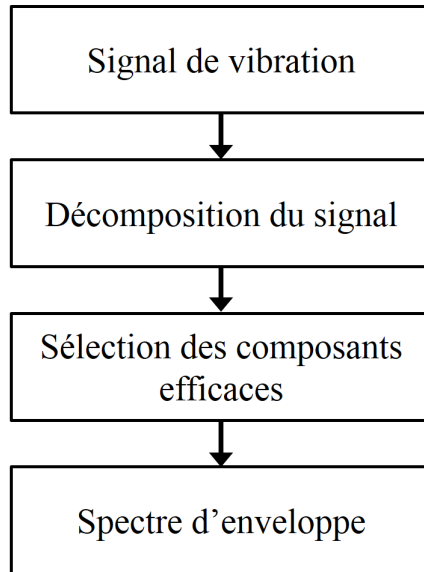
---

## 3.1 Introduction

Les défauts au sein des roulements résultent de divers facteurs, tels que la corrosion et l'usure. Ces défauts peuvent se manifester sur différents éléments du roulement, à savoir la bague intérieure, la bague extérieure, la cage, et les éléments roulants. De plus, ils peuvent affecter soit une partie de la surface des éléments, soit leur surface totale. Pendant la formation des défauts, des impulsions et des bruits sont générés dans les signaux, rendant leur détection difficile. Aussi, pour localiser le composant défaillant, le signal de vibration doit être analysé à l'aide de plusieurs méthodes organisées de manière complémentaire les unes aux autres, dans le but d'obtenir de meilleurs résultats de diagnostic. Cela implique l'identification, la localisation et l'isolement des défauts. Le résultat du diagnostic se présente sous forme de fréquence des pics ou par une classification des indicateurs statistiques. Dans ce chapitre, nous présentons un ensemble d'approche pour la détection des défauts.

## 3.2 Détection des défauts par la méthode de décomposition

Les méthodes de détection des défauts qui se basent sur la décomposition du signal de vibration complexe en plusieurs signaux simples consistent généralement à sélectionner les signaux simples efficaces qui contiennent des informations sur les défauts à l'aide d'indicateurs [8]. Ensuite, une opération de démodulation est employée pour trouver le spectre d'enveloppe des signaux [8]. La figure (3.1) illustre la structure générale de l'approche de détection des défauts par la décomposition.



**Figure 3.1** – Détection des défauts par la méthode de décomposition

### 3.2.1 Décomposition des signaux

Plusieurs méthodes sont utilisées pour décomposer les signaux en plusieurs composantes ou modes. Quelques méthodes sont décrites dans les sous-sections ci-dessous.

#### 3.2.1.1 Décomposition en modes variationnels

La décomposition en modes variationnels (VMD) est une méthode visant à décomposer un signal en plusieurs composantes [21]. Cette méthode repose sur la formulation et la résolution d'un problème variationnel afin d'obtenir ses composantes. La formulation du problème comprend les étapes suivantes [21] :

- Pour chaque mode ( $u$ ), on obtient le signal analytique grâce à la transformation d'Hilbert.

$$u(t) = A(t)\cos(\varphi(t)) \quad (3.1)$$

$A(t)$ —amplitude instantanée,  $\varphi(t)$ —phase instantanée.

- Le spectre du mode est décalé en bande de base en utilisant la propriété de la transformation de Fourier, en le mélangeant avec une exponentielle ajustée à la fréquence centrale.
- La largeur de bande est estimée à l'aide de la distribution gaussienne.

Après les étapes précédentes, le problème contraint est formulé comme l'exprime l'équation (3.2) [21].

$$\min_{(u_k), (\omega_k)} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (3.2)$$

$$\sum_k u_k = f \quad (3.3)$$

Où :  $\omega_k$  est la fréquence centrale.

Le problème de l'équation (3.4) est transformé en un problème non contraint à l'aide d'un multiplicateur de Lagrange, comme le montre la formule suivante [21] :

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = a \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \rangle \quad (3.4)$$

Ensuite, la méthode des multiplicateurs en directions alternées (ADMM) est appliquée pour résoudre le problème, et finalement, le signal est décomposé en plusieurs composantes [21].

### 3.2.1.2 Décomposition successive en modes variationnels

Les étapes et les équations de l'algorithme SVMD sont présentées comme suit [22] :

Input  $f(t)$ , Set  $a, e1, e2$

Initialize  $L \leftarrow 0$

**Repeat**

$L \leftarrow L + 1$

Initialize  $\hat{u}_L^1, \hat{\lambda}^1, \omega_L^1, n \leftarrow 0$

**Repeat**

$n \leftarrow n + 1$

1. Update  $\hat{u}_L$  for all  $\omega \geq 0$  :

$$\hat{u}_L^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) + a^2(\omega - \omega_L^n)^4 \hat{u}_L^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{[1 + a^2(\omega - \omega_L^n)^4][1 + 2a(\omega - \omega_L^n)^2 + \sum_{i=1}^{L-1} \frac{1}{a^2(\omega - \omega_i)^4}]}$$

2. Update  $\omega_L$  :

$$\omega_L^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_L^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_L^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}$$

3. Dual ascent for all  $\omega \geq 0$  :

$$\hat{\lambda}^{n+1} = \hat{\lambda}^n +$$

$$\tau \left[ \hat{f}(\omega) - \left( \hat{u}_L^{n+1} + \left[ \frac{a^2(\omega - \omega_L^{n+1})^4 (\hat{f}(\omega) - \hat{u}_L^{n+1}(\omega) - \sum_{i=1}^{L-1} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}) - \sum_{i=1}^{L-1} \hat{u}_i(\omega)}{1 + a^2(\omega - \omega_L^{n+1})^4} \right] \right) \right] + \sum_{i=1}^{L-1} u_i^{n+1}(\omega)]$$

**Until** convergence :  $\frac{\|\hat{u}_L^{n+1} - \hat{u}_L^n\|_2^2}{\|\hat{u}_L^n\|_2^2} < e1$

**Until** convergence :  $|\sigma^2 - \frac{1}{T} \|f(t) - \sum_{i=1}^L u_L(t)\|_2^2| / \sigma^2 < e2$

$\lambda$ —multiplicateur de Lagrange.

La décomposition successive en modes variationnels (SVMD) est une application successive de l'algorithme variationnel mode extraction (VME) sur le signal pour dé-

composer en plusieurs composants [22] :

$$x(t) = x_u(t) + \sum_{i=1}^L u_i(t) \quad (3.5)$$

$x_u(t)$ —partie non traitée,  $u_i(t)$ —modes.

Le SVMMD résout le problème de l’optimisation du nombre de modes, et il arrête la recherche de nouveaux modes lorsque la puissance de la partie non traitée du signal devient presque égale à la puissance du bruit blanc ( $\sigma^2$ ) [22]. Ainsi, la sensibilité de la puissance du dernier mode par rapport à la fréquence centrale ( $\omega$ ) constitue un critère d’arrêt de l’algorithme SVMMD [22].

Le paramètre d’équilibrage des contraintes ( $a$ ) et les valeurs de convergence d’arrêt sont des données d’entrée de l’algorithme SVMMD [22]. En général, ( $a$ ) prend une valeur très élevée, tandis que ( $e1$  et  $e2$ ) sont égaux à  $10^{-6}$ .

### 3.2.1.3 Décomposition en modes de caractéristiques

La décomposition en modes de caractéristiques (FMD) est une méthode utilisée pour décomposer les signaux en plusieurs modes à l’aide d’une banque de filtres à réponse impulsionnelle finie (FIR) [23]. La figure (3.2) illustre l’organigramme de la méthode de décomposition FMD [23].

Les étapes de la méthode sont présentées comme suit [23] :

- Entrez la longueur du filtre ( $L$ ), le nombre de modes ( $n$ ) et le nombre de segments ( $K$ ) de la bande de fréquence.
- Initialisation des banques de filtres par la fenêtre d’Hanning.
- Les modes ou les signaux filtrés, sont obtenus selon l’équation suivante :

$$u_k^i = x(t) * f_k^i \quad (3.6)$$

$u_k^i$ —modes,  $x$ —signal,  $f_k^i$ —coefficient du filtre,  $i$ —itération,  $*$ —produit de convolution.

- Mise à jour des coefficients du filtre en utilisant le signal ( $x$ ) et les modes, puis la période estimée ( $T$ ) est choisie comme le point, où le spectre d’autocorrélation atteint la valeur maximale ( $R_k^i$ ) après le passage par zéro.
- Si le nombre d’itérations atteint le nombre défini, passez à l’étape suivante.
- Calculez le coefficient de corrélation pour tous les modes afin de construire la matrice  $CC_{k \times k}$ . Ensuite, déterminez le kurtosis corrélé (CK) en fonction de la période estimée.
- Vérifiez si le nombre de modes atteint le nombre spécifié.
- Obtenir les modes finaux.

Sachant que [23] :

- La longueur de filtre ( $L$ ) entraîne une influence sur la performance de filtrage. Le test de performance de FMD consiste à observer la variation des valeurs du kurtosis corrélé ( $CK$ ) des signaux filtrés en fonction de la longueur du filtre ( $L$ ) [23]. Les résultats de ce test permettent de définir l'intervalle optimal pour la longueur du filtre  $L \in [30; 100]$  [23].
- Le paramètre ( $K$ ) doit être supérieur à ( $n$ ) pour garantir la décomposition [23]. Le test de performance de FMD, qui consiste à observer la variation des valeurs de kurtosis corrélé ( $CK$ ) en fonction de ( $K$ ), permet de définir l'intervalle optimal du paramètre ( $K$ ),  $K \in [5; 10]$  [23].

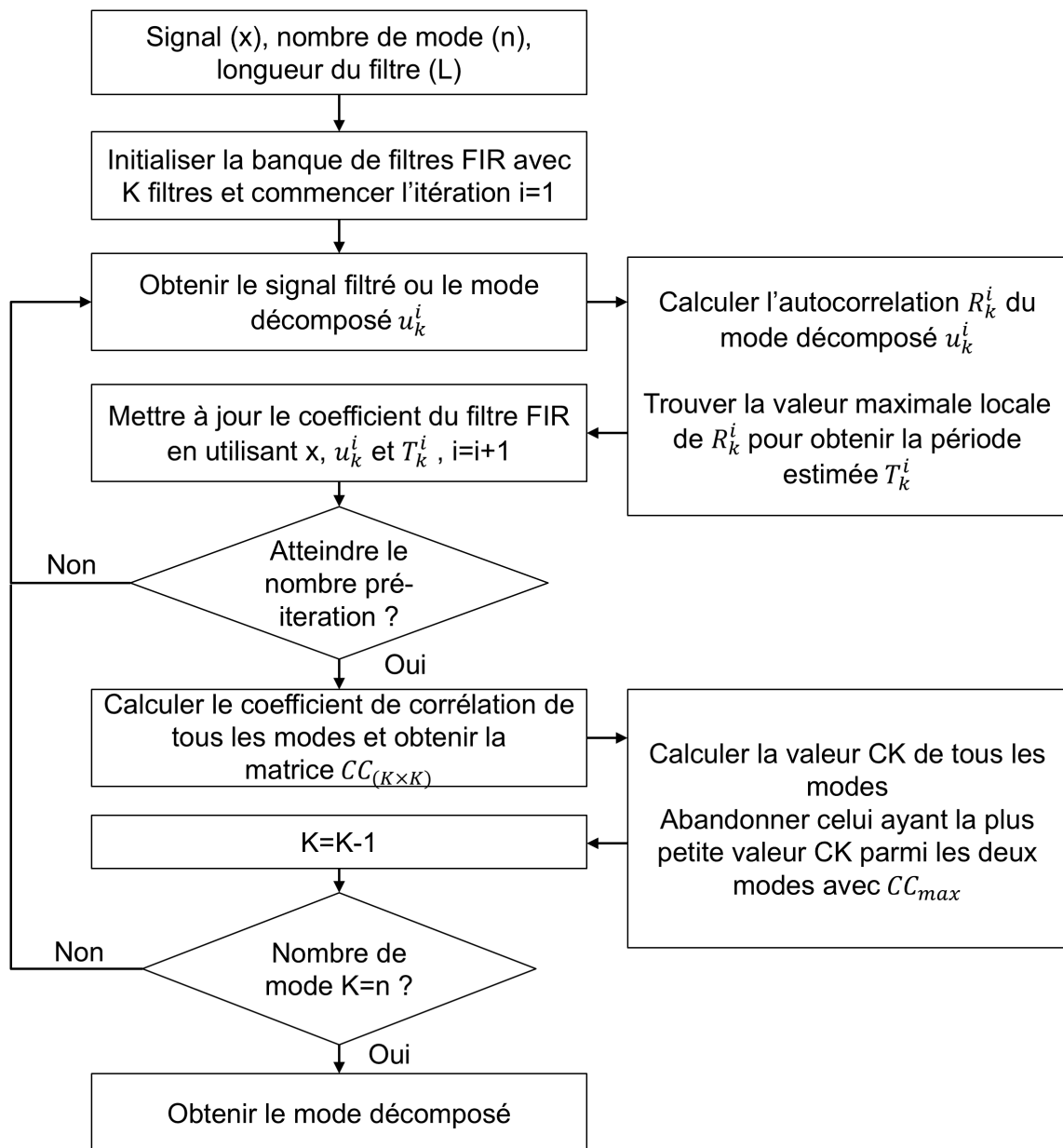


Figure 3.2 – Organigramme de la méthode FMD

### 3.2.1.4 Décomposition empirique de Fourier

Décomposition empirique de Fourier (EFD) est une méthode qui permet la décomposition du signal en plusieurs composantes ( $F_n$ ), comme le montrent les étapes suivantes [71] :

- Déterminer le spectre du signal à décomposer en utilisant la transformée de Fourier.

$$X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.7)$$

- La limite de séparation du spectre est définie de la manière suivante :

$$\omega_n = \begin{cases} \arg \min X(\omega) & \text{if } 0 \leq n \leq N \text{ and } f_n \neq f_{n+1} \\ f_n & \text{if } 0 \leq n \leq N \text{ and } f_n = f_{n+1} \end{cases} \quad (3.8)$$

Où :  $X(\omega)$  est l'amplitude spectrale de Fourier entre les fréquences  $f_n$  et  $f_{n+1}$ , et  $N$  est le nombre de segments de fréquence.

- La construction des filtres passe-bande ( $\mu_n$ ) est réalisée pour chaque segmentation avec une fréquence de coupure ( $\omega_{n-1}$ ,  $\omega_n$ ).

$$\mu_n(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{if } \omega_{n-1} \leq |\omega| \leq \omega_n \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (3.9)$$

- Calcul du signal filtré correspondant à ( $\mu_n$ ).

$$X_n(\omega) = \mu_n(\omega)X(\omega) = \begin{cases} X(\omega) & \text{if } \omega_{n-1} \leq |\omega| \leq \omega_n \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (3.10)$$

- Les composants décomposés dans le domaine temporel sont obtenus en appliquant la transformée de Fourier inverse.

$$F_n(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X_n(\omega)e^{j\omega t} d\omega = \int_{-\omega_n}^{-\omega_{n-1}} X(\omega)e^{j\omega t} d\omega + \int_{\omega_{n-1}}^{\omega_n} X(\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad (3.11)$$

- La somme de tous les composants permet la reconstruction du signal ( $x(t)$ ).

$$x(t) = \sum_{n=1}^N F_n(t) \quad (3.12)$$

### 3.2.1.5 Décomposition locale moyenne utilisant l'enveloppe optimale empirique

La décomposition locale moyenne utilisant l'enveloppe optimale empirique (EOE-LMD) est une méthode de décomposition des signaux créée par Jia. L, en 2019 [72]. EOE-LMD intègre l'algorithme EOE qui garantit l'approximation de l'enveloppe idéale

en optimisant la distance entre les enveloppes supérieures et inférieures du signal [72]. Les étapes de la méthode sont présentées comme suit [72] :

1. Prendre le signal en entrée et initialiser la variable de comptage  $C$  à 1.
2. Si ( $C = 1$ ), la fonction spline cubique (CS) est choisie comme fonction d'interpolation. Sinon, la fonction polynomiale d'interpolation cubique d'Hermite par morceaux (PCHIP) est considérée comme fonction d'interpolation. L'algorithme EOE permet le calcul des enveloppes supérieures ( $e_u(t)$ ) et inférieures ( $e_l(t)$ ). Les enveloppes locales ( $a_{11}(t)$ ) et les moyennes locales ( $m_{11}(t)$ ) sont définies par les équations suivantes :

$$\begin{cases} m_{11}(t) = \frac{e_l(t)+e_u(t)}{2} \\ a_{11}(t) = \frac{e_u(t)-e_l(t)}{2} \end{cases} \quad (3.13)$$

3. Le signal modulé est déterminé par l'équation suivante :

$$s_{11}(t) = \frac{x(t) - m_{11}(t)}{a_{11}(t)} \quad (3.14)$$

Soit ( $C = C + 1$ ), ( $s_{11}$ ) est considéré comme un nouveau signal. Si ( $a_{12}(t) = 1$ ), alors ( $s_{11}$ ) est modulé. Sinon, les étapes 2 et 3 sont répétées jusqu'à ce que ( $a_{1n}$ ) de ( $s_{1n}$ ) soit égal à un.

4. Le signal d'enveloppe est obtenu par la multiplication de toutes les fonctions d'enveloppe déterminées lors des étapes 2 et 3.

$$a_1(t) = a_{11}(t)a_{12}(t)\dots a_{1n}(t) \quad (3.15)$$

Le produit du signal d'enveloppe ( $a_1(t)$ ) et du signal modulé ( $s_{1n}$ ) permet l'identification de la première composante ( $PF_1$ ).

$$PF_1(t) = a_1(t) \times s_{1n}(t) \quad (3.16)$$

5. La soustraction du signal original  $x(t)$  et de la composante ( $PF_1$ ) définit le premier signal résiduel  $u_1(t)$ . Ainsi, ( $u_1$ ) est considéré comme un nouveau signal original et les étapes 1, 2, 3 et 4 sont répétées  $k$  fois jusqu'à ce que ( $u_k$ ) soit constant.

$$u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \quad (3.17)$$

Enfin, le signal  $x(t)$  est reconstruit par la somme de toutes les composantes obtenues et la dernière résiduelle.

$$x(t) = u_k + \sum_{i=1}^k PF_i(t) \quad (3.18)$$

### 3.2.2 Sélection des composants efficaces

La sélection des composants ou des modes contenant des informations sur les défauts, obtenus après la décomposition du signal, est effectuée à l'aide d'indicateurs présentés comme suit :

- L'indice de kurtosis pondéré (WKI) est un paramètre employé pour la sélection des composants sensibles aux défauts [73]. Le WKI est le produit de la corrélation et du kurtosis, où la corrélation permet de mesurer la similarité des données entre le signal de vibration originale et les modes trouvés après la décomposition, tandis que le kurtosis est utilisé pour évaluer les impulsions [73]. Ainsi, le mode sélectionné par l'indice de kurtosis pondéré comprend un grand nombre d'impulsions avec des données similaires au signal de vibration original [73].

$$WKI = ku \times |C| \quad (3.19)$$

$ku$ —kurtosis,  $C$ —coefficient de corrélation.

Le coefficient de corrélation, défini par l'équation (3.20), prend des valeurs comprises entre 1 et  $-1$  [74]. Lorsque deux signaux sont similaires, le coefficient de corrélation tend à se rapprocher de 1 ou de  $-1$  [74].

$$C = \frac{Cov(x, y)}{\sqrt{var(x)}\sqrt{var(y)}} \quad (3.20)$$

$Cov$ —covariance,  $var$ —variance.

- L'indice de kurtosis pondéré efficace (EWK) est un indicateur permettant de déterminer les modes efficaces contenant des données sur les défauts [28]. Les modes efficaces se distinguent par une valeur d'EWK supérieure à zéro. Ainsi, EWK est défini par la formule (3.21) [28].

$$EWK = ku_i \times C_i - \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K ku_j \times C_j \quad (3.21)$$

Où :  $i, j = 0, 1, \dots, K$

- L'entropie de l'information est un concept d'origine thermodynamique, mais elle est utilisée dans le domaine du traitement des signaux pour évaluer la complexité [75]. Selon la formule proposée par Shannon (3.22), un signal désordonné produit une valeur élevée, tandis que pour les signaux ordonnés, l'entropie prend une petite valeur [75].

$$H(x) = - \sum_{i=1}^n P(x_i) \log P(x_i) \quad (3.22)$$

$P(x_i)$  représente la probabilité de  $(x)$ .

De plus, il existe d'autres formules permettant de mesurer la complexité des signaux, telles que l'entropie de permutation [76] et l'entropie floue [77].

- L'indice de représentation des caractéristiques du signal de défaillance, tel que le kurtosis et l'indice de Gini définis par les équations (2.4) et (2.16) respectivement. En outre, il existe d'autres indices représentant les caractéristiques du signal, comme indiqué ci-dessous.

- La norme  $L_2/L_1$  est une adaptation de la norme  $L_p/L_q$  avec  $p = 2$  et  $q = 1$ . Elle est utilisée pour détecter les impulsions du signal de défaillance et est définie par la formule suivante [78] :

$$L_2/L_1 = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2}}{\sum_{i=1}^N |x_i|} \quad (3.23)$$

- L'indice d'Hoyer est utilisé pour sélectionner le signal de défaillance et il est plus performant que la norme  $L_2/L_1$  [78].

$$HI = \frac{\sqrt{N} - \frac{\sum_{i=1}^N |x_i|}{\sum_{i=1}^N x_i^2}}{\sqrt{N} - 1} \quad (3.24)$$

- L'indice de régularité est un paramètre important pour caractériser les états transitoires et peut-être défini comme le rapport entre la moyenne géométrique et la moyenne arithmétique [79].

$$SI = \frac{\left(\prod_{i=1}^N x_i\right)^{1/N}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i} \quad (3.25)$$

- La négentropie est proposée pour évaluer l'impulsivité des signaux, que ce soit dans le domaine temporel ou fréquentiel [80].

$$NG = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[ \frac{x_i^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i} \ln \left( \frac{x_i^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i} \right) \right] \quad (3.26)$$

- L'indice de mesure de la sparsité des impacts (SIMI) est un paramètre destiné à l'évaluation des informations les plus importantes et considéré comme la division de l'entropie approximative ( $ApEn$ ) par le kurtosis comme exprimée dans l'équation (3.27) [81]. Ainsi le SIMI prend une valeur faible pour les informations utiles [81].

$$SIMI = \frac{ApEn}{ku} \quad (3.27)$$

Pendant une série temporelle de  $(N)$  échantillons, l'entropie approximative est définie par l'équation (3.28), où  $(r)$  et  $(m)$  sont deux paramètres d'entrée qui doivent être définis préalablement [82].  $(r)$  représente la tolérance et  $(m)$  la longueur de la séquence à comparer, connus sous le nom de longueur de motif [82].  $(\phi)$  est la fréquence moyenne des motifs similaires [82].

$$ApEn(r, m, N) = \phi^m(r) - \phi^{m+1}(r) \quad (3.28)$$

### 3.3 Détection des défauts par la méthode de déconvolution

La déconvolution est l'opération inverse de la convolution [29]. Elle est largement utilisée dans le diagnostic des machines tournantes, car elle représente un outil essentiel permettant la réduction du bruit et l'amélioration des informations utiles [83]. Le signal de vibration dû à un défaut est considéré comme le résultat de la convolution entre la composante impulsionnelle du signal, dépendant des défauts, et la fonction de transfert du chemin entre la source du défaut et le capteur [29]. Par conséquent, le signal de vibration mesuré par un capteur peut être exprimé par l'équation suivante [84] :

$$x(n) = [d(n) + e(n)] * h(n) \quad (3.29)$$

$x(n)$ —signal mesuré,  $d(n)$ —composant impulsif de défaut,  $h(n)$ —la fonction de transfert,  $e(n)$ —bruit,  $*$ —convolution.

Lorsque la fonction de transfert est connue, le processus est appelé déconvolution non aveugle [29]. Dans le cas où la fonction  $(h(t))$  n'est pas connue, on parle de déconvolution aveugle. Cependant, dans les systèmes complexes, il est souvent impossible d'obtenir la fonction de transfert [29].

La détection des défauts par les méthodes de déconvolution implique deux étapes principales [85] :

- La déconvolution du signal de vibration est effectuée afin d'extraire la partie impulsionnelle du signal, qui est liée au défaut.
- Calcul du spectre d'enveloppe.

#### 3.3.1 Déconvolution à entropie minimale

La déconvolution à entropie minimale est une méthode utilisée pour extraire la composante impulsionnelle du signal et réduire le bruit en appliquant un filtre, comme

le montre l'équation (3.30) [30].

$$y(n) = f(n) * x(n) = \sum_{i=1}^l f(i)x(n-i) \quad (3.30)$$

Où  $f(n)$  est un filtre avec une longueur ( $l$ ).

L'impulsion ( $d$ ) est déterminée par l'utilisation d'un filtre inverse pour maximiser la kurtosis, comme le montre l'équations suivante [30] :

$$maxkur_y = max_y \frac{\sum_{n=1}^N y^4(n)}{\left[\sum_{n=1}^N y^2(n)\right]^2} \quad (3.31)$$

Avec  $N$  nombre d'échantillons.

La solution de l'équation (3.31) permet la définition du coefficient du filtre ( $f$ ).

$$f = \frac{\sum_{n=1}^N y^4(n)}{\left[\sum_{n=1}^N y^2(n)\right]^2} (DD^T)^{-1} D [y_1^3 y_2^3 \dots y_n^3]^T \quad (3.32)$$

Où ( $D$ ) est défini comme suit :

$$D = \begin{bmatrix} d_1 & d_2 & d_3 & \dots & d_N \\ 0 & d_1 & d_2 & \dots & d_{N-1} \\ 0 & 0 & d_1 & \dots & d_{N-2} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \dots \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \dots \\ \cdot & \cdot & \cdot & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & d_{N-l+1} \end{bmatrix} \quad (3.33)$$

### 3.3.2 Déconvolution de kurtosis corrélée maximale

La méthode de déconvolution de kurtosis corrélée maximale (MCKD) repose sur la maximisation du kurtosis de corrélation du signal ( $y(n)$ ) [31]. Le problème de maximisation du kurtosis de corrélation ( $CK$ ) est exprimé par l'équation (3.34) [31].

$$MCKD_M(T) = max_f CK_M(T) = max_f \frac{\sum_{n=1}^N (y(n)y(n-T))^2}{\left(\sum_{n=1}^N y^2(n)\right)^{M+1}} \quad (3.34)$$

Où ( $M$ ) représente le nombre de décalages et ( $T$ ) la période du signal.

Les coefficients du filtre ( $f$ ) correspondant au maximum sont déterminés par la dérivation du kurtosis de corrélation [31].

$$\frac{d}{df} CK_M(T) = 0 \quad (3.35)$$

$$f = \frac{\|y\|^2}{(M+1)\|\beta\|^2} (DD^T)^{-1} \sum_{m=0}^M D_{mT} a_m \quad (3.36)$$

$$a_m = \begin{bmatrix} y_{1-mT}^{-1} (y_1^2 y_{1-T}^2 \dots y_{1-MT}^2) \\ y_{2-mT}^{-1} (y_2^2 y_{2-T}^2 \dots y_{2-MT}^2) \\ \dots \\ y_{N-mT}^{-1} (y_N^2 y_{N-T}^2 \dots y_{N-MT}^2) \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} y_1 y_{1-T} \dots y_{1-MT} \\ y_2 y_{2-T} \dots y_{2-MT} \\ \dots \\ y_N y_{N-T} \dots y_{N-MT} \end{bmatrix} \quad (3.38)$$

Où :  $(DD^T)^{-1}$  représente la matrice d'autocorrélation de Toeplitz.

Ainsi, il existe d'autres méthodes de déconvolution, telles que la déconvolution aveugle de cyclo stationnarité de deuxième ordre maximal (CYCBD) [86] et la déconvolution de minimum d'entropie optimale multipoint (MOMED) [87].

## 3.4 Méthodes de détection des défauts basée sur les filtres

Les bandes de fréquences efficaces contiennent des données sur les défauts, et l'intervalle de cette bande est largement utilisé pour définir les deux fréquences de passage du filtre passe-bande qui est utilisé dans l'analyse d'enveloppe.

### 3.4.1 Kurtogramme

Le kurtogramme est un graphique présente la variation de la kurtosis spectrale en fonction de la fréquence [32]. Le kurtosis spectral est un calcul de kurtosis à chaque ligne de fréquence pour détecter la présence d'impulsions et indiquer dans quelle bande de fréquences elles se produisent [32]. Le kurtosis spectral est défini par la formule suivante [32] :

$$K_x(f) = \frac{\langle |H(n, f)|^4 \rangle}{\langle |H(n, f)|^2 \rangle^2} - 2 \quad (3.39)$$

$H(n, f)$ —enveloppe complexe de  $(x(n))$  à la fréquence  $(f)$ ,  $\langle . \rangle$ —opérateur de moyenne temporelle.

$$x(n) = \int_{-1/2}^{+1/2} H(n, f) e^{j2\pi f n} dZ_x(f) \quad (3.40)$$

$dZ_x(f)$ —incrément spectral orthogonal.

### 3.4.2 Autogramme

L'autogramme est une méthode destinée à déterminer la bande de fréquences qui contient un grand nombre d'impulsions. Les principales étapes de l'autogramme sont présentées comme suit [33] :

- L'utilisation de la transformation en ondelettes pour diviser le signal temporel en bandes de fréquences et en fréquence centrale appelée nœud.
- Calcul de l'autocorrélation de l'enveloppe quadratique de chaque nœud.
- Évaluation de l'impulsivité de l'autocorrélation par le kurtosis. Les nœuds qui présentent une valeur de kurtosis élevée sont pris en compte pour la suite.
- Application de la transformation de Fourier à l'enveloppe quadratique associée au nœud sélectionné.

### 3.4.3 Fréquence de défaut candidate de Gram

La fréquence de défaut candidate de Gram (CFFsgram) est une méthode conçue pour identifier la bande de fréquences de démodulation des signaux de vibration en vue de diagnostiquer l'état des roulements [88]. Les principales étapes de la méthode sont présentées comme suit [88] :

- La division du signal en une série de bandes de fréquences de démodulation de même longueur dans le domaine temporel est réalisée par une banque de filtres élaborée par la transformation empirique en ondelettes (EWT).
- Chaque signal obtenu par transformation empirique en ondelettes (EWT) est démodulé par le spectre d'enveloppe quadratique (SES).
- Les fréquences de défaut candidates (CFF) sont définies par les valeurs maximales de spectre d'enveloppe quadratiques (SES) de tous les signaux.
- La bande de fréquences de démodulation optimale est sélectionnée à l'aide de l'indicateur calculé sur les signaux à bande. Cet indicateur est un rapport entre l'énergie des fréquences de défaut candidates (CFF) et l'énergie des spectres d'enveloppe quadratique (SES).

## 3.5 Méthodes de détection des défauts basée sur le débruitage

L'objectif du processus de débruitage est d'estimer la partie sans bruit du signal avec une faible erreur. Généralement, le signal bruité est exprimé par l'équation suivante [34] :

$$x(n) = \bar{x}(n) + \sigma\eta(n) \quad (3.41)$$

$\bar{x}(n)$ —signal sans bruit,  $\eta(n)$ —distribution gaussienne,  $\sigma$ —variance de bruit.

Il existe plusieurs algorithmes de débruitage, tels que EMD-DAF et VMD-DAF, qui sont des méthodes basées sur la décomposition du signal bruité par EMD ou VMD, suivie du calcul des valeurs du paramètre d'échelle ( $a$ ) à l'aide de l'analyse DAF pour déterminer le type de bruit, qu'il soit blanc, rose ou brownien, pour chaque mode (IMF) obtenu après la décomposition du signal. Ensuite, une reconstruction du signal sans bruit est réalisée en additionnant les modes (IMF) dont la valeur du paramètre d'échelle ne se situe pas entre la limite maximale et minimale de ( $a$ ). De plus, il existe une méthode de débruitage basée sur la transformation en ondelettes.

### 3.5.1 Méthode EMD-DFA

EMD-DFA est une combinaison de la décomposition en modes empiriques (EMD) et de l'analyse de fluctuation détendue (DFA) utilisée pour éliminer le bruit des signaux. Les étapes de l'EMD-DFA sont présentées comme suit [34] :

- Décomposez le signal de vibration ( $x(t)$ ) en plusieurs modes (IMF) à l'aide de la méthode EMD.
- Appliquez l'analyse DFA à tous les modes (IMF) pour obtenir le paramètre d'échelle ( $a$ ).
- Déterminer le seuil ( $\varphi$ ).

$$\varphi = a \pm 0.25 \quad (3.42)$$

$a = 0.5$ —pour le bruit blanc,  $a = 1.5$ —pour le bruit brownien,  $a = 1$ —pour le bruit rose.

- Reconstruction du signal sans bruit selon la formule suivante :

$$\bar{x}(n) = \sum_k IMF_k \quad a \notin [\varphi_{min}; \varphi_{max}] \quad (3.43)$$

#### 3.5.1.1 Analyse de fluctuation détendue

Analyse de fluctuation détendue (DFA) est une méthode appliquée pour minimiser l'influence de la tendance externe sur l'autocorrélation des séries temporelles non stationnaires [89]. Les étapes de réalisation de DFA pour une série  $\{x(i), i = 1, 2, \dots, N\}$  sont décrites comme suit [35] :

- La série ( $x$ ) est décalée par la moyenne ( $\bar{x}$ ), comme le montre l'équation suivante :

$$Y(k) = \sum_{i=1}^k (x(i) - \bar{x}(i)) \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (3.44)$$

- $Y(k)$  est divisé en plusieurs segments de longueur ( $n$ ), où le nombre de segments est donné par ( $N_n = N/n$ ). Ensuite, la tendance locale est calculée en effectuant

un ajustement polynomial d'ordre ( $l$ ).

$$Y_n(k) = a_n k^l + b_n k^{l-1} + \dots + c_n \quad (3.45)$$

- L'évaluation du comportement d'échelle de la série ( $x$ ) est réalisée à travers l'analyse de la fonction de fluctuation  $F(n)$ .

$$F(n) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N [Y(k) - Y_n(k)]^2} \quad (3.46)$$

La régression linéaire des moindres carrés entre  $Ln[F(n)]$  et  $Ln(n)$  permet de définir l'exposant de fluctuation ( $a$ ).

$$Ln[F(n)] = a \times Ln(n) + Cte \quad (3.47)$$

En fonction des valeurs de ( $a$ ), nous pouvons interpréter la corrélation dans la série temporelle ( $x$ ) et spécifier le type de bruit [35] :

- $a = 0.5$ —bruit blanc,  $a = 1$ —bruit rose,  $a = 1.5$ —bruit brownien.
- $0.5 < a < 1$ —corrélation à long terme.
- $a < 0.5$ —corrélation à court terme.

La longueur du segment ( $n$ ) est généralement estimée avec efficacité et fiabilité dans deux intervalles [35].

$$4 \leq n \leq 16 \quad \text{ou} \quad 16 \leq n \leq 200 \quad (3.48)$$

### 3.5.2 Méthode VMD-DFA

VMD-DFA est une combinaison de la méthode de décomposition VMD et de l'analyse DFA pour assurer la suppression du bruit dans les signaux. Les étapes de VMD-DFA sont présentées comme suit [35] :

- Calculer la valeur du paramètre d'échelle ( $a_o$ ) du signal bruité à travers l'analyse de fluctuation détendue (DFA).
- En se basant sur la valeur de ( $a_o$ ), décomposez le signal en ( $k$ ) modes à l'aide de la méthode VMD.

$$k = \arg \max_k [a_{1:k} \geq \varphi = j, k = 1, 2, 3\dots] \quad (3.49)$$

$$j = \begin{cases} 1 & a_o \leq 0.8 \\ 2 & 0.8 < a_o \leq 1 \\ 3 & 1 < a_o \leq 1.5 \\ 4 & 1.5 < a_o \end{cases} \quad (3.50)$$

- L'analyse DFA est appliquée à l'ensemble des modes afin d'obtenir le paramètre

d'échelle ( $a$ ).

— Le signal sans bruit peut être formulé par la formule suivante :

$$\bar{x}(n) = \sum_1^j u_j(n) \quad j = \{j | a_j \geq \varphi\} \quad (3.51)$$

Où : ( $a_j$ ) est le paramètre d'échelle de chaque mode ( $u$ ).

### 3.5.3 Méthode de Donoho

L'algorithme de Donoho, ou la méthode basée sur la transformée en ondelette destinée à la suppression du bruit, est généralement présenté comme suit [90] :

- Discrétisation du signal continu.
- Décomposition du signal par la transformée en ondelettes discrètes (DWT) pour obtenir des coefficients selon la formule suivante :

$$W_{j,k} = 2^{-j/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \bar{\psi}(2^{-j}t - k) dt \quad (3.52)$$

$\bar{\psi}$ —complexe conjugué d'ondelette de mère  $\psi$ .

- Appliquer un seuillage du type dur ou souple sur les coefficients d'ondelettes, chaque type étant défini par les équations (3.53) et (3.54).

$$H(W_{j,k}) = \begin{cases} 0 & |W_{j,k}| < \lambda \\ W_{j,k} & |W_{j,k}| \geq \lambda \end{cases} \quad (3.53)$$

$$S(W_{j,k}) = \begin{cases} 0 & |W_{j,k}| < \lambda \\ \text{sign}(W_{j,k})(|W_{j,k}| - \lambda) & |W_{j,k}| \geq \lambda \end{cases} \quad (3.54)$$

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(n)} \quad (3.55)$$

( $n$ )—longueur du signal,  $\sigma$ —variance du bruit.

- Effectuer la transformée en ondelette discrète inverse pour obtenir le signal débruité.

$$x(t) = \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} W_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (3.56)$$

Le type d'ondelette mère et le niveau de décomposition sont deux des paramètres d'entrée de l'algorithme de débruitage proposé par Donoho [90].

### 3.5.4 Autocorrélation

Dans le cadre du diagnostic des défauts, l'autocorrélation joue un rôle essentiel en renforçant la composante périodique du signal et en réduisant le bruit, comme le

démontrent les équations suivantes [91] :

$$x(t) = p(t) + h(t) + n(t) \quad (3.57)$$

$x(t)$ —signal de vibration,  $p(t)$ —partie périodique,  $h(t)$ —harmonique d'interface,  $n(t)$ —bruit.

$$R_x(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x(t + \tau)dt \quad (3.58)$$

$$R_x(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} [p(t) + h(t) + n(t)] [p(t + \tau) + h(t + \tau) + n(t + \tau)] dt \quad (3.59)$$

$p(t)$  et  $h(t)$  sont indépendants avec le bruit ( $n(t)$ ), donc l'intercorrélacion entre ces parties est nulle. L'autocorrélacion du bruit ( $n(t)$ ) est négligeable. Donc l'autocorrélacion peut être exprimée comme suit [91] :

$$R_x(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} p(t)p(t + \tau)dt + \int_{-\infty}^{+\infty} h(t)h(t + \tau)dt \quad (3.60)$$

### 3.5.5 Performance des méthodes de débruitage

La performance des méthodes de débruitage est évaluée à l'aide de paramètres tels que [92] :

- Le rapport signal à bruit (SNR) est un quotient entre la puissance moyenne du signal et la puissance moyenne du bruit. Le SNR est exprimé par l'équation (3.61), et un signal de bonne qualité indique une valeur maximale de SNR.

$$SNR = 10Log \left( \frac{\sum_{n=1}^N x(n)^2}{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_d(n))^2} \right) \quad (3.61)$$

$x(n)$ —signal,  $x_d(n)$ —signal débruité.

- L'erreur quadratique moyenne (MSE) est définie par l'équation (3.62). Lorsque l'erreur quadratique moyenne présente une petite valeur, cela indique que la méthode est efficace.

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - x_d(n))^2}{N} \quad (3.62)$$

$N$ —longueur du signal.

- Le rapport signal à bruit de crête (PSNR) est un indicateur similaire au SNR. Lorsque la valeur de PSNR est élevée, cela signifie que le débruitage est efficace.

$$PSNR = 20Log \left( \frac{\max(x(n))}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (3.63)$$

- L'erreur absolue moyenne (MAE) est un paramètre utilisé pour évaluer la pré-

cision du débruitage. Dans ce contexte, une MAE élevée indique une meilleure réduction du bruit du signal. La MAE est définie par l'équation suivante :

$$MAE = \frac{\sum_{n=1}^N |x(n) - x_d(n)|}{N} \quad (3.64)$$

- L'erreur quadratique moyenne normalisée (NRMS) est une mesure de la qualité du débruitage d'un signal. Plus le débruitage n'est efficace, plus la NRMS présente une petite valeur. L'équation (3.65) exprime la formule de l'erreur quadratique moyenne normalisée.

$$NRMS = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x_d(n) - d(n))^2}{\sum_{n=1}^N x_d(n)^2}} \quad (3.65)$$

$d(n)$ —signal obtenu après la suppression du bruit artificiel ajouté au signal ( $x_d(n)$ ).

- Le rapport de rejet de bruit (NRR) montre un meilleur effet de débruitage lorsque sa valeur est élevée, comme défini par l'équation (3.66) [93]. Dans cette équation, ( $\sigma_1$ ) et ( $\sigma_2$ ) représentent respectivement l'écart type du signal avant et après le débruitage [93].

$$NRR = 10 (\log \sigma_1^2 - \log \sigma_2^2) \quad (3.66)$$

## 3.6 Opérateurs morphologiques pour la détection des défauts

Les opérateurs morphologiques sont appliqués aux signaux afin d'extraire les composantes impulsionnelles et d'assurer l'élimination du bruit [36]. Les différents opérateurs morphologiques avancés sont créés et développés à partir de deux opérateurs fondamentaux, nommés érosion et dilatation, qui sont définies par les deux équations suivantes [36] :

$$(f \ominus g)(n) = \min_m [f(n+m) - g(m)] \quad (3.67)$$

$$(f \oplus g)(n) = \max_m [f(n-m) + g(m)] \quad (3.68)$$

$\ominus$ —opérateur d'érosion,  $\oplus$ —opérateur de dilatation,  $f(n)$ —signal discret en domaine temporel,  $N$ —longueur du signal,  $g(m)$ —éléments structurant de longueur  $m$ .

De plus, les opérateurs de fermeture et d'ouverture sont fondamentaux et largement utilisés dans les méthodes de détection des défauts [36].

$$(f \bullet g)(n) = (f \oplus g \ominus g)(n) \quad (3.69)$$

$$(f \circ g)(n) = (f \ominus g \oplus g)(n) \quad (3.70)$$

○—opérateur d'ouverture, ●—opérateur de fermeture.

Les opérateurs morphologiques avancés ou combinés sont divisés en deux catégories, comme suit [36] :

— Opérateurs de gradient morphologique :

$$GDE(n) = (f \oplus g)(n) - (f \oslash g)(n) \quad (3.71)$$

$$GCO(n) = (f \bullet g)(n) - (f \circ g)(n) \quad (3.72)$$

$$\begin{cases} GCOOC(n) = CO(n) - OC(n) \\ CO(n) = (f \bullet g \circ g)(n) \\ OC(n) = (f \circ g \bullet g)(n) \end{cases} \quad (3.73)$$

$GDE$ —gradient de l'opérateur de dilatation et d'érosion,  $GCO$ —gradient de l'opérateur de fermeture et d'ouverture,  $GCOOC$ —gradient de l'opérateur de fermeture-ouverture et d'ouverture-fermeture,  $CO$ —fermeture-ouverture,  $OC$ —ouverture-fermeture.

— Opérateurs morphologiques de chapeau-moyen :

$$AHDE(n) = f(n) - \frac{(f \oplus g)(n) + (f \oslash g)(n)}{2} \quad (3.74)$$

$$AHC(n) = f(n) - \frac{(f \bullet g)(n) + (f \circ g)(n)}{2} \quad (3.75)$$

$$AHC(n) = f(n) - \frac{CO(n) + OC(n)}{2} \quad (3.76)$$

$AHC$ —opérateur morphologique de fermeture et d'ouverture à chapeau moyen,  $AHC(n)$ —opérateur morphologique de fermeture-ouverture et d'ouverture-fermeture à chapeau moyen,  $AHDE$ —opérateur de dilatation et d'érosion en forme de chapeau-moyen.

Les éléments structurants (ES) varient selon trois propriétés : la forme, la longueur et la hauteur [94]. Ils sont généralement définis par un tableau [94]. Plusieurs types d'éléments structurants existent, tels que l'élément structurant plat, triangulaire, circulaire et semi-circulaire [94]. Dans l'analyse des signaux de vibration, les éléments structurants plats et triangulaires sont deux types utilisés, mais les éléments triangulaires ne peuvent pas s'adapter au signal brut [94]. En outre, l'élément plat est le plus appliqué en raison de sa simplicité [94]. La longueur d'un élément structurant doit satisfaire la condition suivante [56] :

$$L_{SE} \leq \frac{f_s}{f_c} \quad (3.77)$$

Où ( $f_s$ ) est la fréquence d'échantillonnage, ( $f_c$ ) est la fréquence caractéristique liée au

défaut.

### 3.6.1 Filtrage morphologique adaptatif à variation temporelle

Le filtrage morphologique adaptatif à variation temporelle (ATVMF) est une méthode basée sur l'utilisation d'éléments structurants et d'opérateurs morphologiques pour éliminer le bruit et extraire les informations relatives aux impulsions [95]. Il assure également une opération de filtrage très efficace pour les signaux [95]. La méthode ATVMF se compose des deux étapes suivantes [95] :

- Formulation d'une série d'éléments structuraux (SE) variables dans le temps en fonction du signal. Les éléments structuraux sont établis après la détermination de tous les points minimaux et maximaux du signal, puis des méthodes d'interpolation sont employées pour obtenir une nouvelle séquence. L'ajustement entre deux points minimaux dans le résultat de la méthode d'interpolation est considéré comme un élément structural.
- Un filtrage morphologique est effectué sur le signal en utilisant les opérateurs d'opération de produit en chapeau morphologique (MHPO), (MHPO1) ou (MHPO2). Les équations ci-dessous définissent ces opérateurs.

$$MHPO(n) = AHCO(n) \times AHCOOC(n) \quad (3.78)$$

$$MHPO1(n) = AHDE(n) \times AHCO(n) \quad (3.79)$$

$$MHPO2(n) = AHDE(n) \times AHCOOC(n) \quad (3.80)$$

Le type de méthode d'interpolation et l'opérateur morphologique sont deux paramètres d'entrée de la méthode ATVMF [95].

## 3.7 Classification intelligente des types de défauts

Le principe de la classification intelligente des défauts est illustré dans la figure (3.3). La classification des défauts des roulements est réalisée à l'aide de classificateurs tels que :

- La machine à support de vecteur (SVM) est un classificateur efficace pour résoudre les problèmes de grande taille, y compris les problèmes non linéaires [96]. Le modèle SVM divise les données en se basant sur la construction d'un hyperplan, défini par l'équation (3.81) [96].

$$w^T x + b = 0 \quad (3.81)$$

$w$ —vecteur de poids,  $b$ —la déviation,  $x$ —vecteur d'entrée.

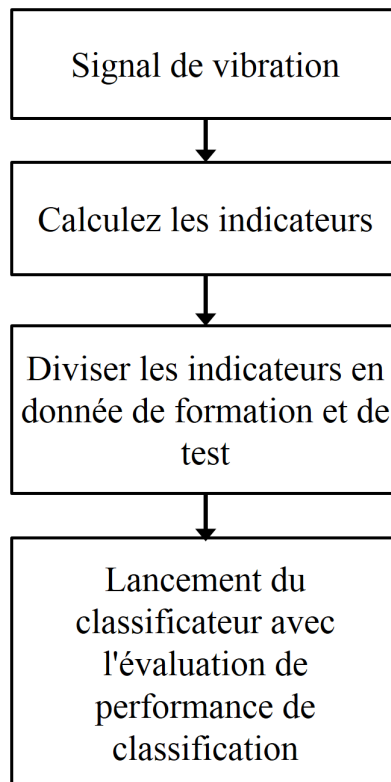
De plus, lorsque les échantillons sont non linéaires et inséparables, l'utilisation d'une fonction de noyau est nécessaire [96]. Plusieurs fonctions de noyau sont plus couramment utilisées, telles que : noyau linéaire, noyau polynomial, noyau gaussien, noyau sigmoïde [97].

- Le k plus proche voisin est une méthode de classification non paramétrique basée sur le calcul de la distance euclidienne entre les points de données, la distance pouvant être calculée grâce à l'équation suivante [98] :

$$d_E = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (3.82)$$

Où :  $p_i$  et  $q_i$  sont des points.

Il existe d'autres méthodes de classification, telles que l'arbre de décision, le réseau neuronal artificiel (ANN) et le réseau neuronal à convolution (CNN).



**Figure 3.3** – Classification des types de défauts

La performance des classificateurs est définie par l'équation (3.83), qui a été obtenue à partir de la matrice de confusion [41]. La matrice de confusion est un tableau peut-être généré par un classificateur, et elle présente généralement les prédictions et les réalités des données en utilisant les termes suivants [100] :

- Vrais positifs (TP) : la prédiction et la réalité sont positives.
- Vrais négatifs (TN) : la réalité est positive et la prédiction est négative.

- Faux positifs (FP) : la réalité est négative et la prédiction est positive.
- Faux négatifs (FN) : la réalité et la prédiction sont négatives.

$$Accuracy = \frac{TN + TP}{TP + TN + FN + FP} \quad (3.83)$$

	Prédit : non	Prédit : oui
Réel : non	TN	FP
Réel : oui	FN	TP

**Tableau 3.1** – Matrice de confusion

En outre des indicateurs temporels cités en section (2.5.1), des indicateurs fréquentiels sont également utilisés pour la classification, dont certains sont présentés dans le tableau (3.2) [99].

Indicateur	Équation
Moyenne	$I1 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y_i$
Variance	$I2 = \frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^K (y_i - I1)^2$
Troisième moment	$I3 = \frac{1}{K(\sqrt{I2})^3} \sum_{i=1}^K (y_i - I1)^3$
Fréquence quadratique moyenne racine	$RMSF = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K f_i^2 y_i}{\sum_{i=1}^K y_i}}$
Centre de fréquence	$F_c = \frac{\sum_{i=1}^K f_i y_i}{\sum_{i=1}^K y_i}$
Écart-type de fréquence	$STDF = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^K (f_i - F_c)^2 y_i}{\sum_{i=1}^K y_i}}$

**Tableau 3.2** – Paramètre du signal en domaine fréquentiel

Où :  $y_i$ — $i^{\text{ème}}$  mesure du spectre de fréquence du signal.  $K$ —nombre total de lignes spectrales,  $f_k$  est la fréquence de la  $k^{\text{ème}}$  ligne spectrale.

### 3.7.1 Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (PCA) est une technique appliquée pour exprimer la relation de dépendance entre les données à partir de l'analyse de covariance [101]. De plus, cette analyse permet la réduction de dimension des indicateurs déterminés à partir des signaux, rendant ainsi les valeurs des indicateurs séparables [102]. Les étapes de l'analyse en composantes principales sont présentées comme suit [103] :

- La matrice de covariance des données ( $X = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ ), est définie par l'équation suivante :

$$C = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T \quad (3.84)$$

$\bar{x}$  : moyenne.

- Les valeurs propres ( $\lambda_i$ ;  $i = 1, 2, \dots, k$ ) de la matrice de covariance sont classées par ordres décroissants, correspondant aux vecteurs propres ( $v_i$ ;  $i = 1, 2, \dots, k$ ). Ensuite, le taux de contribution est défini en termes des premières ( $r$ ) composantes principales comme suit :

$$a = \frac{\sum_{i=1}^r \lambda_i}{\sum_{i=1}^k \lambda_i} \quad (3.85)$$

- Si ( $a \geq 0.85$ ), une nouvelle matrice constituée des valeurs propres est construite ( $E = [v_1, v_2, \dots, v_r]$ ). Les nouveaux échantillons sont obtenus à l'aide de cette matrice suivante :

$$X' = E^T X \quad (3.86)$$

### 3.8 Conclusion

Les approches de diagnostic des défauts des roulements sont divisées en deux catégories. La première est basée sur la localisation et l'identification des composants défaillants en comparant les valeurs de fréquences théoriques de défauts des composantes du roulement avec les fréquences de pics du spectre d'enveloppe, du spectre d'enveloppe quadratique et du logarithme de l'enveloppe. Pour obtenir un pic à la fréquence des défauts, le signal de vibration doit être traité par diverses méthodes telles que le débruitage, la sélection de bande de fréquences efficace, la décomposition du signal, le filtrage, et l'extraction des impulsions par les opérateurs morphologiques. La deuxième catégorie de détection de défauts est basée sur la classification des paramètres déterminés à partir des signaux de vibration, que ce soit dans le domaine temporel ou fréquentiel. Les valeurs des paramètres sont analysées par des méthodes telles que l'analyse en composante principale pour assurer la réduction de la taille, puis en fonction de ces valeurs, le classificateur détermine le type de défaut. Ainsi, la performance du classificateur permet de vérifier les valeurs classifiées correctement.

# Chapitre 4

## Détection des défauts des roulements

### Sommaire

---

4.1	Introduction . . . . .	<b>59</b>
4.2	Signaux de vibration choisis pour analyse . . . . .	<b>59</b>
4.2.1	Signaux de la base de données de la CWRU . . . . .	59
4.2.2	Signaux de la base de données de la PU . . . . .	59
4.2.3	Signaux de la base de données XJTU-SY . . . . .	60
4.3	Méthodes proposées . . . . .	<b>60</b>
4.3.1	Symptôme de défaut . . . . .	60
4.3.2	Méthode de détection de défauts . . . . .	62
4.3.3	Spectre des valeurs absolues . . . . .	63
4.3.4	Spectre du moment d'ordre deux . . . . .	64
4.4	Résultats et discussions . . . . .	<b>64</b>
4.4.1	Détection de défauts du roulement SKF-6205 . . . . .	64
4.4.2	Détection de défauts du roulement FAG-6203 . . . . .	67
4.4.3	Détection de défauts du roulement LDK UER204 . . . . .	69
4.5	Étude comparative des méthodes . . . . .	<b>71</b>
4.5.1	Évaluation comparative des résultats . . . . .	71
4.5.2	Utilisation du spectre des valeurs absolues . . . . .	75
4.5.3	Application du spectre du moment d'ordre deux . . . . .	77
4.6	Conclusion . . . . .	<b>78</b>

---

## 4.1 Introduction

Dans notre étude, on se concentre sur l'extraction des symptômes des défauts, qui se manifestent par des impulsions. Ainsi, l'amélioration de la qualité du signal est importante pour éliminer le bruit, car celui-ci peut entraîner une perturbation susceptible de donner un résultat erroné. Dans ce chapitre, nous proposons une méthode d'analyse des signaux de vibration des roulements pour détecter le composant défaillant. Cela se fait à partir d'une comparaison entre la fréquence des pics dans le spectre et les valeurs théoriques des fréquences des défauts des éléments du roulement.

## 4.2 Signaux de vibration choisis pour analyse

Pour évaluer l'efficacité de la méthode proposée, nous analysons plusieurs signaux de vibration disponibles depuis des bases de données de différentes universités.

### 4.2.1 Signaux de la base de données de la CWRU

Le banc d'essai ainsi que la procédure d'acquisition des signaux de vibration utilisée sont illustrés en annexe (A). Parmi tous les signaux disponibles, nous en analysons deux, renfermant un défaut de la bague intérieure du roulement 6205-SKF. Les caractéristiques de ces signaux sont présentées au tableau (4.1). Nous analysons plusieurs autres afin de calculer un seuil du nouvel indicateur proposé.

Signaux	170.mat	172.mat
Vitesse et charge	1772 rpm, 745.7 Nm/s	1730 rpm, 2237.1 Nm/s
Composant défaillant	Bague intérieure	Bague intérieure
Diamètre de défaut	0.3556 mm	0.3556 mm
Fréquence de défaut	159.92 Hz	156.13 Hz
Fréquence d'échantillonnage	12 kHz	12 kHz

Tableau 4.1 – Signaux de vibration 6205-SKF

### 4.2.2 Signaux de la base de données de la PU

Les étapes de mesure des signaux de vibration du roulement, utilisées pour alimenter cette base de données, sont présentées en annexe (B). Nous analysons deux signaux de vibration indiquant des défauts de la bague extérieure du roulement, lesquels sont captés à une fréquence d'échantillonnage de 64 kHz. Le tableau (4.2) présente leurs caractéristiques.

Signal	Vitesse et charge	Composant défaillant	Fréquence de défaut
$N09\_M07\_F10\_KA04_1$	900 rpm 1000N	Bague extérieure	45.29 Hz
$N15\_M01\_F10\_KA04_1$	1500 rpm 1000N	Bague extérieure	76.35 Hz

**Tableau 4.2** – Signaux de vibration du roulement FAG 6203

### 4.2.3 Signaux de la base de données XJTU-SY

Dans cette sous-section, nous analysons deux signaux de vibration, l'un collecté sur l'axe horizontal du roulement et l'autre sur l'axe vertical. Les paramètres du roulement et le banc d'essai utilisé sont présentés dans l'annexe (C). Les caractéristiques des signaux, ainsi que la fréquence du défaut, sont décrites au tableau (4.3). Par ailleurs, les paramètres géométriques du roulement sont présentés au tableau (C.1).

Signaux	Vitesse et charge	Composant défaillant	Fréquence de défaut	Fréquence d'échantillonnage
Horizontale	35 Hz, 12 kN	Bague extérieure	107.9 Hz	25.6 kHz
Verticale	35 Hz, 12 kN	Bague extérieure	107.9 Hz	25.6 kHz

**Tableau 4.3** – Caractéristiques des signaux du roulement UER204

## 4.3 Méthodes proposées

### 4.3.1 Symptôme de défaut

Une augmentation de l'énergie à une certaine fréquence accompagnée d'un nombre élevé d'impulsions est un symptôme indiquant la présence de défauts dans les roulements [104]. Sur la base de l'énergie et de l'impulsion, nous proposons un nouvel indicateur pour estimer le nombre d'impulsions caractérisant une forte énergie dans le signal. Cet indicateur est défini comme le produit de l'indice de Gini et de l'énergie du signal, comme exprimé par l'équation (4.1). Ainsi, cet indicateur, nommé symptôme de défaut (SD), permet de diagnostiquer les défauts.

$$SD = E \times GI \quad (4.1)$$

Où :  $GI$  représente l'indice de Gini, défini par l'équation (2.16), et  $(E)$  représente l'énergie du signal, comme illustré par l'équation (4.2) [105].

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)|^2 dt \quad (4.2)$$

Pour identifier l'état du roulement, un seuil pour l'indicateur (SD) doit être défini à partir des signaux expérimentaux du roulement 6205-SKF disponibles depuis la base de données de la CWRU. Cet essai est réalisé sur les signaux de l'état sain, de défaut de la bague intérieure et de la bille, et ce, pour plusieurs charges, comme expliqué au tableau (4.4).

Charge [Nm/s]	Vitesse [rpm]	État sain	Défaut de la bille	Défaut de la bague intérieure
0	1797	97.mat	185.mat	169.mat
745.6	1772	98.mat	186.mat	170.mat
1491.2	1750	99.mat	187.mat	171.mat
2236.8	1730	100.mat	188.mat	172.mat

**Tableau 4.4** – Signaux de l'état sain, des défauts de la bague intérieure et de la bille

Ainsi, la charge et la vitesse du roulement sont deux facteurs importants qui permettent la création d'énergie et d'impulsions dans les signaux. Donc le seuil de l'indicateur (SD) est défini en fonction de la variation de la vitesse et de la charge. Une fois cette opération réalisée, on obtient la variation de SD comme illustré sur la figure (4.1). Les valeurs de (SD) de l'état sain sont inférieures à 32.5, mais celles de l'état défectueux sont très élevées. Alors, le seuil de l'indicateur SD est défini comme un seuil d'alarme qui est égal à (1.25) fois la valeur de référence, comme exprimé dans l'équation suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} SD_{Threshold} = 1.25 \times 32.5 \Leftrightarrow SD_{Threshold} = 40.6 \\ Si \ SD \geq 40.6 : \text{Roulement défaillant} \\ Sinon : \text{Roulement sain} \end{array} \right. \quad (4.3)$$

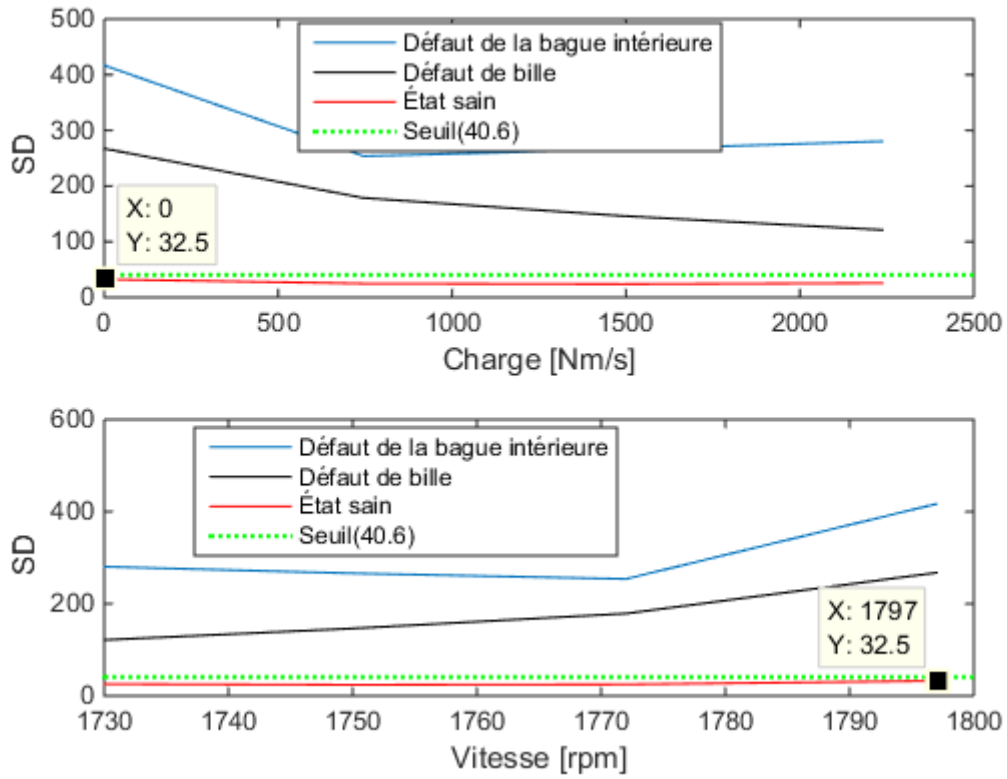


Figure 4.1 – Variation de SD

### 4.3.2 Méthode de détection de défauts

La détection et la localisation des défauts de roulement à partir d'un signal de vibration, selon la méthode proposée, se présentent comme suit :

- Étape 1 : Décomposition du signal de vibration en plusieurs composantes (PF) à l'aide de l'algorithme EOE-LMD.
- Étape 2 : Calcul des valeurs de l'indicateur (SD) pour chaque composante (PF).
- Étape 3 : Sélection des composantes (PF) efficaces selon l'équation (4.3), comme suit :

$$\begin{cases} \text{Si } SD \geq 40.6 : PF \text{ sélectionnée} \\ \text{Sinon : } PF \text{ éliminée} \end{cases} \quad (4.4)$$

- Étape 4 : Reconstruction du nouveau signal selon l'équation (4.5).

$$nx(t) = \sum PF(t) \quad \text{avec } SD \geq 40.6 \quad (4.5)$$

- Étape 5 : Détermination du spectre de Log-d'enveloppe d'autocorrélation. L'autocorrélation du signal de vibration est exprimée dans la sous-section (3.5.4) et le Log-d'enveloppe est présenté par les formules (2.34 et 2.38). Une fois la fonction

d'autocorrélation appliquée au nouveau signal et le spectre de l'enveloppe logarithmique déterminé, nous recherchons ensuite la relation entre les fréquences des pics et les fréquences théoriques des défauts définis dans la section (1.10).

La figure (4.2) représente l'organigramme de la méthode proposée pour détecter les défauts.

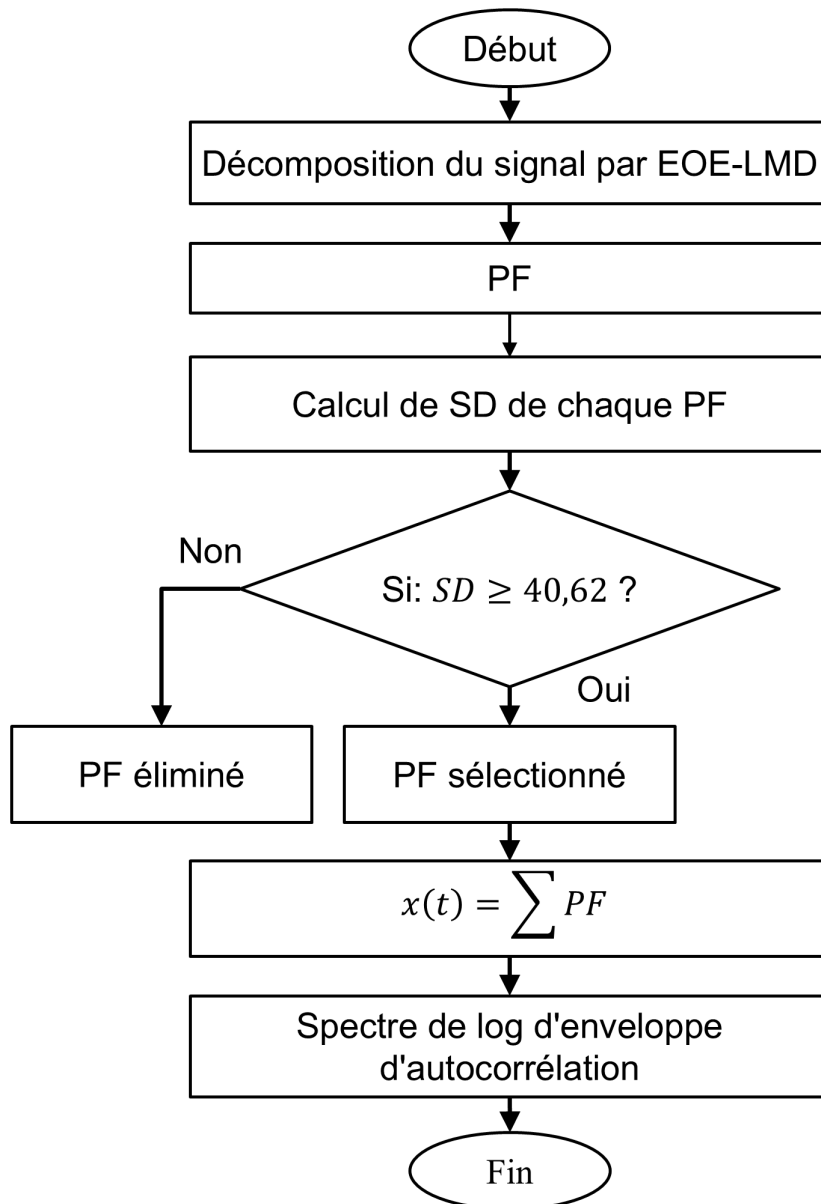


Figure 4.2 – Organigramme de la méthode proposée

### 4.3.3 Spectre des valeurs absolues

Le spectre d'enveloppe, défini à l'aide de la transformée de Fourier et de la transformée d'Hilbert comme le montrent les équations (2.27, 2.28 et 2.29), est largement

utilisé dans la méthode de détection de défauts comme étape finale pour identifier et localiser les défauts par les fréquences des pics. Pour ce faire, on développe le spectre des valeurs absolues, défini par l'application de la transformée de Fourier sur les valeurs absolues des données du signal, comme l'exprime l'équation (4.6).

$$AVS(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} |x(t)| e^{-j2\pi ft} dt \quad (4.6)$$

La forme de ce spectre est très proche de celle du spectre d'enveloppe, et les résultats obtenus par le spectre des valeurs absolues sont identiques à ceux obtenus par le spectre d'enveloppe.

#### 4.3.4 Spectre du moment d'ordre deux

Le spectre du moment d'ordre deux (SOMS) est une méthode créée pour simplifier la forme complexe du spectre et le rendre plus facile à interpréter. Cette méthode est utilisée comme une étape finale dans les méthodes de détection de défauts. En se basant sur la formule du kurtosis, également appelé moment d'ordre quatre, le moment d'ordre deux est défini par la même formule, mais avec une puissance égale à deux. De plus, la somme dans l'équation du kurtosis est éliminée pour permettre la détermination d'une série de points, comme exprimée dans l'équation (4.7). Le spectre est ensuite obtenu par la transformée de Fourier.

$$SOM(t) = \frac{1}{N} \left( \frac{x(t) - \bar{x}}{\sigma(x)} \right)^2 \quad (4.7)$$

$$SOMS(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} SOM(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (4.8)$$

### 4.4 Résultats et discussions

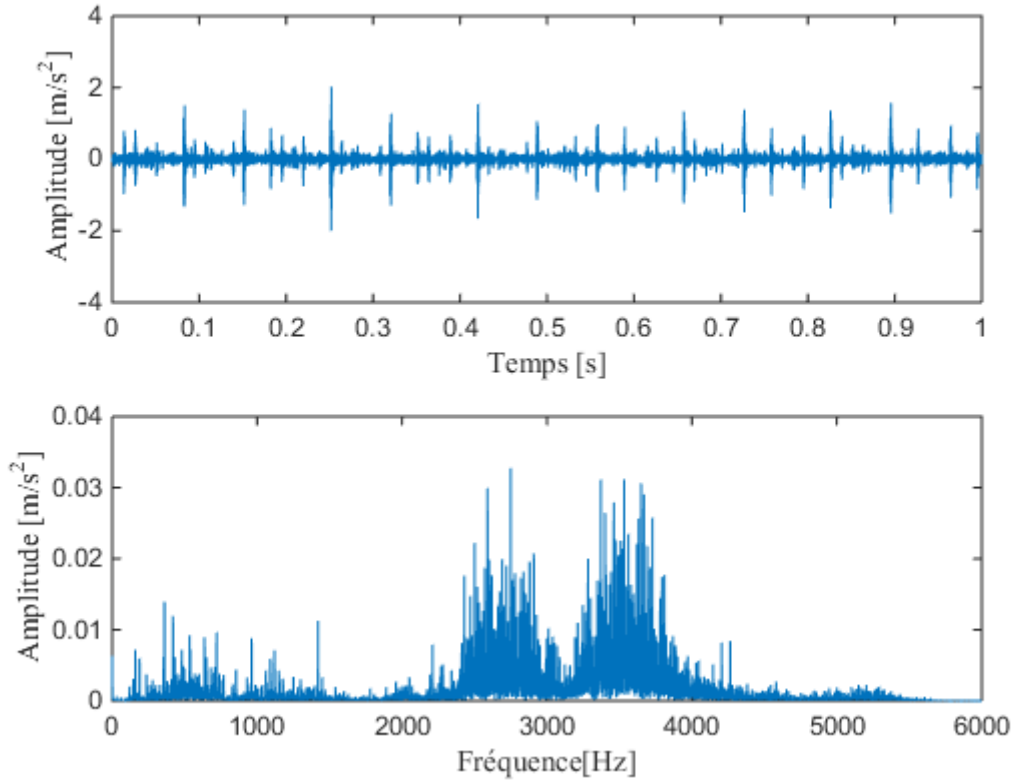
Dans cette section, la méthode présentée dans la sous-section (4.3.2) est appliquée à tous les signaux choisis précédemment dans la section (4.2).

#### 4.4.1 Détection de défauts du roulement SKF-6205

**Cas 1** : signal de défaut de la bague intérieure (170.mat), dans ce cas, on présente les résultats de chaque étape de la méthode proposée de façon détaillée comme suit :

- La figure (4.3) illustre la variation du signal de vibration dans les domaines temporel et fréquentiel. Selon la forme du spectre, le défaut est impossible à détecter car le spectre comporte plusieurs pics d'amplitude élevés à des fréquences

différentes. Ainsi, la valeur de SD, qui est égale à 253.8264, est très élevée, ce qui indique la présence de défauts.



**Figure 4.3** – Variation du signal de vibration

- Après la décomposition du signal par l’algorithme EOE-LMD, on trouve trois composants, comme le montre la figure (4.4), et la valeur de SD de chaque composant est présentée au tableau (4.5). D’après, l’équation (4.4), le nouveau signal de vibration dominant est défini par la formule (4.9).

<b>PF1</b>	<b>PF2</b>	<b>PF3</b>
245.9514	6.5890	1.0822

**Tableau 4.5** – Valeurs de SD

$$nx(t) = PF_1(t) \tag{4.9}$$

- Dans le spectre de log de l’enveloppe de l’autocorrélation (Fig.4.5), un pic d’amplitude importante est observé à la fréquence du défaut de la bague intérieure du roulement ( $159.92Hz \simeq 159.7Hz$ ) lorsque celui-ci fonctionne à une vitesse de 1772 tr/min, avec une charge de 745.7 Nm/s.

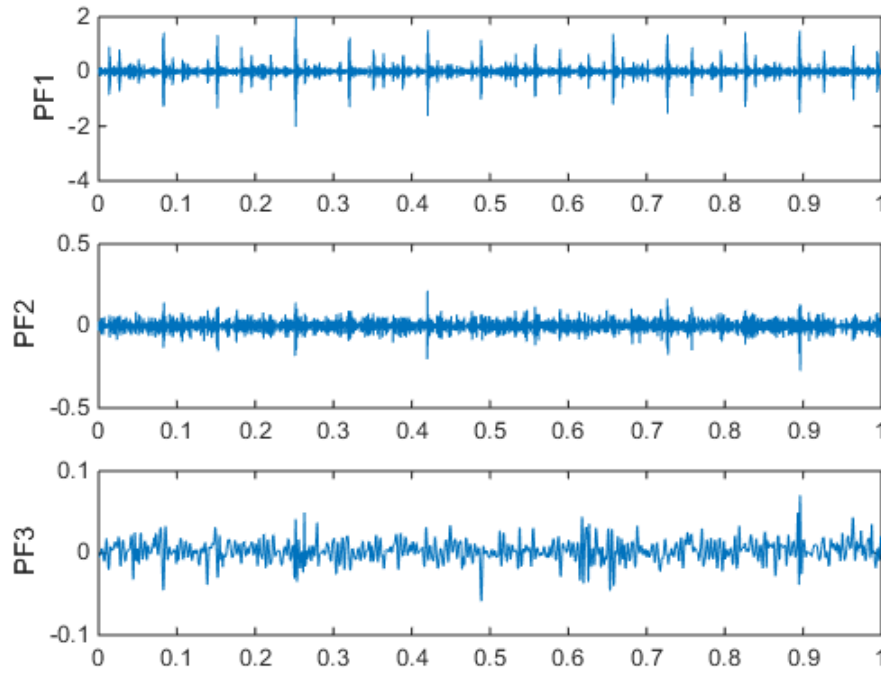


Figure 4.4 – Décomposition du signal

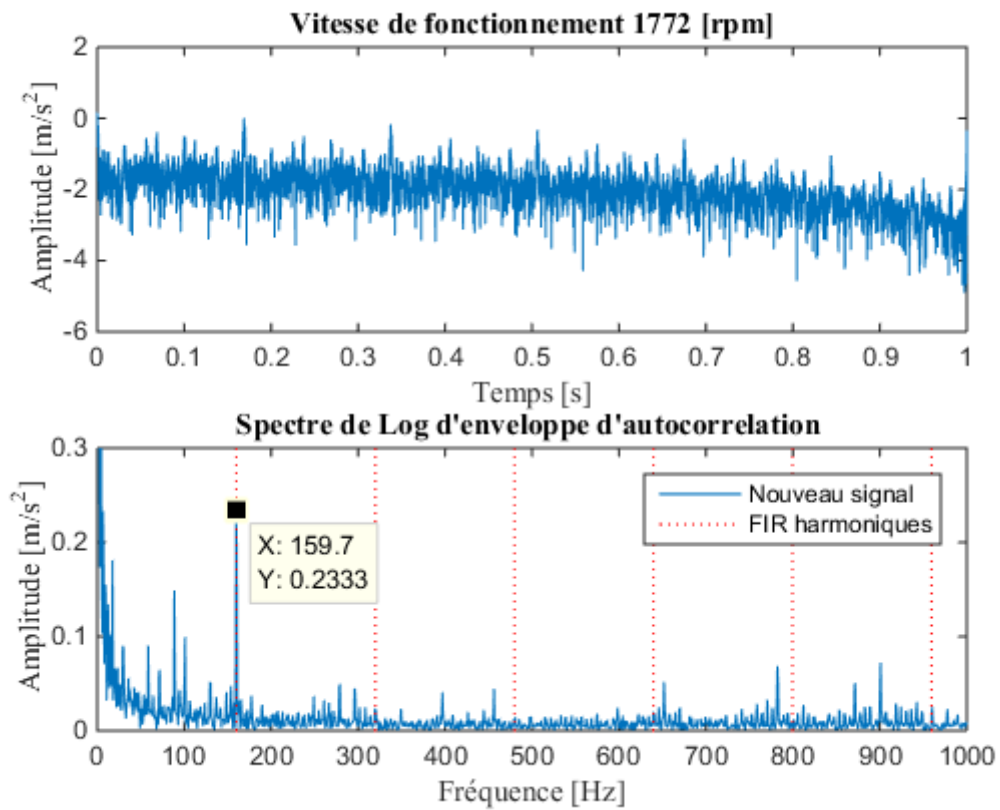
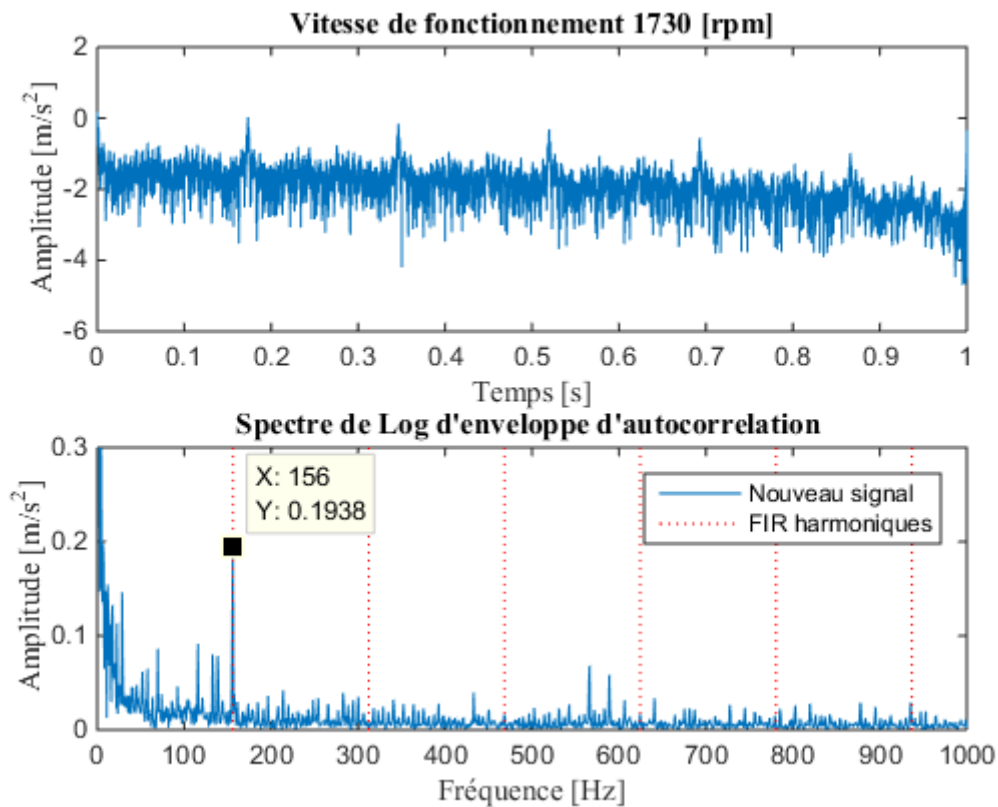


Figure 4.5 – Spectre de log-d'enveloppe de l'autocorrélation

**Cas 2** : Signal de vibration (172.mat) dépendant du défaut de la bague intérieure du roulement lorsqu'il tourne à une vitesse de 1730 tr/min avec une charge de 2237.1 Nm/s. Après l'analyse de ce signal selon la méthode proposée, trois composants sont obtenus par l'algorithme EOE-LMD. Les valeurs de SD de chaque composant sont illustrées dans le tableau (4.6), et en fonction de ces valeurs, le nouveau signal de vibration correspond au premier composant (*PF1*). Ensuite, dans le spectre de la Log-d'enveloppe d'autocorrélation, un pic d'amplitude élevée est observé à la fréquence du défaut de la bague intérieure du roulement 6205-SKF ( $156Hz \simeq 156.13Hz$ ) comme exprime la figure (4.6).

PF1	PF2	PF3
258.4589	15.0068	1.0555

**Tableau 4.6** – Valeurs de l'indicateur SD



**Figure 4.6** – Spectre de log-d'enveloppe

## 4.4.2 Détection de défauts du roulement FAG-6203

Les signaux de vibration du roulement FAG-6203 sont disponibles dans la base de données de l'université de Paderborn (PU) (Annexe B). Parmi ces signaux, nous analysons uniquement deux signaux présents dans la sous-section (4.2.2). Après l'application de la méthode proposée à ces signaux, nous identifions onze composants grâce à l'algorithme EOE-LMD. En fonction des valeurs de SD représentant au tableau (4.7), les nouveaux signaux sont définis par l'équation (4.10).

$$\begin{cases} nx_{[900rpm]}(t) = PF_{10}(t) + PF_{11}(t) + \sum_{i=1}^5 PF_i(t) \\ nx_{[1500rpm]}(t) = PF_{10}(t) + \sum_{i=1}^8 PF_i(t) \end{cases} \quad (4.10)$$

	900 rpm	1500 rpm
PF1	604.5422	5.9841 10 <sup>3</sup>
PF2	275.0784	1.6814 10 <sup>3</sup>
PF3	636.1668	3.9458 10 <sup>3</sup>
PF4	407.0017	709.1308
PF5	112.2972	226.0334
PF6	36.8239	108.6035
PF7	37.5659	46.4501
PF8	28.3901	63.5045
PF9	21.9643	25.0400
PF10	50.4936	43.7094
PF11	42.6888	5.8339

**Tableau 4.7** – Indicateur SD

Une fois, le spectre du log-d'enveloppe d'autocorrélation calculé, nous observons deux pics importants à la fréquence de défaut de la bague extérieure du roulement lorsque celui-ci tourne à la vitesse de 900 rpm et 1500 rpm, comme le montre la figure (4.7).

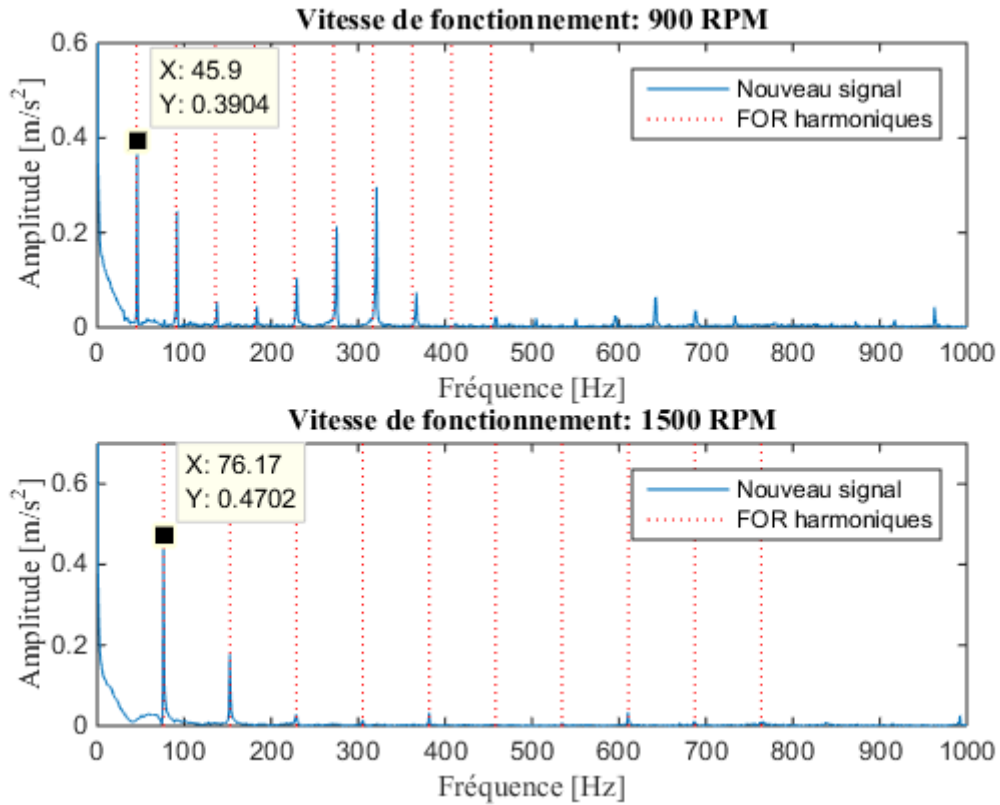


Figure 4.7 – Spectre de log-d’enveloppe : roulement FAG-6203

#### 4.4.3 Détection de défauts du roulement LDK UER204

Deux signaux de vibration révélant un défaut de la bague extérieure du roulement UER204, comme présenté au tableau (4.3), sont analysés selon la méthode proposée. Conformément à cette méthode, six composantes ont été obtenues par l’algorithme EOE-LMD pour le signal mesuré sur l’axe horizontal du roulement, et onze composantes ont été obtenues pour le signal mesuré sur l’axe vertical. Les valeurs de l’indicateur SD pour ces composantes sont très élevées, comme le montre le tableau (4.8). De ce fait, le nouveau signal de vibration est équivalent à celui du signal original.

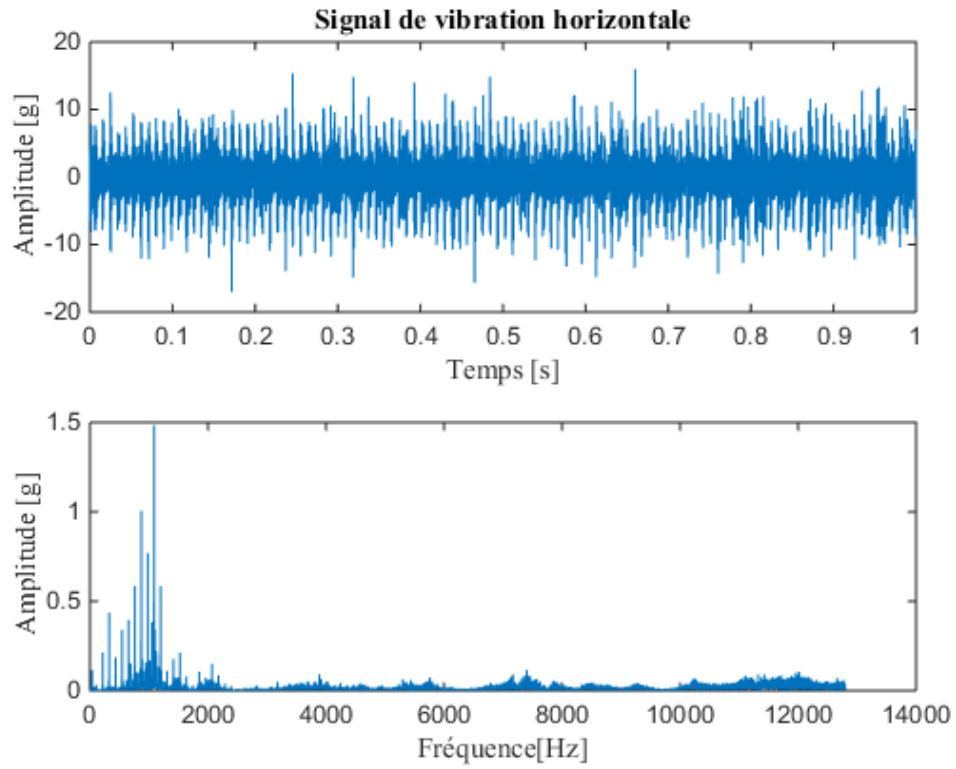


Figure 4.8 – Signal mesuré sur l'axe horizontal

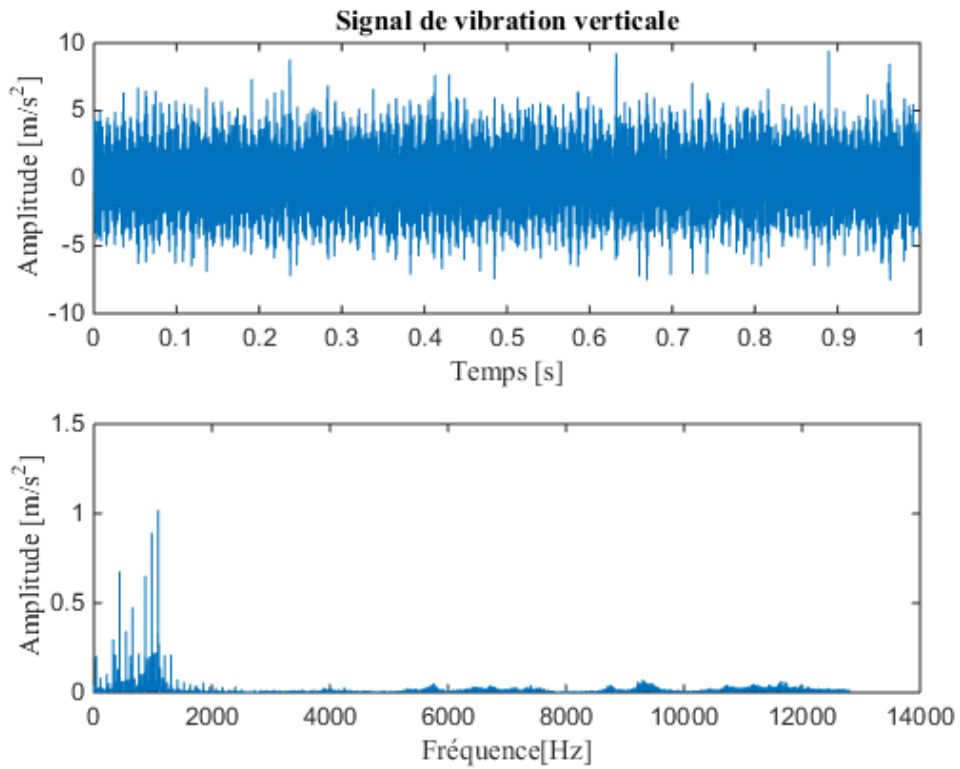
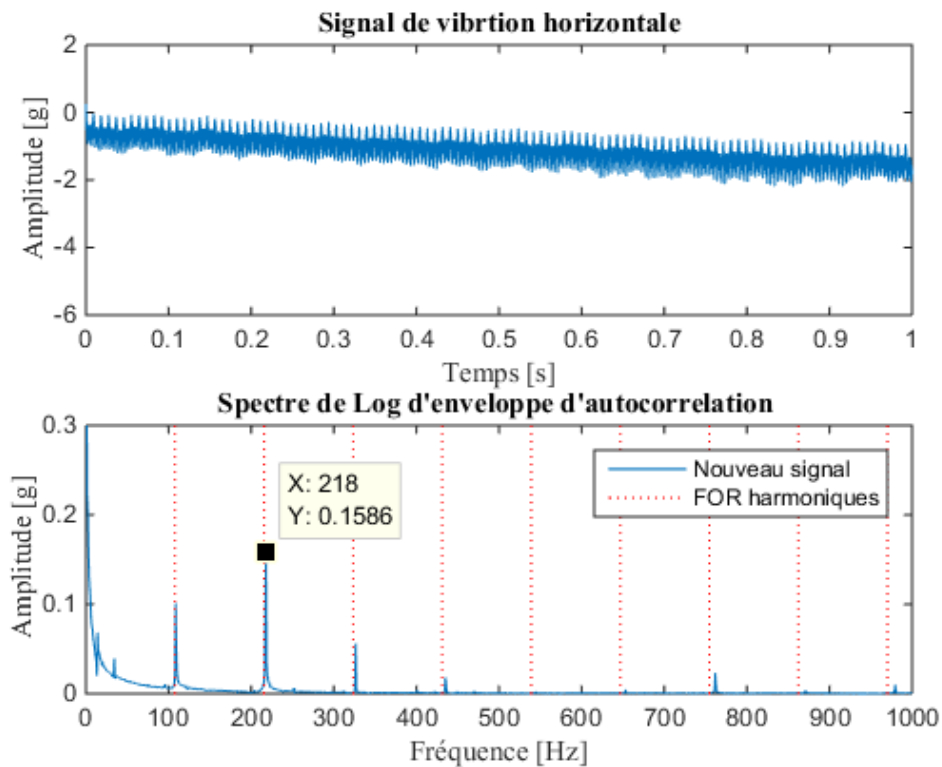


Figure 4.9 – Signal mesuré sur l'axe vertical

	Signal vertical	Signal horizontal
PF1	1.6643 10 <sup>4</sup>	5.8764 10 <sup>4</sup>
PF2	2.8019 10 <sup>4</sup>	3.9604 10 <sup>4</sup>
PF3	3.6098 10 <sup>4</sup>	8.6595 10 <sup>4</sup>
PF4	7.5435 10 <sup>3</sup>	9.6630 10 <sup>3</sup>
PF5	1.7053 10 <sup>3</sup>	4.7056 10 <sup>3</sup>
PF6	809.5509	1.7435 10 <sup>3</sup>
PF7	4.7805 10 <sup>3</sup>	
PF8	773.1438	
PF9	433.6332	
PF10	713.4724	
PF11	205.8009	

**Tableau 4.8** – Valeurs de l'indicateur SD des composants (PF)

Les spectres de l'enveloppe logarithmique d'autocorrélation présentés dans les figures (4.10 et 4.11) illustrent des trains de pics importants à la fréquence de défaut ( $107.8Hz \simeq 108.6Hz$ ).



**Figure 4.10** – Spectre de log-d'enveloppe d'autocorrélation : signal horizontal

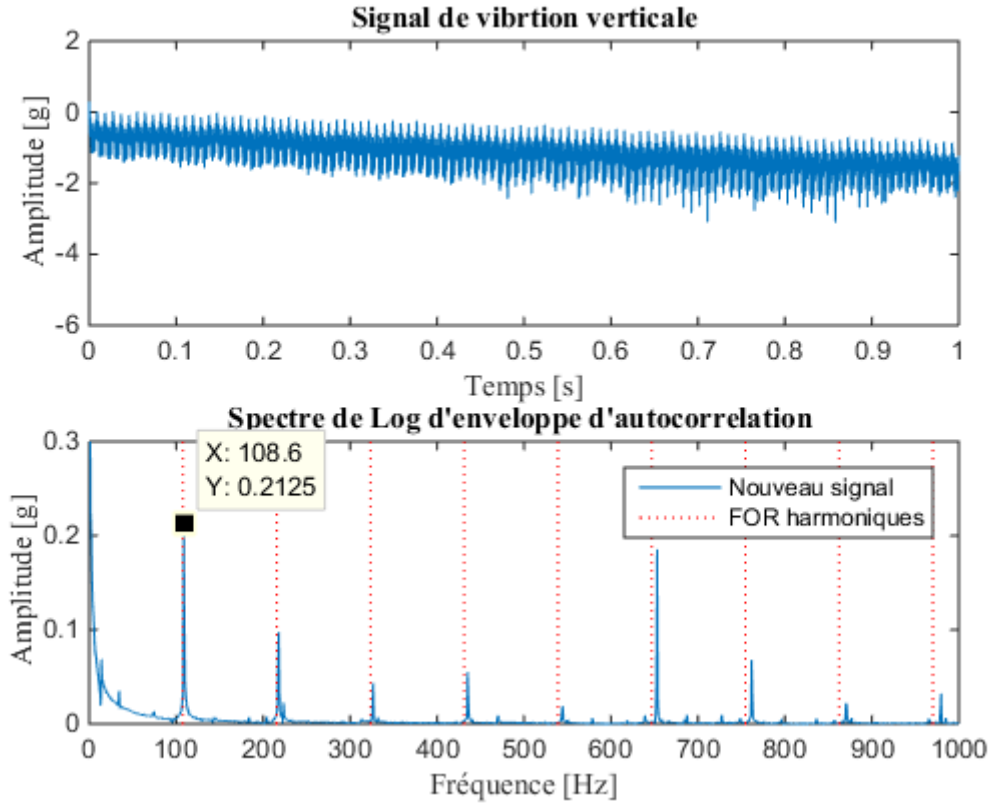


Figure 4.11 – Spectre de log-d'enveloppe d'autocorrélation : signal vertical

## 4.5 Étude comparative des méthodes

### 4.5.1 Évaluation comparative des résultats

Une comparaison entre les résultats de la méthode proposée, la méthode de démodulation et la méthode de déconvolution sont représentées dans cette section pour examiner l'efficacité de chaque méthode. La détection de défaut à base de démodulation selon les références ([33], [88], [106] et [107]) suit les étapes suivantes :

- Étape 1 : Sélection de la bande de fréquences efficace du signal à l'aide des méthodes telles que le kurtogramme et l'autogramme.
- Étape 2 : Filtrage du signal à l'aide d'un filtre passe-bande centré autour de la bande de fréquence.
- Étape 3 : Détermination du spectre d'enveloppe en vue de détecter les défauts.

Les méthodes de déconvolution, telles que le MCKD, sont largement utilisées dans le diagnostic des défauts. Ces méthodes se distinguent par leur capacité à extraire la composante impulsionnelle du signal liée au défaut. Selon les références ([85], [86], [108], [109] et [110]), la détection des défauts basés sur la déconvolution se compose de deux principales étapes suivantes :

- Étape 1 : Déconvolution du signal de vibration.

— Étape 2 : Détection des défauts à l'aide du spectre d'enveloppe.

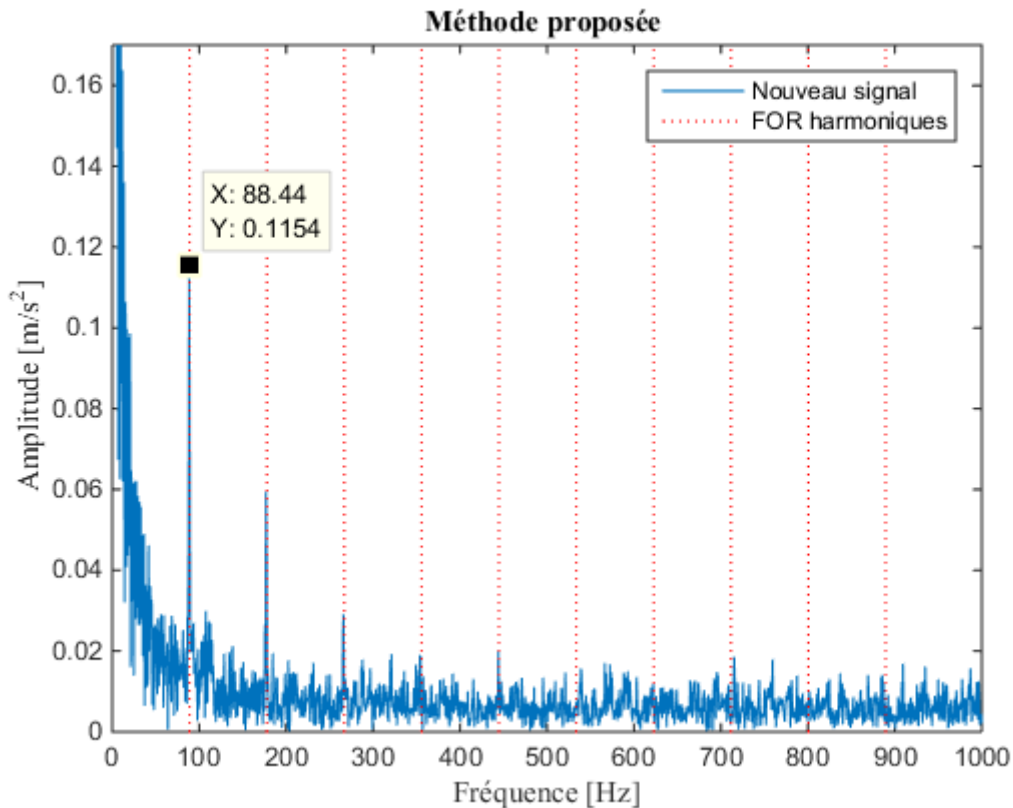
Ces méthodes sont appliquées à un signal de défaut de la bague extérieure du roulement à billes FAFNIR 203KD, disponible depuis la base de données de l'université d'Ottawa (Annexe D). Selon l'équation (1.12) et les paramètres dans le tableau (D.1), la fréquence de défaut est égale à 88.95 Hz.

Signal	Composant défaillant	Fréquence de défaut	Fréquence d'échantillonnage
<i>O_7_2.mat</i>	Bague extérieure	88.95 Hz	42 kHz

**Tableau 4.9** – Signal de vibration du roulement FAFNIR 203KD

Une fois que les méthodes de déconvolution, de démodulation et la méthode proposée sont appliquées à ce signal, on obtient les résultats suivants :

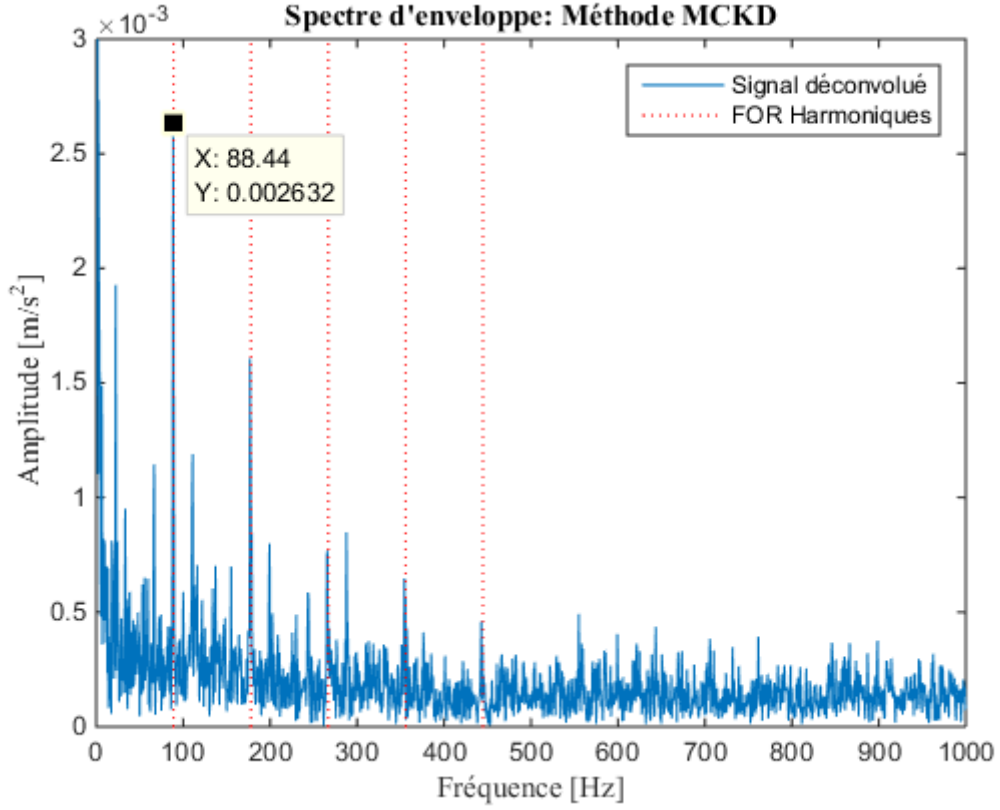
— La méthode proposée met en évidence un pic important à la fréquence de défaut de la bague extérieure, comme le montre le spectre de l'enveloppe logarithmique d'autocorrélation (Fig 4.12).



**Figure 4.12** – Spectre Log-enveloppe d'autocorrélation : Signal *O\_7\_2.mat*

— Le spectre d'enveloppe du signal extrait à l'aide de la méthode de déconvolution MCKD, avec les paramètres d'entrée suivants : longueur du filtre (100), ordre

(2), période (300) et nombre des itérations (10), présente un pic important à la fréquence de défaut, comme le montre la figure (4.13).



**Figure 4.13** – Résultat de la méthode de déconvolution

- Pour la méthode de démodulation, nous utilisons le Kurtogramme afin de sélectionner la bande de fréquences efficace, définie par l'équation (4.11).

$$\begin{cases} Fp_1 = fc - \frac{Bw}{2} \\ Fp_2 = fc + \frac{Bw}{2} \end{cases} \quad (4.11)$$

Où :  $(Bw)$  représente la largeur de la bande de fréquence,  $(fc)$  représente la fréquence centrée, et  $(F_p)$  les limites de fréquences.

Cette bande de fréquence s'étend de 6400 Hz à 9600 Hz, avec une fréquence de résonance de 8000 Hz, une largeur de 3200 Hz et un kurtosis spectral de 48.2 au niveau deux, comme illustré dans la figure (4.14). Ensuite, dans le spectre d'enveloppe du signal filtré, nous observons un pic d'amplitude élevée à la fréquence de défaut (Fig 4.15).

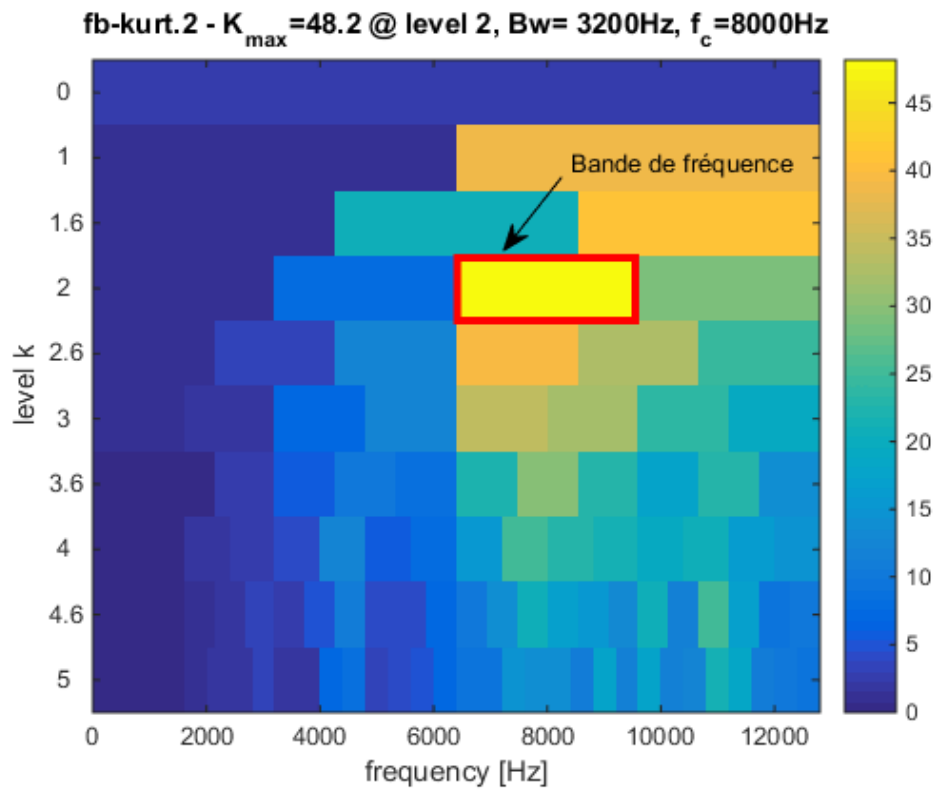


Figure 4.14 – Kurtogramme

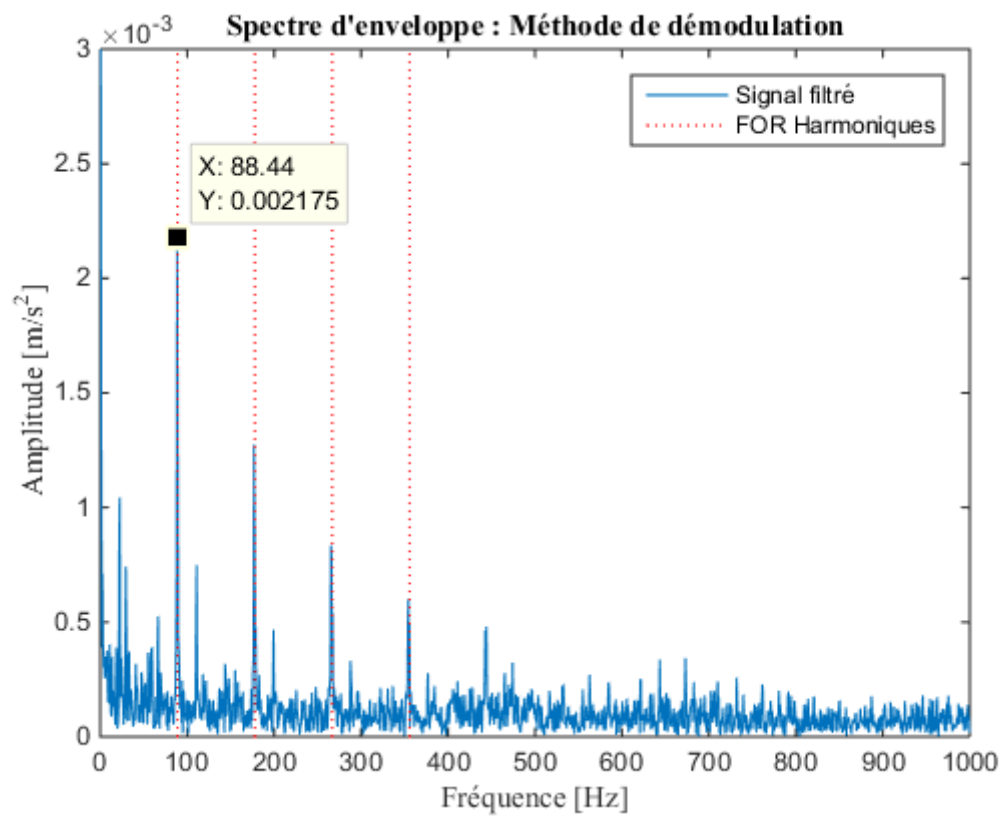


Figure 4.15 – Résultat de la méthode de démodulation

Les différentes méthodes donnent le même résultat, qui se manifeste par un pic d'amplitude élevée à la fréquence de défaut de la bague extérieure du roulement, comme le montrent les figures (4.12, 4.13 et 4.15). Cependant, l'amplitude du pic diffère : ( $0.1154 m/s^2$ ) pour la méthode proposée, ( $0.0021 m/s^2$ ) pour la méthode de démodulation et ( $0.0026 m/s^2$ ) pour la méthode de déconvolution. Ainsi, la valeur du kurtosis de chaque nouveau signal obtenu par les méthodes de détection est différente. Le kurtosis prend une valeur supérieure à trois pour un roulement défectueux, et cette valeur augmente selon le degré de gravité du défaut. Le tableau (4.10) présente les valeurs de kurtosis des nouveaux signaux obtenus par la méthode proposée, la méthode de démodulation et la méthode de déconvolution. Le nouveau signal pour la méthode de démodulation est déterminé après le filtrage passe-bande du signal. De même, pour la méthode de déconvolution, le nouveau signal est obtenu après la déconvolution par la méthode MCKD. En ce qui concerne la méthode proposée, le nouveau signal est déterminé après la décomposition et la reconstruction selon les valeurs de l'indicateur SD et l'application de la fonction d'autocorrélation. Les nouveaux signaux trouvés par la méthode proposée illustrent des valeurs de kurtosis très élevées par rapport aux autres signaux obtenus par les autres méthodes. Une valeur de kurtosis élevée indique que le nouveau signal, dépendant du roulement défaillant, présente un défaut grave et contient un grand nombre d'impulsions. Ainsi, selon les valeurs de kurtosis, on constate que le degré de gravité du défaut et le nombre d'impulsions sont différents pour chaque signal.

	<b>O_7_2.mat</b>	<b>172.mat</b>	<b>170.mat</b>
Signal original	5.9285	16.5264	25.2998
Méthode proposée	<b>4762.1</b>	<b>118.7877</b>	<b>122.2167</b>
Nouveau signal Méthode de démodulation	61.0384	16.7446	25.8812
Méthode de déconvolution	11.3375	9.9699	21.2995

**Tableau 4.10** – Valeurs de kurtosis des nouveaux signaux

## 4.5.2 Utilisation du spectre des valeurs absolues

La figure (4.16) représente le spectre de valeurs absolues du signal de défaut de la bague extérieure du roulement FAFNIR 203 KD (Tab 4.9), disponible dans la base de données de l'université d'ottawa (Annexe D). Le spectre de valeurs absolues est obtenu après les deux étapes suivantes :

- Filtrage en bande passante du signal à l'aide de deux fréquences de passage (15750 Hz et 10500 Hz) défini précédemment grâce au Kurtogramme (Fig 4.14).
- Détermination du spectre des valeurs absolues selon l'équation (4.6).

Lorsque le spectre des valeurs absolues est utilisé comme une étape finale à la place du spectre d'enveloppe dans la méthode de déconvolution et l'analyse d'enveloppe, on constate que l'on retrouve la même forme que celle obtenue par le spectre d'enveloppe, comme le montrent les figures (4.16) et (4.17).

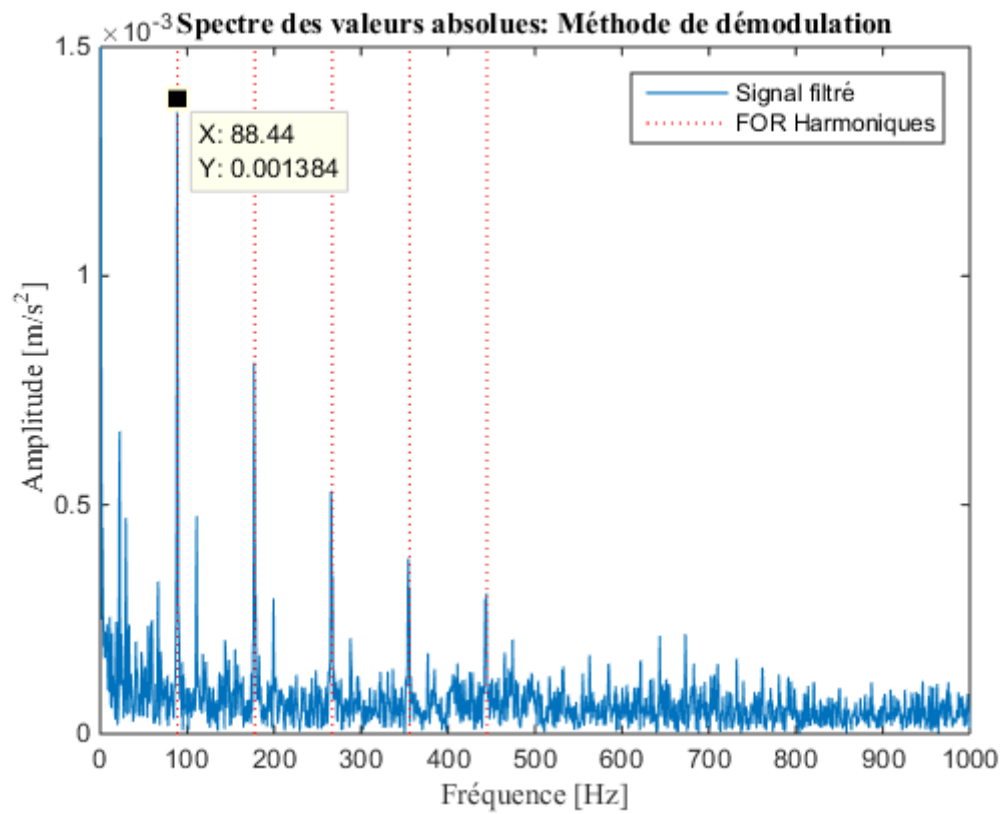


Figure 4.16 – Spectre des valeurs absolues

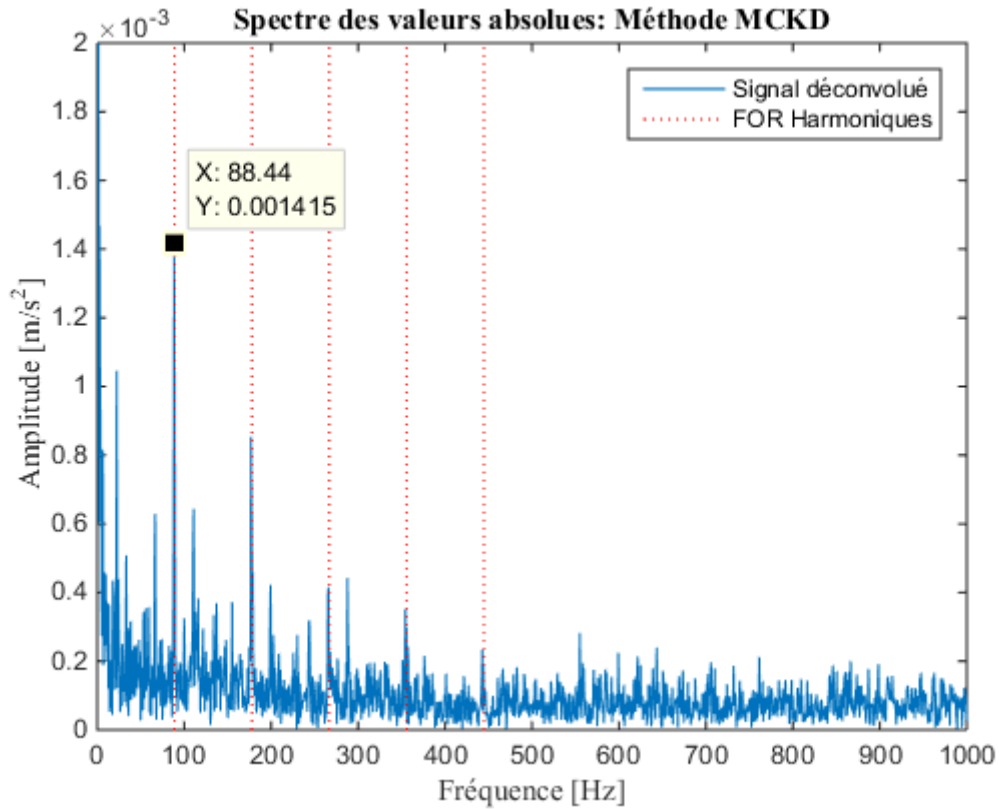


Figure 4.17 – Spectre des valeurs absolues obtenu après la déconvolution

### 4.5.3 Application du spectre du moment d'ordre deux

Les figures (4.18) et (4.19) illustrent le spectre du moment d'ordre deux lorsqu'il est utilisé comme étape finale dans la méthode de déconvolution et l'analyse d'enveloppe, appliquées au signal (*O\_7\_2.mat*), ainsi que sur le signal mesuré sur l'axe vertical de la base de données XJTU-SY, comme représenté aux tableaux (4.9) et (4.3) respectivement. Des résultats identiques à ceux obtenus par le spectre d'enveloppe et le spectre de valeurs absolues sont trouvés par le spectre du moment d'ordre deux lorsqu'il est utilisé comme une étape finale dans la méthode de détection de défauts. La forme du spectre du moment d'ordre deux est parfois similaire à celle d'autres spectres d'enveloppe et parfois différente. Il est important de noter que les pics d'amplitude élevée aux fréquences de défaut sont toujours observés dans tous les spectres d'enveloppe.

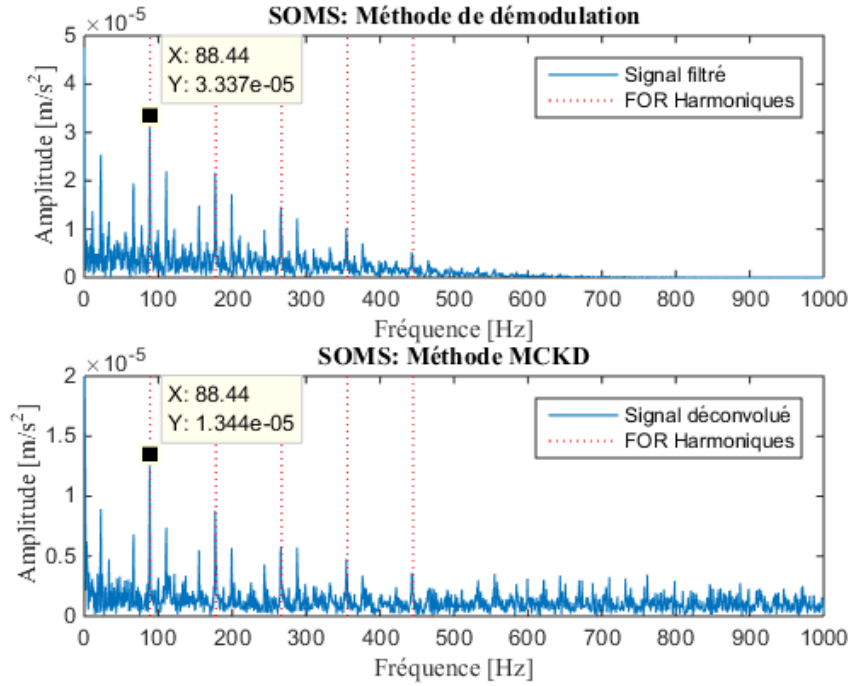


Figure 4.18 – Spectre du moment d'ordre deux : Signal (*O\_7\_2.mat*)

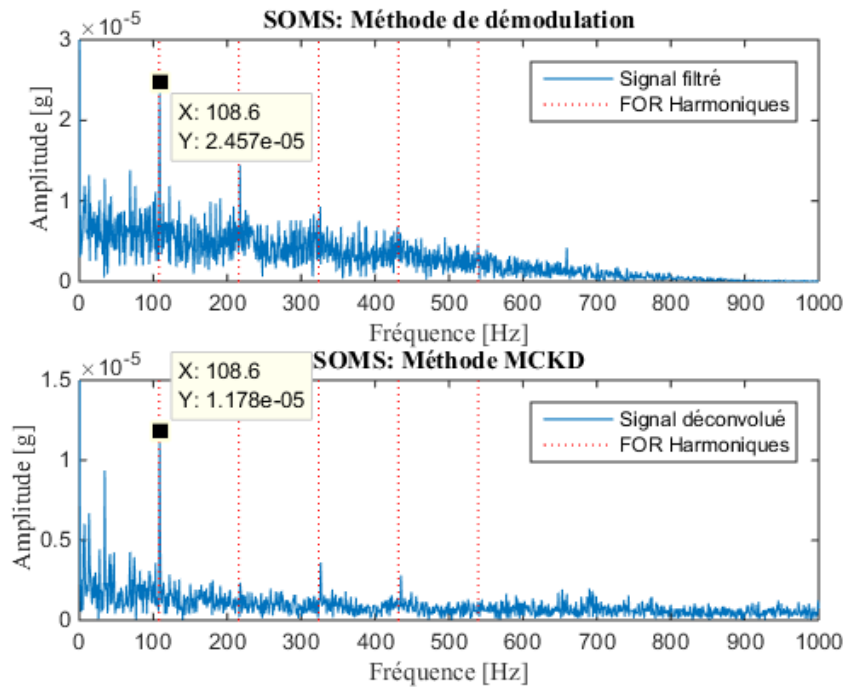


Figure 4.19 – SOMS : Signal mesuré sur l'axe vertical

## 4.6 Conclusion

Plusieurs signaux de défauts de roulements disponibles depuis différentes plateformes universitaires sont analysés aussi bien par la méthode proposée que par d'autres méthodes. Celle-ci illustre un résultat final sous forme de pics d'amplitude élevés à la fréquence de défaut, laquelle est calculée par des équations mathématiques intégrant les paramètres de la géométrie du roulement ainsi que la vitesse de rotation. La forme du spectre du signal de vibration original, obtenue à l'aide de la transformée de Fourier, est complexe car elle présente des pics importants à des fréquences différentes, ce qui entraîne une difficulté pour détecter le défaut. Cette complexité est due au bruit et à l'information inutile générée lors du processus de mesure du signal, par des facteurs tels que le champ magnétique. La suppression des données non pertinentes constitue une étape essentielle dans les méthodes de détection des défauts, comme la fonction d'autocorrélation, largement appliquée pour renforcer les données utiles tout en réduisant le bruit. De plus, la sélection des informations importantes est réalisée grâce à des paramètres tels que l'indicateur SD que nous avons proposé, lequel témoigne d'une bonne efficacité. De même, l'association entre le spectre de l'enveloppe logarithmique et l'autocorrélation donne une forme simplifiée du spectre, facilitant ainsi la détection de défauts simplement à l'aide de la fréquence de pic. Selon notre étude comparative, la méthode proposée de détection de défauts, ainsi que le spectre des valeurs absolues et le spectre du moment d'ordre deux que nous proposons, sont très efficaces pour la détection des défauts.

# Conclusion générale et perspectives

Le diagnostic des défauts basés sur le traitement du signal de vibration se divise en deux grandes catégories représentées comme suit :

- La première catégorie correspond aux méthodes de détection et de localisation des défauts basées sur les fréquences des pics d'amplitude élevée. Dans l'ensemble des méthodes développées dans ce contexte, le spectre d'enveloppe, ainsi que d'autres types d'enveloppes tels que l'enveloppe logarithmique et l'enveloppe quadratique, sont extraits à l'aide de la transformée de Hilbert ou de l'opérateur d'énergie Teager-Kaiser. Ce spectre d'enveloppe est ensuite utilisé comme étape finale pour localiser et identifier les défauts.
- La deuxième catégorie concerne la classification des types de défauts à l'aide du principe de la machine d'apprentissage. Ce principe consiste à extraire des caractéristiques sous forme de paramètres statistiques ou d'images à partir du signal de vibration. Ensuite, ces caractéristiques sont intégrées dans des classificateurs afin d'évaluer la performance du modèle de classification et son efficacité.

D'après les études qui ont été réalisées et ci-présentées, on constate que :

- Le signal de vibration original est bruité et contient des informations inutiles, tandis que la forme du spectre du signal est complexe en raison de la présence de plusieurs pics d'amplitude à différentes fréquences, rendant ainsi la détection de défauts impossible. Par conséquent, la simplification de la forme du spectre est nécessaire et peut-être réalisée en décomposant le signal en plusieurs signaux, puis en sélectionnant ceux contenant des données utiles liées au défaut, à l'aide de paramètres tels que le kurtosis, la corrélation, l'entropie, l'énergie et l'indice de Gini. Ensuite, le filtrage passe-bande du signal autour de la bande de fréquences pertinentes, la déconvolution et les opérateurs morphologiques permettent d'éliminer le bruit, tandis que la qualité du signal est évaluée par des paramètres tels que le rapport signal sur le bruit (SNR).
- Les paramètres d'entrée de chaque algorithme, que ce soit pour la déconvolution ou la décomposition, peuvent avoir une influence sur les résultats finaux des méthodes de détection, ce qui implique une bonne estimation de ces paramètres avant leur utilisation. De plus, cette estimation se base sur la similarité et le

nombre des impulsions dans le signal : une grande similarité assure la conservation des données initiales, tandis qu'un grand nombre d'impulsions indique la présence et la gravité des défauts.

- La forme du spectre d'enveloppe, obtenue par la transformation d'Hilbert et de Fourier, peut être facilement identifiée à travers le spectre des valeurs absolues défini par la transformée de Fourier des valeurs absolues, rendant ainsi toutes les données du signal positives.
- Les méthodes de diagnostic sont réparties selon cinq axes : le débruitage pour la suppression du bruit, la décomposition du signal en plusieurs composants, la déconvolution pour extraire la partie impulsionnelle du signal avec la réduction du bruit, la démodulation pour sélectionner la bande de fréquences efficace avec un filtrage passe-bande, et la classification des défauts.
- L'indicateur symptôme de défaut permet d'identifier l'état du roulement de manière optimale, car il repose sur l'indice de Gini, qui s'est montré plus efficace que d'autres indicateurs tels que le kurtosis. Ce dernier prend en effet une valeur supérieure à trois pour un roulement défaillant, et cette valeur augmente de façon disproportionnée avec le nombre d'impulsions de défaut. À l'inverse, l'indice de Gini varie proportionnellement au nombre d'impulsions, ce qui permet une évaluation plus précise et plus fiable de l'état du roulement.
- L'association entre les fonctions de logarithme, d'autocorrélation et le spectre d'enveloppe permet d'obtenir une forme de spectre facile à interpréter, car elle ne contient pas de bruit et met en évidence la composante impulsionnelle du signal.
- La méthode de détection de défauts proposée est destinée aux roulements positionnés dans les machines tournantes fonctionnant à vitesse constante, non variable au cours du temps, comme les moteurs électriques.

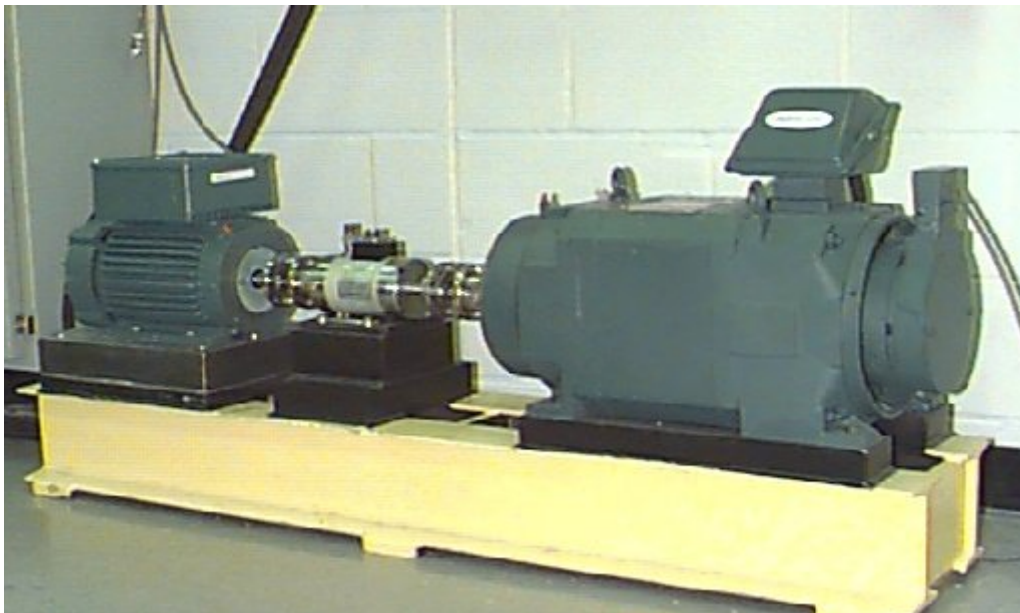
En perspective de ce travail, nous proposons :

- L'étude d'un indicateur robuste aux conditions de fonctionnement, à la vitesse et à la charge, pour identifier l'état de roulement.
- L'étude d'une nouvelle méthode de diagnostic basée sur la surveillance à seuil, car il existe certains signaux de vibration qui donnent des résultats erronés lorsqu'ils sont analysés par les méthodes de détection de défauts actuelles.
- L'introduction d'une méthode d'optimisation et de minimisation du nombre des paramètres d'entrée aux méthodes de diagnostic pour éliminer les influences sur les résultats finaux.

# Annexe A

## Base de données de la CWRU

L'université Case Western Reserve (CWRU) met à disposition une base de données. On y trouve les signaux de vibration de deux roulements : un du type 6205-2 RS JEM SKF positionnés sur le côté de l'entraînement, et l'autre du type 6203-2 RS JEM SKF placé sur le côté du ventilateur [111]. Le banc d'essai utilisé pour mesurer les signaux se compose d'un moteur électrique. Sur ce moteur, les deux roulements mentionnés précédemment sont montés [111]. De plus, un transducteur de couple est positionné au centre et un dynamomètre est positionné à droite, comme illustré sur la figure (A.1) [111].



**Figure A.1** – Banc d'essai utilisé par la CWRU

Des défauts ponctuels sont usinés sur les composants des roulements avec des diamètres de défaut de 0.1778 mm, 0.3556 mm, 0.5334 mm, 0.7112 mm et 1.016 mm [111].

La vitesse et la charge du moteur varient et adoptent les valeurs suivantes [111] :

$$F_r[tr/min] \in [1797, 1772, 1750, 1730] \quad (\text{A.1})$$

$$Charge[Nm/s] \in [0, 745.6, 1491.2, 2236.8] \quad (\text{A.2})$$

Les paramètres géométriques des roulements sont présentés au tableau (A.1) [111]. À partir de ces paramètres, des coefficients sont calculés pour déterminer la fréquence de défaut de chaque composant du roulement, comme montré dans le tableau (A.2) [111]. Sur la base de ces coefficients et de la vitesse de rotation, les fréquences théoriques de défauts sont calculées [111].

	<b>6205-SKF</b>	<b>6203-SKF</b>
Diamètre de la bague intérieure	25.001 mm	17 mm
Diamètre de la bague extérieure	51.998 mm	39.999 mm
Diamètre de la bille	7.94 mm	6.746 mm
Diamètre primitif	39.039 mm	28.498 mm

**Tableau A.1** – Paramètres géométriques des roulements

	<b>6205-SKF</b>	<b>6203-SKF</b>
Bague intérieure	5.4152	4.9469
Bague extérieure	3.5848	3.0530
Bille	4.7135	3.9874
Cage	0.39828	0.3817

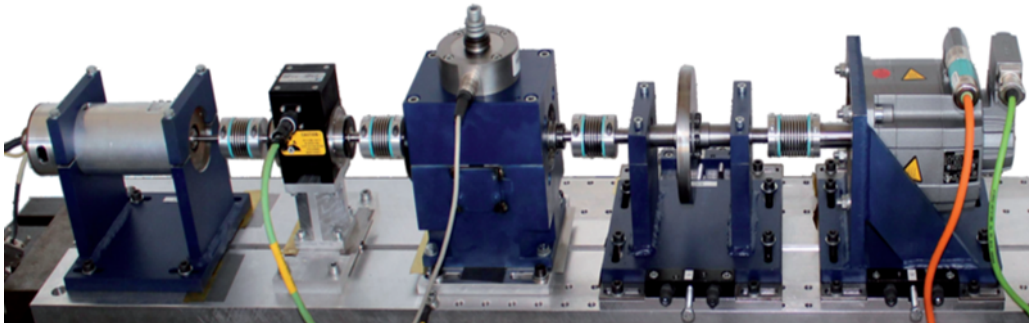
**Tableau A.2** – Coefficients multiplicateurs

Les signaux de vibration sont mesurés à l'aide d'accéléromètres qui ont été placés à l'extrémité d'entraînement et à l'extrémité du ventilateur du moteur [111]. Les signaux sont mesurés à une fréquence d'échantillonnage de 12 kHz ou 48 kHz, et sont enregistrés dans des fichiers MATLAB [111].

## Annexe B

# Base de données de l'université de Paderborn

Dans la base de données de l'université de Paderborn (PU), on retrouve les signaux de vibration du roulement à billes du type 6203-FAG, obtenus à partir d'un banc d'essai comprenant un moteur électrique, un arbre, un module d'essai de roulement et un volant, comme illustré sur la figure (B.1) [113].



**Figure B.1** – Banc d'essai utilisé par PU

L'accélération du roulement est collectée à l'aide d'un accéléromètre piézoélectrique de modèle No. 336C04 PCB [113]. Les signaux sont mesurés à une fréquence d'échantillonnage de 64 kHz et sont enregistrés dans des fichiers MATLAB. Les paramètres du roulement, que ce soit les diamètres de la bague extérieure et intérieure, l'angle de contact et le nombre de billes, sont représentés dans le tableau (B.1) [113].

Paramètre	Valeur
Diamètre de la bague intérieure	24 mm
Diamètre de la bague extérieure	33.1 mm
Diamètre de l'élément roulant	6.75 mm
Angle de contact	0°
Numéro de l'élément roulant	8
Diamètre primitif	28.55 mm

**Tableau B.1** – Paramètres du roulement 6203-FAG

Ainsi que les conditions de fonctionnement utilisées lors des tests, sont présentées dans le tableau (B.2) [113].

Vitesse de rotation [rpm]	Charge du couple [Nm]	Force radiale [N]
1500	0.7	1000
900	0.7	1000
1500	0.1	1000
1500	0.7	400

**Tableau B.2** – Conditions de fonctionnement

# Annexe C

## Base de données XJTU-SY

Sur la plateforme de l'université Xi'an Jiaotong (XJTU-SY), un banc d'essai est élaboré pour mesurer les signaux de vibration d'un roulement du type LDK UER204 [112]. Le banc d'essai contient un ensemble d'éléments, comme illustré sur la figure (C.1) [112].

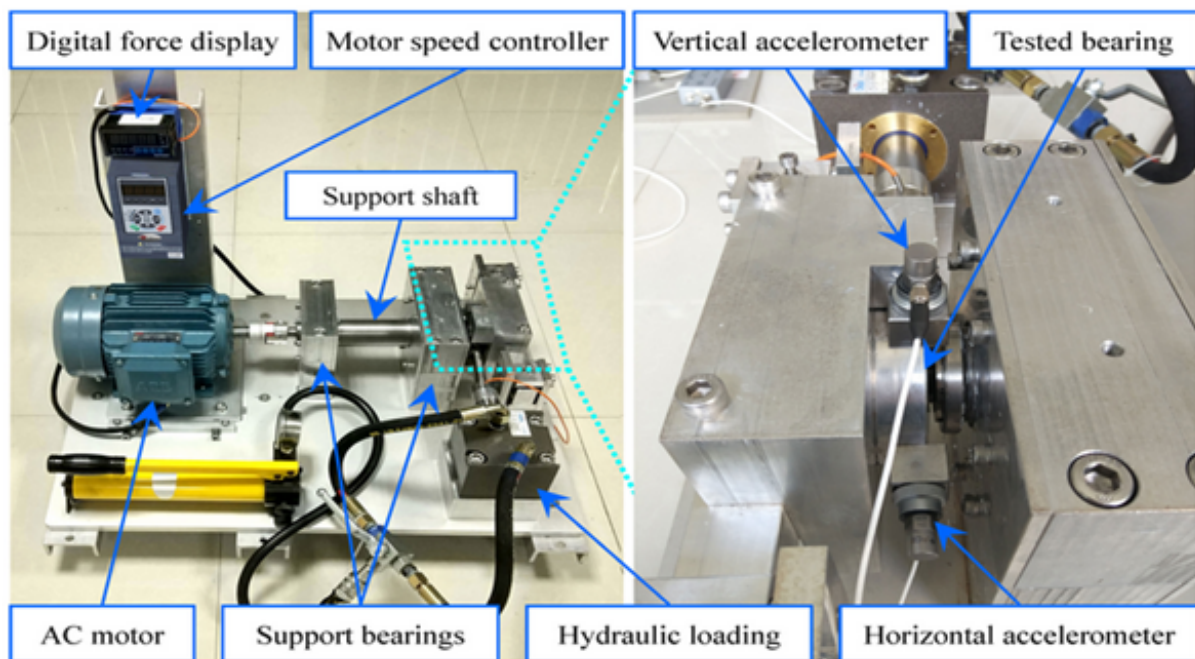


Figure C.1 – Banc d'essai utilisé par XJTU-SY

Les paramètres du roulement LDK UER204 sont présentés dans le tableau (C.1) [112].

Paramètre	Valeur
Diamètre de la bague intérieure	29.30 mm
Diamètre de la bague extérieure	39.8 mm
Diamètre de la bille	7.92 mm
Angle de contact	0°
Nombre de bille	8
Diamètre primitif	34.55 mm

**Tableau C.1** – Paramètres géométriques

De plus, le roulement est testé dans trois conditions de fonctionnement, comme illustré ci-dessous [112].

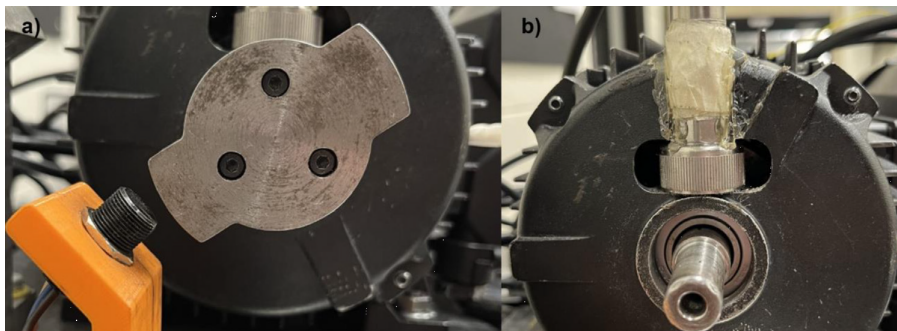
- Condition 1 : vitesse 2100 tr/min (35 Hz), charge 12 kN.
- Condition 2 : vitesse 2250 tr/min (37.5 Hz), charge 11 kN.
- Condition 3 : vitesse 2400 tr/min (40 Hz), charge 10 kN.

La mesure des signaux de vibration du roulement est effectuée à l'aide de deux accéléromètres du type PCB 352C33, l'un étant monté sur l'axe horizontal et l'autre sur l'axe vertical [112]. Les signaux ont été échantillonnés à une fréquence de 25.6 kHz et enregistrés sous forme de fichiers Excel [112].

# Annexe D

## Base de données de l'université d'Ottawa

Un banc d'essai se compose d'un moteur électrique monophasé, fonctionnant à une vitesse constante de 1750 trs/min [114]. Il est utilisé pour mesurer les signaux de vibration d'un roulement à billes du modèle FAFNIR 203KD, placés au niveau de l'arbre du moteur [114]. Les vibrations de ce roulement sont collectées par un accéléromètre du modèle PCB 623C01, monté par un aimant sur le logement du roulement, comme le montre la figure (D.1) [114]. Le tableau (D.1) présente les paramètres du roulement utilisé dans le bac d'essai.



**Figure D.1** – Placement d'accéléromètre

Paramètre	Valeur
Diamètre de la bille	6.77 mm
Nombre des billes	8
Diamètre primitif	28.5 mm

**Tableau D.1** – Paramètres du roulement FAFNIR 203KD

Les données des signaux de vibration sont connectées entre l'ordinateur et le capteur par un système d'acquisition de données, puis enregistrées sous forme de fichiers

MATLAB avec une fréquence d'échantillonnage de 42 kHz [114]. De plus, les signaux liés aux défauts de la bague intérieure, extérieure et de la cage ont été enregistrés sous une charge de 400 N, mais aucune charge n'a été appliquée pour les signaux liés aux défauts de la bille [114].

# Bibliographie

- [1] PIERRON, C. (2016). Maîtriser la maintenance de l'outil de production. Techniques de l'ingénieur.
- [2] Moret, M., & Guay, P. (2021). Roulements-les différents types et montages. Techniques de l'ingénieur. Référence BM5370 v1.
- [3] Khonsari, M. M., & Booser, E. R. (2017). Applied tribology : bearing design and lubrication. John Wiley & Sons.
- [4] Khan, M. A., Asad, B., Kudelina, K., Vaimann, T., & Kallaste, A. (2022). The bearing faults detection methods for electrical machines—the state of the art. *Energies*, 16(1), 296.
- [5] Pascal GUAY. (2021). Roulements - Principes et données communes. Techniques de l'ingénieur. Référence BM5371 V3.
- [6] Yakout, M., Elkhatib, A., & Nassef, M. G. A. (2018). Rolling element bearings absolute life prediction using modal analysis. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 32, 91-99.
- [7] Hodowanec, M. M. (1995, June). Satisfactory motor bearing service life : a review of often overlooked design considerations. In *Conference Record of 1995 Annual Pulp and Paper Industry Technical Conference* (pp. 170-177). IEEE.
- [8] Peng, B., Bi, Y., Xue, B., Zhang, M., & Wan, S. (2022). A survey on fault diagnosis of rolling bearings. *Algorithms*, 15(10), 347.
- [9] Gong, X., & Qiao, W. (2013). Bearing fault diagnosis for direct-drive wind turbines via current-demodulated signals. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 60(8), 3419-3428.
- [10] Kumar, S., Goyal, D., Dang, R. K., Dhama, S. S., & Pabla, B. S. (2018). Condition based maintenance of bearings and gears for fault detection—A review. *Materials Today : Proceedings*, 5(2), 6128-6137.
- [11] Ahmad, R., & Kamaruddin, S. (2012). An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application. *Computers & industrial engineering*, 63(1), 135-149.

- [12] Stack, J. R., Harley, R. G., & Habetler, T. G. (2004). An amplitude modulation detector for fault diagnosis in rolling element bearings. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 51(5), 1097-1102.
- [13] Gundewar, S. K., & Kane, P. V. (2021). Condition monitoring and fault diagnosis of induction motor. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 9, 643-674.
- [14] Mohd Ghazali, M. H., & Rahiman, W. (2021). Vibration analysis for machine monitoring and diagnosis : a systematic review. *Shock and Vibration*, 2021, 1-25.
- [15] Randall, R. B. (2004). State of the art in monitoring rotating machinery-part 1. *Sound and vibration*, 38(3), 14-21.
- [16] Gupta, P., & Pradhan, M. K. (2017). Fault detection analysis in rolling element bearing : A review. *Materials Today : Proceedings*, 4(2), 2085-2094.
- [17] Patil, M. S., Mathew, J., & RajendraKumar, P. K. (2008). Bearing signature analysis as a medium for fault detection : A review.
- [18] Dyer, D., & Stewart, R. M. (1978). Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis.
- [19] Neupane, D., & Seok, J. (2020). Bearing fault detection and diagnosis using case western reserve university dataset with deep learning approaches : A review. *IEEE Access*, 8, 93155-93178.
- [20] Jain, P. H., & Bhosle, S. P. (2021). A review on vibration signal analysis techniques used for detection of rolling element bearing defects. *SSRG Int. J. Mech. Eng*, 8, 14-29.
- [21] Dragomiretskiy, K., & Zosso, D. (2013). Variational mode decomposition. *IEEE transactions on signal processing*, 62(3), 531-544.
- [22] Nazari, M., & Sakhaei, S. M. (2020). Successive variational mode decomposition. *Signal Processing*, 174, 107610.
- [23] Miao, Y., Zhang, B., Li, C., Lin, J., & Zhang, D. (2022). Feature mode decomposition : New decomposition theory for rotating machinery fault diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 70(2), 1949-1960.
- [24] Jia, X., Zhao, M., Buzza, M., Di, Y., & Lee, J. (2017). A geometrical investigation on the generalized lp/lq norm for blind deconvolution. *Signal Processing*, 134, 63-69.
- [25] Zhao, M., Lin, J., Miao, Y., & Xu, X. (2016). Feature mining and health assessment for gearboxes using run-up/coast-down signals. *Sensors*, 16(11), 1837.
- [26] Albezzawy, M. N., Nassef, M. G., & Sawalhi, N. (2020). Rolling element bearing fault identification using a novel three-step adaptive and automated filtration scheme based on Gini index. *ISA transactions*, 101, 453-460.

- [27] Hou, B., Wang, D., Yan, T., & Peng, Z. (2021). A comparison of machine health indicators based on the impulsiveness of vibration signals. *Acoustics Australia*, 49, 199-206.
- [28] Gu, R., Chen, J., Hong, R., Wang, H., & Wu, W. (2020). Incipient fault diagnosis of rolling bearings based on adaptive variational mode decomposition and Teager energy operator. *Measurement*, 149, 106941.
- [29] Miao, Y., Zhang, B., Lin, J., Zhao, M., Liu, H., Liu, Z., & Li, H. (2022). A review on the application of blind deconvolution in machinery fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 163, 108202.
- [30] Duan, R., Liao, Y., Yang, L., Xue, J., & Tang, M. (2021). Minimum entropy morphological deconvolution and its application in bearing fault diagnosis. *Measurement*, 182, 109649.
- [31] McDonald, G. L., Zhao, Q., & Zuo, M. J. (2012). Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 33, 237-255.
- [32] Antoni, J. (2007). Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(1), 108-124.
- [33] Moshrefzadeh, A., & Fasana, A. (2018). The Autogram : An effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis. *Mechanical systems and signal processing*, 105, 294-318.
- [34] Mert, A., & Akan, A. (2014). Detrended fluctuation thresholding for empirical mode decomposition based denoising. *Digital signal processing*, 32, 48-56.
- [35] Liu, Y., Yang, G., Li, M., & Yin, H. (2016). Variational mode decomposition denoising combined the detrended fluctuation analysis. *Signal Processing*, 125, 349-364.
- [36] Chen, B., Cheng, Y., Zhang, W., & Mei, G. (2022). Investigation on enhanced mathematical morphological operators for bearing fault feature extraction. *ISA transactions*, 126, 440-459.
- [37] Feldman, M. (2011). Hilbert transform in vibration analysis. *Mechanical systems and signal processing*, 25(3), 735-802.
- [38] Azergui, M., Abenaou, A., & Bouzahir, H. (2018). A Teager–Kaiser energy operator and wavelet packet transform for bearing fault detection. *Smart Science*, 6(3), 227-233.
- [39] Zhou, X., Li, Y., Jiang, L., & Zhou, L. (2021). Fault feature extraction for rolling bearings based on parameter-adaptive variational mode decomposition and multi-point optimal minimum entropy deconvolution. *Measurement*, 173, 108469.

- [40] Jiao, J., Zhao, M., Lin, J., & Liang, K. (2020). A comprehensive review on convolutional neural network in machine fault diagnosis. *Neurocomputing*, 417, 36-63.
- [41] Kuncan, Melih, et al. (2020). A novel feature extraction method for bearing fault classification with one dimensional ternary patterns. *ISA transactions*, 100, 346-357.
- [42] Amram, D. (1980). *Vibrations*. Wolters Kluwer Belgium.
- [43] Márquez, F. P. G., Tobias, A. M., Pérez, J. M. P., & Papaelias, M. (2012). Condition monitoring of wind turbines : Techniques and methods. *Renewable energy*, 46, 169-178.
- [44] Wang, H., Xiong, D., Duan, Y., Liu, J., & Zhao, X. (2023). Advances in vibration analysis and modeling of large rotating mechanical equipment in mining arena : A review. *AIP Advances*, 13(11).
- [45] Zhang, J. Z., & Chen, J. C. (2008). Tool condition monitoring in an end-milling operation based on the vibration signal collected through a microcontroller-based data acquisition system. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 39, 118-128.
- [46] Gani, A., & Salami, M. J. E. (2002, July). A LabVIEW based data acquisition system for vibration monitoring and analysis. In *Student conference on research and development* (pp. 62-65). IEEE.
- [47] Awasthi, S., & Joshi, A. (2015, February). MEMS accelerometer based system for motion analysis. In *2015 2nd International Conference on Electronics and Communication Systems (ICECS)* (pp. 762-767). IEEE.
- [48] BOULENGER, A. (2006). *Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations*. Ed. Techniques Ingénieur.
- [49] Sahraoui, M. A., Rahmoune, C., Meddour, I., Bettahar, T., & Zair, M. (2023). New criteria for wrapper feature selection to enhance bearing fault classification. *Advances in Mechanical Engineering*, 15(6), 16878132231183862.
- [50] Van, M., & Kang, H. J. (2015). Bearing defect classification based on individual wavelet local fisher discriminant analysis with particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 12(1), 124-135.
- [51] Miao, Y., Zhao, M., & Lin, J. (2017). Improvement of kurtosis-guided-grams via Gini index for bearing fault feature identification. *Measurement Science and Technology*, 28(12), 125001.
- [52] Jain, P. H., & Bhosle, S. P. (2022). Analysis of vibration signals caused by ball bearing defects using time-domain statistical indicators. *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, 9(90), 700.

- [53] Hu, A., Xiang, L., & Zhu, L. (2020). An engineering condition indicator for condition monitoring of wind turbine bearings. *Wind Energy*, 23(2), 207-219.
- [54] Oh, S. H., Lee, Y. R., & Kim, H. N. (2014). A novel EEG feature extraction method using Hjorth parameter. *International Journal of Electronics and Electrical Engineering*, 2(2), 106-110.
- [55] Bai, R., Meng, Z., Xu, Q., & Fan, F. (2023). Fractional Fourier and time domain recurrence plot fusion combining convolutional neural network for bearing fault diagnosis under variable working conditions. *Reliability Engineering & System Safety*, 232, 109076.
- [56] Li, Y., Liang, X., & Zuo, M. J. (2017). Diagonal slice spectrum assisted optimal scale morphological filter for rolling element bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 85, 146-161.
- [57] Feng, Z., Zuo, M. J., Qu, J., Tian, T., & Liu, Z. (2013). Joint amplitude and frequency demodulation analysis based on local mean decomposition for fault diagnosis of planetary gearboxes. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 40(1), 56-75.
- [58] Rodríguez, P. H., Alonso, J. B., Ferrer, M. A., & Travieso, C. M. (2013). Application of the Teager–Kaiser energy operator in bearing fault diagnosis. *ISA transactions*, 52(2), 278-284.
- [59] Hou, B., Wang, D., Chen, Y., Wang, H., Peng, Z., & Tsui, K. L. (2022). Interpretable online updated weights : Optimized square envelope spectrum for machine condition monitoring and fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 169, 108779.
- [60] Zhu, J., & Ma, J. (2022). A Novel Based on the Log-Squared Envelope Harmonic Noise Ratio Fault Transient Feature Extraction Method. *Journal of Sensors*, 2022.
- [61] He, L., Li, Y., Liu, Y., & Lin, J. (2020). Minimum correlated generalized  $L_p/L_q$  deconvolution for recovering repetitive impacts from a vibration mixture. *IEEE Sensors Journal*, 21(2), 2043-2054.
- [62] Chen, B., Zhang, W., Gu, J. X., Song, D., Cheng, Y., Zhou, Z., ... & Ball, A. D. (2023). Product envelope spectrum optimization-gram : An enhanced envelope analysis for rolling bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 193, 110270.
- [63] Wang, H., Jiang, X., Guo, W., Shi, J., & Zhu, Z. (2020). An enhanced VMD with the guidance of envelope negentropy spectrum for bearing fault diagnosis. *Complexity*, 2020, 1-23.
- [64] Lu, W. K., & Zhang, Q. (2009). Deconvolutive short-time Fourier transform spectrogram. *IEEE Signal Processing Letters*, 16(7), 576-579.

- [65] Wang, D., Miao, Q., Fan, X., & Huang, H. Z. (2009). Rolling element bearing fault detection using an improved combination of Hilbert and wavelet transforms. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 23, 3292-3301.
- [66] Rhif, M., Ben Abbes, A., Farah, I. R., Martínez, B., & Sang, Y. (2019). Wavelet transform application for/in non-stationary time-series analysis : A review. *Applied Sciences*, 9(7), 1345.
- [67] Firouzi, S., & Wang, X. (2019). A comparative study of exchange rates and order flow based on wavelet transform coherence and cross wavelet transform. *Economic Modelling*, 82, 42-56.
- [68] Staszewski, W. J., Worden, K., & Tomlinson, G. R. (1997). Time–frequency analysis in gearbox fault detection using the Wigner–Ville distribution and pattern recognition. *Mechanical systems and signal processing*, 11(5), 673-692.
- [69] Li, H., Zhang, Y., & Zheng, H. (2010). Bearing fault detection and diagnosis based on order tracking and Teager-Huang transform. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 24(3), 811-822.
- [70] Faysal, A., Ngui, W. K., & Lim, M. H. (2021). Noise eliminated ensemble empirical mode decomposition for bearing fault diagnosis. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 1-17.
- [71] Zhou, W., Feng, Z., Xu, Y. F., Wang, X., & Lv, H. (2020). Empirical Fourier Decomposition : An Accurate Adaptive Signal Decomposition Method. arXiv preprint arXiv :2009.08047.
- [72] Jia, L., Zhang, Q., Zheng, X., Yao, P., He, X., & Wei, X. (2019). The empirical optimal envelope and its application to local mean decomposition. *Digital Signal Processing*, 87, 166-177.
- [73] Dibaj, A., Hassannejad, R., Ettefagh, M. M., & Ehghaghi, M. B. (2021). Incipient fault diagnosis of bearings based on parameter-optimized VMD and envelope spectrum weighted kurtosis index with a new sensitivity assessment threshold. *ISA transactions*, 114, 413-433.
- [74] Yu, M., & Fang, M. (2022). Feature extraction of rolling bearing multiple faults based on correlation coefficient and Hjorth parameter. *ISA transactions*, 129, 442-458.
- [75] Yang, J., Zhou, C., & Li, X. (2022). Research on fault feature extraction method based on parameter optimized variational mode decomposition and robust independent component analysis. *Coatings*, 12(3), 419.
- [76] Wu, S. D., Wu, P. H., Wu, C. W., Ding, J. J., & Wang, C. C. (2012). Bearing fault diagnosis based on multiscale permutation entropy and support vector machine. *Entropy*, 14(8), 1343-1356.

- [77] Zheng, J., Pan, H., & Cheng, J. (2017). Rolling bearing fault detection and diagnosis based on composite multiscale fuzzy entropy and ensemble support vector machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 85, 746-759.
- [78] Miao, Y., Zhao, M., & Hua, J. (2020). Research on sparsity indexes for fault diagnosis of rotating machinery. *Measurement*, 158, 107733.
- [79] Hu, A. J., Zhu, Y., & Wang, X. (2012). Analysis of Fault Diagnosis for Rolling Bearing Based on EMD and Local Smoothness Index. *Advanced Materials Research*, 490, 2007-2011.
- [80] Hebda-Sobkowicz, J., Zimroz, R., & Wyłomańska, A. (2020). Selection of the Informative Frequency Band in a Bearing Fault Diagnosis in the Presence of Non-Gaussian Noise—Comparison of Recently Developed Methods. *Applied Sciences*, 10(8), 2657.
- [81] Chauhan, S., Vashishtha, G., Kumar, R., Zimroz, R., Gupta, M. K., & Kundu, P. (2024). An Adaptive feature mode decomposition based on a novel health indicator for bearing fault diagnosis. *Measurement*, 114191.
- [82] Pincus, S. (1995). Approximate entropy (ApEn) as a complexity measure. *Chaos : An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 5(1), 110-117.
- [83] Buzzoni, M., Antoni, J., & d’Elia, G. (2018). Blind deconvolution based on cyclostationarity maximization and its application to fault identification. *Journal of Sound and Vibration*, 432, 569-601.
- [84] Endo, H., & Randall, R. B. (2007). Enhancement of autoregressive model based gear tooth fault detection technique by the use of minimum entropy deconvolution filter. *Mechanical systems and signal processing*, 21(2), 906-919.
- [85] Cui, H., Guan, Y., & Chen, H. (2021). Rolling element fault diagnosis based on VMD and sensitivity MCKD. *IEEE Access*, 9, 120297-120308.
- [86] Zhang, B., Miao, Y., Lin, J., & Yi, Y. (2021). Adaptive maximum second-order cyclostationarity blind deconvolution and its application for locomotive bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 158, 107736.
- [87] McDonald, G. L., & Zhao, Q. (2017). Multipoint optimal minimum entropy deconvolution and convolution fix : application to vibration fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 82, 461-477.
- [88] Zhou, N., Cheng, Y., Wang, Z., Chen, B., & Zhang, W. (2023). CFFsgram : A candidate fault frequencies-based optimal demodulation band selection method for axle-box bearing fault diagnosis. *Measurement*, 207, 112368.
- [89] Dong, X., Li, G., Jia, Y., Li, B., & He, K. (2021). Non-iterative denoising algorithm for mechanical vibration signal using spectral graph wavelet transform and

- detrended fluctuation analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 149, 107202.
- [90] Chen, G., Xie, W., & Zhao, Y. (2013, June). Wavelet-based denoising : A brief review. In *2013 fourth international conference on intelligent control and information processing (ICICIP)* (pp. 570-574). IEEE.
- [91] He, X., Liu, Q., Yu, W., Mechefske, C. K., & Zhou, X. (2021). A new autocorrelation-based strategy for multiple fault feature extraction from gear-box vibration signals. *Measurement*, 171, 108738.
- [92] Sundar, A., Das, C., & Pahwa, V. (2016). Denoising Knee Joint Vibration Signals Using Variational Mode Decomposition. In *Information Systems Design and Intelligent Applications : Proceedings of Third International Conference INDIA 2016, Volume 1* (pp. 719-729). Springer India.
- [93] Fang, C., Chen, Y., Deng, X., Lin, X., Han, Y., & Zheng, J. (2023). Denoising method of machine tool vibration signal based on variational mode decomposition and Whale-Tabu optimization algorithm. *Scientific Reports*, 13(1), 1505.
- [94] Li, Y., Liang, X., & Zuo, M. J. (2017). A new strategy of using a time-varying structure element for mathematical morphological filtering. *Measurement*, 106, 53-65.
- [95] Chen, B., Song, D., Zhang, W., Cheng, Y., & Wang, Z. (2021). A performance enhanced time-varying morphological filtering method for bearing fault diagnosis. *Measurement*, 176, 109163.
- [96] Yuan, L., Lian, D., Kang, X., Chen, Y., & Zhai, K. (2020). Rolling bearing fault diagnosis based on convolutional neural network and support vector machine. *IEEE Access*, 8, 137395-137406.
- [97] Cervantes, J., Garcia-Lamont, F., Rodríguez-Mazahua, L., & Lopez, A. (2020). A comprehensive survey on support vector machine classification : Applications, challenges and trends. *Neurocomputing*, 408, 189-215.
- [98] Moosavian, A., Ahmadi, H., Tabatabaeefar, A., & Khazaei, M. (2013). Comparison of two classifiers ; K-nearest neighbor and artificial neural network, for fault diagnosis on a main engine journal-bearing. *Shock and Vibration*, 20(2), 263-272.
- [99] Dhamande, L. S., & Chaudhari, M. B. (2018). Compound gear-bearing fault feature extraction using statistical features based on time-frequency method. *Measurement*, 125, 63-77.
- [100] Maria Navin, J. R., & Pankaja, R. (2016). Performance analysis of text classification algorithms using confusion matrix. *International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR)*, 6(4), 75-8.

- [101] Deng, L., Zhang, A., & Zhao, R. (2022). Intelligent identification of incipient rolling bearing faults based on VMD and PCA-SVM. *Advances in Mechanical Engineering*, 14(1), 16878140211072990.
- [102] Wen, X., & Xu, Z. (2021). Wind turbine fault diagnosis based on ReliefF-PCA and DNN. *Expert Systems with Applications*, 178, 115016.
- [103] Zhu, J., Hu, T., Jiang, B., & Yang, X. (2020). Intelligent bearing fault diagnosis using PCA-DBN framework. *Neural Computing and Applications*, 32, 10773-10781.
- [104] Nishat Toma, R., & Kim, J. M. (2020). Bearing fault classification of induction motors using discrete wavelet transform and ensemble machine learning algorithms. *Applied Sciences*, 10(15), 5251.
- [105] Colmenero, A. N., Orozco, M. S., Macías, E. J., Fernández, J. B., Muro, J. C. S. D., Fals, H. C., & Roca, A. S. (2019). Optimization of friction stir spot welding process parameters for Al-Cu dissimilar joints using the energy of the vibration signals. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 100, 2795-2802.
- [106] Wang, C., Qi, H., Hou, D., Han, D., & Yang, J. (2024). Ensefgram : An optimal demodulation band selection method for the early fault diagnosis of high-speed train bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 213, 111346.
- [107] Chen, T., Guo, L., Feng, T., Gao, H., & Yu, Y. (2023). IESMGCFFOgram : A new method for multicomponent vibration signal demodulation and rolling bearing fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 204, 110800.
- [108] Tang, G., Wang, X., & He, Y. (2016). Diagnosis of compound faults of rolling bearings through adaptive maximum correlated kurtosis deconvolution. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 30, 43-54.
- [109] Miao, Y., Zhang, B., Zhao, M., & Lin, J. (2021). Period-oriented multi-hierarchy deconvolution and its application for bearing fault diagnosis. *ISA transactions*, 114, 455-469.
- [110] Wang, Z., Zhou, J., Du, W., Lei, Y., & Wang, J. (2022). Bearing fault diagnosis method based on adaptive maximum cyclostationarity blind deconvolution. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 162, 108018.
- [111] Case Western Reserve University (CWRU) Database. Website : <https://engineering.case.edu/bearingdatacenter>
- [112] XJTU-SY Database. Website : <https://biaowang.tech/xjtu-sy-bearing-datasets/>

- [113] Paderborn University (PU) Database. Website : <https://mb.uni-paderborn.de/konstruktions-und-antriebstechnik-kat/forschung/kat-datacenter/bearing-datacenter>
- [114] Sehri, M., Dumond, P., & Bouchard, M. (2023). University of Ottawa constant load and speed rolling-element bearing vibration and acoustic fault signature datasets. *Data in Brief*, 49, 109327.