



Université Batna 2 – Mostefa Ben Boulaïd
Faculté de Technologie
Département d'Electronique



Thèse

Présentée pour l'obtention du diplôme de :
Doctorat en Sciences en Electronique
Option : Micro-ondes pour télécommunication

Sous le Thème :

**Localisation des sources vibratoires dans le cadre d'une
maintenance préventive conditionnelle. Application aux
machines tournantes**

Présentée par :

CHERRAD Mohamed Lotfi

Devant le jury composé de :

M. MAHAMDI Ramdane	Prof.	Université de Batna2	Président
M. FORTAKI Tarek	Prof.	Université de Batna2	Rapporteur
M. BENDJAMA Hocine	DR.	CRTI	Co- Rapporteur
M. BENATIA Djamel	Prof.	Université de Batna2	Examineur
M. KHEDROUCHE Djamel	Prof.	Université de M'Sila	Examineur
M. BEDRA Sami	Prof.	Université de Khenchela	Examineur

Décembre 2023

Dédicaces

À Ma, Rabi yarhmha

À Baba

À ma femme

À mes enfants Abdennour & Abdelmouaiz & Alae

Remerciements

Tout d'abord, mes remerciements à mon DIEU, le tout puissant pour la volonté, la santé et la patience qu'il m'a donné durant toutes ces longues années d'études afin que je puisse arriver à ce stade.

Je voudrais exprimer, par ce modeste travail, ma gratitude et ma considération à Monsieur Tarek FORTAKI, Professeur à l'université de Batna 2, pour m'avoir proposé le sujet à l'origine de cette thèse et pour avoir accepté d'encadrer et de diriger mes travaux de recherche et pour tous les efforts qu'elle a consacré avec une attention soutenue, pour leurs qualités scientifiques et humaines qui m'ont beaucoup aidé et guidé tout au long de mes années de thèse.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers mon co-directeur de thèse, Hocine BENDJAMA, directeur de recherche à l'URMM/CRTI. J'ai eu le privilège d'être encadré par ces personnalités remarquables, qui m'ont fait part de leurs idées remarquables. Leur confiance constante et leur soutien indéfectible tout au long de ces années ont été d'une valeur inestimable pour moi.

Je remercie très sincèrement Monsieur le Professeur Ramdane MAHAMDI, de l'université de Batna 2, pour l'intérêt qu'il a manifesté pour ce travail et d'avoir accepté de présider le jury de cette thèse.

Je remercie beaucoup les membres du jury qui ont bien voulu rapporter et juger le travail présenté dans cette thèse.

- *Monsieur Djamel BENATIA, Professeur à l'université de Batna 2.*
- *Monsieur Djamel KHEDROUCHE, Professeur à l'université à Université de M'Sila*
- *Monsieur Sami BEDRA, Professeur à l'université de Khenchela.*

Je tiens à remercier particulièrement tous les enseignants du département d'électronique de l'université de Batna 2, qui ont veillé à notre formation.

Mes remerciements vont également à tout le personnel du département d'électronique de l'université de Batna 2 pour leur gentillesse et leur disponibilité.

Enfin, j'exprime mes remerciements à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

Résumé

Dans le contexte industriel, maximiser le profit est un objectif primordial pour les entreprises. La maintenance est une part importante des coûts de production et il est donc crucial de disposer d'un budget de maintenance optimal. Les arrêts des machines de production peuvent engendrer des coûts très élevés, car certaines machines ne peuvent pas être arrêtées sans entraîner de graves pertes financières ou altérer la qualité du produit. Par conséquent, une surveillance préventive doit être mise en place pour alerter l'opérateur dès qu'un début d'anomalie est détecté, et évaluer l'urgence d'une action corrective. Cette thèse présente une méthode d'analyse et de détection des défauts de roulements en combinant des approches existantes et de nouvelles approches de diagnostic de défauts. La technique proposée est basée sur l'utilisation de la méthode de la séparation aveugle des sources conjointement avec la distribution normale et la fenêtre de Black-Man. L'algorithme proposé permet de détecter les anomalies à un stade précoce et d'effectuer un diagnostic précis pour déterminer l'origine du défaut de la machine, rendant ainsi cette méthode utile et très appropriée pour la maintenance industrielle.

Mots-clés : Analyse de vibration, Diagnostic de défaut, Séparation aveugle, Sources, Distribution normale, Détection précoce, Roulement.

Abstract

In the industrial context, maximizing profit is a primary objective for companies. Maintenance is a significant part of production costs, so it is crucial to have an optimal maintenance budget. Production machine downtime can lead to very high costs since some machines cannot be stopped without causing severe financial losses or compromising product quality. Therefore, preventive monitoring must be implemented to alert the operator as soon as an anomaly is detected and assess the urgency of corrective action. This thesis presents a method for analyzing and detecting bearing faults by combining existing approaches with new fault diagnostic approaches. The proposed technique is based on the use of blind source separation method in conjunction with the normal distribution and the Black-Man window. The proposed algorithm enables early anomaly detection and precise diagnosis to determine the origin of the machine fault, making this method useful and highly suitable for industrial maintenance.

Keywords: Vibration Analysis, Fault diagnosis, Blind separation, Sources, Normal distribution, Early detection, Bearing.

ملخص

في السياق الصناعي ، يعد تعظيم الربح هدفًا أساسيًا للشركات. تعتبر الصيانة جزءًا مهمًا من تكاليف الإنتاج ، وبالتالي فإن وجود ميزانية صيانة مثالية أمر بالغ الأهمية. يمكن أن يؤدي توقف آلات الإنتاج إلى تكاليف باهظة للغاية ، لأنه لا يمكن إيقاف بعض الآلات دون التسبب في خسائر مالية جسيمة أو تغيير جودة المنتج. وبالتالي ، يجب تنفيذ المراقبة الوقائية لتنبية المشغل بمجرد اكتشاف بداية التشوه ، ولتقييم مدى أهمية الإجراء التصحيحي. تقدم هذه الأطروحة طريقة لتحليل واكتشاف أخطاء تحمل من خلال الجمع بين الأساليب القائمة والأساليب الجديدة لتشخيص الأخطاء. تعتمد التقنية المقترحة على استخدام طريقة فصل المصدر الأعمى جنبًا إلى جنب مع التوزيع الطبيعي ونافذة الرجل الأسود. تسمح الخوارزمية المقترحة باكتشاف حالات التمزق و التشوه في مرحلة مبكرة وإجراء تشخيص دقيق لتحديد أصل خطأ الآلة ، مما يجعل هذه الطريقة مفيدة ومناسبة جدًا للصيانة الصناعية.

الكلمات المفتاحية: تحليل الاهتزاز ، تشخيص الأعطال ، الفصل الأعمى ، المصادر ، التوزيع الطبيعي ، الاكتشاف المبكر ، الحمل.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Principes fondamentaux de la maintenance basée sur l'analyse vibratoire	
1- Introduction	6
2- Maintenance	6
2-1- Types de Maintenance	7
2-2- Stratégie de maintenance	8
3 – Outils de surveillance	8
4-Théorie de la vibration	9
4-1 Caractéristiques des vibrations	10
4-1-1 Fréquence propre	11
4-1-2 Résonance	12
4-2 Modes de vibration	12
4-2-1 Vibrations harmoniques	12
4-2-2 Vibrations périodiques	13
4-2-3 Vibrations apériodiques	13
4-3-Signature vibratoire	13
4-3-1 Relation entre les composants mécaniques et les fréquences caractéristiques	14
4- 3-2- Principaux défauts d'une machine tournante	14
4-3-2-1- Balourd	14
4-3-2-2- Délignage (ou mauvais alignement)	18
4-3-2-3- Défauts d'engrenages	19
4-3-2-4-Défauts de roulement	21
4-2-1 Conclusion	23
Chapitre 2 : Traitement des signaux vibratoires	
1-Introduction	24
2- Surveillance et mesure de la vibration	24
2-1 Acquisition des données	24

2-2 Traitement du signal vibratoire	24
2-3 Détection	25
2-4 Diagnostic	25
2- 5 Grandeurs de mesure des vibrations	26
2-6 Chaîne de mesure	27
2-7- Capteurs utilisés pour la mesure des vibrations	28
2-7-1 Capteur de déplacement	28
2-7-2 Capteur de vitesse	28
2-7-3 Capteur d'accélération	29
2-8 Choix des points de mesure	30
2-9 Fixation des capteurs	30
3- Techniques d'analyse du signal vibratoire	31
3- 1- Echantillonnage d'un signal vibratoire	31
3-2- Finesse d'un signal de vibration	32
3-3- Techniques d'analyse	32
3-3-1- Approche temporelle	32
3-3-2- Analyse fréquentielle	34
3-3-2- Analyse d'enveloppe	35
4- Conclusion	35

Chapitre 3 : Séparation aveugle des sources pour le diagnostic de défauts

1 – Introduction	36
2- Séparation de Source	36
2-1 Formulation mathématique du problème	37
2-1-1 Modèles mathématique de mélange	37
2-1-2 Environnement bruité	39
2-1-3 Linéarité et hypothèses de base	39
2-1-3-1 Hypothèses	41
2-1-3-2 Indépendance	41
2-2 Notion du déterminisme	42
2-3 Modèle de séparation	42

3- Fenêtre Black-Man (BM)	43
4-Distribution normale (DN)	44
5- Conclusion	44

Chapitre 4 : Application de l'approche proposée pour la surveillance de l'état de fonctionnement des roulements

1-Introduction	46
2- Etude de simulation	46
2- 1 Signaux synthétiques	46
2-1-2 Résultats de la séparation	48
3- Etude Expérimentale	50
3-1 Système expérimental	50
3-2 Cas d'un mélange de signaux	52
4- Diagnostique de roulement de gorge profond	56
4-1 Roulement avec défaut de bague extérieure	57
4-2 Roulement avec défaut de bague intérieure	64
4-3 Roulement avec défaut de bague bille	69
4-4 Performance de l'algorithme	75
5- Conclusion	76
Conclusion générale	77
Bibliographie	79

Introduction générale

La surveillance des vibrations et le diagnostic des pannes des machines tournantes est la stratégie la plus importante pour assurer les conditions de fonctionnement de ces équipements [1, 2, 3]. Il a reçu un grand intérêt ces dernières années, et c'est l'une des techniques les plus efficaces. Habituellement, les machines tournantes et leurs différents composants tels que les arbres, les roulements et les engrenages vibrent, ils produisent une énergie vibratoire ayant différentes caractéristiques. Toute détérioration de l'état de ces composants peut affecter leurs caractéristiques vibratoires. L'objectif principal de la surveillance des vibrations est de surveiller et de connaître à tout moment l'état des machines afin de détecter les défaillances précoces [4, 5], et de les protéger afin d'éviter les dommages et les catastrophes économiques et même humaines causés par des pannes inattendues.

Parmi les outils de control et de maintenance qui permettent de suivre et de connaître la meilleure estimation de l'état de santé des machines et des systèmes, nous citons l'analyse des vibrations, les déformations, le flux de chaleur, le bruit, l'analyse d'huile ou l'imagerie thermique. L'utilisation de capteurs, de systèmes de mesure et de traitement des données permet de collecter, d'analyser, de synthétiser et d'intégrer ces nouvelles informations dans les calculs de la fiabilité. Les outils de surveillance rendent le diagnostic facile et possible [6]. La surveillance de l'état nécessite trois phases principales :

- L'acquisition de données (collecte et stockage d'informations sur l'état de la machine par des capteurs).
- Le traitement des données (extraction et sélection des données acquises à l'aide des méthodes d'analyse de signaux).
- La prise de décision (recommander des actions de maintenance en se basant sur le diagnostic).

Les roulements jouent un rôle très important dans l'industrie moderne et sont largement utilisés pour supporter les charges radiales et axiales des éléments rotatifs dans de nombreuses machines [7]. Les performances des roulements affectent les performances des véhicules, avions et autres machines équipées de roulements. Une fois que des défauts de roulement se

produisent, ils peuvent entraîner un dysfonctionnement des machines [8, 9], entraînant ainsi des pertes financières et même des incidents mortels.

Généralement, des défauts de roulement peuvent se produire sur la bague intérieure, la bague extérieure ou la bille. Pendant le passage de l'élément roulant sur le défaut, un signal d'impulsion, contenant des informations sur les défauts, est généré périodiquement avec une période de temps correspondant aux fréquences caractéristiques de roulement (BCF). Ces impulsions répétitives apparaissent comme une montée très brusque et décroissent rapidement en raison de l'amortissement interne du système, ce qui permet aux signaux de vibration de présenter le mécanisme de modulation d'amplitude [10]. Les impulsions périodiques sont de courte durée et généralement contaminées par le bruit et d'autres interférences vibratoires [11].

Pour un diagnostic précoce des dysfonctionnements des machines tournantes en se basant sur les méthodes d'analyse des vibrations, les signaux obtenus doivent atteindre un certain niveau de propreté afin que même une variation très faible dans les attributs du signal causée par un défaut imminent dans n'importe quel composant puisse être repérée. Le signal de vibration de la machine tournante généralement non linéaire, comporte des composantes mixtes et peut être subit de fortes interférences sonores. La puissance du signal est trop faible pour extraire les caractéristiques des défauts dans le domaine temporel [12]. Dans le cas des machines complexes à composants multiples, ce problème est fortement exacerbé puisque les différents composants fournissent de l'énergie vibratoire. En fait, chaque fois qu'il est nécessaire de surveiller un élément d'intérêt, les vibrations fournissent par les autres affectent le signal. Une façon de pallier ce problème est de mettre les capteurs aussi près que possible des composants particuliers. Mais, quelques limitations, citons à titre d'exemple l'inaccessibilité et la politique de garantie du fabricant, excluent cet emplacement et, par conséquent, les capteurs sont placés souvent à l'extérieur du châssis. Dans ces conditions, les capteurs ne captent pas uniquement les signaux de vibration du composant en question, mais également ceux générés par d'autres composants, de sorte que les signaux de chaque capteur sont contaminés, ce qui est une superposition de l'énergie vibratoire des différents composants affectée par bruit. La dissipation de l'énergie vibratoire ajoute d'autres complications.

Par conséquent, l'extraction efficace des informations de défaut à partir des signaux de relèvement devient un problème difficile. Par conséquent, la recherche de méthodes de séparation pour les signaux mixés sera d'un intérêt pratique capital. La méthode baptisée Séparation Aveugle des Sources (SAS ou BSS) est l'une des méthodes les plus efficaces pour résoudre les problèmes de signaux multi-composants ou multi-sources [13], et elle est utilisée

pour séparer ou récupérer des signaux de sources inconnues à travers les signaux observés dans les cas où les signaux sources ne peuvent pas être acquis avec précision [14]. Un grand nombre d'applications BSS ont été rapportées dans la littérature ouverte. A titre d'exemple, Han et al. [15] ont développé un algorithme rapide basé sur la méthode itérative de Newton du second ordre pour extraire les caractéristiques d'un signal mixte de défauts de roulement. Huang et al. [16] ont combiné le BSS et le kurtosis spectral pour séparer les sources de bruit indépendantes et les signaux de défaut naissants des données de vibration des roulements. Yi et al. [17] ont utilisé le BSS et la décomposition du mode empirique assistée par une sinusoïde déphasée régénérée pour identifier les caractéristiques multi-défauts des roulements. Li et al. [18] ont présenté une méthode BSS convolutive basée sur la transformée de crête. L'analyse par ondelettes et l'algorithme convolutif à virgule fixe ont été utilisés pour trouver le signal de vibration de défaut de roulement du signal composite total. Hao et al. [19] ont résolu le problème sous-déterminé de BSS en utilisant une méthode optimisée de décomposition de l'échelle des caractéristiques intrinsèques afin de détecter la caractéristique du signal source des défauts de roulement. En utilisant BSS, la majorité du travail a été effectuée en éliminant uniquement le bruit additif.

En effet, le signal vibratoire des roulements est un signal à plusieurs sources ou composantes [7]. A cet effet, la décomposition et l'analyse des signaux multi-composants est une étape de traitement importante pour sélectionner le composant le plus informatif. Il existe plusieurs méthodes de décomposition telles que : la décomposition en mode empirique [20], la décomposition en ondelettes [1], et BSS [21].

Dans ce travail, nous proposons d'utiliser une combinaison entre les techniques BSS et la distribution normale ND comme critère de sélection. Tout d'abord, un segment du signal de vibration du roulement est tronqué à l'aide de la fenêtre BM afin de réduire les effets des discontinuités aux extrémités, d'améliorer la représentation spectrale et de minimiser le temps de calcul nécessaire. Ensuite, un filtre BSS est utilisé pour décomposer le signal de vibration mesuré en une série de sources, puis la distribution ND et sa moyenne sont utilisées pour sélectionner le composant source qui contient les informations de défaut les plus significatives. Le spectre d'enveloppe est appliqué pour explorer les informations de défaut lors de l'apparition des fréquences caractéristiques.

Sachant que le signal d'un roulement comporte plusieurs composantes, il y a donc une extraction peu claire des caractéristiques des défauts dans le spectre fréquentiel, ce qui nuit à la performance du diagnostic des défauts du roulement. Pour surmonter cette difficulté, le

signal résultant du filtre BSS est à nouveau injecté dans le même filtre. Enfin, pour évaluer la qualité du signal récupéré, le kurtosis, le rapport signal sur bruit (SNR) et l'erreur quadratique moyenne (MSE) sont calculés pour chaque sortie BSS.

La thèse est organisée comme suit :

Le premier chapitre est un chapitre introductif qui fournit une compilation générale de certains concepts et définitions de base utilisés dans le domaine de la maintenance et de la surveillance des machines tournantes. Pour la sécurité et le contrôle des processus, nous utilisons des grandeurs sélectionnées (bruit, vibrations, températures et autres), où elles représentent l'état réel des systèmes, et nous les transmettons à des fins d'information. Dans ce chapitre, nous donnons aussi un aperçu sur les vibrations théoriques et les diverses formes du signal vibratoire. Nous introduisons également les concepts de base de l'analyse de vibration des machines tournantes afin de surveiller leur fonctionnement. L'analyse de vibration vise à découvrir d'éventuels dysfonctionnements et suivre leur évolution afin de planifier une intervention mécanique. Nous concluons ce chapitre en évoquant les principaux défauts de la machine tournante ainsi que leurs causes et la manière de les détecter grâce à la technique de l'analyse vibratoire.

Dans le deuxième chapitre, nous expliquons les différentes étapes nécessaires à l'acquisition du signal vibratoire. Le composant principal étant le capteur qui subit les vibrations et convertit les effets mécaniques en un signal électrique pré-compressé. Ce signal est reçu par une unité d'échantillonnage synchrone, puis amplifiée à l'aide d'un amplificateur de signal et enfin transmise à un logiciel d'enregistrement de données. Les diverses méthodes de détection et de surveillance de défauts basées sur l'analyse vibratoire utilisent les outils du traitement du signal, à savoir, l'analyse du signal, la modulation, la synthèse, l'optimisation de la transmission, l'efficacité de stockage numérique et la correction des signaux déformés.

Le troisième chapitre est consacré à la détection des défauts par l'utilisation de la méthode de séparation de sources et la distribution normale. Nous commençons par donner quelques détails relatifs à la méthode SAS : le modèle mathématique, les types de mélanges de sources, les hypothèses et les statistiques utilisées. Nous expliquons également la fenêtre Black-Man et la distribution normale.

Le dernier chapitre (chapitre 4) est réservé à l'application des méthodes de diagnostic proposées dans le chapitre 3 sur des signaux réels. L'origine de ces signaux étant des mesures réalisées sur un banc d'essai. Nous fournissons en premier lieu les données vibratoires utilisées dans notre travail, puis nous appliquons la méthode de la séparation aveugle des sources (BSS)

Introduction générale

sur des signaux de vibration synthétiques et réels obtenus à partir de roulements ayant des défauts (défaut au niveau de la bague extérieur, défaut au niveau de la bille et défaut au niveau de la bague intérieur). Nous exploitons également la méthode basée sur la séparation aveugle des sources (BSS) conjointement avec la fenêtre de Black-Man (BM) et la distribution normale (ND) pour détecter les interférences indésirables dans le signal vibratoire des défauts de roulement et par la suite éliminer l'influence de ces interférences indésirables pour un diagnostic efficace et fiable. Finalement, les paramètres SNR, MSE et kurtosis sont calculés pour valider la qualité du signal récupéré.

1- Introduction

Dans le monde de l'industrie, les entreprises cherchent avant tout à maximiser leur gain. Compte tenu du coût élevé de l'opération de maintenance, on doit réserver un budget d'entretien optimal. En effet, l'arrêt d'une machine de production peut engendrer des pertes financières très importantes. Par ailleurs, un défaut technique peut nuire à la qualité des produits.

Il est donc crucial d'établir une surveillance rigoureuse afin de détecter rapidement les anomalies et d'évaluer l'urgence d'une action corrective. L'évolution dans le temps d'un processus passe par trois étapes : la période de préparation jusqu'au fonctionnement normal, la phase de fonctionnement normal et la dégradation (Fig. 1-1).

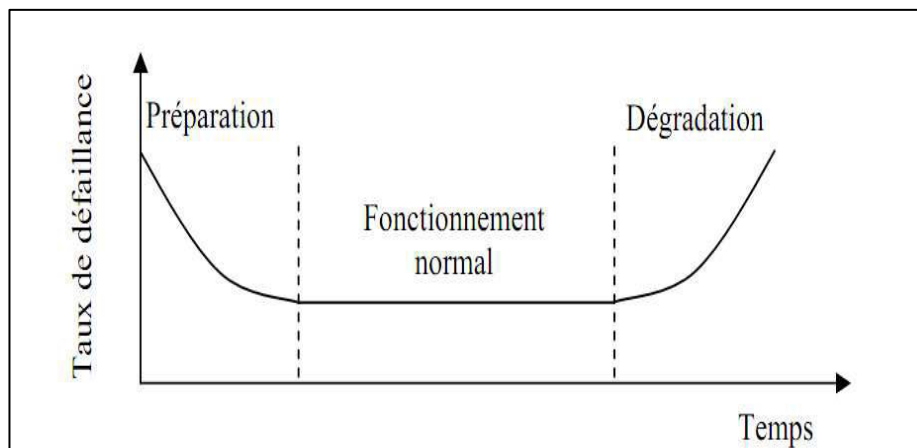


Fig. 1-1 : Evolution dans le temps d'un processus

La surveillance vise à assurer la sécurité et le contrôle des opérations en utilisant des grandeurs sélectionnées, telles que le bruit, les vibrations ou la température [22-25], qui représentent l'état réel des systèmes. Nombreux auteurs se sont focalisés sur l'élaboration de méthodes de surveillance visant à identifier les pannes et ainsi réduire les pertes de productivité [26-27].

Ce chapitre introduit quelques notions et définitions fondamentales du domaine de la maintenance. En outre, il aborde la théorie des vibrations ainsi que les principaux défauts pouvant survenir sur une machine tournante.

2- Maintenance

Selon la norme NF-X60-010 [28], le terme de maintenance désigne le processus consistant à estimer et suivre l'état de fonctionnement des équipements en vue de pré-

diagnostiquer et d'optimiser leur utilisation au sein d'une installation industrielle. Les objectifs de la maintenance sont :

- Réduire les dépenses liées à l'entretien.
- Préserver le matériel dans un état optimal.
- Prolonger la longévité de l'équipement.
- Assurer un fonctionnement sûr en augmentant la disponibilité des équipements à tout moment.
- Réduire le nombre d'arrêts en maximisant la disponibilité des équipements à un coût minimum.
- Conserver le potentiel du matériel en effectuant des dépannages rapides et en remplaçant les équipements à des périodes prédéterminées.

2-1 Types de maintenance

Il existe plusieurs types de maintenance :

- Maintenance corrective : Souvent indispensable lorsque les équipes de maintenance doivent intervenir pour réparer ou remplacer un équipement en panne. Elle est adaptée lorsque les équipements défectueux peuvent être facilement réparés ou remplacés et que les pièces de rechange sont disponibles sans coût supplémentaire.
- Maintenance préventive systématique : Elle permet de se concentrer sur le bon fonctionnement des machines et de s'assurer qu'elles sont en bon état de marche. L'objectif de cette maintenance régulière est d'optimiser les temps d'arrêt en effectuant une surveillance continue de l'équipement pour garantir son fonctionnement optimal.
- Maintenance préventive conditionnelle : C'est une approche de maintenance qui se base sur la surveillance de l'état réel d'un équipement afin de déterminer les actions de maintenance nécessaires. On stipule que la maintenance ne doit être effectuée que lorsque certains indicateurs montrent des signes de baisse de performances ou de défaillance imminente.
- Maintenance prédictive : maintenance prédictive repose sur la statistique et l'analyse prédictive pour anticiper les pannes éventuelles d'un équipement et planifier ainsi la maintenance corrective avant que la défaillance ne se produise [29].

2-2 Stratégie de maintenance

La définition d'une politique de maintenance permet de définir les orientations de la stratégie de maintenance. Elle clarifie les attentes de maintenance de manière claire, objective et mesurable, en dirigeant les actions du service de maintenance vers les résultats nécessaires et souhaités, tels que la rentabilité des processus métier, la diminution des temps d'arrêt et des pannes imprévues, l'utilisation de techniques de maintenance appropriées (préventive, corrective, prédictive, conditionnelle, etc.) [30]. La surveillance joue un rôle crucial dans la maintenance préventive et prédictive. En surveillant les paramètres clés tels que les vibrations, le bruit, la température ou d'autres grandeurs sélectionnées, on peut détecter les signes précurseurs de défaillances imminentes ou de dégradations des performances. Cette information permet de prendre des décisions éclairées en matière de maintenance.

3– Outils de surveillance

Les outils de surveillance sont les différents moyens technologiques utilisés dans le domaine de l'industrie pour surveiller les équipements. Etant donné la multitude d'options disponibles, il est important d'identifier les paramètres les plus pertinents pour une maintenance efficace. En surveillance, les paramètres mesurés jouent un rôle essentiel dans la détection des erreurs et des anomalies. Les variations anormales des paramètres tels que les vibrations, la pression, la température ou d'autres grandeurs sélectionnées peuvent indiquer des problèmes de performance, des défauts mécaniques, des fuites ou d'autres erreurs potentielles (voir, le tableau 1-1).

Tableau 1-1 : Liste des outils de détection des défauts [31].

Paramètres	Température	Pression	Analyse d'huile	Analyse des vibrations
Défauts				
Déséquilibre (balourd)				X
Engrenages	X	X	X	X
Roulements	X		X	X
Déclivage d'arbre	X			X
Palier	X		X	X

Tableau 1-2 : Diverses méthodes d'analyse de l'état d'une machine tournante [32].

	Principaux avantages	Domaines d'application préférés
Analyse vibratoire	<ul style="list-style-type: none"> - Exploration précoce des anomalies de la machine. - Diagnostic approfondi. - Surveillance continue. - Télémaintenance pour surveiller les équipements. 	<ul style="list-style-type: none"> - Détection des défauts tels que (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc.)
Analyse d'huile	<ul style="list-style-type: none"> - Détection de toute contamination anormale des huiles de lubrification avant qu'elle ne cause une usure ou une surchauffe. - Analyse des particules pour identifier l'origine de l'anomalie. 	<ul style="list-style-type: none"> - Vérification des propriétés physico-chimiques des huiles lubrifiantes, détection de leur insuffisance et analyse des éléments d'usure.
Thermographie IR	<ul style="list-style-type: none"> - Vérification rapide de l'équipement. - Lecture rapide des résultats. 	<ul style="list-style-type: none"> - Détection de tous les défauts susceptibles de causer une surchauffe.
Analyse acoustique	<ul style="list-style-type: none"> - Découverte de toute apparition de défauts audibles. - Suivi continu. 	<ul style="list-style-type: none"> - Détection et analyse des bruits inhabituels. - Contrôle non destructif.

L'analyse des vibrations s'avère fiable et non destructive pour détecter la plupart des défauts, en particulier ceux liés aux différences de niveau de vibration de la machine. Cette méthode de surveillance continue des machines tournantes est donc justifiée [21] et adaptée aux dysfonctionnements résultant de la mobilité et de la structure de la machine. Un changement de comportement de vibration permet de découvrir quasiment tous les défauts susceptibles d'affecter un système en rotation, comme le déséquilibre, l'alignement ou les roulements usés ou endommagés. Toutes les méthodes ont une plage d'utilisation spécifique (voir, le tableau 1-2). Citons à titre d'exemple l'analyse des vibrations, qui est appropriée pour détecter les défauts de mobilité et de structure du dispositif dans une plage de fréquences spécifiques allant de plusieurs Hertz jusqu'à quelques kilohertz.

4- Théorie de la Vibration

La vibration comme un phénomène mécanique où des oscillations se produisent autour d'un point d'équilibre, entraînant un changement d'un paramètre de mouvement dans le temps (voir, fig1-2). Ces oscillations peuvent être périodiques ou aléatoires, comme le mouvement d'un

pendule ou d'un pneu sur une route de gravier. Bien que certaines vibrations soient souhaitables, comme le mouvement d'un diapason, l'anche d'un instrument à vent ou le cône d'un haut-parleur, dans de nombreux cas, les vibrations sont indésirables et gaspillent de l'énergie, tout en créant des sons désagréables. Les mouvements vibratoires des moteurs, des moteurs électriques ou de tout dispositif mécanique en fonctionnement sont généralement considérés comme indésirables, et peuvent être causés par des déséquilibres dans les composants en rotation présentant une friction irrégulière ou un mauvais engrenage des dents d'engrenage. Les conceptions sophistiquées visent généralement à minimiser les vibrations indésirables.

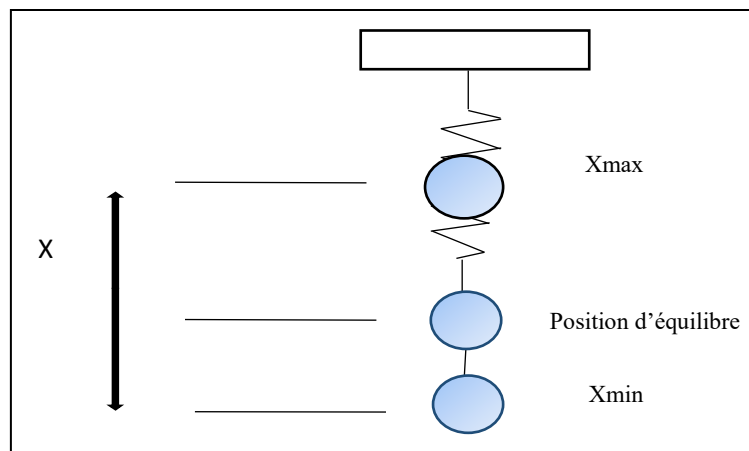


Fig. 1-2 : Exemple d'une vibration [33].

Plusieurs grandeurs peuvent servir à caractériser les différentes vibrations. Ces dernières peuvent être représentées de deux manières différentes : temporel ou fréquentiel.

4-1 Caractéristiques des vibrations

La Fig. 1-3 représente la vibration en fonction du temps d'un système masse-ressort excité. Elle a la forme d'une sinusoïde ; $x(t) = A \sin(\omega t)$.

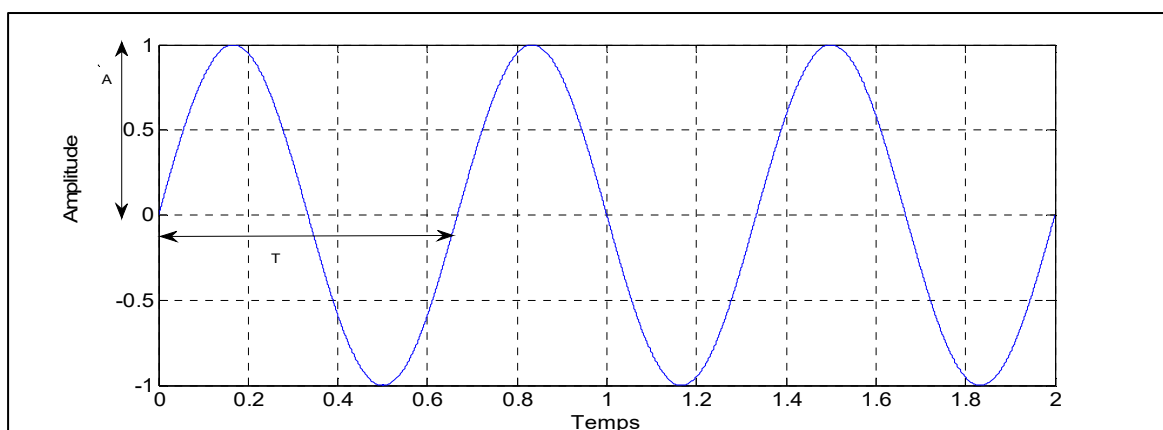


Fig. 1-3 : Grandeur de vibration [33].

Où $x(t)$: la valeur instantanée.

A : Valeur maximale de la variable $x(t)$.

T : Définie comme l'intervalle de temps après lequel la variable $x(t)$ retrouve la même valeur et la même direction (unité : seconde [s]).

f : Fréquence, exprimée en unité de mesure Hertz [Hz] :

$$f = \frac{1}{T} \quad (1-1)$$

ω : Pulsation, appelée également vitesse angulaire (unité : [rad/s]) :

$$\omega = 2\pi f \quad (1-2)$$

4-1-1 Fréquence propre

L'excitation d'un système masse-ressort (Fig. 1-4), génère un mouvement vibratoire sinusoïdal.

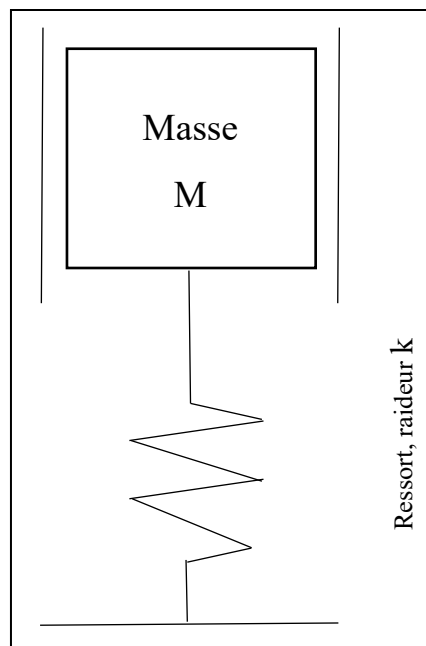


Fig.1-4 : Système masse ressort

La fréquence de ce mouvement est indépendante de cette excitation, elle s'écrit comme suit :

$$f_p = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{k}{M}} \quad (1-3)$$

f_p est la fréquence propre du système masse-ressort [34].

4-1-2 Résonance

Lorsqu'une force sinusoïdale de fréquence f d'amplitude constante A est appliquée à un système, l'amplitude vibratoire du système augmente naturellement jusqu'à une valeur maximale pour une fréquence qui se rapproche de la fréquence de résonance f_p , ce qui correspond à la résonance du système. Lorsqu'un système résonant est soumis à une excitation extérieure proche de sa fréquence de résonance, il peut accumuler de l'énergie. Le système commencera à osciller jusqu'à un état d'équilibre qui est influencé par les composants dissipatifs du système, ou bien il peut conduire à la défaillance du système [34].

4-2 Modes de vibration

Les vibrations subies par les machines tournantes sont généralement harmoniques, périodiques ou apériodiques [33].

4-2-1 Vibrations harmoniques

Le mouvement harmonique simple est un type de mouvement vibratoire linéaire dans lequel l'accélération de la masse est proportionnelle à son déplacement et opposée à celui-ci dans la direction du mouvement (voir, Fig. 1-5). Ce mouvement se répète de façon périodique, avec une amplitude constante et une vitesse proportionnelle au déplacement du corps depuis la position d'équilibre, dirigée toujours vers cette dernière. L'amplitude de la vibration est toujours positive et les caractéristiques du mouvement sont décrites par sa période (temps nécessaire pour accomplir une vibration complète), sa fréquence (nombre de vibrations par seconde) et sa phase (déterminée par les conditions initiales du mouvement) sur la courbe sinusoïdale. La période et la fréquence sont constantes [33].

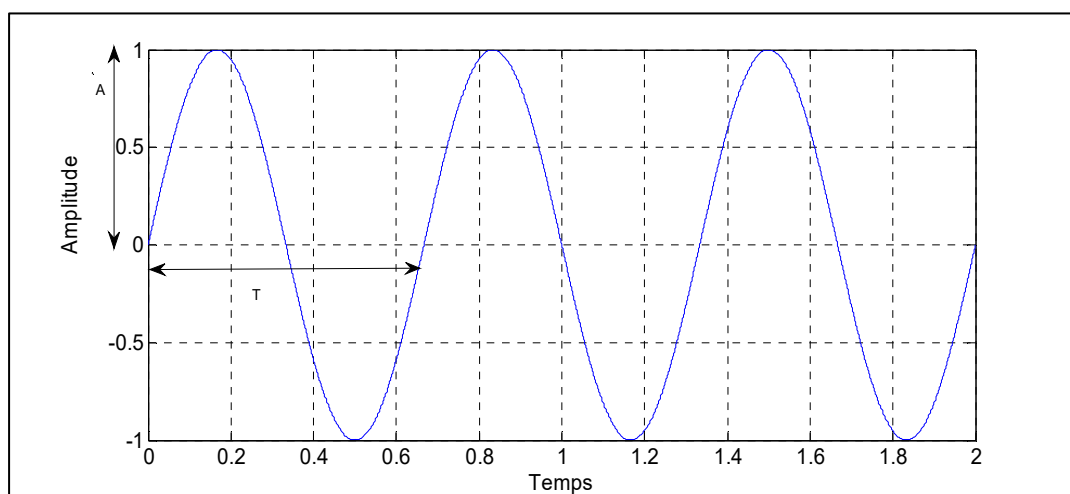


Fig. 1-5 : Vibration harmonique [34].

4-2-2 Vibrations périodiques

C'est une combinaison de certaines vibrations harmoniques (Fig. 1-6) et elle se renouvelle après un intervalle de temps défini appelé la période, où elle est générée en appliquant une force qui est périodique pour exciter le système afin de le faire bouger [34].

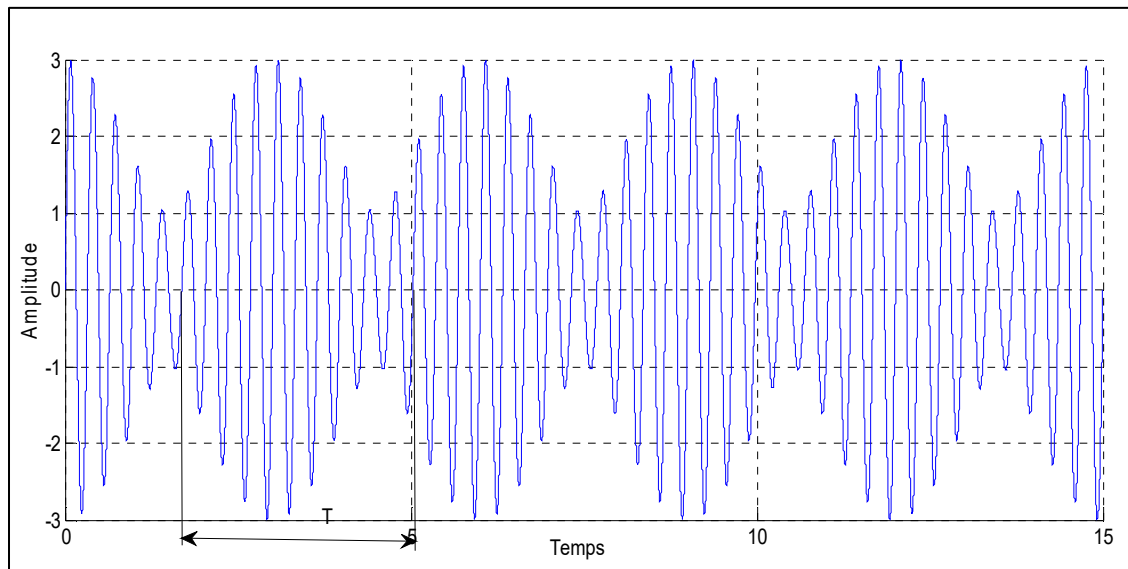


Fig. 1-6 : Vibration périodique [34].

4-2-3 Vibrations apériodiques

Une grande classe de vibrations dans l'environnement, peut-être même les plus courantes, sont apériodiques, voire aléatoires, dans le sens où elles ne peuvent être décrites que statistiquement (voir, Fig. 1-7). La vibration apériodique est la description physique la plus basique du "bruit". En termes de contenu fréquentiel, les vibrations apériodiques ne peuvent être décrites que comme ayant leur énergie répartie plus ou moins continuellement sur une certaine plage ou bande de fréquences [33].

4-3- Signature vibratoire

Les vibrations transportent des informations qui permettent de décrire l'état de fonctionnement de la machine analysée. On peut connaître la durée de vie des éléments mécaniques en analysant ces vibrations mécaniques [35], car la machine idéale, qui est en bon état, ne vibre pas ou le niveau de vibrations est faible. Les vibrations faibles se dissipent dans la structure et elles ne sont pas remarquables. Cependant, lorsque la machine fonctionne pendant une longue période, des contraintes et de la fatigue commencent à apparaître sur les composants de la machine tels que les engrenages, les paliers, les arbres, les joints d'étanchéité et les roulements. Ces derniers s'usent et des changements se produisent dans

leurs caractéristiques dynamiques. Tous ces facteurs entraînent une augmentation de l'énergie et des niveaux de vibrations et ainsi des défauts commencent à apparaître. C'est pourquoi les mesures de vibrations sont régulièrement employées comme moyen d'évaluation de l'état de santé des machines. Afin de faciliter la mesure des vibrations d'éléments soumis à des efforts périodiques, par exemple des supports de paliers, généralement accessibles de l'extérieur, le signal vibratoire peut être mesuré en accélération, vitesse ou déplacement [36]. Grâce à ces mesures, l'historique du développement des défauts peut être obtenu et comparé à un niveau de référence généré par les vibrations de la machine en bon état. Ainsi, l'état de la machine peut être décrit rapidement et à tout moment et [27].

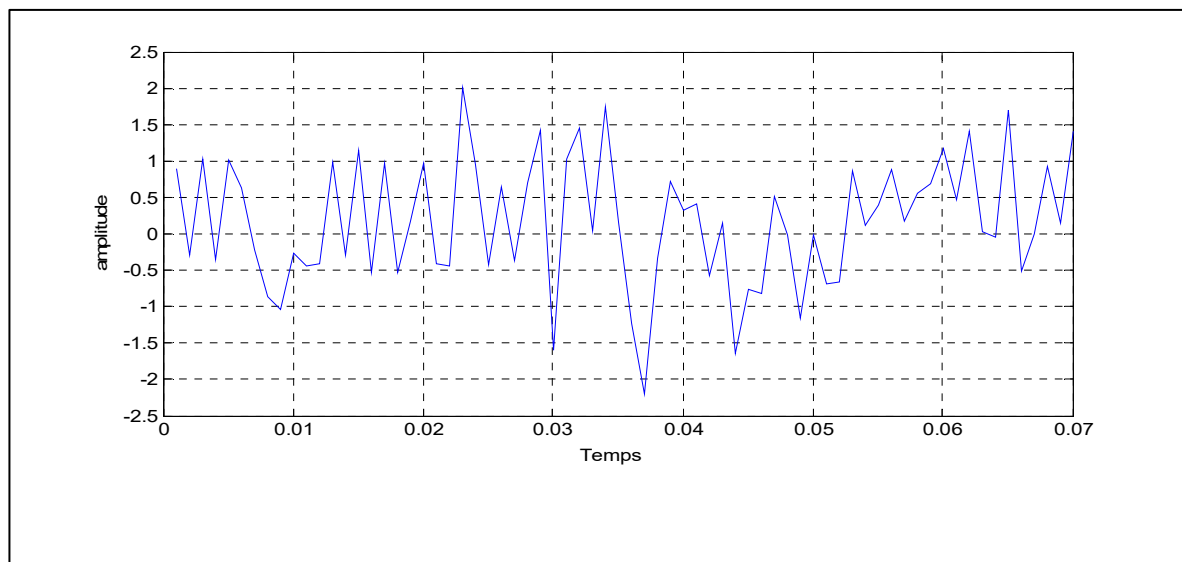


Fig. 1-7 : Vibration aperiodique [34]

4-3-1 Relation entre les composants mécaniques et les fréquences caractéristiques

Chaque composant mécanique mobile est caractérisé par son niveau de vibration et sa fréquence caractéristique, comme indiqué sur la fig. 1-8.

L'analyse du mouvement d'une machine tournante permet de prédéterminer les régions des fréquences caractéristiques causées par des défauts mécaniques.

4-3-2- Principaux défauts d'une machine tournante

4-3-2-1- Balourd

Le déséquilibre (balourd) est la principale source de vibration la plus courante et la plus fréquente, malgré les précautions prises lors de la fabrication de la machine, il n'est pas possible de synchroniser le centre de gravité d'une pièce tournante avec son axe de rotation. La distribution inégale de la masse du rotor provoque sa déformation. Le déséquilibre est

généralement causé par un usinage et un assemblage défectueux et un échauffement irrégulier du rotor pendant le fonctionnement (Fig. 1-9) [38]. Les origines du déséquilibre sont multiples. Ce phénomène se présente sous deux types : balourd statique et balourd dynamique.

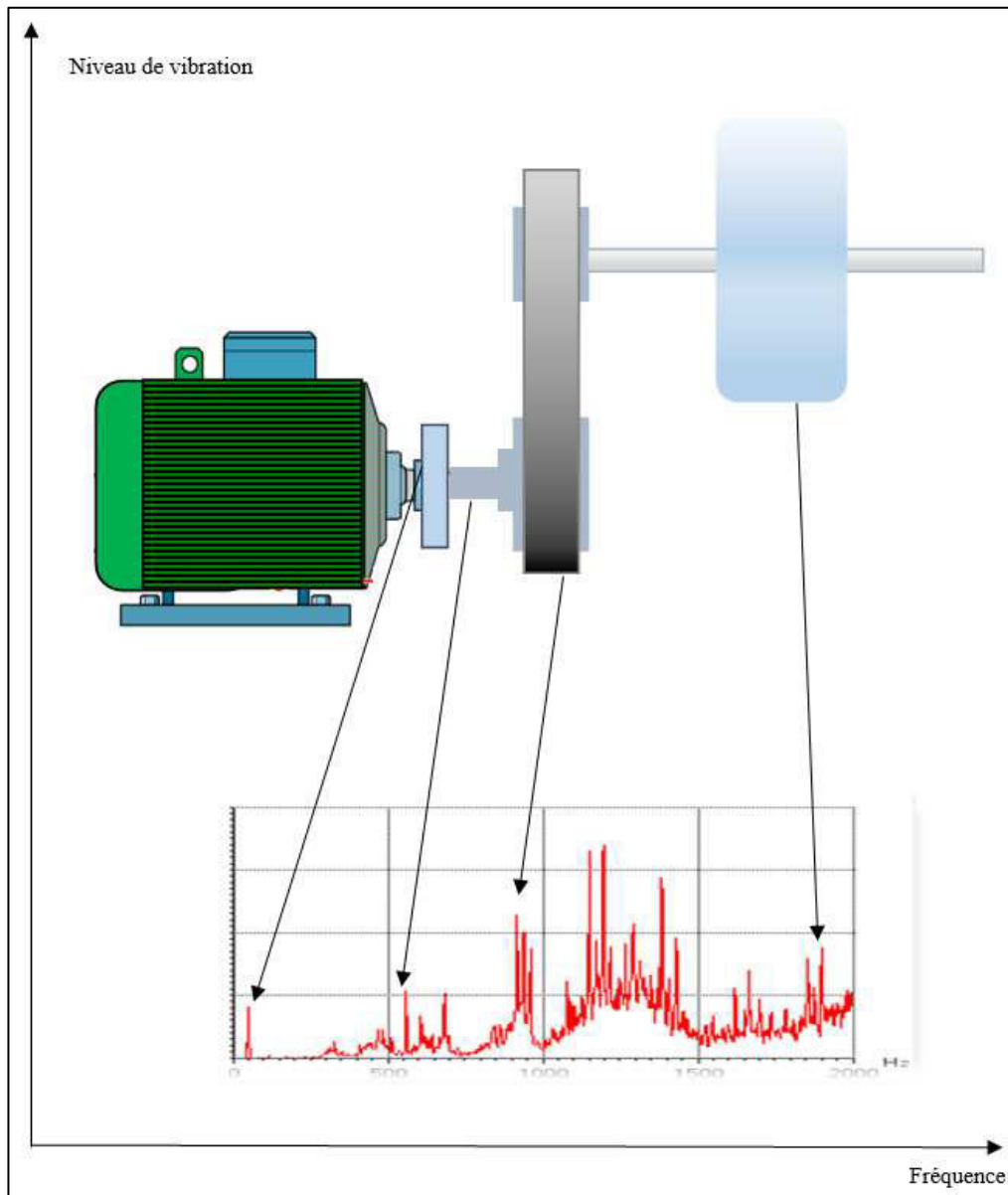


Fig. 1-8 : Niveau vibratoire associé à chaque composant mécanique en fonction de la Fréquence [37].

Balourd statique :

Les deux points P1 et P2 sont soumis en même temps à la force centrifuge due au balourd.

Dans le point p_1 , l'amplitude de vibration est maximale quand la masse est en bas du rotor, ce phénomène se répète à chaque tour du rotor. Au niveau du point p_2 du rotor se produit la même chose.

Balourd dynamique :

Dans ce cas, on place deux masses similaires à chaque extrémité du rotor. L'analyse temporelle de l'amplitude du signal de vibration indique un déphasage entre les signaux en p_1 et p_2 . Donc les deux points P_1 et P_2 seront soumis à des forces centrifuges alternées (voir, Fig. 1-10).

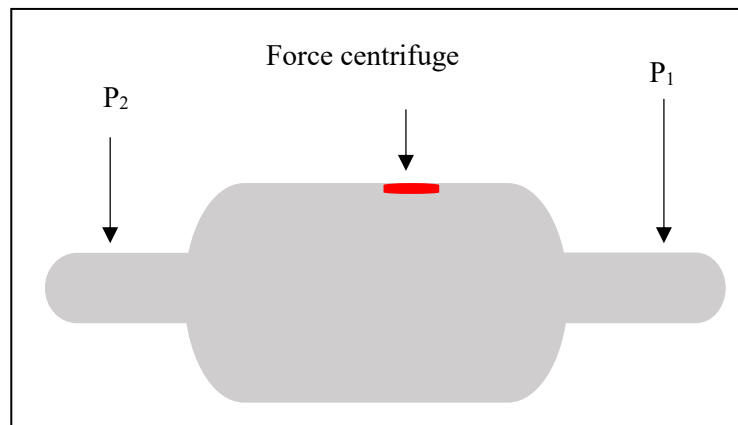


Fig. 1-9 : Défaut de balourd.

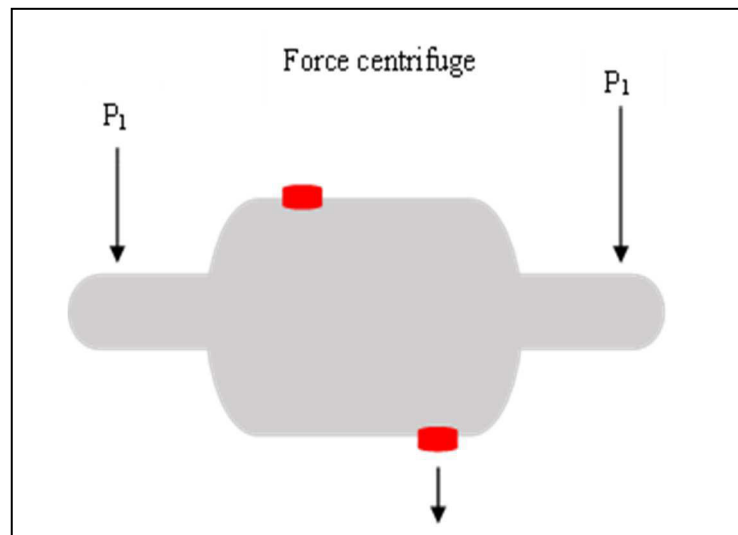


Fig. 1-10 : Défaut de balourd (balourd dynamique).

Ce défaut se manifeste dans le spectre [38] par l'augmentation apparente de l'amplitude de la fréquence caractéristique (fréquence de rotation du rotor, f_r) comme indiqué sur la Fig. 1-11. La fréquence f_r est définie comme suit :

$$f_r = \frac{N}{60} \quad (1.4)$$

Où N est la vitesse de rotation ayant comme unité tours par minute (tr/mn).

Dans un environnement industriel, le spectre contiendra les fréquences suivantes f_r , $2xf_r$ et $3xf_r$.

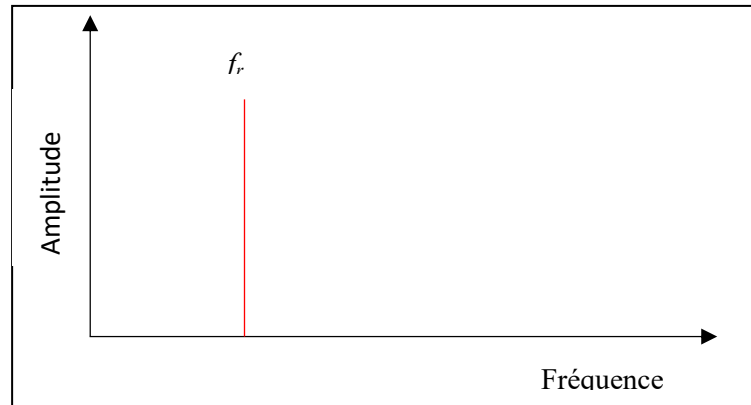


Fig. 1-11 : Représentation fréquentielle du défaut de balourd.

Les divers types de déséquilibre ont comme origine [39] :

- Déséquilibre d'origine mécanique : les processus de fabrication de routine peuvent stresser les composants métalliques. Sans relâcher la pression, le rotor va se déformer, une masse métallique va se désolidariser du rotor (érosion ou autres), un développement instantané de vibrations aura lieu (voir, Fig. 1-12).

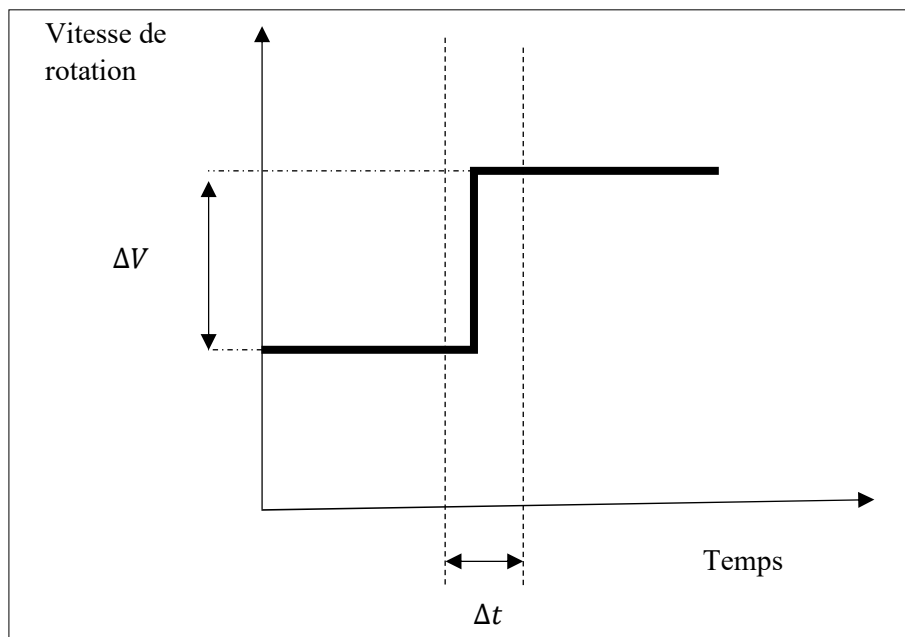


Fig. 1-12 : Développement instantané des vibrations.

- Un désalignement angulaire se produit lorsque des variations thermiques se produisent. Généralement, les rotors contiennent des imperfections mineures et subissent un réchauffement inégal, provoquant une distorsion inégale. La distorsion thermique est courante sur les machines qui fonctionnent à des températures élevées, notamment les moteurs électriques, les ventilateurs, les soufflantes, les compresseurs, les détendeurs, les turbines, etc. En raison de la distorsion thermique, il nécessite parfois que le rotor soit équilibré à sa température de fonctionnement normale.

4-3-2-2 Délignage (ou mauvais alignement)

Le désalignement correspond à une déviation de la position de l'arbre relativement à la rotation quand l'équipement opère dans des conditions normales [40]. La vibration est le phénomène le plus présent. Il y a deux types de désalignement (Fig. 1-13).

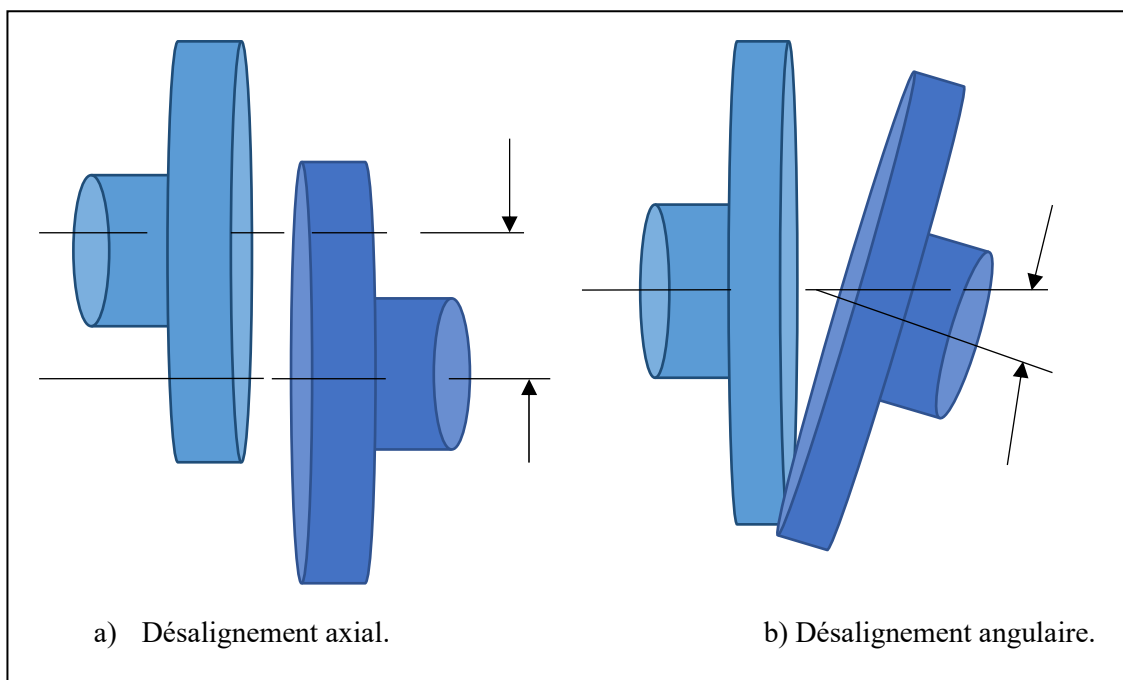


Fig. 1-13 : Défaut de délignage

Le défaut d'alignement est détecté dans le spectre par une augmentation de l'amplitude aux fréquences harmoniques $2xf_r$ et parfois $3xf_r$ et $4xf_r$, comparativement à la fréquence f_r qui représente la fréquence de rotation du rotor (voir, Fig. 1-14).

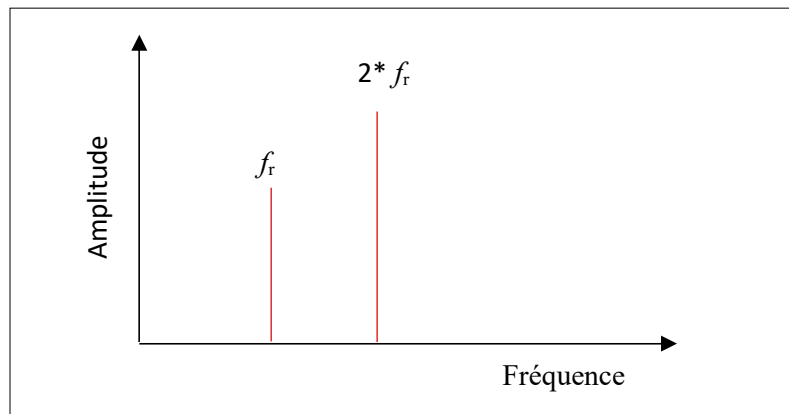


Fig. 1-14 : Spectre du défaut de désalignement.

Le désalignement peut être provoqué par plusieurs causes :

- Souche de tuyau.
- Dilatation thermique.
- Erreur humaine.
- Usure entraînant une déformation de la poulie.
- Assemblage imprécis de composants, tels que moteurs et pompes.

Les défauts d'alignement courants sont le résultat de deux arbres rotatifs non parallèles l'un à l'autre :

- Échec du joint.
- Défaillances de roulement.
- Moins de performances et plus de consommation d'énergie.
- Vibration et bruit élevés.
- Chaleur excessive.

4-3-2- 3 Défauts d'engrenages

Les défauts d'engrenage se produisent généralement dans les dents d'un mécanisme d'engrenage en raison de la fatigue, de l'écaillage ou des piqûres. Celles-ci peuvent se manifester par des fissures dans la dent de l'engrenage ou l'enlèvement de métal de la surface de la dent. Ils peuvent être causés par l'usure, des charges excessives, une mauvaise lubrification, un jeu et parfois une mauvaise installation ou des défauts de fabrication (Fig. 1-15).

L'arbre qui tourne à une fréquence f_r et comportant un engrenage de deux roues à z dents (z_1, z_2), subira des chocs à chaque tour, un engrènement se produit entre les deux roues dentées avec une fréquence d'engrènement obtenue par la formule suivante :

$$f_e = z_1 * f_{r1} = z_2 * f_{r2} \quad (1.5)$$

Où z_1 est le nombre des dents de la roue dentée 1, z_2 est le nombre des dents de la roue dentée 2, f_{r1} est la fréquence de rotation de la roue dentée 1 et f_{r2} est la fréquence de rotation de la roue dentée 2.

Le défaut de l'engrenage est détecté dans le spectre par un groupe de lignes fréquentielles centrées autour de la fréquence d'engrènement f_e , et espacées par la même distance. On remarque également l'apparition des fréquences f_{r1} et f_{r2} (fig. 1-16).

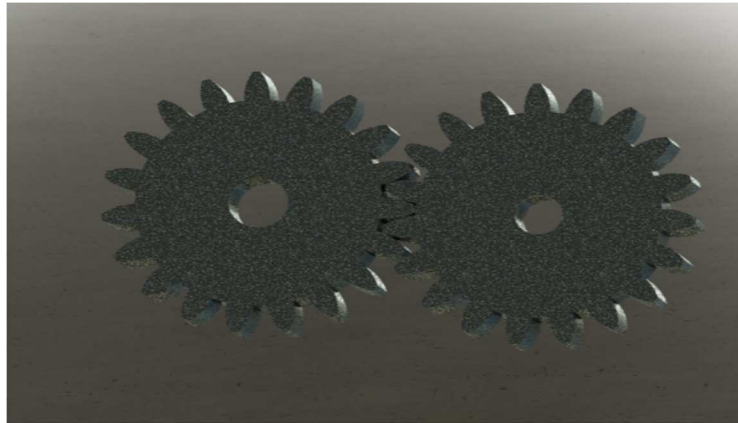


Fig. 1-15 : Atteinte des dents d'une roue dentée.

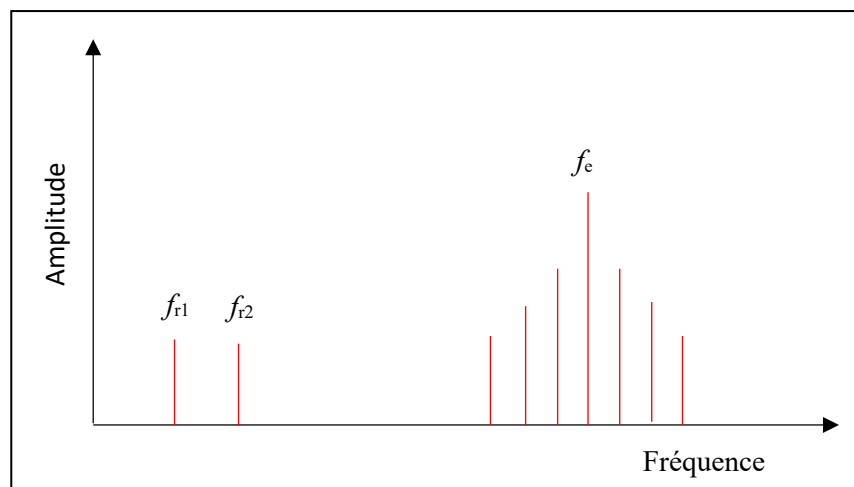


Fig. 1-16 : Spectre du défaut d'engrenage.

4-3-2-4 Défauts de roulement

Le roulement est un élément capital dans la plupart des machines tournantes. Son importance réside dans le fait qu'il est spécifiquement conçu pour minimiser le frottement lors de la rotation de l'arbre, ainsi que le soutien des charges radiales et axiales. La conception du roulement peut inclure, d'une part, la possibilité d'un mouvement libre de la partie mobile ou d'une rotation libre autour d'un axe fixe, d'autre part, elle peut également prévoir des dispositifs empêchant tout mouvement indésirable en contrôlant les vecteurs de forces normales qui portent sur les pièces mobiles [41]. La plupart des roulements permettent le mouvement souhaité en réduisant au maximum les frottements. Les roulements sont généralement classés en fonction de leur mode de fonctionnement, de leur capacité de charge, de leur vitesse de rotation, et de leur résistance à la fatigue.

Une défaillance de roulement se produit lorsqu'un roulement n'arrive pas à atteindre sa durée de vie ou les niveaux de performance attendus, entraînant souvent une défaillance de l'arbre de la machine, et la machine dont il fait partie peut également tomber en panne. Les défauts pouvant être rencontrés sont : l'écaillage, l'érosion (entraînant l'écaillage) et le grippage (voir Fig. 1-17).

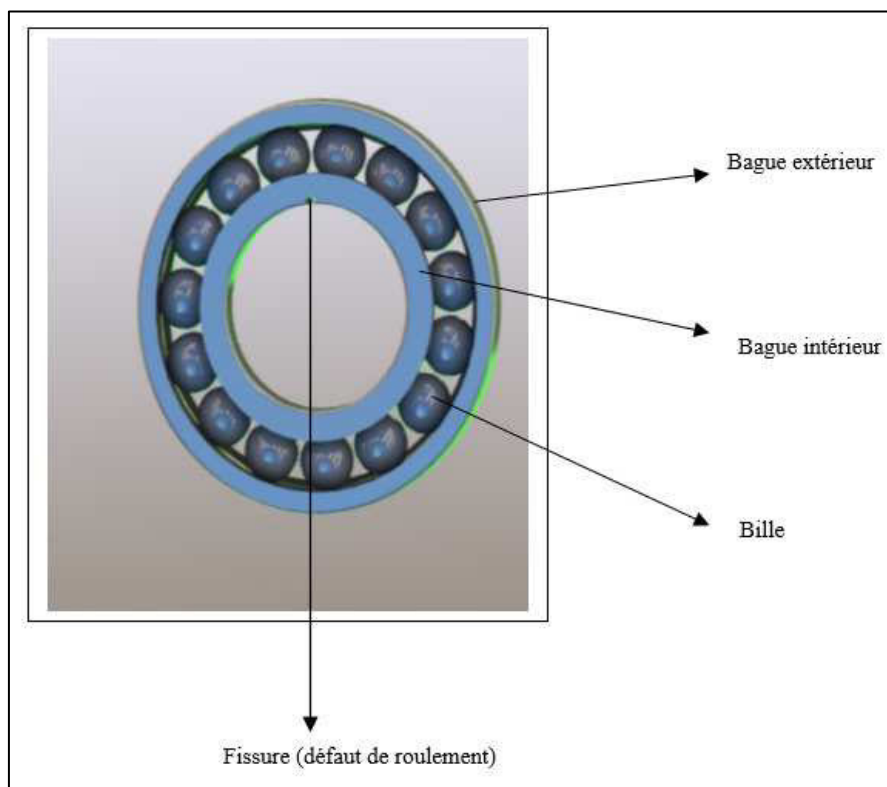


Fig. 1-17 : Roulement à billes défectueux.

Le roulement peut se détériorer prématurément, ce qui entraîne une détérioration de la surface apparaissant sous forme de fissures [42]. Les fissures peuvent être en surface ou résultant d'une défaillance de la couche sous-jacente du matériau. Cette défaillance peut être repérée sur un spectre en identifiant les fréquences caractéristiques du roulement, correspondant aux fréquences d'impact quand un composant en marche rencontre un défaut [43]. Les formules permettant de déterminer ces fréquences sont comme suit :

- Fréquence de défaut de la bague externe

$$f_{ORF} = \left(\frac{N}{2}\right) f_r \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right) \cos\varphi\right] \quad (1.6)$$

- Fréquence de défaut de la bague intérieure

$$f_{IRF} = \left(\frac{N}{2}\right) f_r \left[1 + \left(\frac{d}{D}\right) \cos\varphi\right] \quad (1.7)$$

- Fréquence de défaut de l'élément roulant

$$f_{BF} = \left(\frac{D}{d}\right) f_r \left[1 - \left(\left(\frac{d}{D}\right) \cos\varphi\right)^2\right] \quad (1.8)$$

- Fréquence correspondant à un défaut de cage

$$f_c = \left(\frac{1}{2}\right) f_r \left[1 - \left(\frac{d}{D}\right) \cos\varphi\right] \quad (1.9)$$

Dans les équations ci-dessus, N représente le nombre de bille, f_r désigne la fréquence de rotation, d est le diamètre de la bille, D étant le diamètre moyen du roulement et α l'angle de contact (voir, Fig. 1-18).

Une étude théorique sur les roulements a permis d'estimer la durée de vie via la relation suivante :

$$K_{10} = (C/P)^L \quad (1.10)$$

Avec K_{10} , C et P représentent la durée de vie en 10 tours, la charge nominale et la charge dynamique, respectivement. Notons que pour le cas des roulements à billes $L=3$.

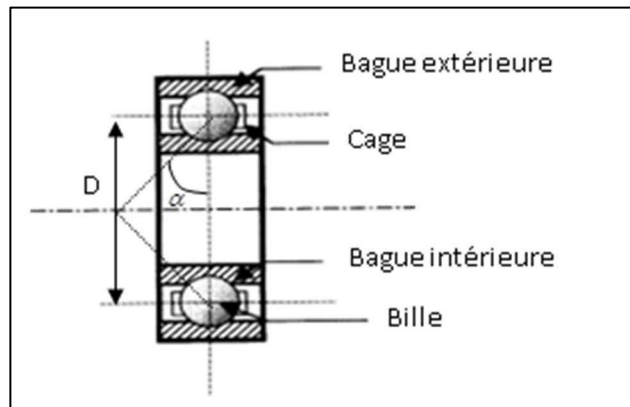


Fig. 1-18 : Schéma du roulement.

On peut notamment retrouver ces fréquences durant l'apparition de défauts sur les éléments constitutifs d'un roulement. En effet des impulsions seront générées à chaque fois qu'un élément roulant retrouve un écaillage sur son chemin.

5- Conclusion

Ce chapitre nous a permis de découvrir le domaine de la maintenance, de montrer les fondements théoriques de la vibration et de décrire les principaux défauts d'une machine tournante. Les vibrations sont causées par les forces dynamiques internes des machines, ainsi que par les éléments roulants et les structures internes attachées à la machine. Les vibrations provoquent de la fatigue et de l'usure et peuvent être une cause de panne de la machine. C'est pourquoi, dans le deuxième chapitre, nous allons présenter les méthodes et les techniques utilisées pour analyser et interpréter les signaux vibratoires générés par les machines. Ces signaux fournissent des informations précieuses sur l'état de fonctionnement des machines, permettant ainsi de détecter les pannes et d'améliorer les opérations de maintenance.

1– Introduction

Le roulement est un élément capital dans la plupart des machines tournantes [44]. Son importance provient de son rôle stratégique qui permet de minimiser le frottement lors de la rotation de l'arbre, ainsi que le soutien des charges radiales et axiales. Pour cette raison, les roulements sont présents dans la plupart des machines tournantes, ainsi ils assurent le maintien des jeux entre les éléments fixes et rotatifs des machines [45]. Les roulements sont les composants les plus susceptibles de tomber en panne dans une machine [46]. Environ 90 % pour les petites machines [47]. Le défaut est défini comme tout changement de fonctionnement initial dans une pièce ou dans un composant de machine, ce qui rend cette dernière incapable d'effectuer son travail de manière satisfaisante.

En raison des pannes fréquentes qui touchent les roulements, il est nécessaire d'appliquer une surveillance permanente des derniers. Cela comprend l'utilisation de techniques d'analyse des signaux pour détecter les anomalies et les signes de défaillance.

Ce chapitre aborde les différentes étapes requises pour l'acquisition du signal vibratoire, ainsi que les diverses techniques permettant le suivi et la détection des défauts basés sur l'analyse des vibrations.

2- Surveillance et mesure des vibrations

La surveillance utilisant l'analyse des vibrations nécessite les étapes suivantes :

2-1- Acquisition des données

L'élément essentiel dans l'acquisition des données étant un capteur soumis aux vibrations. Il permet de convertir les effets mécaniques en un signal électrique préamplifié de forme vibratoire [48]. Ce signal est ensuite reçu par une unité d'échantillonnage synchrone, amplifié par un amplificateur de signal, et transmis à un logiciel d'enregistrement de données. Ce processus est appelé numérisation des données à traiter [49].

2-2- Traitement du signal vibratoire

Le traitement du signal est un domaine qui se concentre sur l'analyse, la modification et la synthèse de signaux tels que le son, les images et les mesures scientifiques [50]. Cette discipline est utilisée pour améliorer la transmission ainsi que l'efficacité du stockage numérique, corriger les signaux déformés et détecter ou identifier les composants d'intérêt dans un signal mesuré. En conséquence, le traitement du signal peut fournir des informations utiles, souvent cachées, sur l'état mécanique de la machine.

2-3 Détection

Dans cette étape, l'objectif principal est de détecter les défauts en observant l'évolution du processus, ce qui permet de différencier les situations observables en tant que normales ou anormales [51]. En utilisant des techniques de détection, telles que l'analyse du signal, il est possible d'identifier des comportements anormaux tels que des vibrations excessives, des variations de fréquence, des pics de bruit ou des changements dans les signatures acoustiques.

2-4 Diagnostic

Le diagnostic a pour but d'identifier la cause de dysfonctionnement ou du problème en se basant sur les symptômes révélés par des observations, des examens ou des tests, et de déterminer sa gravité. En général, le diagnostic est effectué après la détection d'une anomalie, comme illustré dans la Fig. 2-1 [52].

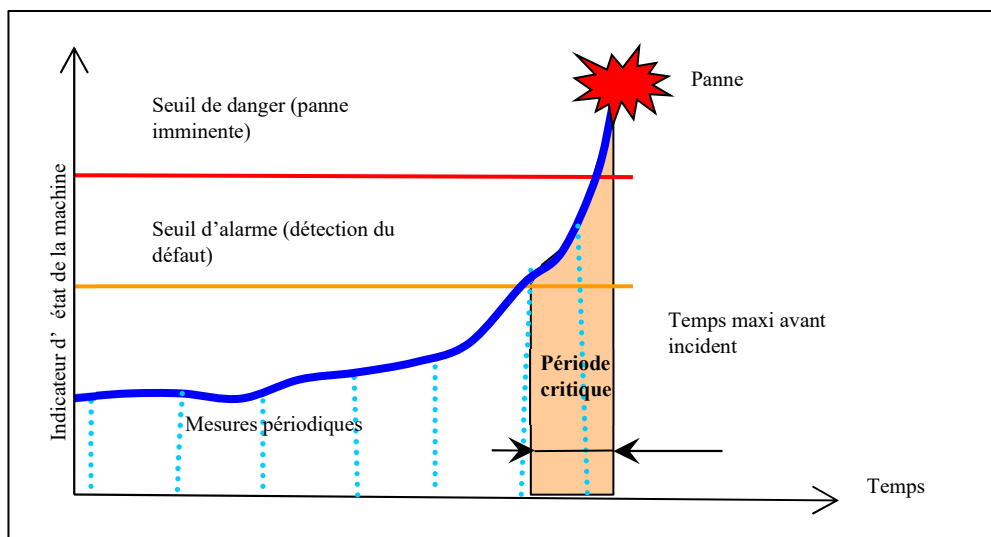


Fig. 2-1 : Indicateur d'état de la machine en fonction du le temps (diagnostic).

Pour faire un diagnostic, il faut désigner au moins 2 seuils comme illustré dans la Fig. 2-1.

Seuil d'alarme : À ce stade, l'indicateur nous avertit de la présence d'un défaut et qu'une intervention de maintenance sera nécessaire. Il est important de programmer l'arrêt de la machine à un moment afin de minimiser les pertes de production.

Seuil de danger : À ce stade, il est impératif d'intervenir rapidement et de remplacer l'élément mécanique défectueux, car nous nous rapprochons du seuil de panne. Il est également possible de définir des seuils moyens afin d'affiner notre analyse.

2-5 Grandeurs de mesure des vibrations

Pour étudier les vibrations résultant des forces dynamiques à l'intérieur des machines, il existe trois grandeurs fondamentales qui sont reliées entre elles, comme résumé dans le tableau suivant :

Tableau 2-1 : Grandeurs de mesure des vibrations [2].

Grandeur	Caractéristique
Déplacement [μm , micromètre]	<ul style="list-style-type: none"> - Basses fréquences - Lent - Fréquence ≤ 100 Hz
Vitesse [mm/s, millimètre/sec]	<ul style="list-style-type: none"> - Vitesse plus élevée - Déplacement plus faible - Accélération un peu plus grande - $100 \text{ Hz} < \text{Fréquence} \leq 1000 \text{ Hz}$
Accélération [m/s^2 ou g] ; $1 \text{ g} = 9,81 \text{ m/s}^2$	<ul style="list-style-type: none"> - Déplacement réduit - Vitesse moyenne - Accélération plus élevée - Large bande de fréquence - $(0 \text{ Hz} \leq \text{Fréquence} \leq 20 \text{ KHz})$

La sélection d'une grandeur parmi celles citées dans le Tableau ci-dessus est décisive pour la qualité du diagnostic. Cette sélection dépend des caractéristiques du signal vibratoire comme énumérées dans le Tableau 2-1. En présence d'une vibration purement sinusoïdale, les mesures de déplacement, de vitesse et d'accélération sont reliées entre elles par les relations mathématiques suivantes :

$$Vit = Acc/2\pi f \quad (2.1)$$

Où Vit est la vitesse et Acc désigne l'accélération.

$$Dép = \frac{Vit}{2\pi f} \quad (2.2)$$

$$Dép = \frac{Acc}{(2\pi f)^2} \quad (2.3)$$

Où $Dép$ est le déplacement du mouvement vibratoire.

Pour détecter les phénomènes basses fréquences, la grandeur de déplacement est préférable, tandis que pour les phénomènes hautes fréquences, tels que les défauts de roulement, la grandeur d'accélération est choisie. Cette sélection de la grandeur appropriée est essentiel pour garantir la qualité du diagnostic et elle est fonction des caractéristiques du signal vibratoire [53].

2-6 Chaîne de mesure

Elle est composée de plusieurs éléments, notamment un capteur de vibration tel que le Proxi-mètre, le vélocimètre ou l'accéléromètre piézoélectrique (voir Fig. 2-2). Le système de collecte des données comprend un amplificateur de signal et un filtre analogique pour limiter la bande passante des composantes hautes fréquences du signal. La conversion analogique/numérique du signal vibratoire est accomplie par une carte électronique. Un logiciel destiné au traitement des signaux numérisés permet de filtrer et de corriger les signaux, ainsi que d'effectuer des analyses de données statistiques. Les mesures peuvent être affichées sur l'interface d'entrée/sortie d'un ordinateur.

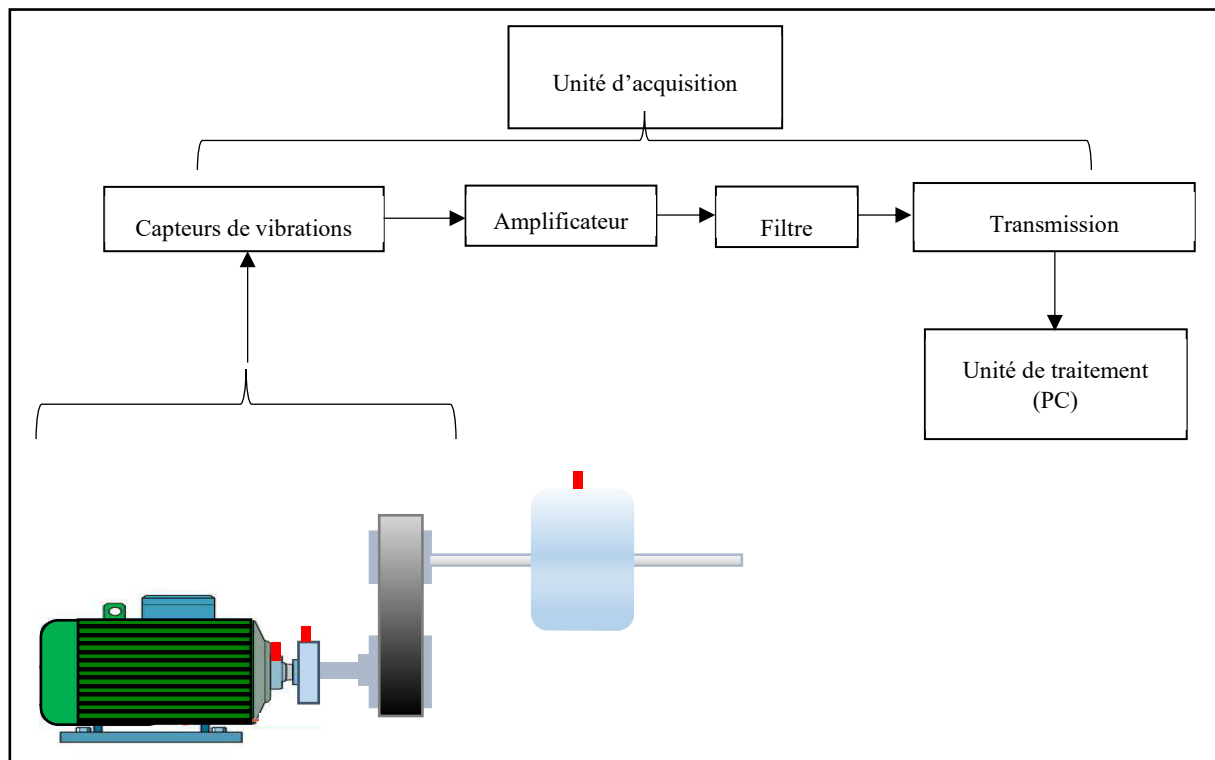


Fig. 2-2 : Chaîne de mesure d'un signal vibratoire.

2-7- Capteurs destinés à la mesure des vibrations

Il existe plusieurs types : capteur de déplacement, capteur de vitesse et capteur d'accélération.

2-7-1 Capteur de déplacement

Un capteur de déplacement est un dispositif qui mesure la distance entre lui-même et un objet en détectant la quantité de mouvement à l'aide d'un ensemble d'éléments, puis en la convertissant en une distance (voir, Fig. 2-3). Le principe de fonctionnement est basé sur un circuit oscillant qui génère un champ magnétique sinusoïdal à l'intérieur de la bobine du capteur. Lorsqu'un corps conducteur s'approche du capteur, des courants de Foucault sont induits dans celui-ci, ce qui provoque une consommation d'énergie électrique qui est réfléchiée dans le conditionneur sous forme de différence de tension [37].

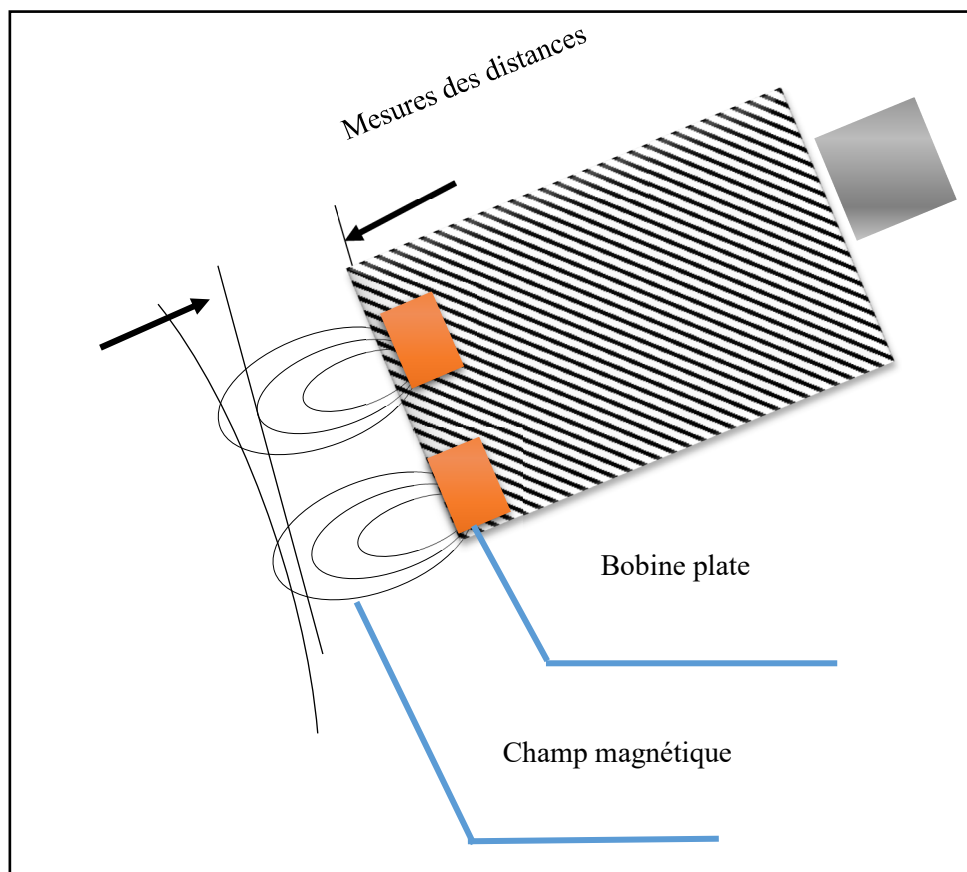


Fig. 2-3 : Capteur de déplacement.

2-7-2 Capteur de vitesse

Il permet de mesurer la vitesse absolue de la vibration et fournit un signal électrique proportionnel à cette vitesse. Il est composé d'une bobine mobile maintenue par des ressorts et d'un aimant permanent

fixé au boîtier du capteur avec une masse sismique (voir Fig. 2-4). L'aimant permanent crée un champ magnétique puissant autour de la bobine. Lorsque la machine à laquelle le capteur est fixé vibre, l'aimant permanent suit le mouvement de la vibration tandis que la bobine reste immobile. Ce mouvement de vibration engendre une différence de tension dépend de la vitesse de déplacement de la bobine [37].

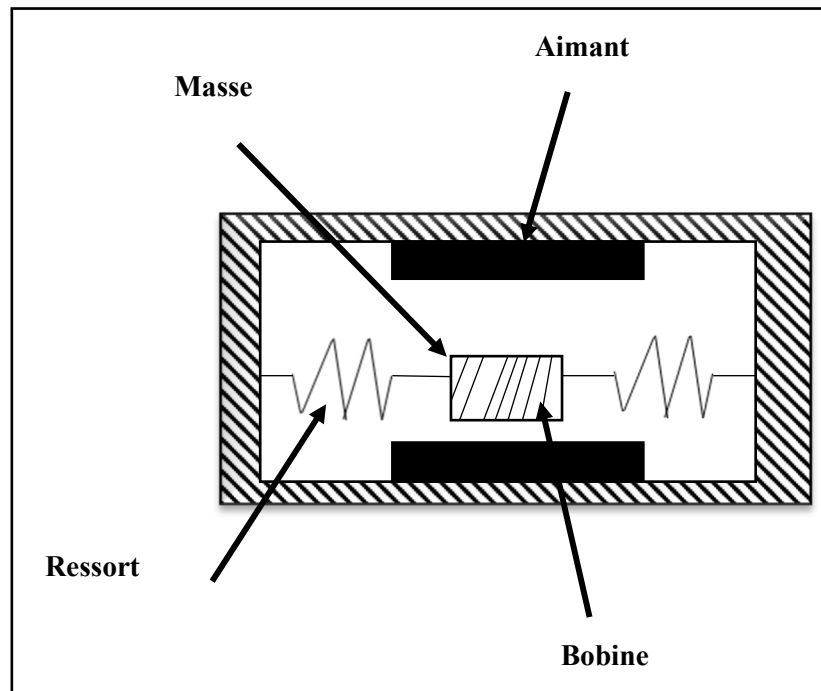


Fig. 2-4 : Capteur de vitesse.

2-7-3 Capteur d'accélération

L'accéléromètre génère un signal électrique proportionnel à l'accélération subie, grâce à son disque en matériau piézoélectrique (quartz) considéré comme un ressort, et sa masse sismique précontrainte (voir Fig. 2-5). Cette dernière se déplace sous l'effet de l'accélération, exerçant ainsi une pression alternative sur le disque, produisant une variation de tension proportionnelle à la force appliquée et, par conséquent, à l'accélération des masses [54].

Cependant, les accéléromètres sont sensibles à la fréquence et sont plus adaptés pour les mesures de vibrations inertielles où les forces en jeu sont critiques. Les vibrations à fréquences plus élevées ont des accélérations plus importantes, produisant des niveaux de signal plus élevés, contrairement aux vibrations à fréquences basses qui peuvent générer des niveaux de signal faibles, ce qui rend difficile la distinction entre le signal utile et le bruit environnant.

En outre, l'utilisation d'accéléromètres sur des objets plus petits peut être limitée, car leur fixation peut modifier la masse de l'objet et ses fréquences de résonance naturelles. Toutefois, pour les objets plus grands, vibrant à des fréquences plus élevées, où les forces d'inertie sont les principales forces à mesurer, les accéléromètres sont un excellent choix.

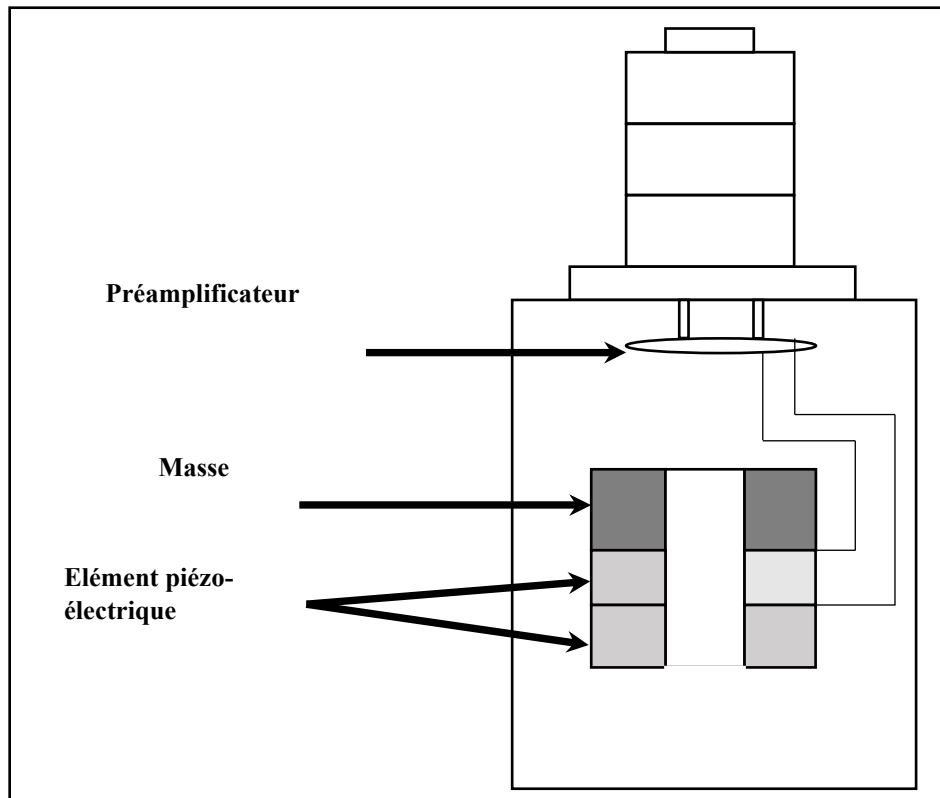


Fig. 2-5 : Capteur d'accélération.

2-8 Choix des points de mesure

Le choix de l'emplacement pour installer l'accéléromètre doit se faire en positionnant le capteur le plus près possible de l'organe à surveiller, au niveau des paliers de la machine, et en assurant un cheminement direct pour les vibrations [23].

2-9 Fixation des capteurs

Une disposition optimale du montage améliorera grandement la précision. Pour obtenir de meilleures performances, surtout à des fréquences élevées, la base de l'accéléromètre et l'objet à tester doivent être propres, plats, lisses, sans rayures ni bavures. Pour réduire les erreurs causées par les vibrations indésirables du capteur, un montage symétrique est recommandé. Le poids du capteur, y compris tous les composants du montage, doit être faible par rapport à celui de l'objet à tester. Idéalement, le capteur ne devrait pas peser plus de 10 % de l'objet à tester [55]. L'axe du capteur et les directions de mesure ne doivent pas être désalignés autant que possible, surtout en cas de vibrations transversales de grandes amplitudes. Lorsque vous utilisez un montage par vis, assurez-vous que la vis n'est pas plus longue que le trou fileté et qu'il n'y a aucun espace sous le capteur. Les méthodes de montage recommandées pour les accéléromètres sont les suivantes : fixation de l'accéléromètre sur un goujon préalablement installé sur la structure à mesurer, bride isolante ou pastille adhésive, socle magnétique, adhésif (époxy, cire, ruban adhésif, etc.), portable, pointe de sonde mobile.

3- Techniques d'analyse du signal vibratoire

3-1- Echantillonnage d'un signal vibratoire

Pour obtenir les meilleures performances de détection de défauts, il convient d'accorder une attention particulière à la fréquence d'échantillonnage, qui détermine le contenu fréquentiel disponible dans le signal mesuré (voir, Fig. 2-6). Si elle n'est pas bien choisie, cela peut entraîner la perte de nombreuses informations utiles pour la bande haute fréquence, ce qui empêche d'établir un bon diagnostic. Selon la théorie de Nyquist, également baptisé théorème de Shannon. En pratique, il est courant d'appliquer une marge de sécurité à la contrainte de Shannon [56], nous avons :

$$F_e \geq 2.56 * F_{max} \quad (2.4)$$

Où F_e et F_{max} sont, respectivement, la fréquence d'échantillonnage et la fréquence maximale du signal à échantillonné en hertz. D'autre part, nous avons :

$$F_e = \frac{1}{T_e} \quad (2.5)$$

T_e : est la période d'échantillonnage.

Notons que le temps d'acquisition des données T_{acq} est la durée utilisée pour prendre des mesures du signal :

$$T_{acq} = N_e T_e \quad (2.6)$$

Dans l'équation (2.6), N_e désigne le nombre de points enregistrés.

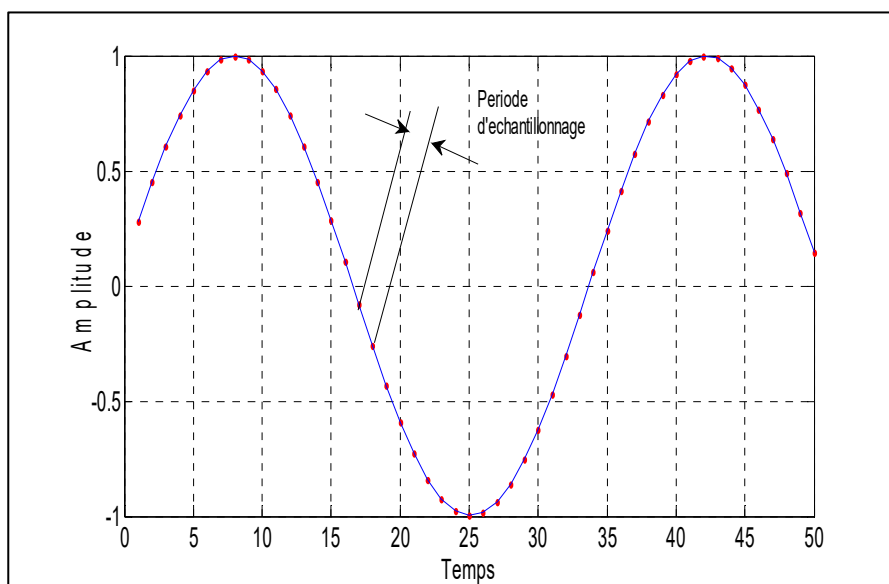


Fig. 2-6 : Discrétisation du signal.

3-2- Finesse d'un signal vibratoire

Lors de la collecte des données de vibration, il est important de considérer tout d'abord les fréquences que l'on souhaite mesurer [56], puis de sélectionner la combinaison appropriée de F_{max} et de la résolution pour capturer toutes les informations nécessaires relatives aux fréquences d'intérêt. La résolution est supposée bonne dans le cas les fréquences proches les unes des autres peuvent être distinguées.

La résolution en fréquence du spectre de vibration est égale à F_{max} divisée par le nombre de lignes N_l , comme suit :

$$\Delta f = \frac{F_{max}}{N_l} \quad (2.7)$$

$$N_l = \frac{N_e}{2.56} \quad (2.8)$$

Où Δf est la résolution en fréquence, et N_l est le nombre de lignes.

3-3- Techniques d'analyse

D'après la littérature ouverte, la technique d'analyse vibratoire fait appel à des outils récents de traitement du signal, qui se divisent généralement en deux grandes familles, selon divers outils disponibles [57].

3-3-1- Approche temporelle

Cette méthode permet de détecter les défauts mais elle est incapable de les localiser avec précision dans les équipements. Elle s'appuie sur l'analyse du signal collecté du point de vue statistique. Lorsque les valeurs des indicateurs associés sont élevées, le risque de développement de défauts devient plus important [58]. Cette méthode est applicable aux appareils simples. Plusieurs indicateurs temporels existent, on cite à titre indicatif :

➤ Valeur efficace

La valeur la plus pertinente pour évaluer le potentiel destructeur d'une vibration est généralement la valeur efficace RMS (*en anglais*. Root Mean Square), qui est directement liée au contenu énergétique des vibrations. Elle tient compte de l'historique temporel de la forme d'onde, ce qui la rend particulièrement utile [59]. La formule mathématique permettant de calculer cette valeur est définie comme suit :

$$V_{\text{efficace}} = V_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2} \quad (2.9)$$

Dans l'équation (2.9), $x(n)$ désigne le signal mesuré.

La valeur RMS permet de détecter la détérioration des roulements. Toutefois, cette valeur ne permet pas de détecter les pics initiaux du signal qui se produisent aux premiers stades du défaut et en outre, il n'est pas possible d'identifier de manière précise l'emplacement du défaut. Néanmoins, elle permet de mesurer la gravité du défaut. Il convient de noter que cette valeur n'est pas sensible aux changements transitoires de courte durée, qui ne dure que quelques millisecondes.

➤ Facteur de Crête (FC)

Le paramètre FC est couramment utilisé pour caractériser les données de vibration. Par définition, il est égale au rapport entre la valeur crête du signal et sa valeur efficace RMS. Pour des roulements en bon état, les valeurs du facteur FC se situent généralement entre 2.5 et 3.5, mais elles augmentent en présence de défauts [60]. Le FC est défini mathématiquement comme suit :

$$FC = \frac{\sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e \sum_{n=1}^{N_e} |x(n)|^2}}} \quad (2.10)$$

Lorsque la détérioration des roulements apparaît, la valeur du facteur de crête augmente alors que la valeur efficace (RMS) demeure presque inchangée [60].

➤ Kurtosis

Le Kurtosis est sensible à l'impulsivité et permet de détecter les signaux vibratoires associés aux défauts dès leurs débuts [61]. L'aplatissement (kurtosis) est calculé comme suit :

$$\text{Kurtosis} = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (2.11)$$

Dans cette équation, $x(n)$ désigne le signal temporel, \bar{x} est la moyenne, et N est la longueur du signal. Le kurtosis est sensible aux chocs mécaniques [62].

➤ L'écart type

C'est une mesure de la variation autour de la moyenne. Donc un écart type faible indique une distribution plus étroite des valeurs. L'écart type peut être utilisé comme indicateur pour détecter précocement les défauts de roulement [63] :

$$\sigma = \frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (x(n) - \bar{x})^{0.5} \quad (2.12)$$

Où \bar{x} est la valeur moyenne.

➤ Dissymétrie

La dissymétrie quantifie l'asymétrie du signal de vibration par la fonction de densité de probabilité. Elle est définie comme l'absence de symétrie dans la distribution des valeurs. Cette mesure sans dimension indique dans quelle mesure le signal est asymétrique autour de sa moyenne. Si le signal est symétrique, la dissymétrie est nulle. La plupart des signaux de vibration ont une distribution de probabilité symétrique telle que la distribution normale [64]. Ainsi, un biais non nul indique généralement une anomalie dans le signal.

$$Dissymétrie = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (x(n) - \bar{x})^3}{\left[\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} (x(n) - \bar{x})^2 \right]^{3/2}} \quad (2.13)$$

3-3-2- Approche fréquentielle

Cette approche est basée sur la transformation de Fourier du signal temporel. L'analyse en fréquence est une méthode efficace pour le traitement des signaux vibratoires [65]. En identifiant les fréquences caractéristiques du signal, cette méthode permet de localiser et d'identifier les défauts. L'analyse spectrale constitue l'outil de base pour traiter les signaux de vibrations, en se basant sur la transformation de Fourier afin de faire la transition du domaine temporel au domaine fréquentiel. Elle fournit de nombreuses informations permettant de diagnostiquer les problèmes à un stade précoce. En comparant les fréquences obtenues avec les fréquences théoriques, il est possible de localiser les défauts [66]. L'équation suivante définit la transformation de Fourier :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi f t} dt \quad (2.14)$$

Où $X(f)$ est la transformée de Fourier de $x(t)$, t est le temps et f est la fréquence. La discrétisation de la transformée de Fourier de l'équation (2.14) est :

$$X(k\Delta f) = \frac{1}{N_e} \sum_{n=0}^{N_e-1} x(nt_e) e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} dt \quad (2.15)$$

Où $X(k\Delta f)$ est la transformée de Fourier Discrète, t_e la période d'échantillonnage du signal temporel, n est l'identifiant de l'échantillon, k le numéro de la ligne fréquentielle, Δf l'intervalle entre deux lignes fréquentielles et N_e le nombre d'échantillons prélevés.

3-3-3- Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe, connue en anglais sous le nom de "High Frequency Resonance Technique", est basée sur l'analyse du signal enveloppe obtenu après avoir filtré dans une plage de fréquences. La transformée de Hilbert, qui permet de dériver la représentation analytique d'un signal à valeurs réelles, joue un rôle déterminant dans cette technique [67]. L'enveloppe du signal $x(t)$ est donnée par la relation suivante :

$$\hat{x}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (2.16)$$

Où τ est une variable temporelle.

Le signal original $x(t)$ et le signal $\tilde{x}(t)$ sont additionnés pour obtenir le signal $\hat{x}(t)$:

$$\hat{x}(t) = x(t) + j\tilde{x}(t) \quad (2.17)$$

Le module de $\hat{x}(t)$ définit l'enveloppe de $x(t)$, soit sa démodulation :

$$|\hat{x}(t)| = \sqrt{x(t)^2 + \tilde{x}(t)^2} \quad (2.18)$$

La technique de l'enveloppe par filtrage est assez sélective puisqu'elle prend en considération le mode de vibration dont le rapport signal/bruit est assez élevé. Le choix de la bande passante du filtre doit couvrir l'ensemble des composantes fréquentielles causées par la fréquence de résonance.

4- Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'acquisition de signaux vibratoires en mettant en évidence les conditions nécessaires pour garantir une acquisition précise et fiable. Les différentes techniques d'analyse vibratoire sont également présentées et discutées, notamment les indicateurs temporels tels que la valeur efficace, le facteur de crête, le Kurtosis, l'écart type, la dissymétrie. Nous avons également donné un aperçu sur l'analyse fréquentielles ainsi que l'analyse d'enveloppe.

Le positionnement des capteurs pour la détection des défauts est souvent un défi, en raison de l'inaccessibilité des zones de mesure. Par conséquent, il est important de trouver des points de mesure alternatifs afin de détecter et surveiller de manière optimale les défauts de roulement. Les signaux de vibration mesurés à partir d'un roulement contiennent des vibrations du moteur, des vibrations des roulements, du bruit et d'autres sources. En raison des équipements coûteux et de l'espace limité, un seul capteur peut être installé pour mesurer le signal vibratoire.

1-Introduction

Dans ce chapitre nous allons proposer une nouvelle approche mathématique pour le diagnostic des défauts des roulements. La technique proposée est basée sur l'utilisation de la méthode de la séparation aveugle des sources conjointement avec la distribution normale et la fenêtre de Black-Man.

2 - Séparation de Sources

Dans l'industrie, le signal vibratoire mesuré des roulements est un mélange de vibrations provenant du moteur, de l'élément roulant, d'autres sources et du bruit [68]. La méthode de la Séparation aveugle des sources (BSS) est considérée comme l'une des méthodes les plus efficaces pour résoudre les problèmes liés aux signaux multi-composants [69]. Elle est utilisée pour séparer ou récupérer les signaux provenant de sources inconnus à travers les signaux observés dans les cas où les signaux sources ne peuvent pas être acquis avec précision [13]. Dans de nombreux cas, un seul capteur peut être installé pour surveiller les équipements mécaniques en raison du coût élevé des appareils et de l'espace limité. Par conséquent, la recherche de méthodes de séparation monocal adéquate pour séparer les sources les unes des autres à l'aide d'un seul capteur est d'un grand intérêt [70].

Plusieurs applications de la méthode BSS ont été rapportées dans la littérature ouverte, à titre d'exemple Han et al. [15] ont développé un algorithme ICA rapide basé sur la méthode itérative de Newton du second ordre pour extraire les caractéristiques d'un signal mixte de défauts de roulement. Huang et al. [71] ont combiné la méthode BSS et le kurtosis spectral pour séparer les sources de bruit indépendantes et les signaux de défauts naissants des données de vibration des roulements. Yi et al. [17] ont utilisé la méthode BSS et la décomposition du mode empirique assistée par une sinusoïde déphasée régénérée pour identifier les caractéristiques multi-défauts du roulement. Li et al. [18] ont présenté une méthode BSS convolutive basée sur la transformée de crête, l'analyse par ondelettes et l'algorithme convolutif à virgule fixe pour isoler les signaux de source de défauts des signaux de vibration de roulement composites. Hao et al. [72] ont résolu le problème en utilisant une méthode de décomposition optimisée de l'échelle des caractéristiques intrinsèques afin de détecter la caractéristique du signal source des défauts de roulement. En utilisant la méthode BSS, la majorité du travail a été effectuée en éliminant uniquement le bruit additif.

D'autres applications, dans lesquelles l'algorithme BSS est implémenté tournent principalement autour des domaines de recherche suivants [73] :

- Réception pour les communications mono et multi-utilisateurs.
- Analyse des signaux biomédicaux tels que : l'électroencéphalogramme et l'électrocardiogramme ...etc.
- Traitement et analyse d'images par résonance magnétique fonctionnelle.
- Restauration d'images.
- Échographie.
- Imagerie astronomique.
- Extraction de caractéristiques.
- Traitement des données du réseau de capteurs.
- Exploration géophysique.
- Débruitage.
- Machines à commande vocale.

2-1 Formulation mathématique de la méthode BSS

2-1-1 Modèles mathématique de mélange

Le phénomène de propagation (mélanges de source) peut être modélisé en prenant en compte le signal mélangé $x_i(t)$ (pour $i = 1, \dots, p$) ainsi que le signal source $s_j(t)$ (pour $j = 1, \dots, r$). La variable temps t permet de décrire la progression dans le temps des r signaux sources et des p signaux mélanges, de la manière suivante :

Dans le canal de propagation, les fonctions a_{ij} sont chargées de déterminer les transferts de la source j vers le capteur i , l'environnement dans lequel se produit la propagation est linéaire. Cette transformation peut être considérée comme un processus de filtrage linéaire des signaux sources à l'aide de filtres à réponse impulsionnelle $a_{ij}(t)$. En fin de compte, la mesure effectuée sur chaque capteur est la somme des filtres source (voir la Fig. 3-1). Nous exprimons le mélange $x_i(t)$ de la manière suivante :

$$x_i(t) = \sum_{j=1}^r (a_{ij} * s_j)(t) = \sum_{j=1}^r \left(\int_{-\infty}^{+\infty} a_{ij}(\tau) s_j(t - \tau) d\tau \right) \quad (3.1)$$

Nous considérons donc, la discrétisation de notre modélisation mathématique où les signaux sont discrets en termes de variable de temps, n (échantillons temporels) :

$$\begin{aligned} x_i(n) &= \sum_{j=1}^r (a_{ij} * s_j)(n) \\ &= \sum_{j=1}^r \left(\sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_{ij}(k) s_j(n - k) \right) \\ &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=1}^r a_{ij}(k) s_j(n - k) \end{aligned} \quad (3.2)$$

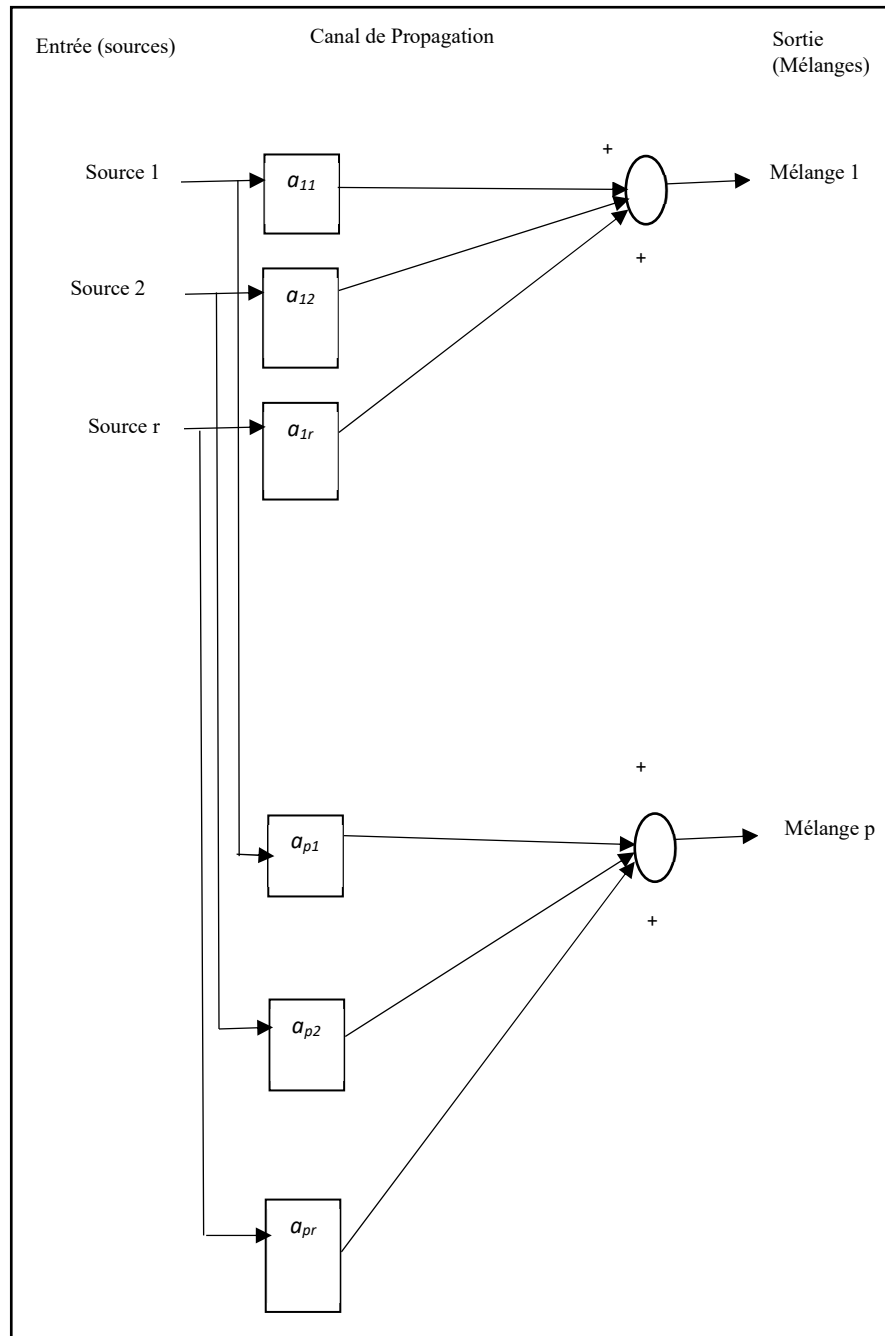


Fig. 3-1 : Structure du mélange.

Nous aboutissons à l'équation (3.2) :

$$x_i(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \tilde{a}_i^T(k) \mathbf{s}(n-k) \quad (3.3)$$

Les filtres $a_{ij}(n)$ sont des séquences de taille m finies. Alors :

$$x_i(n) = \sum_{k=0}^{m-1} \tilde{a}_i^T(k) \mathbf{s}(n-k) = (\tilde{a}_i^T * \mathbf{s})(n) \quad (3.4)$$

Enfin, afin d'obtenir la forme finale et formelle du modèle de mélange qui prend en compte tous les signaux mélangés, il est nécessaire de considérer le vecteur de mélanges \mathbf{x} et la matrice de filtres A . Ainsi, le modèle de mélange est :

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{k=0}^{m-1} A(k)\mathbf{s}(n-k) = (A * \mathbf{s})(n) \quad (3.5)$$

2-1-2 Environnement bruité

Dans l'environnement bruité, le bruit $b(n)$ se superpose à chaque i capteur ($i = 1.., p$). En sommant ces signaux de bruit dans le vecteur $b(n)$, on obtient :

$$\mathbf{x}(n) = (A * \mathbf{s})(n) + \mathbf{b}(n) \quad (3.6)$$

2-1-3 Linéarité et hypothèses de base

Lors de l'application de la méthode BSS, le modèle linéaire est le plus couramment utilisé, et cela est dû à la simplicité de l'analyse et à la séparabilité explicite. Le système BSS linéaire est représenté par l'équation (3.7) :

$$\begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ \vdots \\ x_{N_0}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1N_s} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2N_s} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N_01} & a_{N_02} & \cdots & a_{N_0N_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ s_2(t) \\ \vdots \\ s_{N_s}(t) \end{bmatrix} \Leftrightarrow \mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{b}(t) \quad (3.7)$$

Où A est la matrice de mélange inconnue de dimension $N_o \times N_s$, t est le temps ou l'indice d'échantillon et \mathbf{b} est le bruit additif. Le système BSS est en fait mis en œuvre pour estimer les sources d'origine ainsi que la matrice de mélange n'ayant aucune information préalable, c'est-à-dire en s'appuyant uniquement sur les observations. Il convient de noter que le modèle mathématique présenté ici n'est rien d'autre qu'une simplification et une idéalisation de l'approximation linéaire du modèle.

Dans les applications réelles ; d'autres facteurs majeurs jouent un rôle dans l'ajout de la complexité au processus de mélange, par exemple le bruit, le délai de propagation des signaux, c'est pourquoi la méthode BSS est encore un domaine de recherche en constante évolution.

Il convient de noter également qu'à moins que des informations supplémentaires ne soient fournies comme caractéristiques a priori des sources, la mise à l'échelle et l'ordre des sources séparées resteront imprécis et confus, ce qui est normal dans les systèmes linéaires, où la multiplication n'est plus commutative et les coefficients de mélange selon lesquels le processus de mélange a eu lieu ne sont pas évidents.

Pour le modèle non linéaire, les signaux observés sont des signaux déformés non linéaires. Bien que la littérature ouverte comporte un grand nombre d'algorithmes proposés sur le BSS linéaire, le BSS non linéaire n'a pas été bien développé [74]. Les techniques BSS linéaires ont montré leur incapacité à séparer les sources non-linéaires mélangées, ce qui a conduit à l'émergence d'une variété de techniques non-linéaires :

- Post Non-linéaire (PNL) [75].
- Bi-Linéaire (ou mélanges linéaires quadratiques) [76].
- Mélanges post-non linéaires convolutifs [77].
- Applications conformes [78].

La représentation mathématique de ces modèles non linéaires est indiquée dans l'équation suivante :

$$x(t) = f(s(t)) \quad (3.8)$$

Où f est la fonction de mélange non linéaire inconnue, N et M sont respectivement le nombre de signaux de source et d'observation. Le problème BSS s'écrit comme suit :

$$g(x(t)) = g(f(s(t))) = \hat{s}(t) \quad (3.9)$$

Concernant l'aspect mixage temporel des sources, le BSS peut être orienté pour traiter des sources mixées simultanément c'est-à-dire avec l'absence de retards temporels, ce qui définit le modèle de mélange instantané, ou pour traiter des mélanges formés à partir de différents signaux sources sous forme de combinaisons de plusieurs versions temporisées des sources elles-mêmes ou des signaux mélangés eux-mêmes, ce qui définit le modèle de mélange convolutif (CMM). Dans les modèles de mélange plus simples, le mélange est considéré comme la somme de signaux source pondérés différemment, par exemple dans le domaine de l'acoustique, les sources individuelles sont pondérées et retardées contribuant à la somme ou au mélange avec de multiples retards indiquant par exemple la manifestation des multiples chemins par lesquels les signaux acoustiques se propagent vers un microphone. De tels mélanges sont appelés mélanges convolutifs qui varient en nombre d'éléments de retard, qui sont spécifiques à l'application, atteignant des milliers d'éléments de retard en acoustique. Les signaux acoustiques mentionnés peuvent être de la parole ou de la musique ou des signaux de sonar sous-marin, des signaux radio capturés par des réseaux d'antennes sous forme de mélanges, des données astronomiques et des données d'imagerie cérébrale fonctionnelle et des bio-potentiels. Le modèle mathématique du mélange instantané s'écrit comme suit :

$$x(t) = \mathbf{A}s(t) + b(t) \quad (3.10)$$

C'est le modèle de mélange sans retard (linéaire), A est une matrice $M \times N$ contenant les coefficients de mélange.

Comme pour le cas des sources retardées, en supposant un environnement sans réverbération avec des retards de propagation, le modèle de mélange est :

$$x_m(t) = \sum_{n=1}^N a_{mn} s_n(t - k_{mn}) + b_m(t) \quad (3.11)$$

Où k_{mn} est le délai de propagation entre la source n et le capteur m .

$$x(t) = \sum_{k=0}^{K-1} A_k s(t - k) + b(t) \quad (3.12)$$

Cependant, dans le développement de nombreux algorithmes, à des fins de simplification, l'environnement est considéré non bruité, ce qui se réduit l'équation (3.12) à :

$$x(t) = \sum_{k=0}^{K-1} A_k x(t - k) \quad (3.13)$$

2-1-3-1 Hypothèses

Les hypothèses entourant cette méthode peuvent être résumées comme suit :

- a. Les signaux $x_i(t)$ sont de moyenne nulle.
- b. Les sources $s_i(t)$ sont statistiquement indépendantes.
- c. Les composantes de bruit $b_i(t)$ sont statistiquement indépendantes des sources.

2-1-3-2 Indépendance

L'indépendance statistique des sources est l'élément central et le facteur sur lequel la méthode BSS est basée. La dépendance statistique peut être calculée au 2^{ème} ordre et au 4^{ème} ordre entre les signaux du modèle, et elle est généralement exprimée comme suit :

$$E[y_n(t)^\alpha, y_{n'}(t - \tau)^{\alpha\beta}] = n \neq n', \alpha, \beta = \{1, 2, \dots\}, \forall t \quad (3.14)$$

Où $E[.]$ est l'espérance, en supposant des sources non gaussiennes qui ont des cumulants supérieurs nuls. Qui sont définis [79] par :

$$Cum_q(\mathbf{x}) = (-j)^q \left. \frac{d^q \Psi_{\mathbf{x}}(\mathbf{v})}{d\mathbf{v}^q} \right|_{\mathbf{v}=0} \quad (3.15)$$

On montre que les cumulants sont adaptés pour mettre en évidence la dépendance entre les variables $u_i : i = 1, \dots, p$ du vecteur \mathbf{u} [80]. En effet, l'indépendance se traduit par l'égalité de tous

les cumulants croisés à zéro, telle que la première fonction $\Psi_x(\mathbf{v}) = [e^{ixv}]$ et la seconde $\Psi_x(\mathbf{v}) = \ln(\Psi_x(\mathbf{v}))$.

2-2 Notion du déterminisme

Quant au déterminisme, il s'agit en fait d'un critère de classification des problèmes de BSS lié à la comparaison du nombre de sources N avec le nombre d'observations M . Cela dit, trois situations distinctes sont possibles :

- $N > M$: De tels systèmes sont appelés systèmes surdéterminés et sont facilement résolus en utilisant des méthodes BSS linéaires, la matrice de mélange étant inversible.
- $N = M$: De tels systèmes sont appelés systèmes déterminés et sont également facilement résolus à l'aide de méthodes BSS linéaires, la matrice de mélange étant une matrice carrée inversible.
- $N < M$: De tels systèmes sont appelés systèmes sous-déterminés et peuvent ne pas être résolus à l'aide de méthodes linéaires même avec une connaissance parfaite du système de mélange, c'est-à-dire que les sources ne peuvent jamais être récupérées via des méthodes linéaires.

2-3 Modèle de séparation

La séparation des sources est l'objectif ultime de la méthode BSS et consiste à trouver une estimation $y(t)$ des signaux source $s(t)$ d'origine. On utilise ce que l'on appelle des filtres de séparation W visant à mélanger la diaphonie induite, c'est-à-dire isoler les sources en éliminant l'effet de mélange. Le système de séparation est représenté comme suit :

$$y_n(t) = \sum_{m=1}^M \sum_{l=0}^{L-1} w_{nml} x_m(t-l) \quad (3.16)$$

Soit sous forme matricielle (Equation (3.17)) :

$$y(t) = \sum_{l=1}^{L-1} \mathbf{W}_l x(t-l) \quad (3.17)$$

Et sous la forme bloc Toeplitz, le système de séparation est exprimé comme dans l'équation (3.18) et expliqué plus en détail dans [81] :

$$\hat{y}(t) = \hat{\mathbf{W}} \hat{x}(t) \quad (3.18)$$

La représentation du domaine z du système de séparation décrit devient donc :

$$\mathbf{Y}(z) = \mathbf{W}(z)\mathbf{X}(z) \quad (3.19)$$

Il est important de souligner que le but ultime de la séparation est de rattraper des sources sans interférence provenant d'autres sources dans les mixages, plutôt que de reproduire exactement le signal source d'origine avant le processus de mixage. Pour y parvenir, l'utilisation de filtres est nécessaire, de sorte que le signal source récupéré soit une copie filtrée de la source originale, comme illustré dans l'équation suivante :

$$\mathbf{Y}(z) = \mathbf{W}(z)\mathbf{X}(z) = \mathbf{G}(z)\mathbf{S}(z) \quad (3.20)$$

Où $\mathbf{W}(z)$ est la représentation du domaine z de la matrice de filtre, et $\mathbf{G}(z)$ est la matrice combinée de filtrage et de mélange. En effet, la séparation est considérée comme réussie lorsque des signaux exempts d'interférences sont récupérés même s'ils s'avèrent être des copies altérées et mises à l'échelle des signaux source d'origine, conduisant à la représentation suivante :

$$\mathbf{G}(z) = \mathbf{P}\mathbf{A}(z) \quad (3.21)$$

Où \mathbf{P} est la matrice de permutation et \mathbf{A} est une matrice diagonale contenant les filtres de mise à l'échelle en diagonale. Par conséquent, si $\mathbf{A}(z)$ est défini avec précision et que $\mathbf{W}(z)$ est choisi comme étant l'inverse de $\mathbf{A}(z)$, alors $\mathbf{A}(z)$ sera une matrice d'identité et les signaux source seront complètement récupérés.

3- Fenêtre de Black-Man (BM)

La technique de fenêtrage implique l'utilisation d'une fonction appelée fonction de fenêtrage, qui est créée chaque fois qu'il y a une limitation volontaire ou involontaire de la durée d'observation, d'enregistrement ou d'utilisation d'un signal. L'un des effets majeurs du fenêtrage est que les discontinuités de la réponse en fréquence sont converties en bandes de transition entre les valeurs de part et d'autre de la discontinuité, car il n'est pas possible en numérique de réaliser des opérations sur un nombre infini de points. Par conséquent, la durée d'observation ou d'enregistrement doit être tronquée. Dans le cadre de cette étude, la fenêtre de Blackman [82] est utilisée, elle est définie mathématiquement comme suit :

$$f_{Black}(n) = a_0 + a_1 + a_2 \cos\left(\frac{4\pi n}{N-1}\right) \quad \text{Avec} \quad -\frac{N-1}{2} \leq n < \frac{N-1}{2} \quad (3.22)$$

Où a_0 , a_1 et a_2 sont des constantes.

$$a_0 = \frac{1-\alpha}{2} \quad (3.23)$$

$$a_1 = \frac{1}{2} \quad (3.24)$$

$$a_2 = \frac{\alpha}{2} \quad (3.25)$$

Généralement, la valeur de α pour la fenêtre de Black-Man est statique et elle est égale à 0,16 [83]. En substituant α dans a_0 , a_1 et a_2 , les nouvelles valeurs calculées de la fenêtre BM sont $a_0 = 0.42$, $a_1 = 0.5$ et $a_2 = 0.08$.

Dans le domaine fréquentiel

Puisque nous savons que : $\cos(\theta) = \frac{1}{2}(e^{j\theta} + e^{-j\theta})$

$$\begin{aligned} \omega_s(e^{j\theta}) = & 0.42 \frac{\sin \frac{\omega l}{2}}{\sin \frac{\omega}{2}} + 0.25 \frac{\sin \left(\frac{\omega l}{2} - \frac{\pi l}{l-1} \right)}{\sin \left(\frac{\omega}{2} - \frac{\pi l}{l-1} \right)} + 0.25 \frac{\sin \left(\frac{\omega l}{2} + \frac{\pi l}{l-1} \right)}{\sin \left(\frac{\omega}{2} + \frac{\pi l}{l-1} \right)} + \\ & 0.04 \frac{\sin \left(\frac{\omega l}{2} - \frac{2\pi l}{l-1} \right)}{\sin \left(\frac{\omega}{2} - \frac{2\pi l}{l-1} \right)} + 0.04 \frac{\sin \left(\frac{\omega l}{2} + \frac{2\pi l}{l-1} \right)}{\sin \left(\frac{\omega}{2} + \frac{2\pi l}{l-1} \right)} \end{aligned} \quad (3.26)$$

4- Distribution normale (DN)

DN est une forme super-gaussienne [84]. Elle est appliquée, dans le présent travail, comme critère de sélection pour trouver la source qui a plus d'informations sur le défaut du roulement à éléments roulants. La fonction DN est donnée par [85] :

$$h = f \left(\frac{s}{\mu, \sigma} \right) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(s-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.27)$$

Où $S [s_1, s_2, \dots, s_N]$ est un vecteur, μ la moyenne du vecteur S et σ son écart-type. Ils sont définis comme suit :

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N s_i \quad (3.28)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (s_i - \mu)^2} \quad (3.29)$$

5- Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné des détails sur la séparation des sources, le modèle mathématique, les différentes façons dont les sources peuvent être mélangées, ainsi que les hypothèses et statistiques utilisées dans ce contexte. Nous avons également donné des

éclaircissements sur le modèle mathématique qui est basé sur la séparation des sources. En outre, nous avons présenté la technique de fenêtrage ainsi que le modèle mathématique utilisant la fenêtre de Blackman (BM) dans le domaine du temps et dans celui de la fréquence. Enfin, la distribution normale (DN) a été définie avec ses utilisations et les paramètres qui la caractérisent.

1-Introduction

Dans ce chapitre, nous commençons par une description du système expérimental utilisé. Par la suite, nous allons présenter l'application de la combinaison proposée (BSS et ND) sur des signaux vibratoires synthétiques et réels obtenus à partir des roulements sains et défectueux avec défauts sur la bague externe, défaut sur la bille et défaut sur la bague interne. Cette application va nous permettre d'écarter les interférences indésirables existantes dans les signaux mesurés pour un diagnostic fins et précis.

2- Etude de simulation

2-1 Signaux synthétiques

Dans cette section, trois signaux de simulation ont été générés et multipliés par une matrice de mélange (A) définie comme suit :

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0.2779 & 0.3538 \\ 0.2725 & 1 & 0.8236 \\ 1.0984 & 2.0518 & 1 \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Les signaux ont été échantillonnés à une fréquence de 1000 Hz avec une durée de 2 secondes pour chaque signal. Ils sont formulés par les équations suivantes :

$$s_1 = chirp(10 - 30)Hz \quad (4.2)$$

$$s_2 = sinus(60)Hz \quad (4.3)$$

$$s_3 = Sawtooth(40)Hz \quad (4.4)$$

Les Figures 4-1 a, 4-1 b et 4-1 c illustrent les signaux considérés dans cette partie.

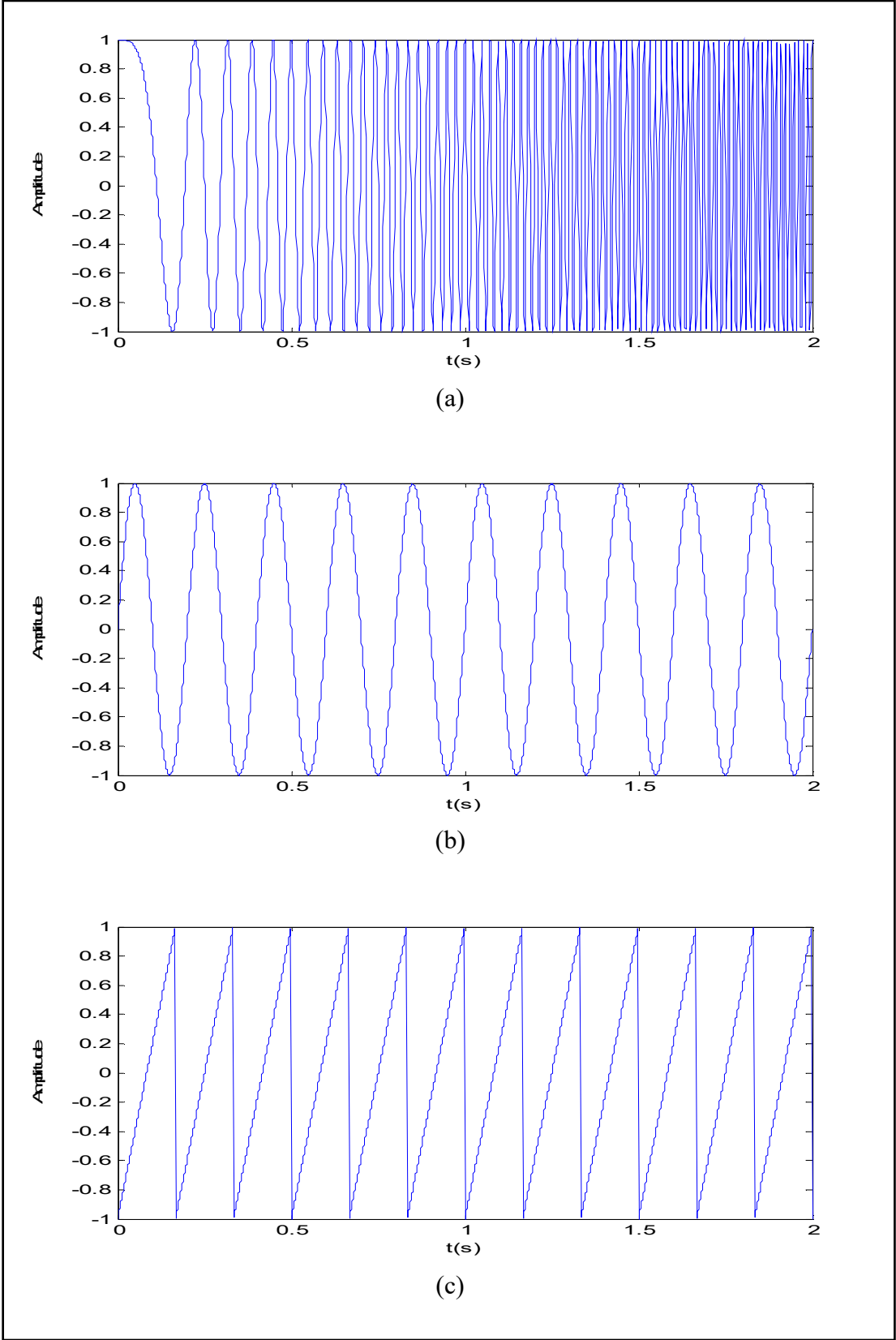


Fig.4-1 : Signaux générés. (a) sinusoïdale avec une fréquence (10 ,30) Hz, (b) sinusoïdale avec une fréquence (60) Hz et (c) dent de scie (40) Hz.

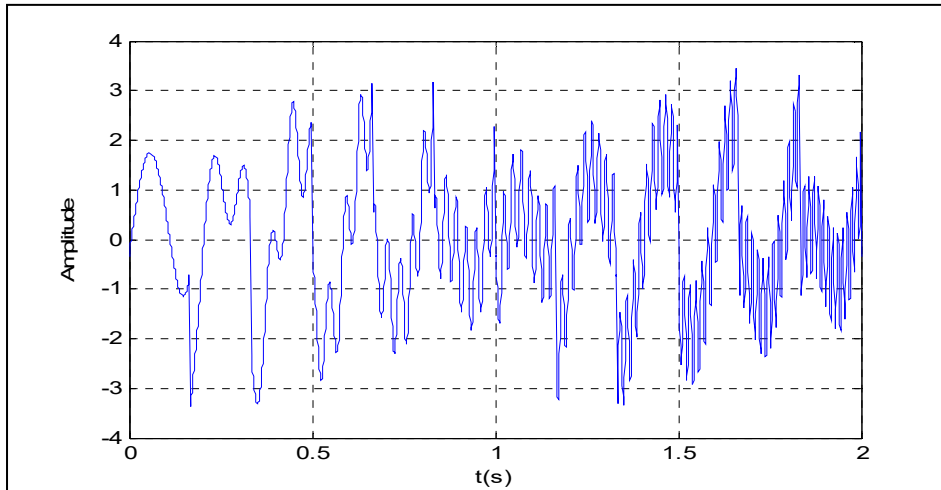


Fig.4-2 : signal de mélanges des signaux générés.

2-1-2 Résultats de la séparation

En utilisant la méthode BSS sur le signal temporel de la Figure (4-2), qui représente une somme de plusieurs signaux partiels non corrélés entre eux. La Figure (4-3) montre une séparation parfaite des signaux considérés.

Les signaux obtenus sont entièrement identiques aux signaux temporels avant mélange, avec un ordre modifié c.-à-d. la source s1 avant le mélange est devenue la source s2 après l'utilisation de la technique BSS, la source s2 est devenue la source s3, et la source s3 est devenue la source s1. De plus, le filtre BSS a amplifié l'amplitude de toutes les sources avec un facteur de 1.5. En remarque clairement que les sources s1 et s2 sont identiques en termes de nombre et de durée des impulsions c.-à-d. pas de distorsion des signaux, sauf pour la source s3 où des crêtes des impulsions ont été altérées après $t = 1s$.

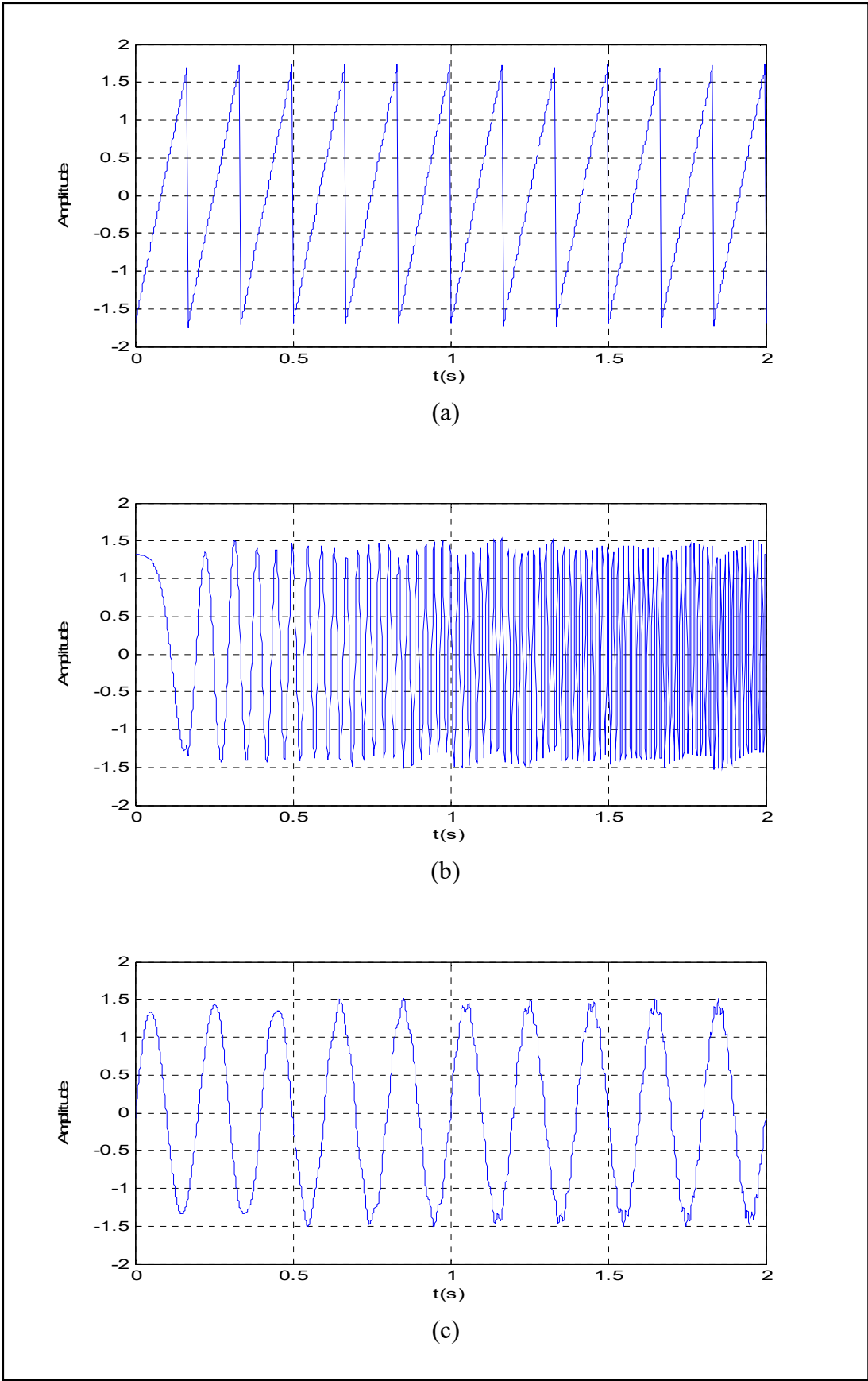


Fig.4-3 : Résultats de la séparation. (a) dent de scie (40) Hz, (b) sinusoïdale avec une fréquence (10 -30) Hz et (c) sinusoïdale avec une fréquence (60) Hz

3-Etude Expérimentale

3-1 Système expérimental

Dans cette étude, les données utilisées sont obtenues à partir de la base de données des roulements de l'université Case Western Reserve [86]. Le système expérimental est représenté sur la Fig. 4-4. Le banc d'essai se compose principalement d'un moteur électrique, assemblé à un transmetteur de couple, couplé à une génératrice. Les données de vibration ont été collectées à l'aide d'un accéléromètre monté sur le boîtier par une base magnétique. L'unité de mesure est le mm/s² (gravité) et la durée de chaque signal de vibration est de 10 secondes. Les données de vibration ont été recueillies à 12 000 échantillons par seconde, pour quatre conditions de roulement différentes : (1) roulement sans défaut, c'est-à-dire état normal (N) ; (2) Roulement avec défaut de bague extérieure (ORF); (3) Roulement avec défaut de bille (BF) et (4) Roulement avec défaut de bague intérieure (IRF).

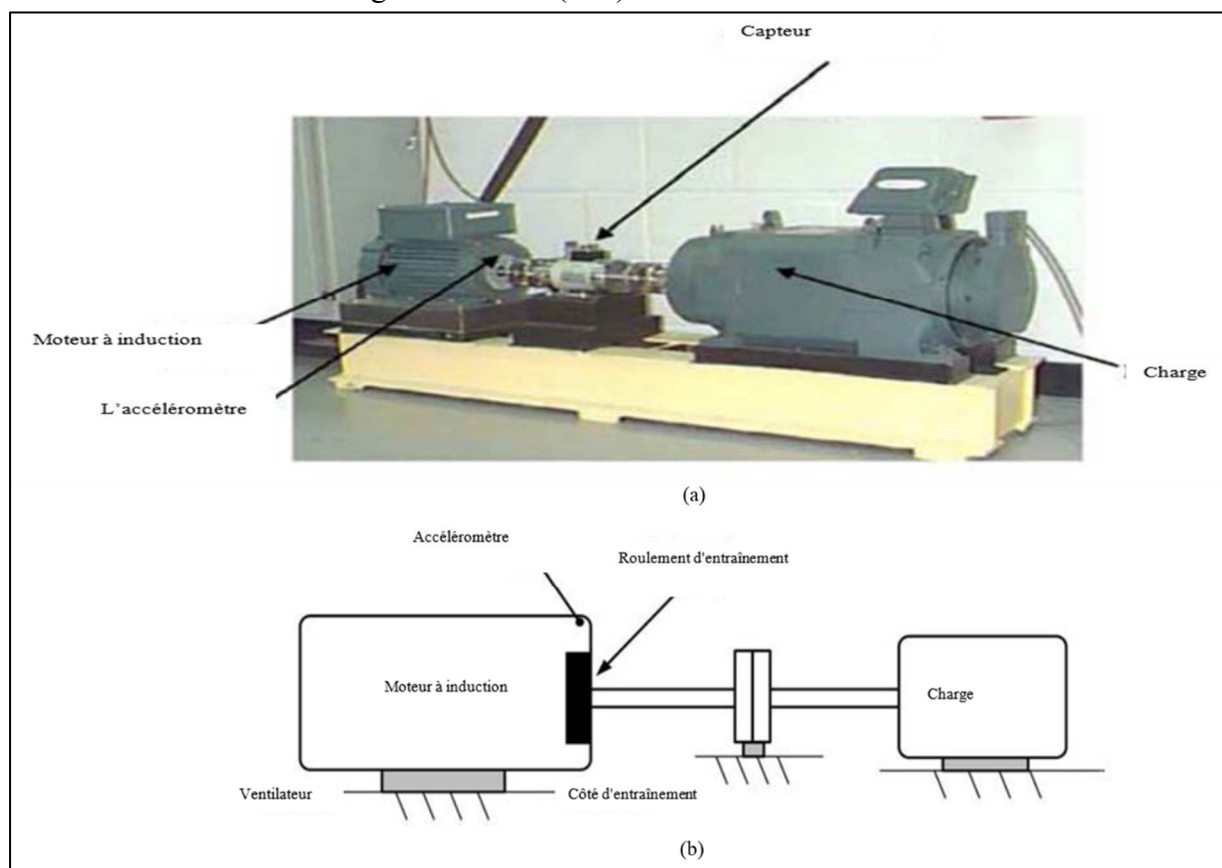


Fig.4-4 : (a) Banc d'essai de roulement et (b) sa description schématique.

Les défauts créés sur la bague interne et les billes ont des diamètres de 0.1778 mm, 0.3556 mm et 0.5334 mm, respectivement. Sur la bague externe, les diamètres des défauts sont de 0.1778 mm et 0.5334 mm. La profondeur de tous les défauts est de 0.2794 mm. Les expériences

Chapitre 4 Application de l'approche proposée pour la surveillance de l'état de fonctionnement des roulements.

ont été effectuées dans 4 conditions de charge différentes : 0, 1, 2 et 3 HP. Les mesures expérimentales ont été recueillies à 4 vitesses distinctes : 1730, 1750, 1772 et 1797 tr/mn, ce qui correspond approximativement à 28.8, 29.1, 29.5 et 30 Hz respectivement.

Les fréquences caractéristiques de roulement défectueux ; f_{ORF} , f_{BF} et f_{IRF} à une fréquence de rotation de 30 Hz, ont été mesurées et nous avons relevé respectivement les résultats suivants : 161.8, 107.8 Hz et 139 Hz. La Figure 4-5 montre des segments des signaux de vibration mesurés sur une période de 1 seconde.

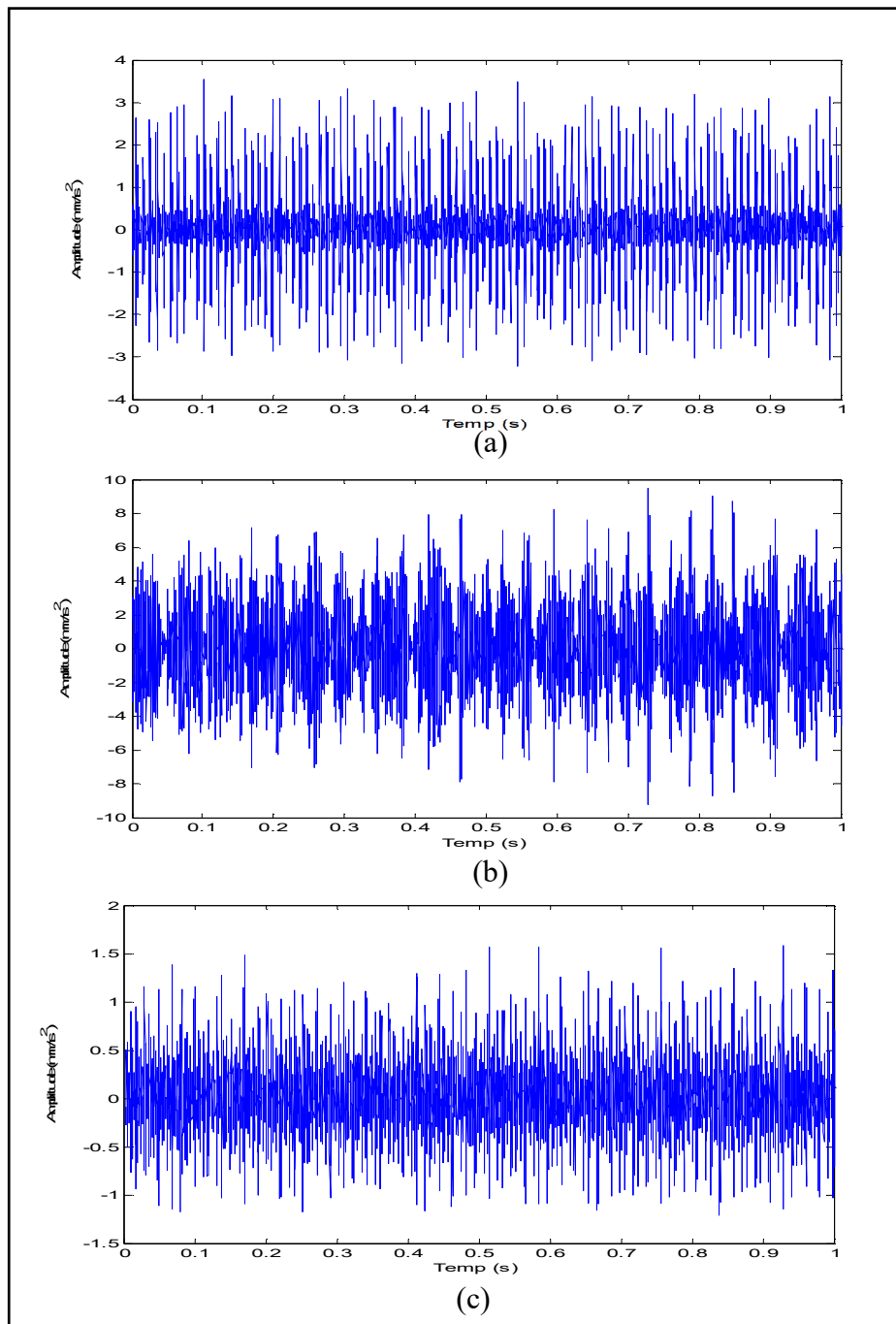


Fig.4-5 : Signaux de vibration mesurés : (a) ORF, (b) BF et (c) IRF.

3-2 Cas d'un mélange de signaux

Pour évaluer l'efficacité de notre méthode, nous allons l'appliquer sur les signaux de vibration mentionnés précédemment dans la Figure.4-6. Le but est de déterminer sa capacité à détecter les défauts et à identifier leur origine.

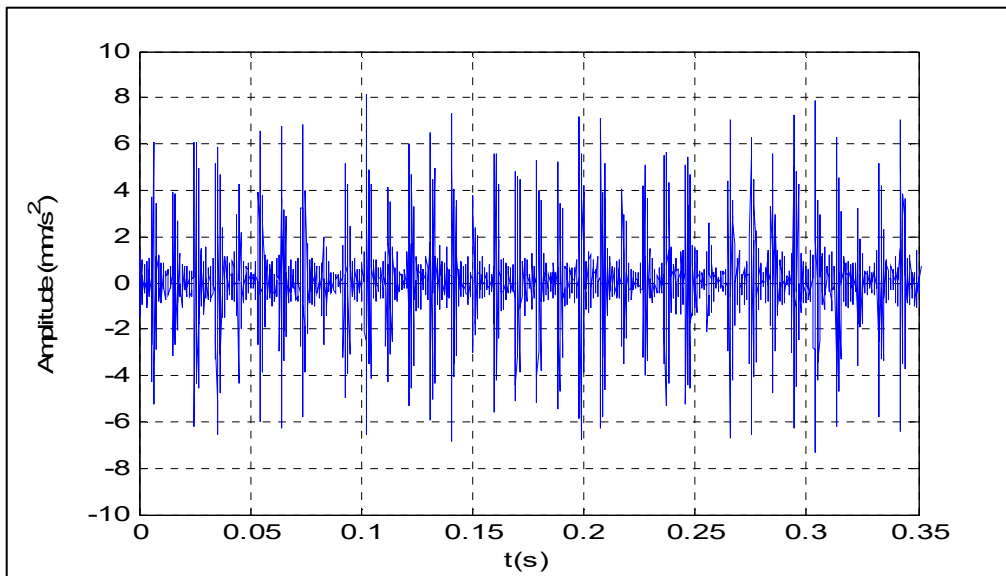


Fig. 4-6 : Signal de mélange pour les signaux des défauts de roulement.

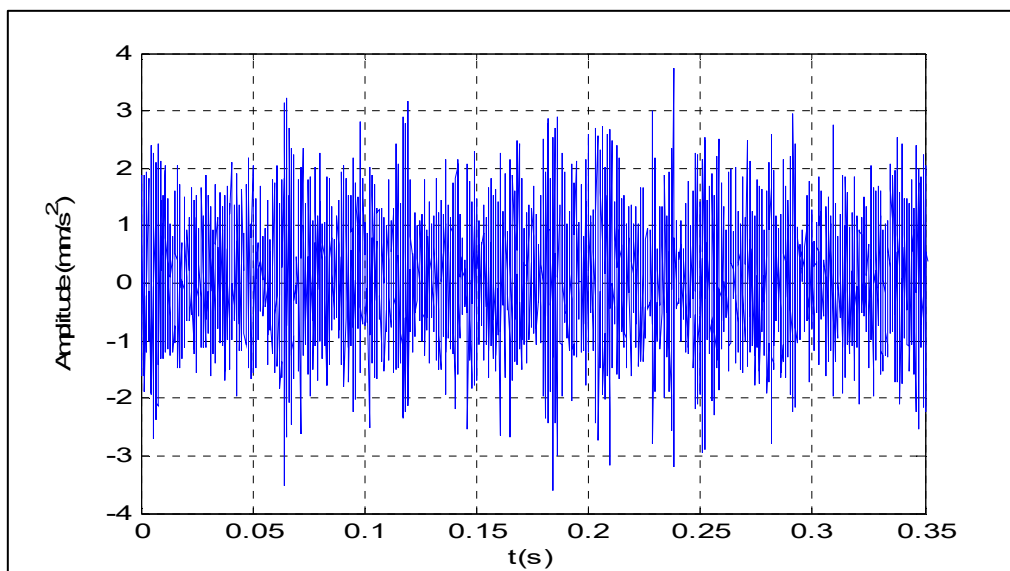


Fig.4-7 : Défaut de bille sur une période de 0,35 seconde.

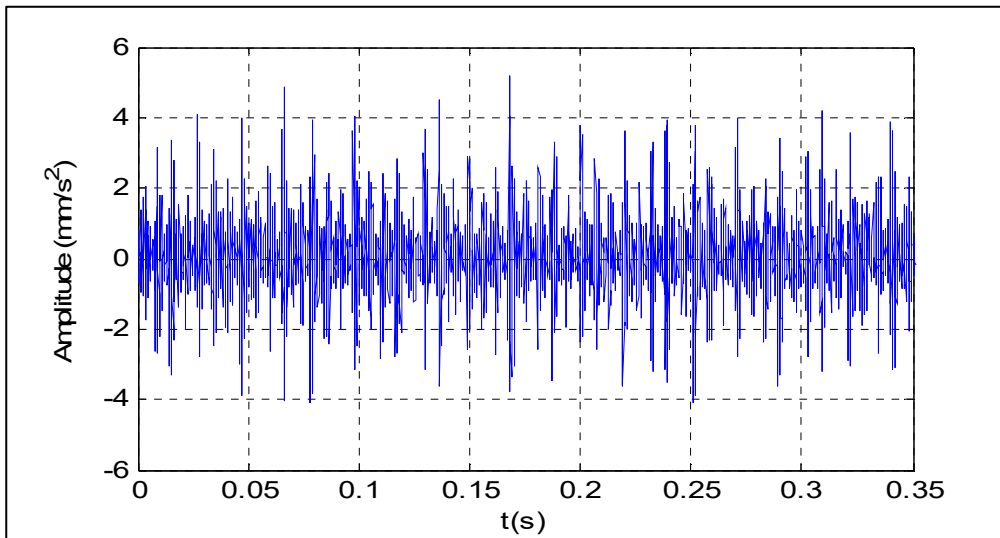


Fig. 4-8 : Défaut de la bague intérieure sur une période de 0.35 seconde.

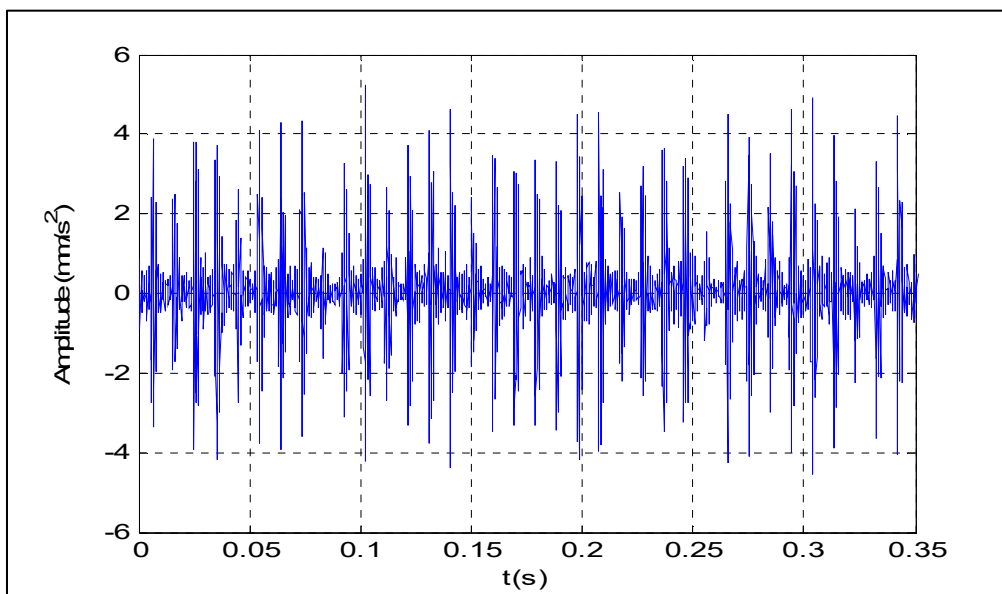


Fig. 4-9 : Défaut de la bague extérieure sur une période de 0.35 seconde.

Le signal mesuré est composé de plusieurs sources vibratoires acquis sur une période de 10 secondes. Cependant, le processus de séparation des différentes sources en insérant le signal complet dans le filtre BSS prend beaucoup de temps de calcul, ce qui peut empêcher une détection précoce des défauts. Afin d'optimiser le temps de calcul, nous avons tronqué le signal d'origine en segments de longueur d'au moins 6 rotations de la vitesse du moteur, afin d'obtenir des segments avec les mêmes caractéristiques que le signal complet. Dans cette étude, nous

avons choisi un segment de longueur 4096 points (Fig. 4-6). En utilisant la méthode BSS, le signal mélangé (Figure 4-6) a été séparé en plusieurs signaux, comme illustré dans les Figures 4-7, 4-8 et 4-9.

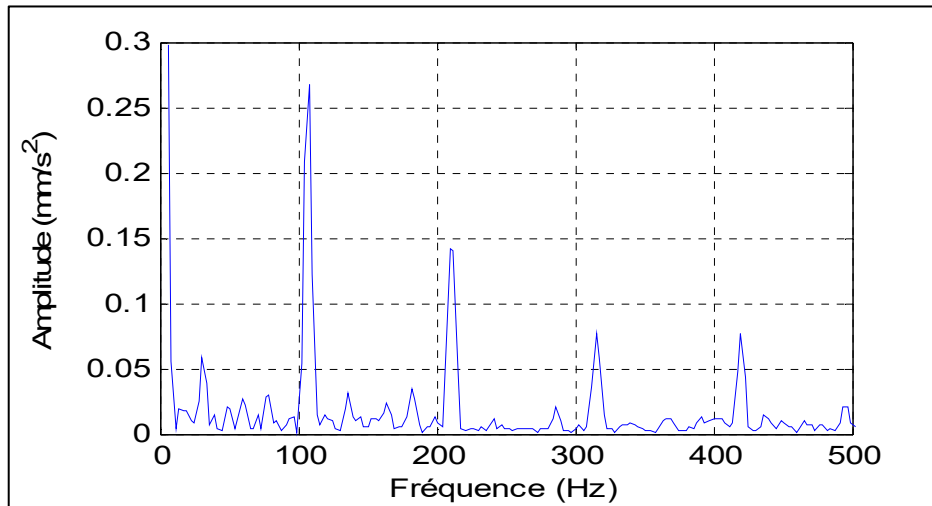


Fig. 4-10 : Spectre du signal mélangé.

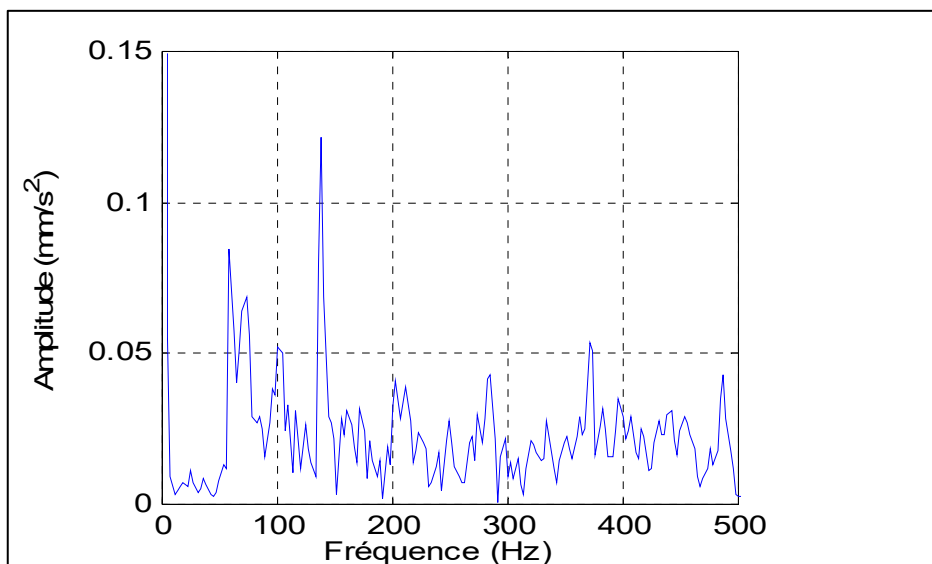


Fig. 4-11 : Spectre du signal temporel du roulement avec défaut de bille.

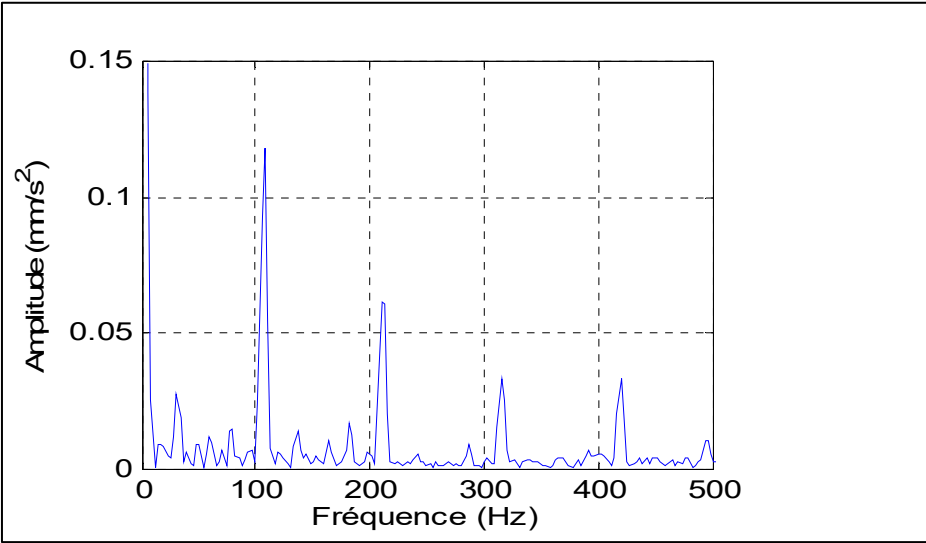


Fig. 4-12 : Spectre du signal temporel du roulement avec défaut de la bague extérieure.

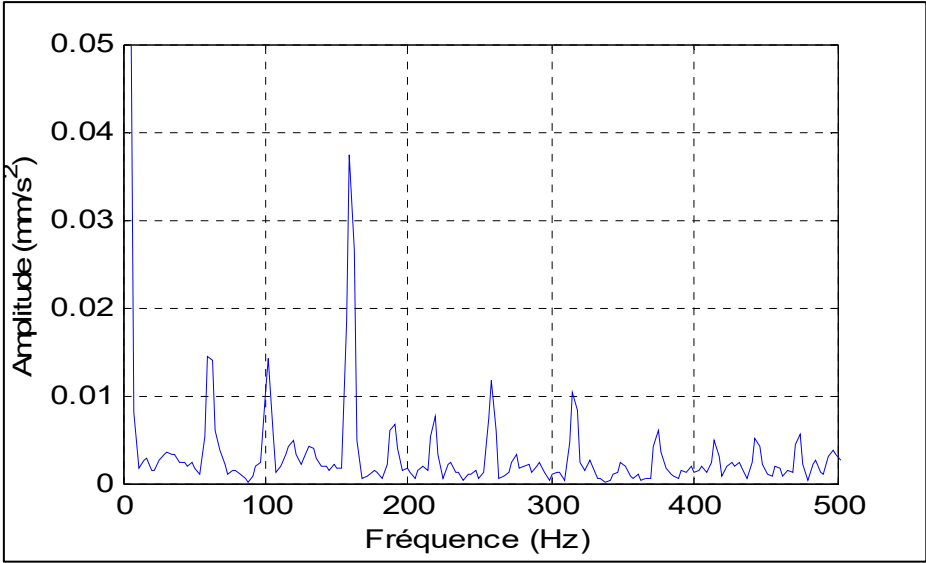


Fig. 4-13 : Spectre du signal temporel du roulement avec défaut de la bague intérieure.

Le spectre d'enveloppe du signal composé mentionné précédemment est représenté sur la Fig.4-10. Ce spectre montre des fréquences qui se chevauchent entre elles, avec un pic prédominant correspond à la fréquence du défaut de la bague extérieure. Les fréquences harmoniques ne sont pas détectées dans leurs emplacements exacts et la fréquence caractéristique des autres défauts (défaut de bille et défaut de bague intérieure) est à peine identifiable avec la présence de quelques raies spectrales. La séparation de fréquence est effectuée en prenant une transformée de Fourier et une analyse d'enveloppe des signaux. La

longueur de la fenêtre du filtre (BSS) est de 1024 et la taille réelle du signal est de 4096 points. Les Fig. 4-11, 4-12 et 4-13 illustrent les résultats obtenus, les pics observés dans les spectres des enveloppes correspondent aux fréquences caractéristiques des défauts ($f_{IRF}=161.8$ Hz, $f_{ORF}=107.8$ Hz, $f_{BF}=139$ Hz).

Il est évident à partir de ces figures que les composantes fréquentielles n'ont pas été détectées avec précision à leurs emplacements exacts. De plus, les fréquences caractéristiques de BF et de IRF n'ont pas été clairement identifiées, et les premières harmoniques n'ont pas été reconnues en raison de la présence de certaines raies spectrales qui se chevauchent, résultant des interférences affectant le signal extrait du BSS.

Afin d'analyser efficacement les signaux des vibrations des défauts des roulements (BF, IRF, ORF), nous avons traité séparément chaque signal afin d'éliminer l'effet des interférences indésirables sur l'extraction correcte du signal. Cette approche sera expliquée dans la section suivante.

4- Diagnostique du roulement à gorge profond

Nous appliquons l'algorithme proposé pour détecter les interférences indésirables dans les signaux vibratoires des défauts des roulements.

Tout d'abord, nous utilisons la fenêtre de Black-Man pour tronquer une portion du signal de vibration du roulement. Cette méthode permet de régler la troncature et d'éviter l'entrée du signal de vibration brut complet dans le filtre BSS, ce qui prend beaucoup de temps de calcul et peut causer des interférences indésirables.

De plus, afin de remédier au problème de la vitesse de calcul élevée, le signal tronqué doit comporter au moins 6 tours complets lorsque le régime moteur est compris entre 1730 et 1797 tr/min afin de conserver les caractéristiques du signal complet. Dans notre étude, nous avons déterminé que le nombre de points de segment pour le signal vibratoire initial est de 8192 points, soit plus de 6 cycles.

Ensuite, nous utilisons le filtre BSS pour analyser le signal tronqué avec un contrôle précis de ses caractéristiques, car la longueur de la fenêtre de ce filtre est de 1024 et le signal de vibration du défaut du roulement est un mélange du signal d'information sur le défaut souhaité et des signaux de mélange indésirables ou de bruit. Nous obtenons ainsi deux sources qui ont la même forme que celle de la fenêtre de Blackman (BM). Ensuite, nous utilisons ND et sa moyenne pour déterminer quelle composante source contient les informations les plus

caractéristiques sur le défaut, afin de trouver et de supprimer le signal indésirable. Si le signal sélectionné contient encore des parasites indésirables, nous le réinjectons dans le filtre BSS pour améliorer les performances de diagnostic et obtenir une source claire contenant des informations utiles. La Fig. 4-14 illustre ce processus.

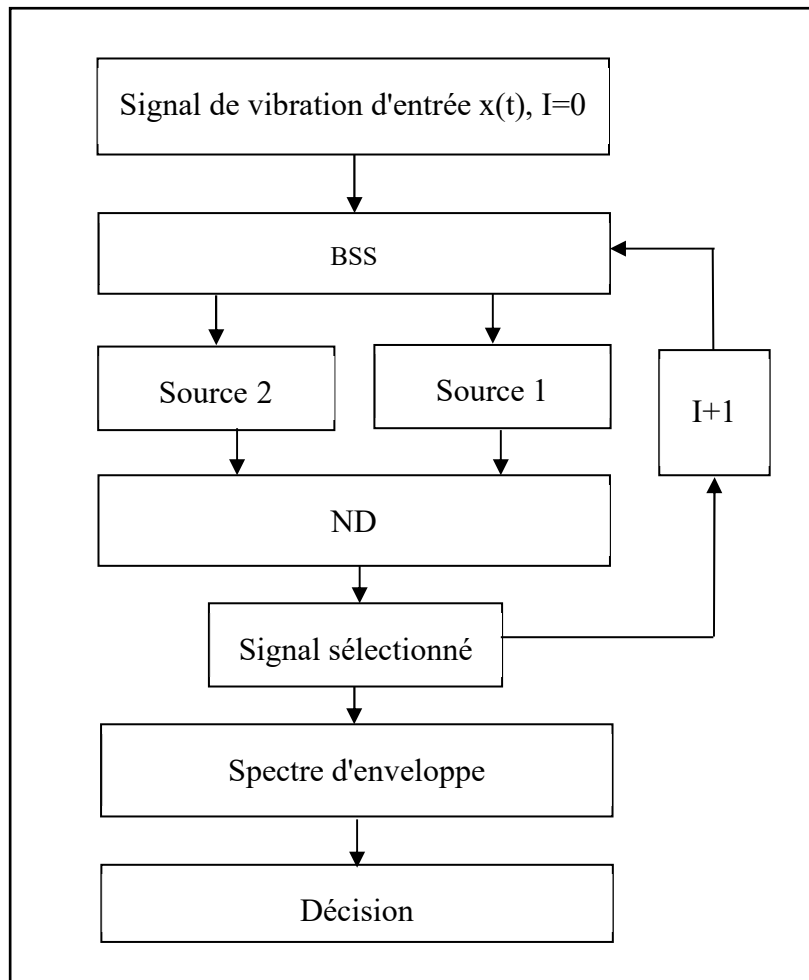


Fig.4-14 : Algorithme BSS-ND.

4-1 Roulement avec défaut de bague extérieure

Dans cette sous-section, l'algorithme proposé est utilisé pour analyser le signal de vibration acquis du roulement à billes avec défaut de bague extérieure. Le moteur tourne à une vitesse de 1797 tr/min et la fréquence caractéristique de la bague est de 107.8 Hz.

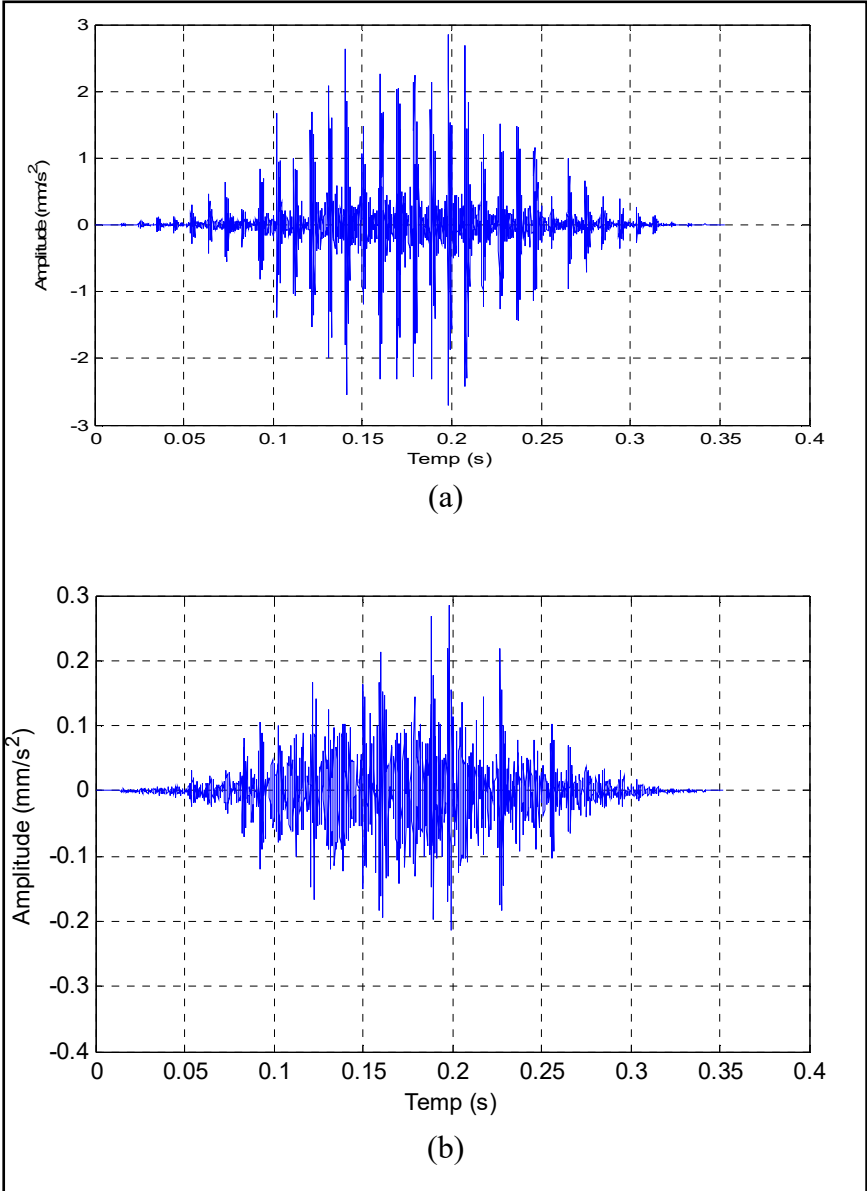


Fig. 4-15 : Réponse temporelle de : (a) source 1, (b) source 2.

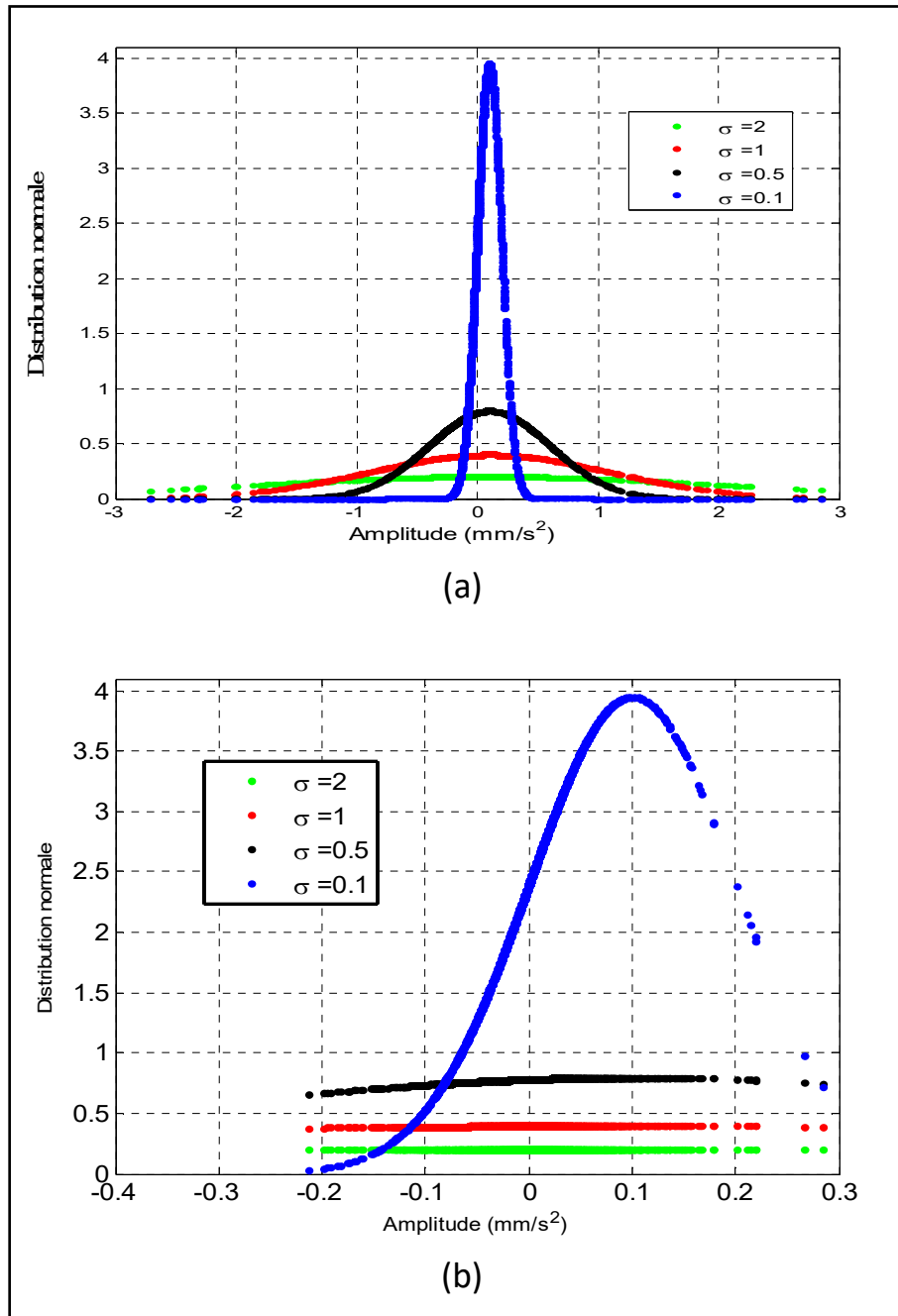


Fig. 4-16 : Distributions normales avec $\mu = 0.1$ de : (a) source 1 , (b) source 2.

La méthode BSS est employée afin de décomposer les signaux bruts de défaut, acquis à partir d'un unique capteur, en sources temporelles et de sélectionner la plus informative d'entre elles. Dans le cas des roulements ORF considérés, deux sorties sont générées : source1 et source2, comme illustré dans la Fig. 4-15. Cela montre que le signal de vibration mesuré des roulements est un signal multi-composant qui inclut de nombreuses sources et bruit. La composante du bruit constitue une source indépendante par rapport aux autres signaux de

Chapitre 4 Application de l'approche proposée pour la surveillance de l'état de fonctionnement des roulements.

vibration. En effet, la vibration mesurée d'un roulement, même en absence du bruit, est un signal avec plusieurs sources ou composantes.

Les informations utiles de chaque source sont analysées en utilisant le ND et sa moyenne. Ils sont illustrés sur la Fig. 4-16 et listés dans le Tableau 4-1. La source la plus caractéristique sélectionnée est celle ayant la grande valeur moyenne de distribution normale 1.8651 (Tableau 4-1). En utilisant la relation mathématique (4-5), nous renseignons le Tableau (4-1)

$$MND = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ND_i \quad (4.5)$$

Les distributions normales de la source 1 restent stables dans tous les cas et elles sont également symétriques autour de μ sur l'axe des x, avec une courbe de distribution de forme gaussienne (voir la Fig. 4-16(a)). En revanche, les courbes de distribution normale de la source 2 varient selon les cas considérés. Elles sont également diversité et irrégulières, avec un début et une fin différente, et ne sont pas symétriques autour de μ en abscisse (voir la Fig. 4-16(b)). C'est pourquoi nous avons choisi la source 1, car le signal vibratoire mesuré est composé de chocs périodiques contaminés par du bruit. Ainsi, le ND de la source 1 est régulier, tandis que la distribution du bruit est aléatoire et irrégulière.

Tableau 4-1: Moyenne des ND des deux sources ($\mu=0.1$).

	ORF	
	Source1	Source2
$\sigma=2$	0.1963	0.1992
$\sigma=1$	0.3797	0.3966
$\sigma=0.5$	0.7798	0.7071
$\sigma=0.1$	1.8651	0.6429

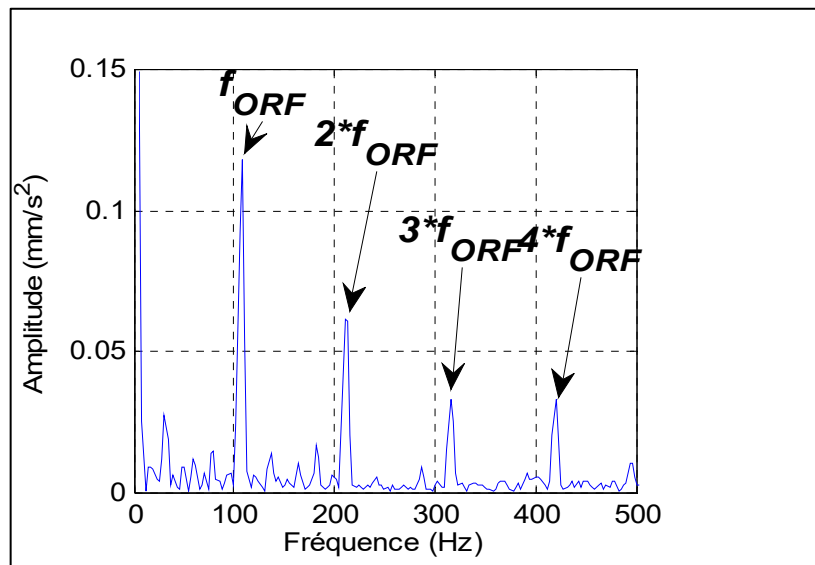


Fig. 4-17 : Spectre de fréquence de la source 1 résultant du premier filtre BSS.

Les spectres d'enveloppe de la source 1 pour le roulement avec ORF sont représentés sur la Fig. 4-17. Il est évident que la fréquence caractéristique de la bague (f_{ORF}) et de ses harmoniques successives sont clairement identifiées. Cependant, plusieurs composantes fréquentielles ne sont pas détectées avec précision à leurs positions exactes. La différence (Delta) entre la valeur détectée et celle calculée empiriquement est listée dans le Tableau 4-2.

Tableau 4-2: Fréquence caractéristique (f_{ORF}) et ses harmoniques obtenues à partir du premier filtre BSS.

ORF	
f_{ORF} et harmoniques (Hz)	Delta (Hz)
107.8	0
209.9	5.7
314.9	8.5
419.9	11.3

La source sélectionnée, bien que dépourvue de bruit, est un signal multi-composants qui est réinjecté dans le filtre BSS afin de supprimer les signaux indésirables et d'améliorer davantage les résultats, qui sont souvent causés par l'interférence des vibrations du moteur, de l'élément roulant et d'autres sources. La Fig. 4-18 représente le signal temporel de la source 1 du roulement défectueux avec ORF. Il est clair que les parasites, qui sont des composantes indésirables dans le signal, ont été considérablement réduits et que les pics apparaissent clairement et de manière harmonieuse, en particulier sur la Fig. 4-18.

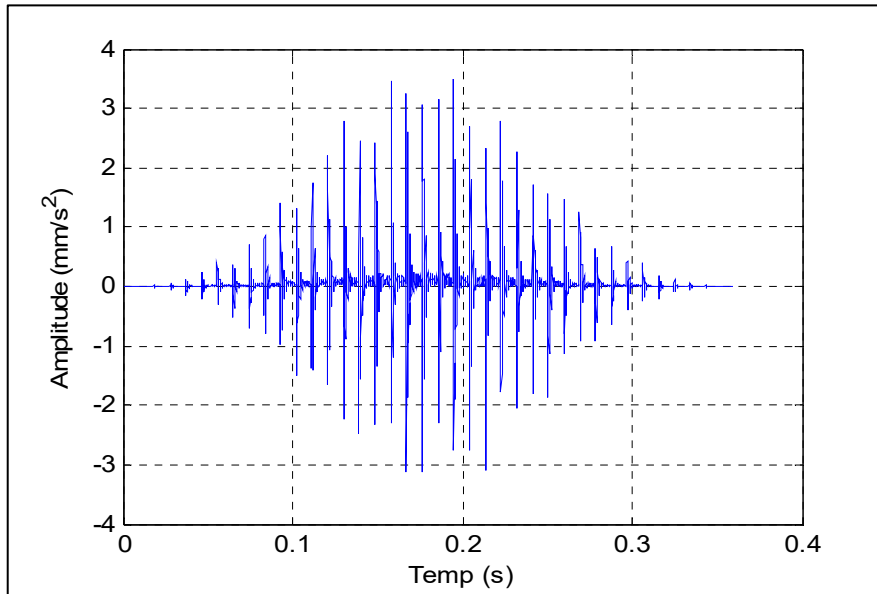


Fig. 4-18 : Représentation temporelle de la source 1 obtenue à partir du deuxième filtre BSS.

La représentation fréquentielle de la source sélectionnée est illustrée sur la Fig. 4-19. On remarque clairement que la fréquence caractéristique (f_{ORF}) et ses deux harmoniques ($2 \times f_{ORF}$ et $3 \times f_{ORF}$) sont exactement identifiées. On note également que les valeurs calculées de la grandeur delta sont affaiblies pour chaque harmonique (Tableau 4-3).

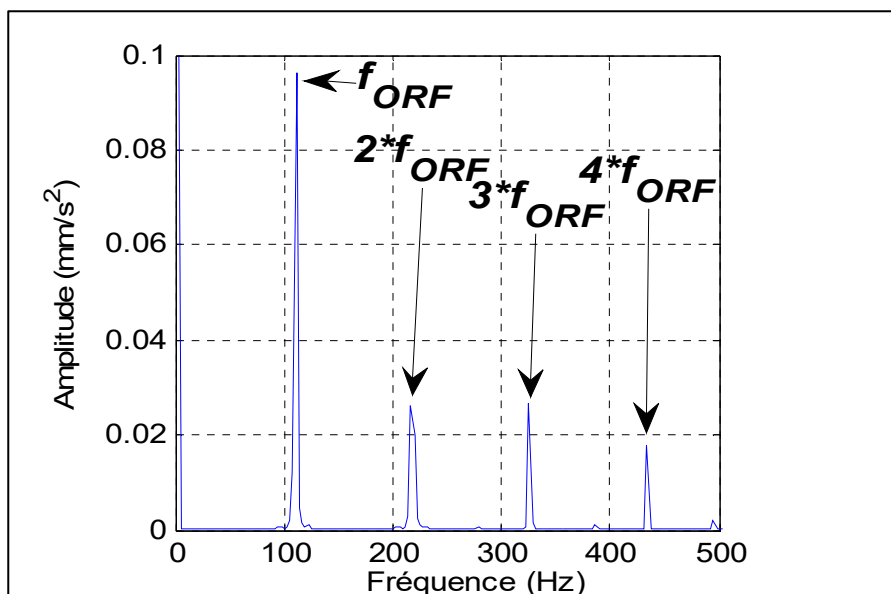


Fig. 4-19 : Spectre de fréquence de la source 1 résultant du second filtre BSS.

Tableau 4-3: Fréquence caractéristique (f_{ORF}) et ses harmoniques obtenues à partir du deuxième filtre BSS.

ORF	
f_{ORF} et ses harmoniques (Hz)	Delta (Hz)
107.8	0
215.6	0
323.4	0
425.5	5.7

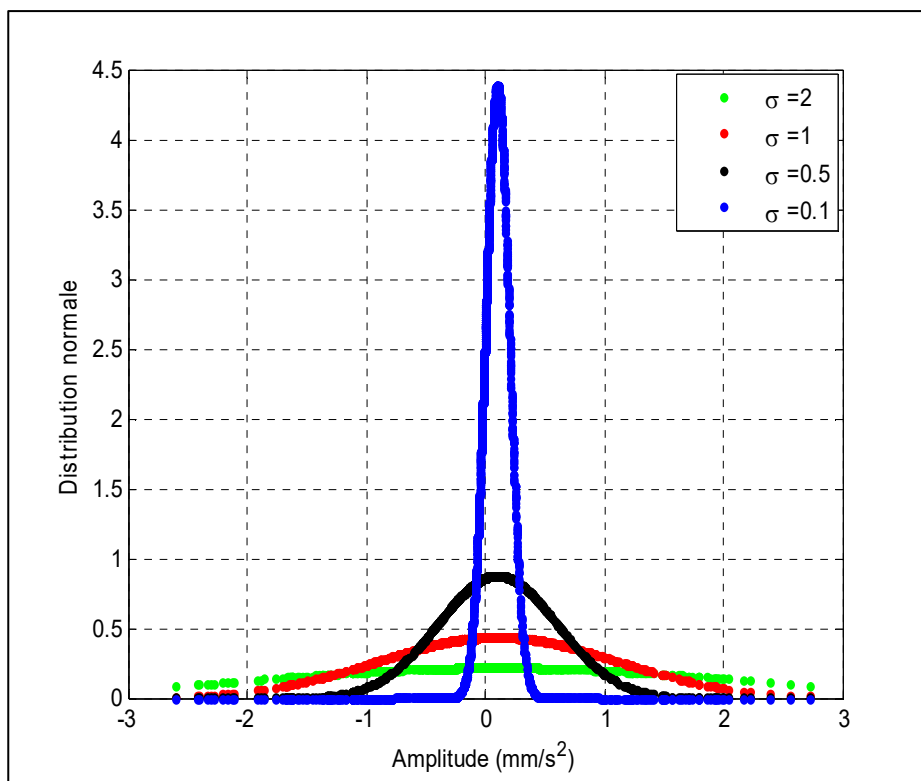


Fig. 4- 20 : Distributions normales du signal résultant du second filtre BSS avec $\mu=0.1$.

En comparant les distributions normales et leurs moyennes des signaux vibratoires issus du premier et du second filtres BSS, on constate que la distribution du second signal augmente sur l'axe y (voir Fig. 4-20), aussi elle est plus précise et symétrique autour de μ sur l'axe des x. Le Tableau 4-4 résume les valeurs calculées des moyennes des distributions, il montre que les valeurs obtenues à partir du deuxième filtre BSS sont supérieures à celles calculées à partir du premier filtre.

Tableau 4-4: Moyenne de ND du signal obtenu à partir du deuxième filtre BSS ($\mu=0.1$).

	ORF
$\sigma=2$	0.2186
$\sigma=1$	0.4326
$\sigma=0.5$	0.8354
$\sigma=0.1$	2.4313

4-2 Roulement avec défaut de la bague intérieure

La validation de la performance de la méthode proposée est effectuée sur des données expérimentales. Le signal vibratoire avec défaut sur la bague intérieure (IRF) mesuré à une fréquence de rotation $f_r = 1797$ tr/min a été utilisé. La fréquence caractéristique du défaut f_{IRF} est 161.8 Hz.

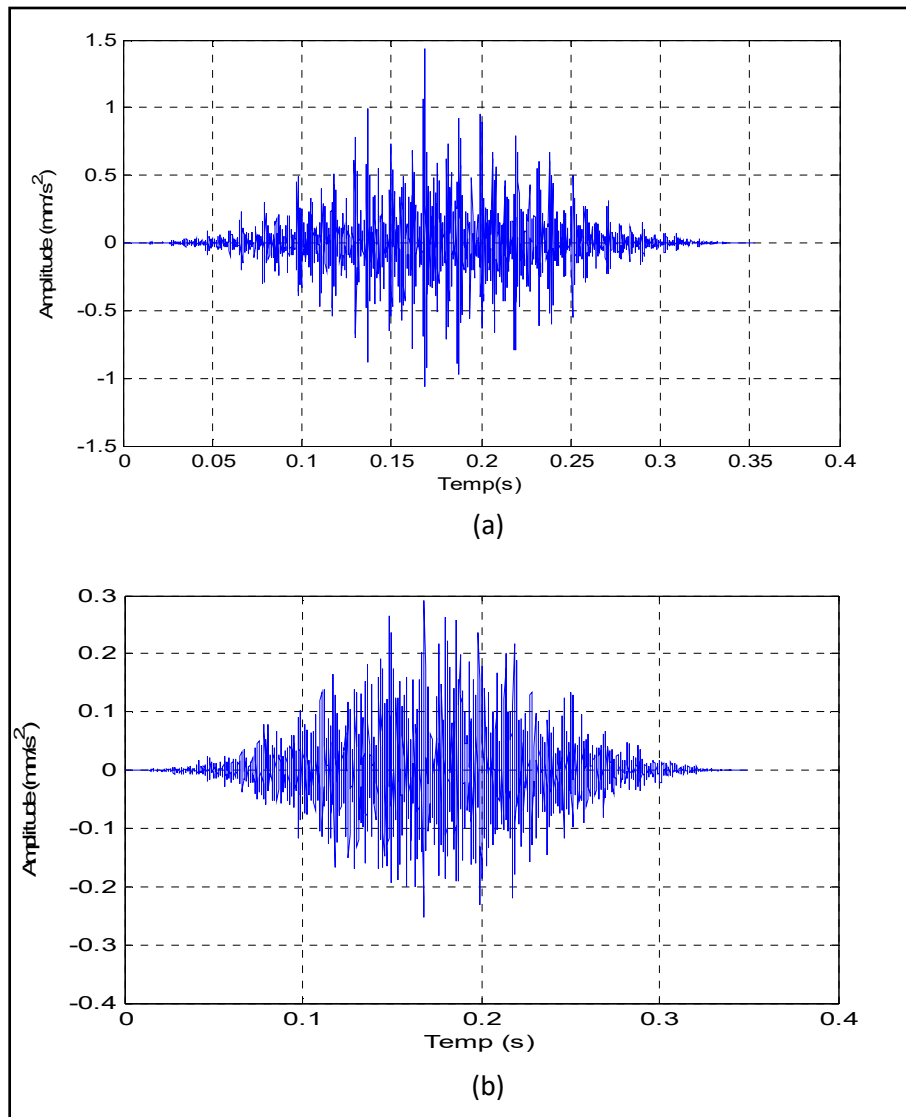


Fig. 4-21 : Représentation temporelle de :(a) source 1 et (b) source 2.

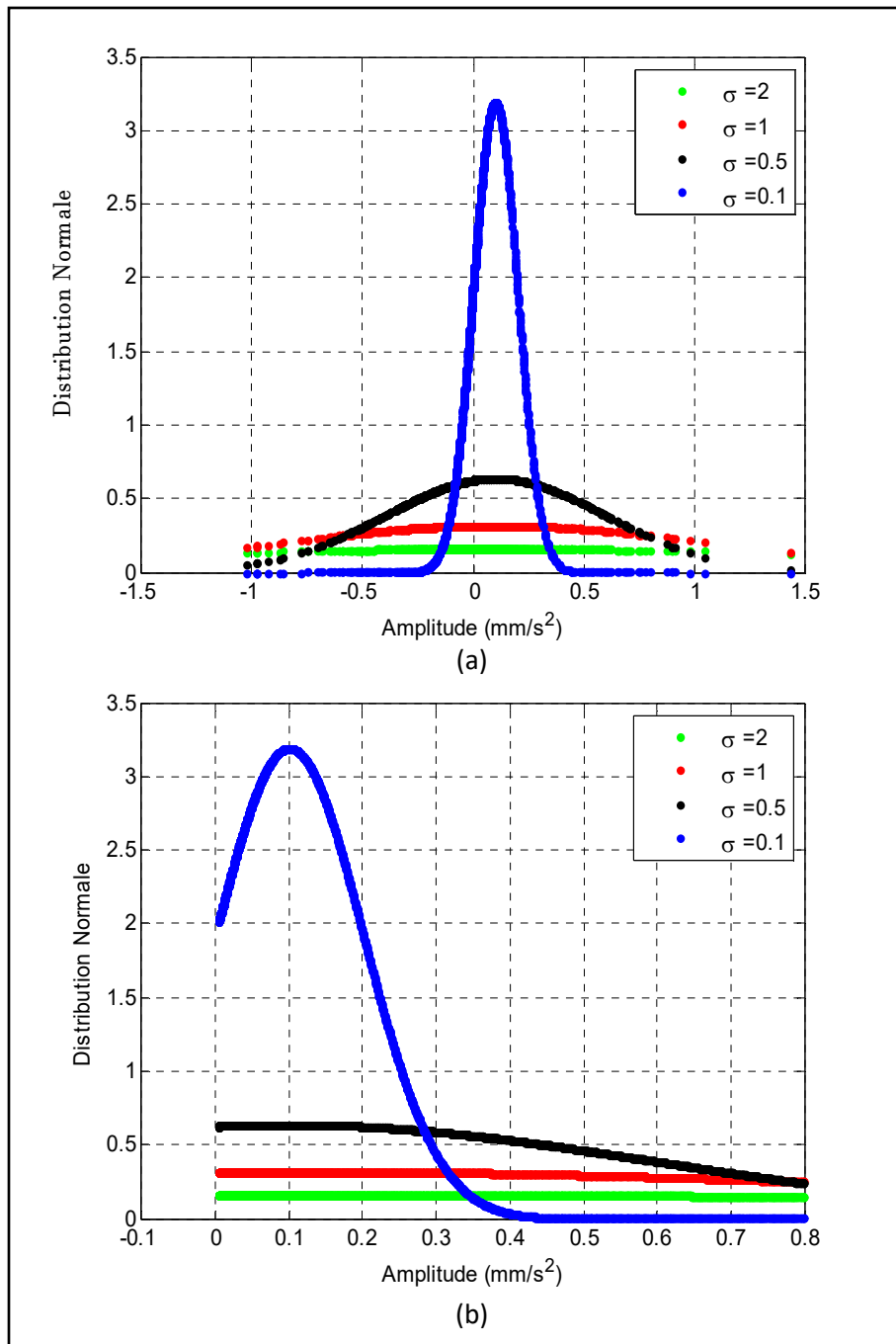


Fig. 4-22 : Distributions normales avec $\mu=0.1$ de : (a) source 1 et (b) source 2.

En utilisant la méthode BSS-ND proposée, le signal de vibration brut a été décomposé en deux sources bien distinctes (voir Fig. 4-21). La source 1, qui possède la plus grande valeur de la moyenne de distribution normale (2.0682), a été choisie pour l'analyse (Tableau 4-5). Les distributions normales de la source 1 restent constantes dans tous les cas et sont également symétriques autour de μ sur l'axe des x, avec une forme de courbe de distribution gaussienne

Chapitre 4 Application de l'approche proposée pour la surveillance de l'état de fonctionnement des roulements.

(voir Fig. 4-22(a)). En revanche, les courbes de distribution normale de la source 2 ne sont pas constantes et présentent différentes formes. De plus, elles sont différentes et irrégulières, et elles n'ont pas le même début et la même fin, et ne sont pas symétriques autour de μ sur l'axe des x (voir Fig. 4-22(b)). Sur la base de ces résultats, la source 1 a été choisie pour l'analyse.

Tableau 4-5 : Moyenne des ND des deux sources ($\mu=0.1$).

	IRF	
	Source 1	Source 2
$\sigma=2$	0.1986	0.1533
$\sigma=1$	0.3925	0.2762
$\sigma=0.5$	0.7529	0.4113
$\sigma=0.1$	2.0682	0.5775

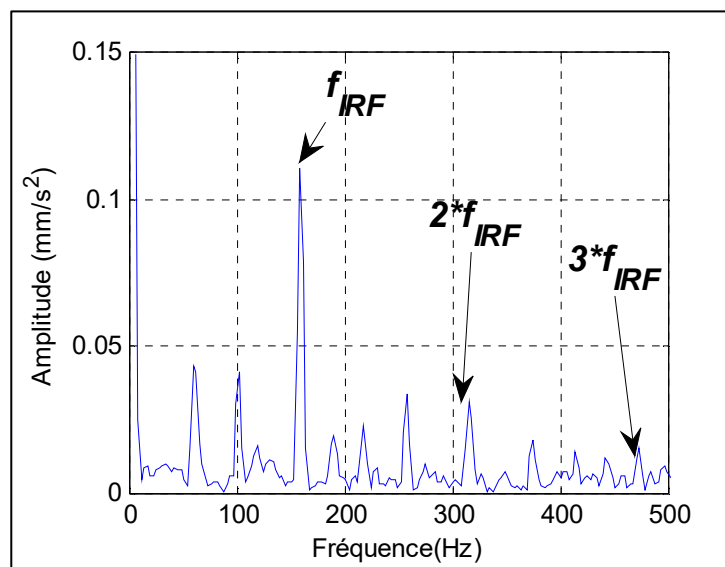


Fig. 4-23 : Spectre de fréquence de la source 1 résultant du premier filtre BSS.

Sur le spectre de l'enveloppe de la source 1 (Fig. 4-23), bien que f_{IRF} et ses premières harmoniques soient visibles, quelques raies spectrales sont présentes autour des harmoniques principales. Ces raies ne se trouvent pas exactement à leurs positions empiriques après le calcul du delta (Tableau 4-6).

Tableau 4-6 : Fréquence caractéristique (f_{IRF}) et ses harmoniques obtenues à partir du premier filtre BSS.

IRF	
f_{IRF} et ses harmoniques (Hz)	Delta (Hz)
161.8	0
323.6	0
486.79	1.39
658.4	11.2

Après avoir sélectionné le signal, celui-ci est à nouveau soumis au filtre BSS. La Fig. 4-24 montre que le signal a été amélioré par rapport au précédent, avec une diminution significative des parasites et une apparition claire des pics représentant les chocs de défaut de roulement, qui se répètent de manière régulière et cohérente. Les parasites se concentrent au milieu et diminuent en périphérie, mais leur amplitude est faible et presque négligeable. La représentation fréquentielle de l'enveloppe du signal résultant est illustrée sur la Fig. 4-25, où les trois premières fréquences de la bague intérieure sont identifiées avec précision. Le Tableau 4-7 montre que la valeur de delta calculée a été diminuée pour chaque fréquence harmonique, tandis que le bruit est presque entièrement éliminé.

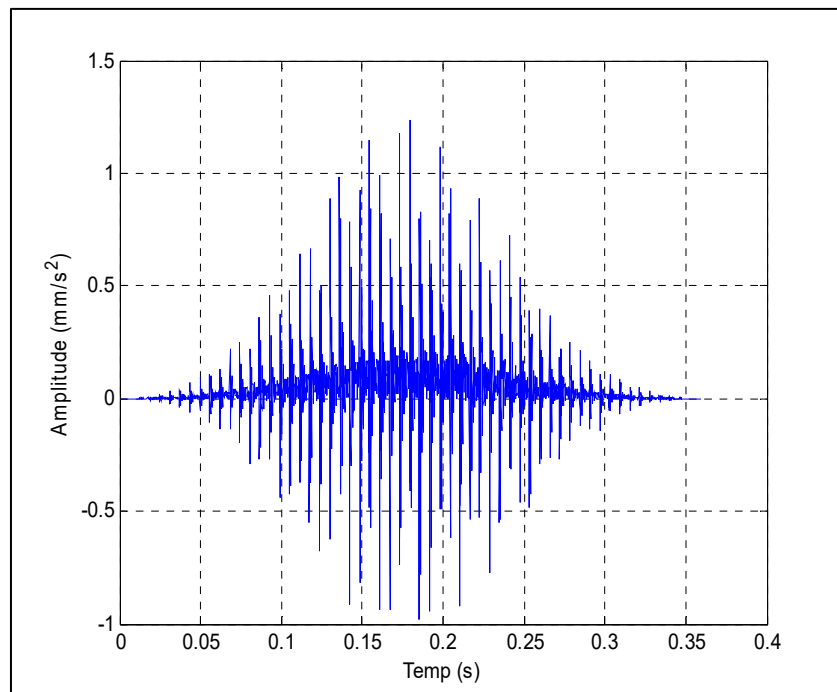


Fig. 4-24 : Représentation temporelle de la source1 obtenue à partir du deuxième filtre BSS.

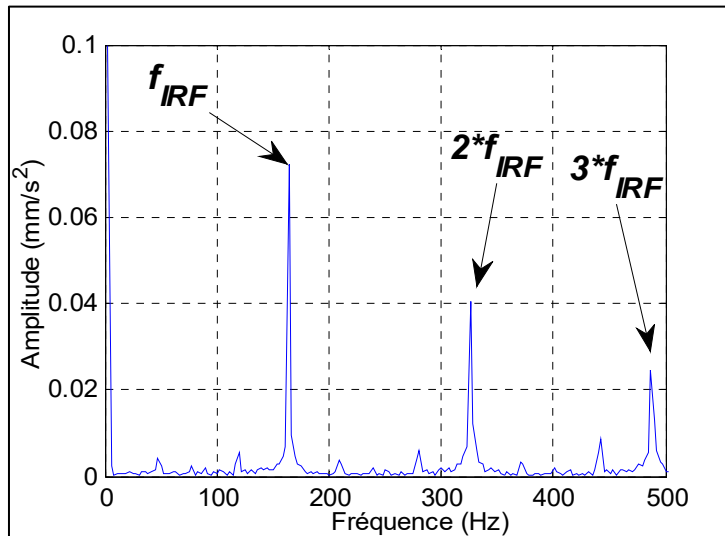


Fig. 4-25 : Spectre de fréquence de la source 1 résultant du second filtre BSS.

Tableau 4-7 : Fréquence caractéristique (f_{IRF}) obtenues à partir du deuxième filtre BSS.

IRF	
f_{IRF} et ses harmoniques (Hz)	Delta (Hz)
161.8	0
323.6	0
485.49	0
648.4	1.2

En comparant les distributions normales et les moyennes des signaux vibratoires issus des premier et second filtres BSS, il est observé sur la Fig. 4-26 que la distribution du deuxième filtre BSS augmente sur l'axe y et qu'elle est plus précise et symétrique autour de μ sur l'axe des x. Par exemple, pour $\sigma=0.1$ et $\mu=0.1$, les coordonnées du pic sont $(0.0991, 3.989)$ pour IRF, tandis que celles obtenues à partir du premier filtre BSS sont $(0.0972, 3.192)$ pour IRF. Le Tableau (4-8) résume les moyennes calculées des distributions et montre que les valeurs obtenues à partir du second filtre BSS sont supérieures à celles calculées à partir du premier filtre.

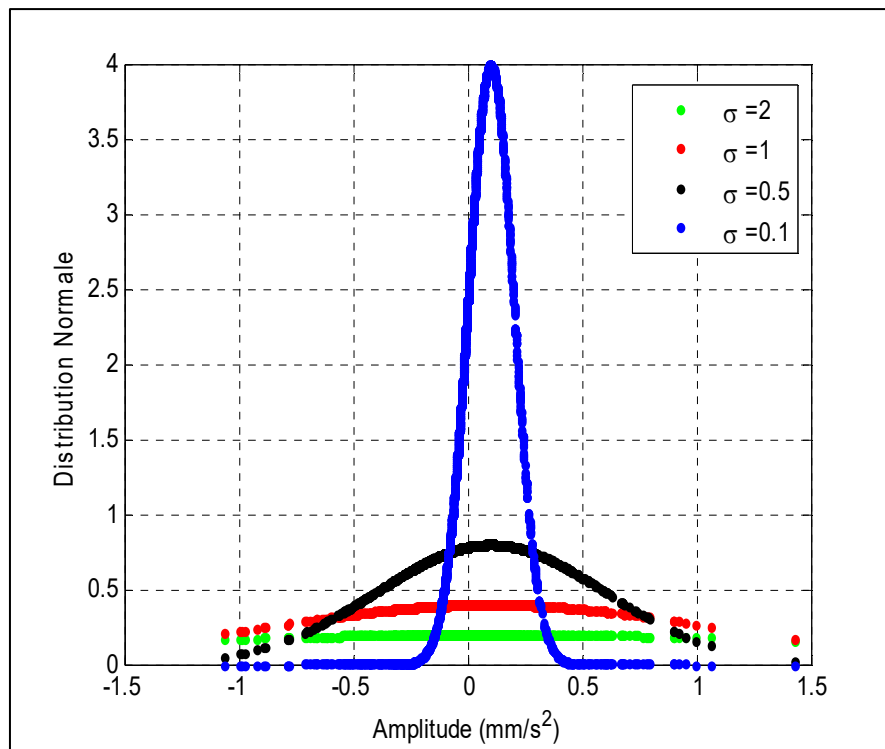


Fig. 4-26 : Distributions normales du signal résultant du second filtre BSS avec $\mu=0.1$.

Tableau 4-8 : Moyenne de ND du signal obtenu à partir du deuxième filtre BSS ($\mu=0.1$).

	IRF
$\sigma=2$	0.1992
$\sigma=1$	0.3966
$\sigma=0.5$	0.7793
$\sigma=0.1$	2.3856

4-3 Roulement avec défaut de Bille

Dans le dernier cas, nous analysons le signal de vibration acquis du roulement à billes avec défaut. La fréquence de rotation de l'arbre est de 1797 tr/min et la fréquence caractéristique de la bille est 139 Hz.

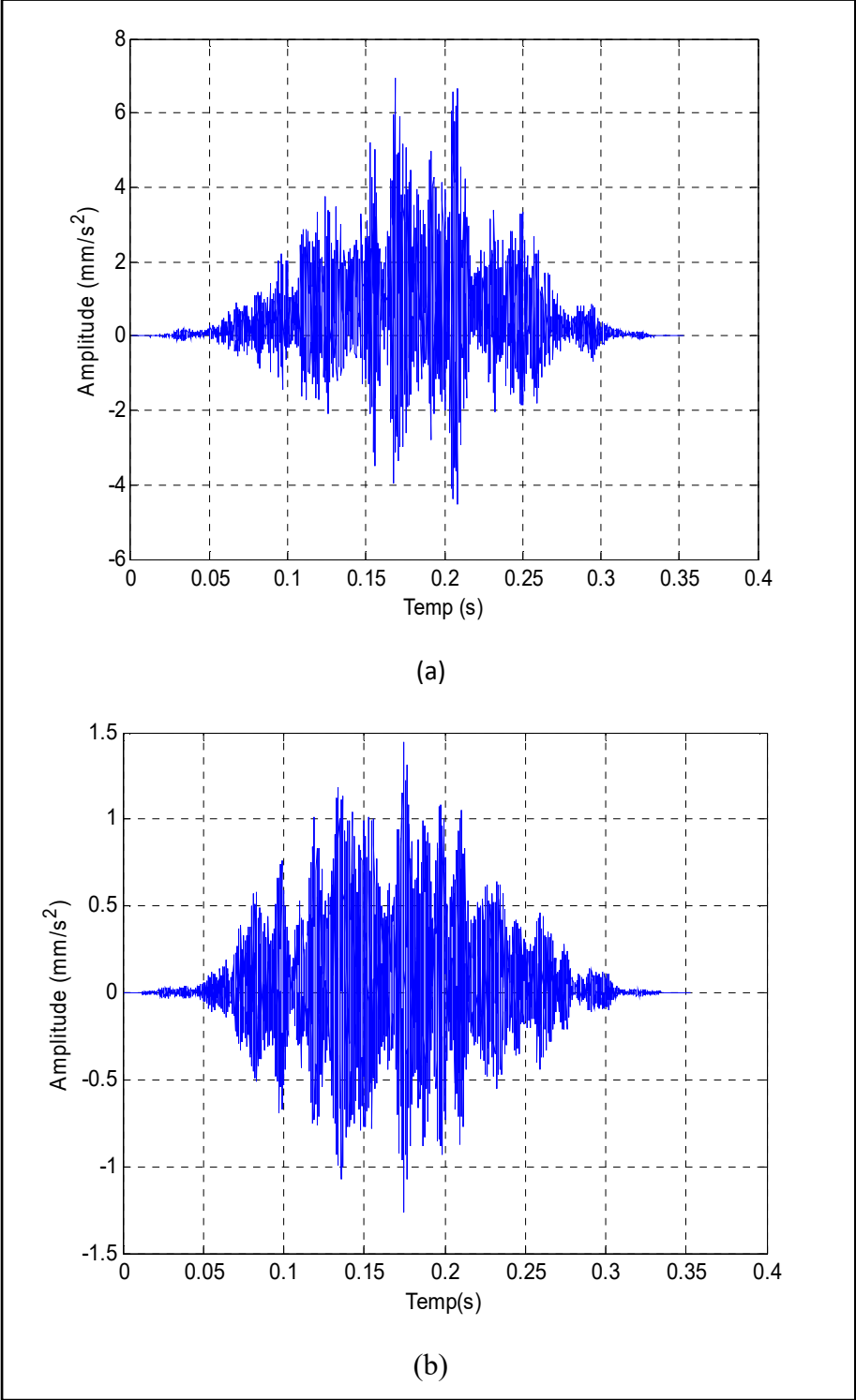


Fig. 4-27 : Représentation temporelle de :(a) source 1 ,(b) source2 .

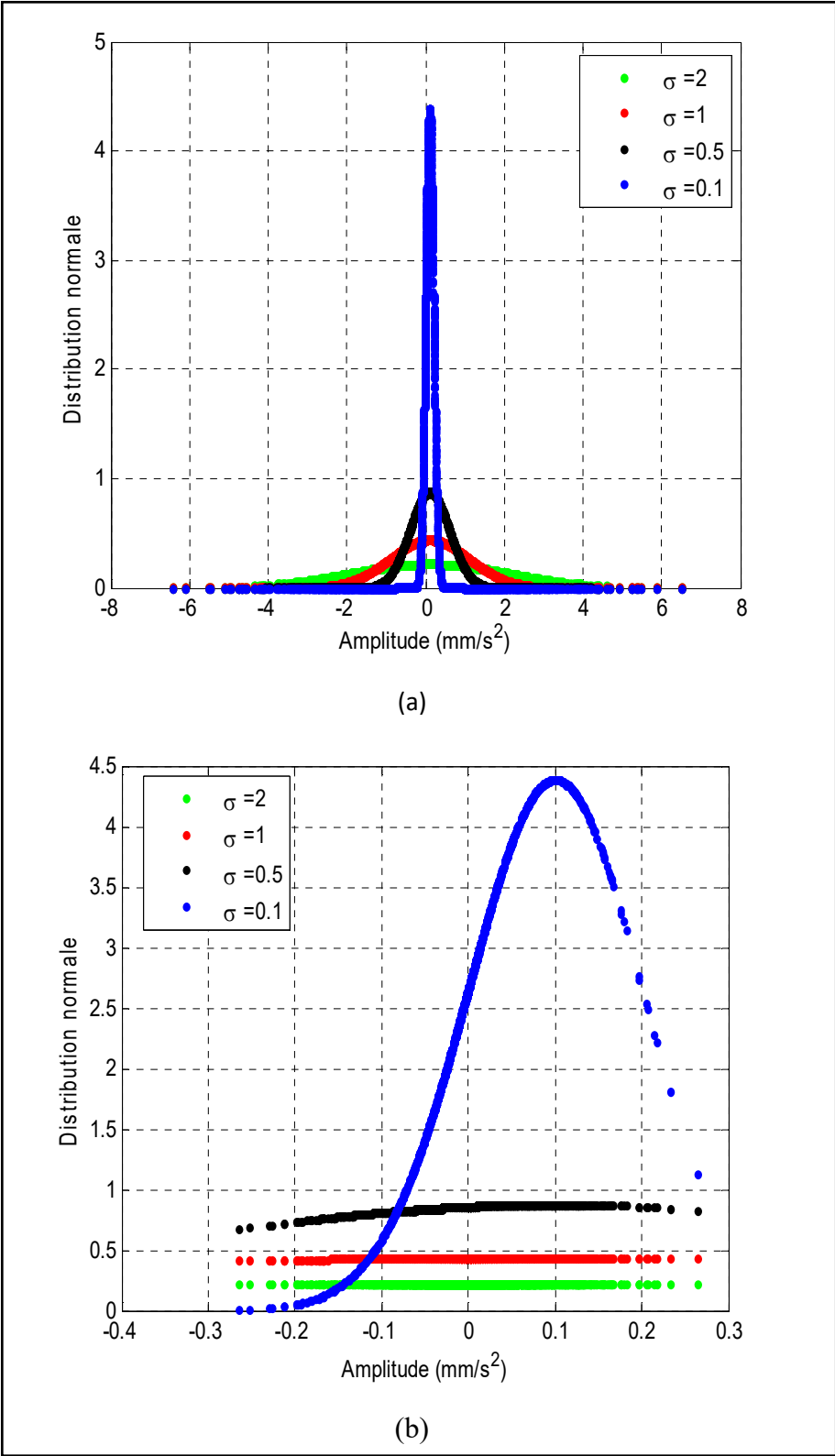


Fig. 4-28 : Distributions normales avec $\mu=0.1$ de : (a) source 1 et (b) source 2 .

Le signal de vibration brut est d'abord décomposé en 2 sources à l'aide de la méthode BSS, puis séparé (Fig. 4-27). Les distributions normales et leurs moyennes de chaque source sont présentées dans la Fig. 4-28 et le Tableau 4-9. La première source (Fig. 4-27(a)) est choisie en fonction de la plus grande valeur moyenne de la distribution normale, qui est de 1.0917. On remarque également que les distributions normales de la source 1 restent constantes dans tous les cas, et sont symétriques autour de μ sur l'axe des x, avec une forme de courbe de distribution gaussienne (voir Fig. 4-28(a)). En revanche, les courbes de distribution normale de la source 2 ne sont pas statiques et présentent des formes qui sont différentes et irrégulières, avec des débuts et des fins différents, et ne sont pas symétriques autour de μ sur l'axe des x (voir Fig. 4-28(b)).

Tableau 4-9 : Moyenne des ND des deux sources ($\mu=0.1$).

	BF	
	Source 1	Source 2
$\sigma=2$	0.1987	0.1933
$\sigma=1$	0.3464	0.3517
$\sigma=0.5$	0.5637	0.4839
$\sigma=0.1$	1.0917	0.2279

Dans le spectre d'enveloppe de la source 1 (Fig. 4-29), f_{BF} et ses premières harmoniques sont à peine discernables. Bien que quelques raies spectrales d'interférence soient présentes autour des harmoniques principales, leur position exacte n'est pas retrouvée après le calcul du delta. Ces observations sont récapitulées dans le Tableau 4-10.

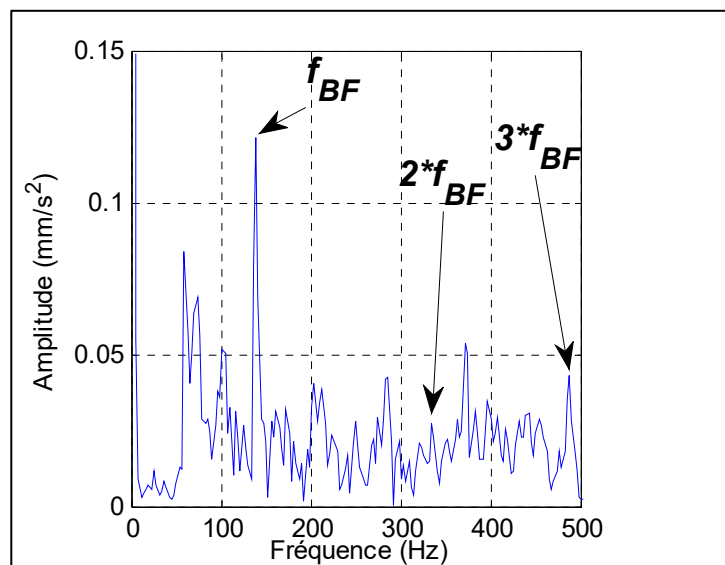


Fig. 4-29 : Spectre de fréquence de la source 1 résultant du premier filtre BSS.

Tableau 4-10 : Fréquence caractéristique (f_{BF}) obtenues à partir du premier filtre BSS.

BF	
f_{BF} et ses harmoniques (Hz)	Delta (Hz)
139	0
286.5	8.5
420.6	3.6
544.7	11.3

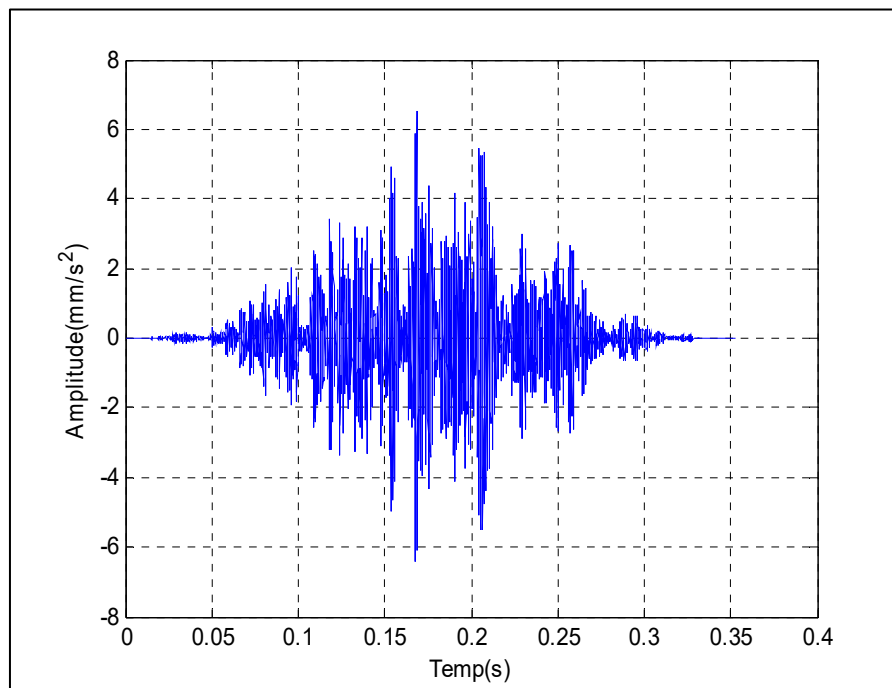


Fig. 4-30 : Représentation temporelle de la source1 obtenue à partir du deuxième filtre BSS.

Après avoir réinjecté le signal sélectionné dans le filtre BSS, une nouvelle source est obtenue comme illustrée sur la Fig. 4-30. On remarque une nette amélioration par rapport au signal précédent, avec une diminution significative des parasites et l'apparition de pics régulièrement espacés malgré leur petite taille, ce qui suggère un certain chevauchement qui sera plus clair dans la représentation spectrale.

La représentation fréquentielle de l'enveloppe du signal résultant est présentée dans la Fig. 4-31, où les première et deuxième fréquences harmoniques sont clairement identifiées. Le Tableau 4-11 indique que la valeur calculée de delta a été diminuée pour chaque fréquence harmonique, et que le bruit est quasiment éliminé.

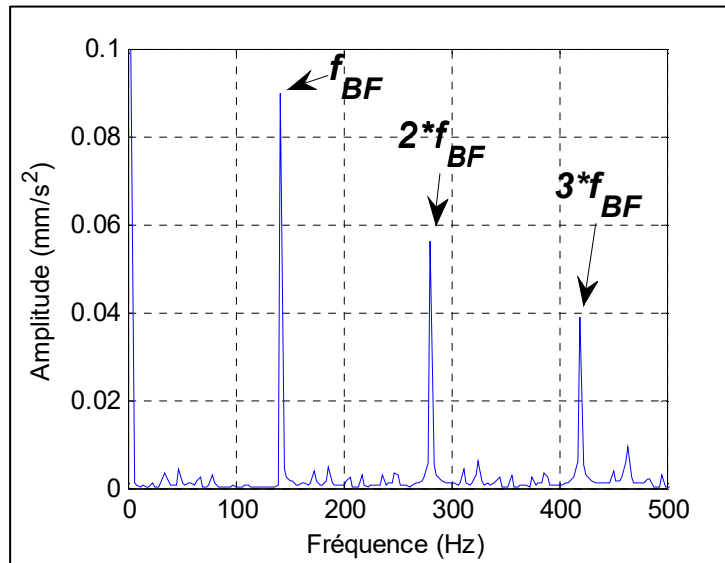


Fig. 4-31 : Spectre de fréquence de la source 1 résultant du second filtre BSS.

Tableau 4-11 : Fréquence caractéristique (f_{BF}) obtenues à partir du deuxième filtre BSS.

BF	
f_{BF} et ses harmoniques (Hz)	Delta (Hz)
139	0
278	0
420.3	3.3
559.4	3.4

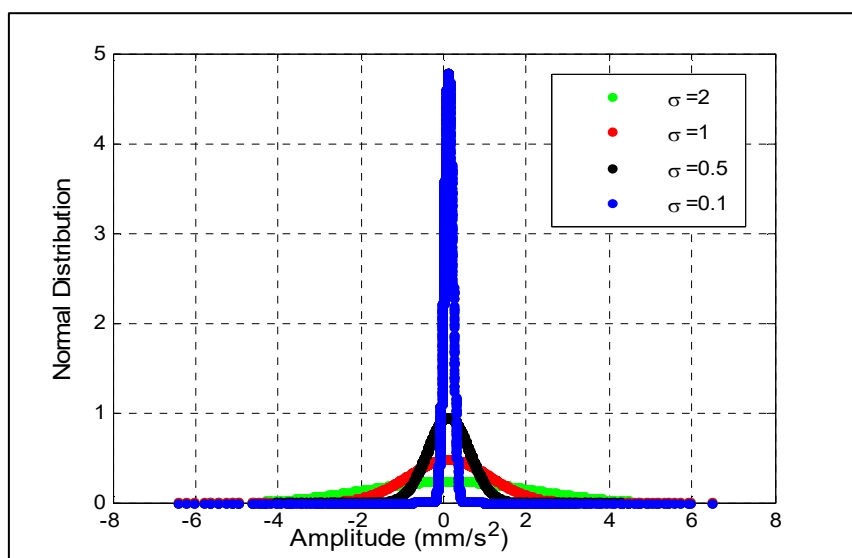


Fig. 4-32 : Distributions normales du signal résultant du second filtre BSS avec $\mu=0.1$.

En comparant les distributions normales et leurs moyennes des signaux vibratoires issus des premier et deuxième filtres BSS, il est observé que la distribution du deuxième filtre BSS est plus élevée sur l'axe y, tout en étant plus précise et symétrique autour de μ sur l'axe x (voir Fig. 4-32). Par exemple, pour $\sigma = 0.1$ et $\mu = 0.1$, le pic est situé à (0.09995,4.832) pour le deuxième filtre BSS, alors que celui obtenu à partir du premier filtre est de (0.091,4.4425). Les valeurs moyennes des distributions, résumées sur le Tableau 4-12 obtenues à partir du deuxième filtre BSS sont supérieures à celles calculées à partir du premier filtre.

Table 4-12 : Moyenne de ND du signal obtenu à partir du deuxième filtre BSS ($\mu=0.1$).

	BF
$\sigma=2$	0.2191
$\sigma=1$	0.4361
$\sigma=0.5$	0.8564
$\sigma=0.1$	2.3767

4-4 Performance de l'algorithme

Pour vérifier la qualité du signal obtenu à partir du deuxième filtre BSS, les paramètres *SNR*, *MSE* et *kurtosis* sont utilisés. Ils sont définis comme suit :

$$SNR = -10 \log_{10} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{s^2}{y^2 - s^2} \quad (4.6)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^2 - s^2 \quad (4.7)$$

$$kurtosis = \frac{\sum_{n=1}^N (y - \mu)^4}{\sigma^2} \quad (4.8)$$

Le Tableau 4-13 représente les valeurs calculées des paramètres *kurtosis*, *SNR* et *MSE*. Les résultats obtenus confirment que le signal contenant les informations sur le défaut de roulement a été correctement récupéré.

Tableau 4-13 : Valeurs des paramètres Kurtosis, SNR et MSE pour chaque BSS.

	Kurtosis	SNR	MSE
Signal brut	7.7	-	-
Premier BSS	17.08	11	8.39 x10-6
Deuxième BSS	20.35	23	2.57 x10-11

5- Conclusion

Ce chapitre a été consacré à l'application de l'approche proposée pour la détection des défauts de roulements en se basant sur la méthode BSS. Nous avons appliqué cette méthode sur des signatures vibratoires collectées à partir des accéléromètres placés sur un banc d'essai. Ces signatures représentent des signaux de vibration synthétiques et réels obtenus à partir des roulements défectueux avec défauts sur les bagues interne et externe et même sur la bille.

La combinaison proposée (BSS et ND) a pour objectif d'analyser et de détecter les défauts des roulements et les interférences indésirables dans les signaux vibratoires en éliminant leur influence afin d'identifier efficacement les défauts.

La validation des résultats obtenus par le calcul des paramètres kurtosis, SNR et MSE a montré une détection précise des défauts des roulements et de leurs harmoniques, en éliminant diverses interférences. La méthode proposée offre des meilleures performances de séparation pour la plupart des types de mélanges. Elle est également très sensible aux signaux de faible amplitude avec une extraction précise des fréquences des défauts et leurs harmoniques. L'algorithme proposé permet donc de détecter les anomalies à un stade précoce et d'effectuer un diagnostic précis pour déterminer l'origine de défaut de la machine, rendant ainsi cette méthode utile et très appropriée pour la maintenance industrielle.

Conclusion générale

Parmi les composants qui sont quasiment omniprésents dans les machines tournantes, nous retrouvons les roulements. La majeure partie de la charge pendant le fonctionnement étant supportée par ces roulements. C'est pourquoi le suivi et le diagnostic des roulements en cas de défaillance de ces derniers est un problème typique des machines, entraînant une faible efficacité de production et des pertes économiques importantes.

L'apparition d'une impulsion indiquant une détérioration se produit lorsqu'un composant de la machine rencontre le défaut. Cela est dû à la nature transitoire et périodique des vibrations mesurées et peut nous donner des informations importantes sur la durée de vie du roulement. Cependant, ces impulsions périodiques de courte durée sont contaminées par le bruit ainsi que les interférences vibratoires d'autres éléments mécaniques. Ainsi, la reconnaissance de ces impulsions devient une tâche très pénible. Les méthodes usuelles de détection des défauts dans les roulements reposent sur l'analyse des signaux vibratoires. L'analyse peut se faire dans le domaine temporel aussi bien que dans le domaine fréquentiel. L'énergie du signal vibratoire peut être estimée grâce à une analyse statistique du signal dans le domaine temporel.

Il reste difficile de concevoir un outil de contrôle performant pour des applications industrielles réelles en présence de structures de roulements complexes, et de conditions de fonctionnement inappropriées et des signaux multi-composants, et cela malgré la disponibilité au niveau de la littérature ouverte d'une variété de techniques de détection des défauts de roulement.

L'étude menée dans ce travail constitue un apport concret dans le patrimoine de la détection intelligente des dysfonctionnements des machines tournantes. L'amélioration de la fiabilité du suivi des conditions opératoires est assurée par le développement de techniques robustes et plus fiables à chaque étape de traitement. Des efforts importants ont été donc consentis dans le but de concevoir un algorithme destiné à la détection et le diagnostic des défauts de roulement efficacement et en peu de temps pour éviter les catastrophes qui peuvent survenir durant le fonctionnement.

Conclusion générale

La méthode proposée a été appliquée aux roulements à billes à gorge profonde avec défaut sur la bague extérieure, défaut sur la bille et défaut sur la bague intérieure. L'algorithme développé dans cette thèse est une combinaison entre la méthode de la séparation aveugle des sources (BSS) et la distribution normale (ND). Tout d'abord, une partie du signal de vibration du roulement a été tronquée à l'aide de la fenêtre Black-Man (BM) pour réduire les effets des discontinuités aux extrémités, d'améliorer la représentation spectrale et de minimiser le temps de calcul nécessaire. Ensuite, le filtre BSS a été utilisé pour décomposer le signal de vibration mesuré en une série de sources, puisque la distribution ND est sensible au type du défaut, elle a été exploitée ici comme critère pour trouver les sorties qui contiennent un maximum d'informations sur le défaut en supprimant les autres sources (sources secondaires). Puisque le signal obtenu contient d'autres vibrations qui affectent le diagnostic, nous avons fait recours à un deuxième filtre BSS pour débruiter davantage le signal de défauts et améliorer ainsi la qualité de la détection et diminuer le temps de traitement.

La robustesse de la méthode proposée a été démontrée par l'application de cette dernière sur des signaux réels. L'origine de ces signaux étant des mesures réalisées sur un banc d'essai. La validation des résultats obtenus par le calcul des paramètres kurtosis, SNR et MSE a montré une détection précise des fréquences caractéristiques des défauts de roulement et de leurs harmoniques, en éliminant diverses interférences.

La méthode proposée conduit aux meilleures performances de séparation pour la plupart des types de mélanges. Elle est également très sensible aux signaux de faible amplitude, étant capable de détecter et de séparer la moindre différence par rapport au signal d'origine en très peu de temps, ce qui permet de détecter les anomalies à un stade précoce et d'effectuer un diagnostic précis pour déterminer l'origine du défaut de la machine, rendant ainsi cette méthode utile et très appropriée pour la maintenance industrielle.

Comme travaux futurs, nous envisageons l'introduction de l'apprentissage automatique, qui est une forme de l'intelligence artificielle, pour améliorer la précision de la détection les interférences indésirables dans le signal vibratoire porteur d'anomalies d'une part et d'autre part l'utilisation de capteurs plus sophistiqués pour collecter des données plus précises. Les techniques de l'apprentissage automatique sont utiles pour que les pronostics de la machine soient les plus justes possibles.

Référence

- [1] Bendjama, H., & Boucherit, M. S. (2016). Wavelets and Principal Component Analysis Method for Vibration Monitoring of Rotating Machinery. *Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 54(2), 659-670.
- [2] Bendjama, H. (2022). Bearing fault diagnosis based on optimal Morlet wavelet filter and Teager-Kaiser energy operator. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 44(9), 1-23.
- [3] Cherrad, M. L., Bendjama, H., & Fortaki, T. (2022). Combination of Single Channel Blind Source Separation Method and Normal Distribution for Diagnosis of Bearing Faults. *Jordan Journal of Mechanical and Industrial Engineering*, 16(4), 493-502.
- [4] Li, Y., Xu, M., Wang, R., & Huang, W. (2016). A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on local mean decomposition and improved multi scale fuzzy entropy. *Journal of Sound and Vibration*, 360, 277-299.
- [5] Bouhali, R., Tadjine, K., Bendjama, H., & Saadi, M. N. (2020). Fault diagnosis of bladed disc using wavelet transform and ensemble empirical mode decomposition. *Australian Journal of Mechanical Engineering*, 18, 165-175.
- [6] Farag, K. O., & Gaouda, A. M. (2012). Dynamic wavelet-based tool for gearbox diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 26, 190-204.
- [7] Zhu, D., & Yin, B. (2021). Fault diagnosis method for rolling element bearing based on enhanced cross-correlation spectrum. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 21(6), 2190-2201.
- [8] Zhao, L., Zhang, Y., & Zhu, D. (2019). Rolling element bearing fault diagnosis based on adaptive local iterative filtering decomposition and Teager-Kaiser energy operator. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 19(4), 1018-1022.
- [9] Chandra, D. S., & Rao, Y. S. (2019). Fault diagnosis of a double-row spherical roller bearing for induction motor using vibration monitoring technique. *Journal of Failure Analysis and Prevention*, 19(4), 1144-1152.
- [10] Yu, J. (2012). Local and nonlocal preserving projection for bearing defect classification and performance assessment. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 59(5), 2363-2376.
- [11] Zhao, M., Lin, J., Xu, X., & Li, X. (2014). Multi-Fault Detection of Rolling Element Bearings under Harsh Working Condition Using IMF-Based Adaptive Envelope Order Analysis. *Sensors*, 14(11), 20320-20346.
- [12] Larsen, Y., & Hanssen, A. (2000). Wavelet-polyspectra: analysis of non-stationary and non-Gaussian/non-linear signals. In *Proceedings of IEEE Workshop on Statistical Signal and Array Processing* (pp. 14-16).
- [13] Delvecchio, S., & Antoni, J. (2012). Extraction of angle deterministic signals in the presence of stationary speed fluctuations with cyclostationary blind source separation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 27, 350-361.
- [14] Kouadri, A., Baiche, K., & Zemat, M. (2014). Blind source separation filters-based-fault detection and isolation in a three-tank system. *Journal of Applied Statistics*, 41(8), 1799-1813.
- [15] Han, L., Li, C. W., Guo, S. L., & Su, X. W. (2015). Feature extraction method of bearing AE signal based on improved FAST-ICA and wavelet packet energy. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 62, 91-99.
- [16] Huang, H., Ouyang, H., Gao, H., Guo, L., Li, D., & Wen, J. (2016). A feature extraction method for vibration signal of bearing incipient degradation. *Measurement Science Review*, 16(3), 149-159.
- [17] Yi, C., Lv, Y., Xiao, H., You, G., & Dang, Z. (2017). Research on the Blind Source Separation Method Based on Regenerated Phase-Shifted Sinusoid-Assisted EMD and Its Application in Diagnosing Rolling-Bearing Faults. *Applied Sciences*, 7(4), 414.
- [18] Li, G., Tang, G., Wang, H., & Cui, L. (2018). Convolutional blind separation of bearing faults using peak-based wavelet transform. In *2018 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC)* (pp. 1-6). IEEE.
- [19] Hao, Y., Song, L., Wang, M., Cui, L., & Wang, H. (2019). Underdetermined Source Separation of Bearing Faults Based on Optimized Intrinsic Characteristic-Scale Decomposition and Local Non-Negative Matrix Factorization. *IEEE Access*, 7, 11427-11435.
- [20] Chen, B., Yin, P., Gao, Y., & Peng, F. (2019). Use of the correlated EEMD and time-spectral kurtosis for bearing defect detection under large speed variation. *Mechanism and Machine Theory*, 132, 162-174.

- [21] Cherrad, M. L., Bendjama, H., & Fortaki, T. (2021). Vibration analysis for defective bearings by blind source separation. In 2021 International Congress of Advanced Technology and Engineering (ICOTEN) (pp. 1-4). IEEE.
- [22] Narvaez, C. V. I. (2007). Diagnostic par techniques d'apprentissage floues : Conception d'une méthode de validation et d'optimisation des partitions (Doctoral dissertation, Université de Toulouse).
- [23] Pekpe, K. M. (2004). Identification par les techniques des sous-espaces application au diagnostic (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine).
- [24] Yang, Q. (2004). Model-based and data driven fault diagnosis methods with applications to process monitoring (Doctoral dissertation, Université Case Western Reserve).
- [25] Nicodim, M., & Gheorghiu, H. (2011). Identification of faults rolling bearings through vibration and shock impulses analysis. U.P.B. Sci. Bull., Series D, 73(1), 63-70.
- [26] Sar, S. K., & Kumar, R. (2020). Hasty Fault Diagnosis of a Rotating Machinery Hinge on Stalwart Trippy Classifier with Robust Harmonized Swan Machine. Jordan Journal of Mechanical & Industrial Engineering, 14(2), 223-236.
- [27] Association Française de Normalisation (AFNOR). (2002). Norme X 60-010: Maintenance industrielle.
- [28] Moumene, I., & Ouelaa, N. (2022). Gears and bearings combined faults detection using optimized wavelet packet transform and pattern recognition neural networks. Int J Adv Manuf Technol, 120, 4335-4354.
- [29] Kass, S. (2019). Diagnostic vibratoire autonome des roulements. (Doctoral dissertation, Université de Lyon ; Université libanaise).
- [30] Xin, G. (2017). Sparse representations in vibration-based Rolling element bearing diagnostics. (Doctoral dissertation, Université de Lyon).
- [31] Bouhalais, M. L., Djebala, A., Ouelaa, N., & et al. (2018). CEEMDAN and OWMRA as a hybrid method for rolling bearing fault diagnosis under variable speed. Int J Adv Manuf Technol, 94, 2475-2489.
- [32] Djebala, A., Babouri, M. K., & Ouelaa, N. (2015). Rolling bearing fault detection using a hybrid method based on empirical mode decomposition and optimized wavelet multi-resolution analysis. Int J Adv Manuf Technol, 79(9-12), 2093-2105.
- [33] Kerroumi, S. (2016). Extraction des paramètres et classification dynamique dans le cadre de la détection et du suivi de défaut de roulements. (Doctoral dissertation, Université de Reims Champagne-Ardenne).
- [34] Bolaers, F., Dron, J. P., & Rasolofondraibe, L. (2003). Prédiction et suivi de l'évolution d'un écaillage de fatigue de roulement par analyse vibratoire. In XVIème Congrès Français de mécanique, Nice, référence 649.
- [35] Tiwari, R., Gupta, V. K., & Kankar, P. K. (2015). Bearing fault diagnosis based on multi-scale permutation entropy and adaptive neuro fuzzy classifier. Journal of Vibration and Control, 21(3), 461-467.
- [36] Liang, M., & Faghidi, H. (2014). An enhanced energy operator for bearing fault detection. In Proceedings of the 3rd International Conference on Mechanical Engineering and Mechatronics, Prague, Czech Republic (pp. 14-15).
- [37] Daher, A. (2018). Diagnostic et pronostic des défauts pour la maintenance préventive et prédictive. Application à une colonne de distillation [Doctoral dissertation].
- [38] Boulenger, A., & Pachaud, C. (2007). Analyse vibratoire en maintenance : surveillance et diagnostic des machines. Edition Dunod.
- [39] Pan, P. Y., Cheng, K., & Harrison, D. K. (2003). A Web-based agile system for rolling bearing design. Integrated Manufacturing Systems, 14(6), 518-529.
- [40] Sun, A., & Che, Y. (2017). A novel compound data classification method and its application in fault diagnosis of rolling bearings. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 10(1), 80-90.
- [41] Augeix, D. (2002). Analyse vibratoire des machines tournantes. Techniques de l'Ingénieur, traité Génie mécanique, BM 5- 145, 1-22.
- [42] Li, X., Wu, D., Zhao, H., & Zheng, G. (2016). Study on a novel fault diagnosis method of rolling bearing in motor. Recent Patents on Mechanical Engineering, 9(2), 144-152.
- [43] Han, Z., & Wang, J. (2018). A fault diagnosis method based on active example selection. Journal of Circuits, Systems and Computers, 27(01), 1850013.

- [44] Jalan, A. K., & Mohanty, A. R. (2009). Model based fault diagnosis of a rotor-bearing system for misalignment and unbalance under steady-state condition. *Journal of Sound and Vibration*.
- [45] Pennacchi, P., Borghesani, P., Chatterton, S., & Ricci, R. (2011). An experimental based assessment of the deviation of the bearing characteristic frequencies. In *6th International Conference Acoustic and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques*, Compiegne.
- [46] Bianchini, C., Immovilli, F., Cocconcelli, M., Rubini, R., & Bellini, A. (2011). Fault detection of linear bearings in brushless AC linear motors by vibration analysis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58(5), 1684-1694.
- [47] Zougrana, W. B., Chehri, A., & Zimmermann, A. (2020). Automatic classification of rotating machinery defects using machine learning (ml) algorithms. *Human Centred Intelligent Systems*, 189, 193-203.
- [48] Deb Majumder, B., Roy, J. K., & Padhee, S. (2019). Recent advances in multifunctional sensing technology on a perspective of multi-sensor system: a review. *IEEE Sensors Journal*, 19(4), 1204-1214.
- [49] Sengupta, N., Sahidullah, M., & Saha, G. (2016). Lung sound classification using cepstral-based statistical features. *Computers in Biology and Medicine*, 75, 118-129.
- [50] Glowacz, A., Tadeusiewicz, R., Legutko, S., et al. (2021). Fault diagnosis of angle grinders and electric impact drills using acoustic signals. *Applied Acoustics*, 179, 108070.
- [51] Zhu, Y., Yan, Q., & Lu, J. (2020). Fault diagnosis method for disc slitting machine based on wavelet packet transform and support vector machine. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 33(10-11), 1118-1128.
- [52] Pekpe, K. M. (2004). Identification par les techniques des sous-espaces application au diagnostic (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine).
- [53] Loparo, K. A., Adams, M. L., Lin, W., Abdel-Magied, M. F., & Afshari, N. (2000). Fault detection and diagnosis of rotating machinery. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 47(5), 1005-1014.
- [54] Cousinard, O. (2002). Contribution à l'étude et au développement d'un système intégré de suivi de l'endommagement des composants mécaniques sur les machines tournantes : Application au développement et au choix des outils d'analyse et de mesure vibratoire (Doctoral dissertation, Université de Reims).
- [55] Brenneur, C. (2002). Eléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défaut combinés d'engrenages et de roulements (Doctoral dissertation, L'institut national des sciences appliquées de Lyon, INSA).
- [56] Djebili, O. (2013). Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants. Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement. PhD thesis, Université de Reims.
- [57] Tandon, N., & Choudury, A. (1999). A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *International Journal of Tribology*, 32, 469-480.
- [58] Kostek, R., & Żółtowski, B. (2015). Rolling bearing defect detection and diagnostics. *Vibroengineering Procedia*, 6, 39-144.
- [59] Pachaud, C. (1997). Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 11(6), 903-916.
- [60] Boulenger A. & Pachaud C. (1998). *Diagnostic vibratoire en maintenance préventive*. Dunod.
- [61] Martin H. R. & Honarvar F. (1995). Application of Statistical Moments to Bearing Failure Detection. *Applied Acoustics*, 44, 67-77.
- [62] Dron J.P., Rasolofondraibe L., Bolaers F., & Pavan A. (2001). High-resolution methods in vibratory analysis: application to ball bearing monitoring and production machine. *IJSS*, 38, 4293-4313.
- [63] Kulkarni, S., & Bewoor, A. (2016). Vibration based condition assessment of ball bearing with distributed defects. *Journal of Measurements in Engineering*, 4(2), 87-94.
- [64] Ovacikli, A. K., Pääjärvi, P., & LeBlanc, J. P. (2013). Skewness as an objective function for vibration analysis of rolling element bearings. In: *8th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA)*, 462-466. IEEE.
- [65] Shanmukha, P., Ramesh, M. R., & Naidu, VPS. (2014). Bearing Health Condition Monitoring: Frequency Domain Analysis Multi-Sensor Data Fusion. *International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering*, 3(5), 260-268.

- [66] Dron J.P. (1995). Elaboration et adaptation d'outils pour l'étude et le suivi de l'endommagement de composants mécaniques par analyse vibratoire [Doctoral dissertation, Université de Reims].
- [67] Harting, D. R. (1992). Demodulated Resonance Analysis-A Powerful Incipient Failure Detection Technique. *ISA Transactions*, 17(1).
- [68] Bouzaouit, A., Hadjadj Aouel, E., & Bennis, O. (2017). Stochastic modeling for the follow-up the bearing degradation. *U.P.B. Sci. Bull., Series D*, 79(1), 209-218.
- [69] Zhao, M., Lin, J., Xu, X., & Li, X. (2014). Multi-Fault Detection of Rolling Element Bearings under Harsh Working Condition Using IMF-Based Adaptive Envelope Order Analysis. *Sensors*, 4(11), 20320-20346.
- [70] Cai, X., Wang, X., Huang, Z., & Wang, F. (2018). Single-Channel Blind Source Separation of Communication Signals Using Pseudo-MIMO Observations. *IEEE Communications Letters*, 22(8), 1616-1619.
- [71] Huang, H., Ouyang, H., Gao, H., Guo, L., Li, D., & Wen, J. (2016). A feature extraction method for vibration signal of bearing incipient degradation. *Measurement Science Review*, 16, 149-159.
- [72] Hao, Y., Song, L., Wang, M., Cui, L., & Wang, H. (2019). Underdetermined Source Separation of Bearing Faults Based on Optimized Intrinsic Characteristic-Scale Decomposition and Local Non-Negative Matrix Factorization. *IEEE Access*, 7, 11427-11435.
- [73] Wlosinska, M., Nilsson, A. C., Hlebowicz, J., Hauggaard, A., Kjellin, M., Fakhro, M., & Lindstedt, S. (2020). The effect of aged garlic extract on the atherosclerotic process – a randomized double-blind placebo-controlled trial. *BMC Complementary Medicine and Therapies*, 20(1), 1-10.
- [74] Zhang, C., Wu, X., Zheng, X., & Yu, S. (2019). Driver drowsiness detection using multi-channel second order blind identifications. *IEEE Access*, 7, 11829-11843.
- [75] Ramli, D. A., Shiong, Y. H., & Hassan, N. (2020). Blind source separation (BSS) of mixed maternal and fetal electrocardiogram (ECG) signal: A comparative study. *Procedia Computer Science*, 176, 582-591.
- [76] Wu, X., Zeng, L. L., Shen, H., Li, M., Hu, Y. A., & Hu, D. (2017). Blind source separation of functional MRI scans of the human brain based on canonical correlation analysis. *Neurocomputing*, 269, 220-225.
- [77] Lee, S., Han, S., Salama, P., Dunn, K. W., & Delp, E. J. (2019). Three-dimensional blind image deconvolution for fluorescence microscopy using generative adversarial networks. In 2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019) (pp. 538-542). IEEE.
- [78] Wildeboer, R. R., Sammal, F., Van Sloun, R. J. G., Huang, Y., Chen, P., Bruce, M., ... & Mischi, M. (2020). Blind source separation for clutter and noise suppression in ultrasound imaging: Review for different applications. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 67(8), 1497-1512.
- [79] Gelle, G. (1998). Les statistiques d'ordre supérieur appliquées à la détection et à la séparation de sources. Utilisation en analyse vibratoire et acoustique. PhD thesis, Université de Reims Champagne-Ardennes.
- [80] Degerine, S. (2001). De la séparation de sources A l'analyse en composantes indépendantes. Méthodes, algorithmes et applications. Ecole de Printemps, Villard-de-Lans, France.
- [81] Koldovsky, Z., Malek, J., & Tichavski, P. (2011, August). Blind speech separation in time-domain using block-Toeplitz structure of reconstructed signal matrices. In *INTERSPEECH*, Florence.
- [82] Bradaric, I., Petropulu, A. P., & Diamantaras, K. I. (2000, March). On resolving the column permutation ambiguity in the estimates of mimo system response. In *conference on Information Sciences and Systems*.
- [83] Podder, P., Khan, T. Z., Khan, M. H., & Rahman, M. M. (2014). Comparative performance analysis of Hamming, Hanning and Blackman window. *International Journal of Computer Applications*, 96(18).
- [84] Wang, G., Xue, R., & Zhao, J. (2018). Switching criterion for sub-and super-Gaussian additive noise in adaptive filtering. *Signal Processing*, 150, 166-170.
- [85] Forbes, C., Evans, M., Hastings, N., & Peacock, B. (2010). *Statistical Distributions*. Hoboken, NJ, USA: Wiley.
- [86] Loparo, K.A. (2016). Bearing vibration dataset, Case Western Reserve University. Available at: www.eecs.case.edu/laboratory/bearing.