

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université 8 Mai 1945 – Guelma  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Génie Electrotechnique et Automatique

Réf:...../2024



## MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER Académique**

**Domaine:** Sciences et Technologie

**Filière:** Electromécanique

**Spécialité:** Electromécanique

**Par:** MEZACHE Ahmed Rami et DRIDI Mostafa

### Thème

**AUTOMATISATION DU DIAGNOSTIC VIBRATOIRE DES DEFAUTS  
DES MACHINES TOURNANTES PAR APPLICATION D'UNE  
APPROCHE NON SUPERVISEE**

Soutenu publiquement, le 23/06/2024 devant le jury composé de:

Mr DJEBALA Abderrazek	Professeur	Univ. Guelma	Président
Mme CHAABI Lilia	MCB	Univ. Guelma	Encadreur
Mme BENMOHAMED Hanane	MCB	Univ. Guelma	Examineur principale
Mme FRIOUI Nadia	MCB	Univ. Guelma	Examineur

**Année Universitaire: 2023/2024**

## Remerciements

Nous voudrions profiter de cette occasion pour exprimer nos sincères gratitudees à toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce mémoire de fin d'étude.

Tout d'abord, nous tenons à remercier notre encadreur **Docteur Lilia CHAABI** pour son soutien, son encadrement et ses précieux conseils tout au long de ce projet. Son expertise et son expérience ont été d'une grande valeur pour nous, et nous apprécions énormément le temps et l'énergie qu'elle a consacrés à notre travail.

Un grand merci à nos amis et collègues qui nous ont soutenus tout au long de cette aventure académique. Leurs encouragements et leur soutien moral ont été d'une importance capitale, et nous apprécions énormément leur présence à nos côtés.

Nous souhaitons également exprimer notre gratitude à nos familles pour leur soutien inconditionnel et leur amour. Leur encouragement constant et leur compréhension ont été une source d'inspiration et de motivation tout au long de ce parcours académique.

# Dédicace

Nous dédions ce mémoire de fin d'étude à nos parents, pour leur amour, leur soutien indéfectible et leur confiance en nous tout au long de notre parcours académique. Votre encouragement constant et vos sacrifices ont été notre source de motivation et de détermination. Cette réalisation est également un hommage à votre dévouement et à vos valeurs qui nous ont guidés tout au long de notre vie. Votre présence et votre soutien inconditionnel ont été essentiels pour surmonter les défis et pour nous encourager à atteindre nos objectifs. Votre confiance en nous a été un moteur pour persévérer et nous surpasser. Nous dédions également ce mémoire à nos amis et collègues qui ont partagé cette aventure avec nous. Votre amitié, votre soutien mutuel et nos moments de partage ont rendu cette expérience étudiante inoubliable. Votre présence à nos côtés a été une source de joie et de motivation.

## Table des matières

Introduction générale .....	1
Chapitre 1 .....	2
1. Généralités sur la maintenance.....	2
1.1. Définition.....	2
1.2. Types de maintenance.....	2
2. Analyse vibratoire.....	3
2.1. Principaux défauts dans les machines tournantes et leurs images vibratoires .....	3
2.1.1. Défauts liés aux arbres.....	3
2.1.2. Défauts des engrenages .....	5
2.1.3. Défauts de roulements.....	6
3. Méthodes de détection des défauts des roulements.....	11
3.1. Indicateurs scalaires.....	11
3.2. Analyse spectrale.....	13
3.3. Analyse cepstrale.....	13
3.4. Analyse d'enveloppe.....	14
4. Automatisation de la détection des défauts de roulements.....	14
Chapitre 2.....	15
1. Introduction.....	15
2. Présentation du plan expérimental.....	15
2.1. Défauts simulés.....	15
2.2. Banc d'essais et matériel de mesure.....	16
2.3. Facteurs étudiés.....	19
3. Présentation des signaux.....	21
3.1. Signaux du défaut sur la bague extérieure.....	21
3.2. Signaux du défaut sur la bague intérieure.....	22
3.3. Signaux du défaut sur la bille.....	23
3.4. Signaux du défaut double sur la bague extérieure.....	24
4. Analyse statistique.....	25
4.1. Cas du défaut sur la bague extérieure.....	25
4.2. Cas Défaut sur la bague intérieure.....	26
4.3. Cas du défaut sur la bille.....	28

4.4.	Cas d'un défaut double sur la bague extérieure.....	30
5.	Interprétation des résultats.....	31
6.	Conclusion du chapitre.....	32
Chapitre 3.....		33
1.	Introduction.....	33
2.	Analyse fréquentielle.....	33
2.1.	La fréquence d'échantillonnage.....	33
2.2.	La fréquence de Shannon.....	34
3.	Analyse d'enveloppe.....	34
3.1.	Principe de la méthode d'enveloppe.....	34
3.2.	Exemple d'application d'analyse d'enveloppe.....	35
4.	Résultats obtenus.....	36
4.1.	Spectres du défaut sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe.....	36
4.2.	Spectres du défaut sur la bague intérieure avec l'analyse d'enveloppe.....	37
4.3.	Spectres du défaut sur la bille avec l'analyse d'enveloppe.....	38
4.4.	Spectres du défaut double sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe.....	38
5.	Interprétation des résultats.....	39
6.	Conclusion du chapitre.....	41
Chapitre 4.....		42
1.	Introduction.....	42
2.	Apprentissage supervisé ou non supervisé ?.....	42
2.1.	Apprentissage supervisé.....	42
2.2.	Apprentissage non-supervisé.....	43
3.	L'algorithme SOM : Self Organizing Maps.....	43
3.1.	Architecture d'un SOM.....	44
3.2.	Etapas de l'algorithme SOM.....	44
3.2.1.	Etape 1 : Choisir la typologie du SOM et initialiser les poids.....	44
3.2.2.	Etape 2 : Phase d'assignement.....	44
3.2.3.	Etape 3 : Mise à jour du vecteur poids.....	45
3.2.4.	Etape 4 : Continuation.....	45
4.	Application sur l'approche SOM pour automatiser la détection des défauts de roulements.....	45

4.1.	Les indicateurs utilisés comme attributs pour l’algorithme SOM.....	45
4.1.1.	Indicateurs classiques.....	45
4.1.2.	Indicateur proposé.....	47
5.	Application sur les douze signaux.....	48
5.1.	Groupement sur la base du RMS.....	48
5.2.	Groupement sur la base du facteur de crête.....	49
5.3.	Groupement sur la base du kurtosis.....	49
5.4.	Groupement sur la base du skweness.....	50
5.5.	Groupement sur la base de l’indicateur proposé.....	50
5.6.	Groupement sur la base des six inducteurs scalaires.....	51
5.7.	Groupement sur la base de la valeur de crête.....	51
5.8.	Groupement sur la base du jumelage d’indicateurs.....	52
6.	Conclusion du chapitre.....	58
	Conclusion générale.....	59

## Résumé

Les roulements défectueux peuvent causer des problèmes majeurs dans les machines industrielles, nécessitant une détection précoce. Ce mémoire se concentre sur l'automatisation du diagnostic vibratoire des défauts de roulements en appliquant une approche non supervisée. Elle est basée sur l'approche SOM, une méthode d'apprentissage non supervisé qui permet la classification et la reconnaissance de motifs dans les données vibratoires.

Le mémoire commence par une revue de la littérature sur les défauts de roulements et les techniques de diagnostic vibratoire existantes. Ensuite, une analyse statistique des signaux vibratoires est réalisée, portant sur l'étude de la sensibilité de cinq indicateurs scalaires pour la détection des défauts de roulements : le kurtosis, le facteur de crête, la valeur crête, le RMS et le skewness. Une approche fréquentielle basée sur la méthode d'enveloppe a ensuite été appliquée avec succès.

Enfin, une méthodologie détaillée est présentée, comprenant la collecte de données vibratoires, l'étude des attributs, le prétraitement des signaux, la création d'une base de données et la formation du réseau SOM. Cette étude contribue à l'amélioration du diagnostic vibratoire des défauts de roulements en appliquant une approche non supervisée utilisant le réseau SOM. Les résultats obtenus démontrent l'efficacité et la précision de l'indicateur proposé comme attribut par rapport aux indicateurs traditionnels, permettant ainsi le groupement le plus efficace possible. Cette automatisation constitue une étape importante vers une meilleure efficacité et durabilité des opérations industrielles, ouvrant la voie à des avantages de recherches et de développements dans le domaine du diagnostic vibratoire.

**Mots-clés :** Analyse vibratoire, détection des défauts de roulements, analyse statistique, méthode d'enveloppe, automatisation, apprentissage supervisé et non supervisé, approche SOM.

## Abstract

Faulty bearings can cause major issues in industrial machinery, necessitating early detection. This dissertation focuses on the automation of vibrational diagnosis of bearing faults by applying an unsupervised approach. It is based on the SOM approach, an unsupervised learning method that enables classification and pattern recognition in vibrational data.

The dissertation begins with a literature review on bearing faults and existing vibrational diagnostic techniques. Subsequently, a statistical analysis of vibrational signals is conducted, focusing on the study of the sensitivity of five scalar indicators for bearing fault detection: kurtosis, crest factor, peak value, RMS, and skewness. A frequency-based approach using the envelope method was then successfully applied.

Finally, a detailed methodology is presented, including the collection of vibrational data, attribute study, signal preprocessing, database creation, and SOM network training. This study contributes to improving vibrational diagnosis of bearing faults by applying an unsupervised approach using the SOM network. The results demonstrate the effectiveness and accuracy of the proposed indicator as an attribute compared to traditional indicators, thus enabling the most efficient clustering possible. This automation represents a significant step towards enhanced efficiency and durability of industrial operations, paving the way for research and development benefits in the field of vibrational diagnosis.

**Keywords:** Vibrational analysis, bearing fault detection, statistical analysis, envelope method, automation, supervised and unsupervised learning, SOM approach.

## ملخص

يمكن للمحامل التالفة أن تسبب مشاكل كبيرة في الآلات الصناعية، مما يستدعي الكشف المبكر. يركز هذا العمل على تحسين تشخيص الاهتزازات لعيوب المحامل عن طريق تطبيق نهج غير مراقب. يستند هذا العمل إلى نهج SOM ، وهو أسلوب تعلم غير مراقب يتيح التصنيف والتعرف على الأنماط في البيانات الاهتزازية.

يبدأ العمل بمراجعة الأدبيات حول عيوب المحامل وتقنيات التشخيص الاهتزازية الحالية. بعد ذلك، يتم إجراء تحليل إحصائي للإشارات الاهتزازية، يركز على دراسة حساسية خمسة مؤشرات لكشف عيوب المحامل: الكرتوزيس، وعامل القمة، والقيمة القصوى، وRMS، والانحراف. تم بعد ذلك تطبيق نهج التردد باستخدام طريقة الغلاف بنجاح.

أخيراً، يتم تقديم منهجية مفصلة، بما في ذلك جمع البيانات الاهتزازية، ودراسة السمات، ومعالجة الإشارات، وإنشاء قاعدة بيانات، وتدريب شبكة SOM. يساهم هذا العمل في تحسين التشخيص الاهتزازي لعيوب المحامل عن طريق تطبيق نهج غير مراقب باستخدام شبكة SOM. تظهر النتائج فعالية ودقة المؤشر المقترح كميزة مقارنة بالمؤشرات التقليدية، مما يتيح التجميع بشكل أكثر كفاءة. تمثل هذه الأتمتة خطوة هامة نحو تعزيز الكفاءة والمتانة في العمليات الصناعية، وتفتح الباب أمام فوائد البحث والتطوير في مجال التشخيص الاهتزازي.

**الكلمات الرئيسية:** تحليل الاهتزازات، كشف عيوب المحامل، تحليل إحصائي، طريقة الغلاف، أتمتة، التعلم المراقب وغير المراقب، نهج SOM.

# Introduction générale

Dans le domaine de la maintenance industrielle, la détection précoce et précise des défauts des roulements est d'une importance capitale pour assurer un fonctionnement optimal des machines et éviter des pannes coûteuses. Les méthodes traditionnelles de diagnostic reposent souvent sur des techniques manuelles de surveillance vibratoire, ce qui peut être fatigant et sujet à des erreurs humaines.

L'automatisation du diagnostic vibratoire des défauts de roulement par l'application d'une approche non supervisée représente une avancée significative dans le domaine de la maintenance prédictive et de la gestion des techniques d'apprentissage automatique pour analyser les données vibratoires et identifier les anomalies sans nécessiter de données préalablement étiquetées.

Dans ce mémoire, nous basons sur des algorithmes d'apprentissage non supervisés tel que les SOM (Self-Organizing Maps) qui sont largement utilisés dans le domaine de la reconnaissance des formes et du traitement des signaux. En utilisant les SOM, nous serons capables de classer et identifier les types des défauts des roulements à partir des données vibratoires collectées sur les machines tournantes.

Notre mémoire comporte deux grandes parties :

La première est consacrée à l'utilisation des approches classiques pour la détection des défauts de roulements tels que les indicateurs statistiques ainsi que l'application de la méthode d'enveloppe et ceci à partir de signaux expérimentaux mesurés sur un banc d'essais de laboratoire. Trois types de défauts de roulements ont été considérés et plusieurs paramètres ont également été pris en considération.

La deuxième partie porte sur l'utilisation de l'algorithme SOM pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements à partir d'attributs déjà discutés et étudiés dans la première partie. L'objectif étant de définir l' (les) attribut (s) le (les) plus pertinent (s) permettant un groupement efficace des différents types de défauts considérés.

Le chapitre 1 comporte ainsi des généralités sur la maintenance et l'analyse vibratoire des défauts de machines tournantes. Le chapitre 2 porte sur l'analyse statistique des défauts de roulements par applications de cinq indicateurs scalaires sur les différents signaux mesurés. Le chapitre 3 concerne l'application de l'analyse d'enveloppe basée sur la transformée de Hilbert. L'objectif est de pouvoir détecter pour chaque défaut considéré et dans chaque configuration la fréquence d'apparition du défaut. Enfin le chapitre 4 porte sur l'utilisation de l'approche SOM pour l'automatisation du diagnostic vibratoire des défauts de roulements. Une étude comparative a été menée pour définir les attributs les plus pertinents permettant de séparer chaque type de défaut. Un nouvel indicateur basé sur le spectre d'enveloppe a été proposé et jumelé aux autres indicateurs classiques.

## Chapitre 1

### Généralités et revue bibliographique

#### 1. Généralités sur la maintenance

##### 1.1. Définition

La maintenance des équipements industriels consiste, au sens de la norme AFNOR NF-X 60 000 à maintenir ou rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé. [1]

##### 1.2. Types de maintenance

Dans une industrie où la chaîne de production détermine le rythme de production, les équipements industriels ont une place prépondérante. Ils servent en effet à produire des biens industriels en suivant une cadence importante. Les derniers sont des machines, des outils ou des appareils exigeants, nécessitant une expertise technique pour les utiliser et les réparer. L'arrêt ou le dysfonctionnement de l'un de ces équipements industriels peuvent avoir de graves conséquences pour l'entreprise. C'est pourquoi la maintenance des équipements industriels fait généralement l'objet d'un management en entreprise. On parle d'ailleurs de stratégie de maintenance. L'objectif est alors d'organiser les opérations de maintenance. [1]

Il existe plusieurs types de maintenance, chacun ayant des objectifs et des méthodes spécifiques :

- La maintenance préventive : La définition donnée par l'AFNOR est la suivante : « Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien ». [2]
- La maintenance corrective : La définition de la norme européenne est : « Maintenance exécutée après détection d'une panne et destinée à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir une fonction requise ». [3]
- La maintenance prédictive : Maintenance partant de la surveillance de l'état du matériel et de la conduite d'analyses périodiques pour déterminer l'évolution de la dégradation du matériel et la période d'intervention. [4]
- La maintenance conditionnelle : La maintenance conditionnelle est basée sur une surveillance du bien en fonction d'un type d'évènement prédéfini (autodiagnostic, information de capteurs...). Elle fait intervenir des informations recueillies en temps réel, au moyen de techniques comme la tribologie ou la thermographie par infra-rouge, pour objectif d'intervenir au moment où le bien a franchi le seuil d'usure ou de dégradation fixé préalablement. Il s'agit d'effectuer la bonne opération au bon moment, pour une meilleure maîtrise des coûts. [5]

Comme exemple l'analyse régulière des huiles d'une machine permet de détecter les pollutions, les usures de l'équipement et la qualité du lubrifiant, et de changer le lubrifiant lorsqu'il ne répond plus aux critères pour un bon fonctionnement. [5]

Grâce à l'analyse des vibrations, les vibrations anormales des machines sont surveillées, permettant ainsi d'identifier des problèmes potentiels tels que l'usure ou un déséquilibre. Sur

la base de cette analyse des actions de maintenance précoces peuvent être prises pour éviter les pannes de machine et réduire les temps d'arrêt imprévus.

### 2. Analyse vibratoire

Les vibrations des machines sont considérées comme la réponse du transfert de leurs structures aux différents efforts auxquels elles sont sollicitées. La surveillance des vibrations de ces structures peut permettre donc de déceler l'apparition d'efforts perturbateurs à un stade précoce permettant par la même occasion de détecter l'apparition de défaillance. Cette méthode est la plus utilisée pour la surveillance et le diagnostic des défauts des machines tournantes dans l'industrie parce qu'elle est efficace et facile à installer.

#### 2.1. Principaux défauts dans les machines tournantes et leurs images vibratoires

Une machine tournante n'est en fait qu'un jeu de mécanismes mobiles entre eux, et d'organes combinés dans le but d'effectuer une tâche précise, transformer une énergie, transmettre un mouvement... Une panne dans une machine tournante n'est que la résultante d'une avarie ou d'une suite d'avaries sur l'un ou plusieurs de ses organes. Les défauts les plus courants pouvant se manifester dans les machines tournantes sont : le balourd, désalignement, fissuration et jeu, courroies, engrenages, roulements, cavitation, et les défauts électriques. Dans ce qui suit on présente les fréquences caractéristiques de ces défauts et on mettra l'accent sur les défauts de roulements. [6]

##### 2.1.1. Défauts liés aux arbres

###### 2.1.1.1. Déséquilibre (Balourd)

Le balourd est un défaut qui se produit lorsque l'arbre d'une machine tournante est déséquilibré en raison d'une répartition spatiale inadéquate des masses dans sa structure. Cela entraîne un déplacement du centre de gravité en dehors de l'axe géométrique du rotor. Il existe plusieurs types de balourd : le balourd statique, le balourd de couple, le balourd dynamique et le balourd thermique.

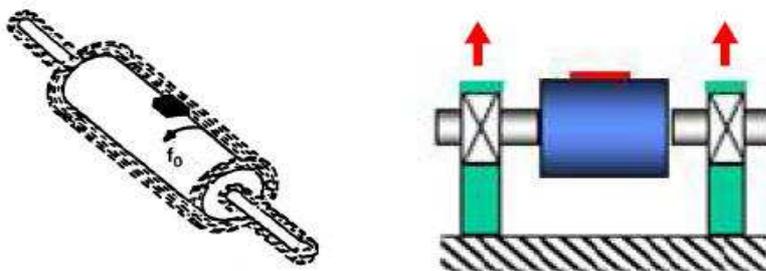


Figure 1.1 : Balourd statique [7]

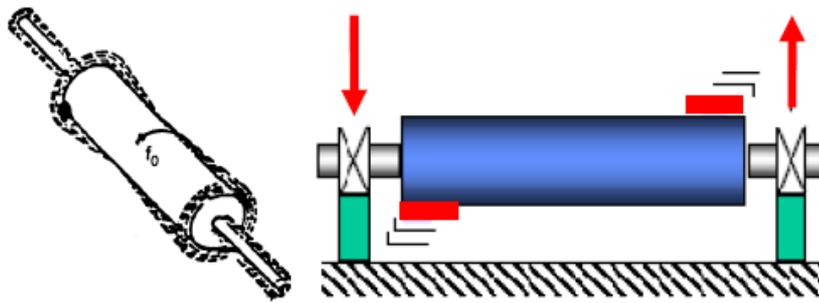


Figure 1.2 : Balourd dynamique [7]

La force engendrée par le balourd est fonction de la masse et du rayon du cercle sur lequel le rotor tourne. Elle est proportionnelle au carré de la vitesse de rotation. Le balourd se manifeste par une nette augmentation de l'amplitude de la fréquence fondamentale (fréquence de rotation,  $f_r$ ) : [8]

$$f_r = N/60 \quad (1.1)$$

avec :

N : vitesse de rotation (tr/min).

$f_r$ : La fréquence de rotation.

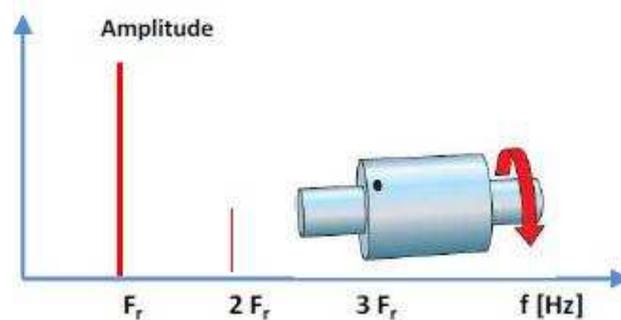


Figure 1.3 : Spectre typologique d'un balourd [7]

### 2.1.1.2. Désalignement

Dans ce cas l'arbre moteur et l'arbre récepteur ne sont pas parfaitement alignés. L'objectif de l'alignement de deux machines est de faire en sorte que les axes des deux lignes d'arbres soient parallèles est confondues. Le choix d'un type d'accouplement dépend d'abord des défauts d'alignement pouvant exister entre les deux arbres : désalignements radial, axial, angulaire et écart en torsion.

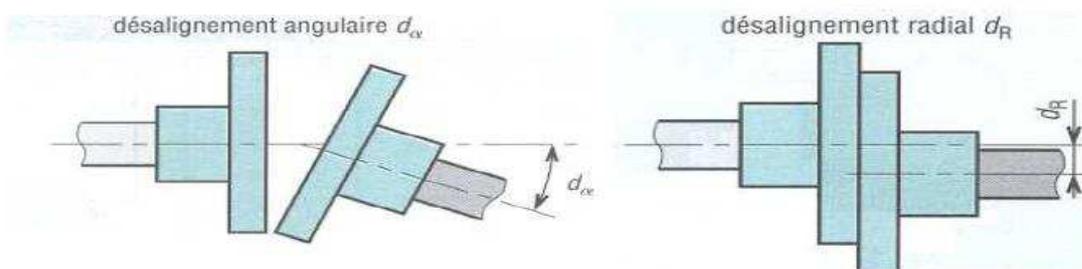


Figure 1.4 : Désalignements d'arbre [7]

Il se manifeste par une augmentation des proches harmoniques de la fréquence de rotation  $f_r$ . Le plus souvent l'harmonique de rang 2 tend à s'élever au-delà de la fréquence fondamentale. Parfois le phénomène se transmet aux 3ème et 4ème harmoniques. [8]

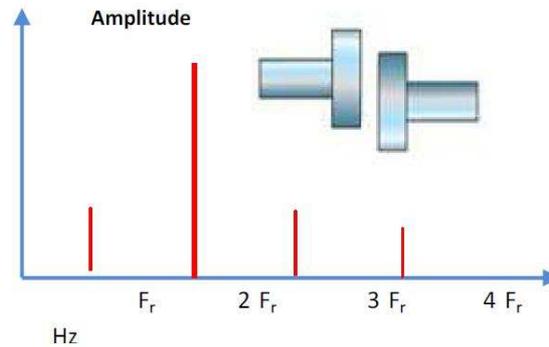


Figure 1.5 : Image vibratoire d'un défaut d'alignement radial [7]

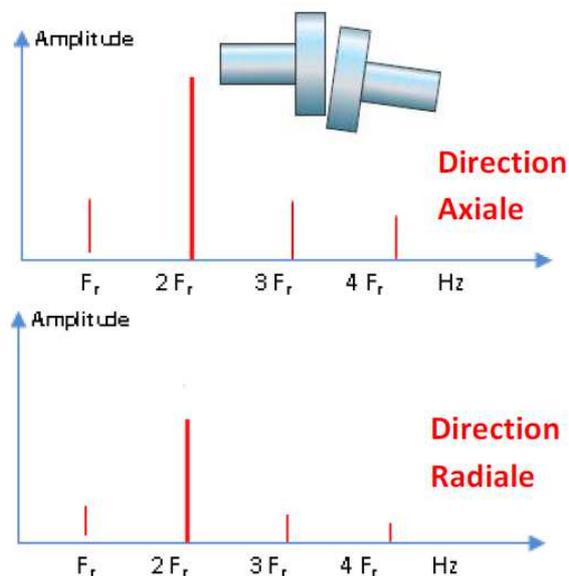


Figure 1.6 : Image vibratoire d'un défaut d'alignement axial [7]

### 2.1.2. Défauts des engrenages

Les engrenages sont généralement soumis à des conditions sévères, d'où la nécessité de les soumettre à la surveillance d'une manière continue en vue de détecter les défaillances. La détection précoce des défauts dans les systèmes mécaniques est de grande importance pour les opérateurs; comme elle permet de planifier l'arrêt et la réparation du système au lieu d'un défaut catastrophique inattendu. [9]

A cet effet, il faut connaître les différents types des défauts des engrenages. Il existe trois types de défauts d'engrenages : les défauts de fabrication (l'erreur dans le profil des dents, excentricité de la roue, etc.), les défauts d'installation (alignement, etc.) et les défauts apparus pendant la transmission (usure, fissure, etc.). [10]

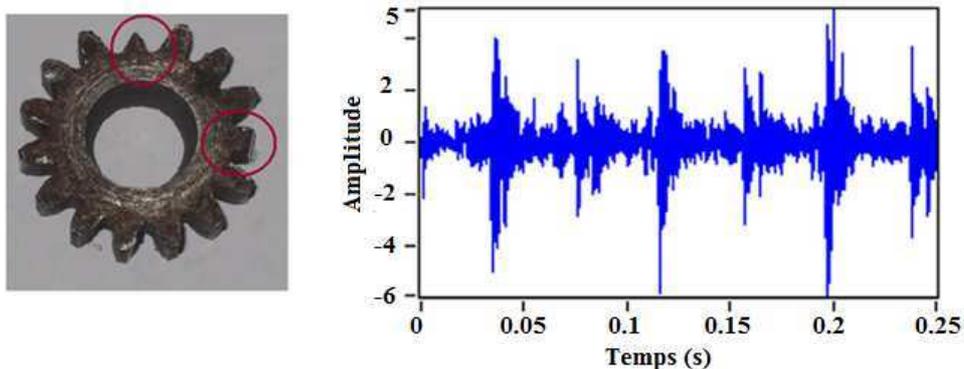
Initialement, la fissure dentaire n'est pas perçue comme un problème majeur. Cependant, sa propagation peut aggraver le défaut et éventuellement entraîner une défaillance dentaire catastrophique. Détecter ce défaut permet de remplacer la dent avant qu'elle ne se fracture

totalemment. À cet effet, diverses initiatives ont été entreprises pour développer des méthodes fiables de détection des fissures dentaires.



**Figure 1.7 : Un défaut d'engrenage (à gauche : l'usure de toutes les dents ; à droite: fragment d'une dent) [11]**

La casse des dentures est le problème le plus sérieux des engrenages parce qu'elle va conduire à la défaillance complète du système d'engrenage si elle n'est pas détectée d'une manière précoce [12].



**Figure 1.8 : Casse des dentures d'engrenage et son signal vibratoire [13]**

### 2.1.3. Défauts de roulements

Le roulement est un organe qui se trouve entre les paliers et les arbres des systèmes mécaniques en rotation. Les principales fonctions des roulements sont [14]:

- Réduire la friction entre les pièces mobiles dans la machine ;
- Supporter les pièces tournantes d'une machine ;
- Soutenir une charge radiale, perpendiculaire à l'axe de rotation ;
- Soutenir une charge axiale, dont la direction est la même que l'axe de rotation du roulement.

Les roulements sont généralement constitués de deux parties principales, appelées la bague intérieure et la bague extérieure. Entre eux se trouve une cage qui sert à séparer les éléments roulants (rouleaux, aiguille, bille, etc.) à des distances spécifiques. La cage a pour objectif de garder en place les billes à l'intérieur du roulement, et les empêche de tomber lors du mouvement, avec une possibilité de rotation. Lorsqu'un roulement est monté dans un assemblage, la bague extérieure s'adapte sur le palier, tandis que la bague intérieure se situe autour de l'arbre. [15]



Figure 1.9 : Roulement à rouleaux coniques [16]

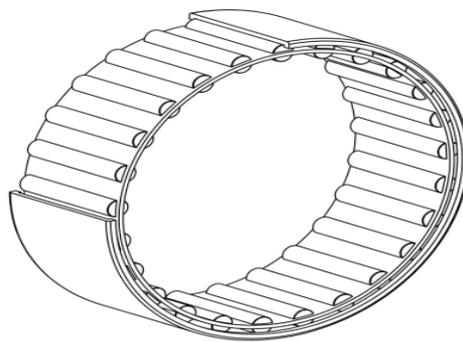


Figure 1.10 : Roulement à aiguilles [16]

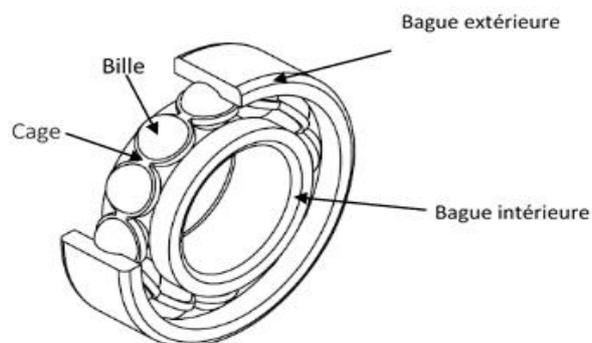


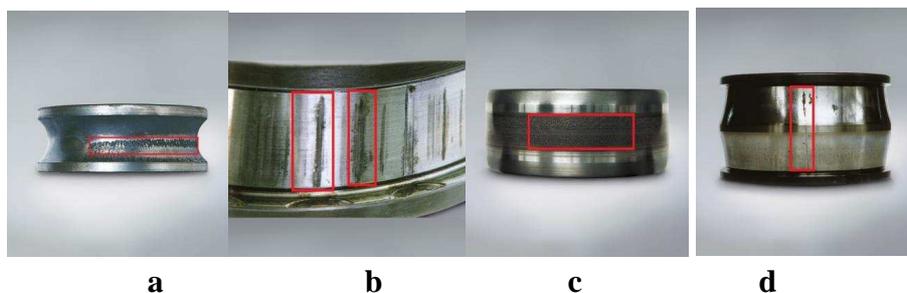
Figure 1.11 : Roulement à billes [16]

### 2.1.3.1. Les types de défauts de roulements

Les machines tournantes sont complexes et comportent de nombreux composants susceptibles de tomber en panne. La majorité des machines tournantes disposent de roulements. En raison de la nécessité et de la contribution vitale à la plupart des machines tournantes, les exigences sur les roulements sont devenues plus strictes chaque jour. Une analyse doit être effectuée pour identifier les défauts des roulements avant une panne qui peut s'avérer catastrophique sur les plans économique et humain. Suivant la norme ISO 15243 :2017 [17], le défaut est défini comme tout changement de fonctionnement initial dans une pièce ou dans un composant de machine, qui rend la machine incapable d'exécuter les tâches qui lui sont assignées d'une

manière satisfaisante, ou bien la fin de la disponibilité du composant et sa fonction prévue. Un roulement peut également avoir une défaillance avant le temps prévu. La norme ISO 15243 : 2017 [17], décrit les principaux modes de défaillance et leurs causes. Ces modes de défaillance sont caractérisés comme suit [18]:

- Surchauffe liée à la rotation : Le roulement se décolore, les éléments roulants et la cage se déforment, fusionnent et deviennent plus souples au fur et à mesure que les détériorations s'aggravent ;
- Usure : Se présente quand des corps extérieurs pénètrent dans le mécanisme de roulement ;
- Corrosion : Apparaît en cas de présence importante d'eau ou d'agents chimiques à l'intérieur du roulement ;
- Erosion électrique : Se produit quand le roulement est traversé par un courant électrique ;
- Fracture et fissuration : Les pièces de petite taille se détériorent si le roulement est soumis à une charge trop élevée, ou si la taille et la capacité du roulement sont insuffisantes pour leur application ;
- Ecaillage : Survient quand de petites particules de matériaux de roulement se séparent du roulement, produisant des surfaces à la structure brute et rude ;
- Eraflures : Augmentation du nombre de petits grippages, provoquée par un fonctionnement dans des conditions d'utilisation sévère ou de lubrification inadéquate ;
- Fissures : Causées par des efforts excessifs de tension, des charges ou par des chocs ;
- Impact de la vibration : Les moteurs sans fixation de l'arbre du rotor peuvent provoquer des vibrations au niveau du palier, ce qui peut abîmer les roulements ;
- Insuffisance de la charge de roulement : Les roulements utilisés ne doivent jamais avoir une charge insuffisante pour fonctionner correctement.



**Figure 1.12 : différents types de défaillance du roulement [19]**

Différents types de défaillance du roulement sont représentés dans la figure (1.12). (a) représente l'écaillage le long du chemin de roulement, (b) montre l'usure de contact du chemin de roulement, (c) montre un phénomène de corrosion électrique en forme de ceinture accompagné de piqûres sur la piste du roulement, (d) représente des fissures dans le sens axial sur la surface du chemin de roulement.

Une défaillance prématurée des roulements dans une application appropriée est généralement attribuée à une ou plusieurs des causes évoquées ci-dessus, qui peuvent et doivent être surveillées et corrigées avant de se produire, afin d'éviter de futures défaillances de roulements et des coûts supplémentaire. [20]

### 2.1.3.2. Les formes de fréquences

A la présence d'un défaut sur un élément du roulement, le passage de l'élément roulant sur le défaut produit une force impulsive qui fait vibrer l'ensemble. La réponse impulsionnelle oscille à une fréquence propre du système qui s'évanouit rapidement à cause de l'amortissement du système. A chaque type de défauts, on peut associer une fréquence caractéristique ou fréquence de défauts qui peut être déterminée en fonction de la géométrie du roulement, du nombre de billes, des vitesses de rotation des bagues intérieure et extérieure. Des fréquences différentes sont généralement obtenues pour les défauts sur bague extérieure, bague intérieure, cage, ou sur l'un des éléments roulants. Ces fréquences théoriques sont obtenues à partir des relations suivantes [21], et d'après la figure (1.13) qui représente la géométrie du roulement.

#### - Fréquence de la cage

La vitesse d'un élément roulant due à la rotation autour de son axe est égale et opposée au point de contact avec les bagues intérieure et extérieure. Par conséquent, les axes des éléments roulants et la cage contenant les éléments roulants doivent se déplacer à une vitesse égale à la moyenne des vitesses des bagues intérieure et extérieure pour maintenir les bagues sans glissement

$$V_{ca} = \frac{v_0 + v_i}{2} \quad (1.2)$$

$V_{ca}$  : La vitesse tangentielle au cercle primitif.

$v_i$  et  $v_0$  : Les vitesses respectivement de la bague intérieure et extérieure.

$F_{ca}$  : La fréquence de la cage et s'écrit :

$$F_{ca} = \frac{D_0 F_0 + D_i F_i}{D} \quad (1.3)$$

$F_0, F_i$  : Les fréquences de rotation des bagues externe et interne respectivement.

$D$  : Le diamètre du cercle primitif.

$d$  : Le diamètre de l'élément roulant.

$\alpha$  : L'angle de contact.

$$D_0 = D + d \cdot \cos(\alpha) \quad (1.4)$$

$$D_i = D - d \cdot \cos(\alpha) \quad (1.5)$$

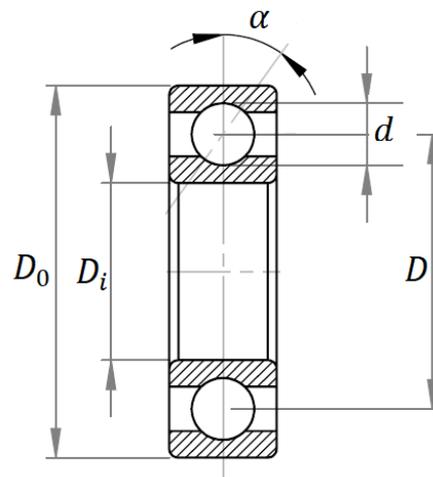


Figure 1.13 : Géométrie d'un roulement [16]

D'après les équations (1.4), (1.5) et (1.3), la fréquence de rotation de la cage peut être calculée en considérant le diamètre des bagues, l'angle de contact et le diamètre de l'élément roulant comme suit:

$$Fca = \frac{\left(1 + \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right)fo + \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right)fi}{2} \quad (1.6)$$

### - Fréquence de passage de la bille sur la bague extérieure /intérieure

Les bagues intérieure et extérieure d'un roulement sont attachées à un autre composant. Habituellement, la bague intérieure est fixée à l'arbre et a donc la même vitesse de rotation que l'arbre tandis que la bague extérieure est fixe. Les fréquences des défauts de bague interne *FBPFI* et externe *FBPFO* sont appelées fréquences de passage de billes. Elles sont calculées avec les équations suivantes [22] :

$$FBPFI = Z(Fca - fi) = \frac{Z(fi - fo)}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right) \quad (1.7)$$

$$FBPFO = Z(Fca - Fo) = \frac{Z(fi - fo)}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right) \quad (1.8)$$

Où *Z* est le nombre de billes.

### - Fréquence de rotation de la bille

La fréquence de défaut de bille est généralement appelée fréquence de rotation de bille. La fréquence de rotation de la bille est la fréquence à laquelle la bille entre en contact avec l'une des bagues. L'équation de la fréquence de rotation des éléments roulants *Fro* s'écrit :

$$Fro\pi d = (fi - Fca)\pi(D - d\cos(\alpha)) = (fo - Fca)\pi(D + d\cos(\alpha)) \quad (1.9)$$

$$Fro = \frac{1}{2} (Fi - Fo) \frac{D}{d} \left(\left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right)^2\right) \quad (1.10)$$

Il convient de noter que les équations (1.6) jusqu'à (1.10) ne tiennent pas compte du glissement des éléments tournants. Dans l'hypothèse d'une bague extérieure fixe, sans glissement de la bague intérieure et des éléments roulements, les équations de (1.6) jusqu'à (1.10) deviennent :

$$FBPFI = \frac{z}{2} fr \left(1 + \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right) \quad (1.11)$$

$$FBPFO = \frac{z}{2} fr \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right) \quad (1.12)$$

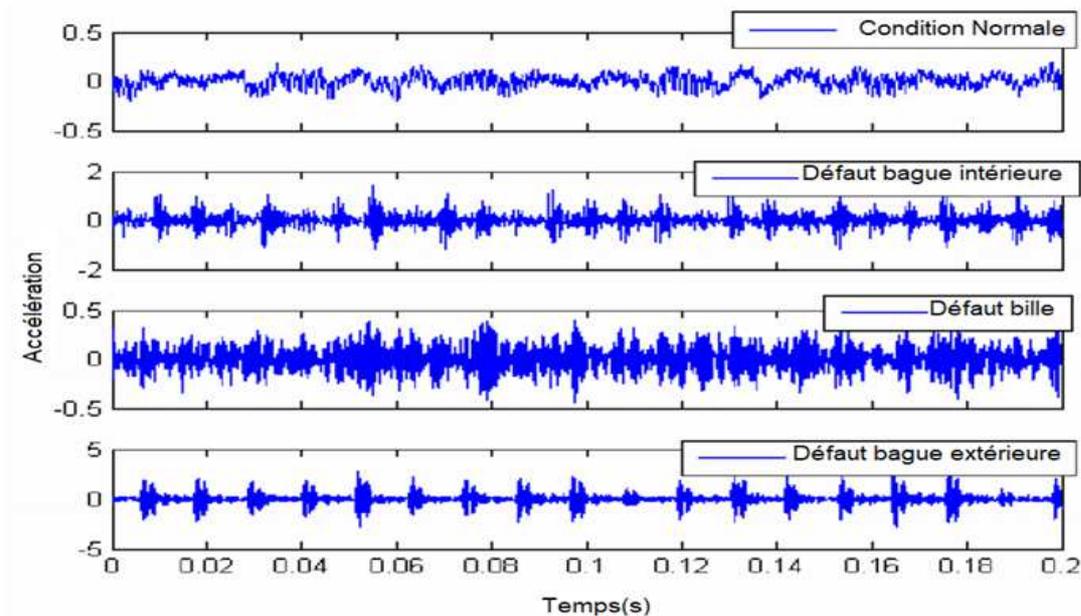
$$Fro = \frac{1}{2} fr \frac{D}{d} \left(\left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right)^2\right) \quad (1.13)$$

$$Fca = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos(\alpha)\right) \quad (1.14)$$

*fr* : la fréquence de rotation de l'arbre.

Dans la figure (1.14) des exemples de signaux vibratoires de roulements pour les quatre conditions de roulements, conditions normales, défaut de la bague intérieure, défaut de la bague extérieure et défaut de la bille. Cependant, comme l'a montré [22], en réalité, il y a toujours un certain glissement et ces équations donnent une estimation théorique qui varierait de 1 à 2% par rapport aux valeurs réelles. Les fréquences données par les équations (1.11) jusqu'à (1.14) ne seront présentes dans un spectre de vibration que lorsque les roulements sont défectueux ou, au

moins, lorsque leurs composants sont soumis à des contraintes et des déformations pouvant induire un défaut.



**Figure 1.14 : Signaux de vibration sur le roulement dans des conditions normales, défaut de la bague intérieure, défaut de la bague extérieure et défaut de la bille [23]**

### 3. Méthodes de détection des défauts des roulements

Dans la littérature on recense différentes techniques utilisées pour détecter les défauts du roulement. La nature des signaux dicte le type d'analyses à réaliser.

#### 3.1 Indicateurs scalaires

Cette technique rapide, extrait des indicateurs, pour la plupart statistiques, résumant l'information contenue dans le signal et permettant de générer un repère. Le suivi d'évolution du repère donne une information plus ou moins précise et complète sur son état de fonctionnement. Une multitude d'indicateurs existent plus ou moins performants et adéquats pour le dépistage de certaines défaillances plus que d'autres. Les indicateurs les plus utilisés sont décrits dans le tableau (1.1). Bien évidemment à ces indicateurs s'ajoutent des paramètres classiques tels que la valeur crête ou la valeur crête-à-crête.

Indicateur	Expression mathématique	Avantages	Inconvénients
RMS: Mesure globale (Déplacement, vitesse, accélération)	$RMS = \sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t)]^2}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Facile et rapide</li> <li>- Une variation excessive du niveau RMS signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une éventuelle défaillance.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Difficulté de détermination des seuils. Sa valeur isolée ne peut être significative d'un défaut.</li> <li>- Sensible à l'énergie du signal et pas à sa forme.</li> </ul>
Facteur de crête : Rapport entre la valeur crête du signal et sa valeur efficace (RMS).	$F_C = \frac{V_{crete}}{RMS}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Sensible aux défauts de type choc.</li> <li>- Seuil de détection : généralement au-delà de 6</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Insensible dans le cas de petits défauts.</li> <li>- Décroit lorsque la gravité du défaut augmente.</li> <li>- Sensible au bruit (plus efficace sur des signaux filtrés).</li> </ul>
Kurtosis : Rapport entre le moment statistique d'ordre 4 et le moment statistique d'ordre 2 au carré.	$Kur = \frac{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t) - \bar{s}]^4}{\left[ \frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t) - \bar{s}]^2 \right]^2}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- L'indicateur le plus sensible aux chocs (roulements, engrenages).</li> <li>- Seuil de détection : généralement au-delà de 3.</li> <li>- Détection précoce d'un défaut de choc.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Décroit lorsque la gravité du défaut augmente.</li> <li>- Sensible au bruit (plus efficace sur des signaux filtrés).</li> </ul>
Skewness : Met en évidence le moment statistique d'ordre 3	$Ske = \frac{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t) - \bar{s}]^3}{\left[ \frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t) - \bar{s}]^2 \right]^{3/2}}$	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Sensible à la forme du signal</li> <li>- La mesure de la dissymétrie de la distribution d'amplitudes du signal peut indiquer la présence d'un défaut</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Difficulté de détermination des seuils.</li> <li>- Sa valeur isolée ne peut être significative d'un défaut.</li> </ul>

Tableau 1.1 : Principaux indicateurs scalaires

### 3.2 Analyse spectrale

Le signal vibratoire extrait d'une machine tournante est très complexe, originaire des différents organes la composant. La transformée de Fourier est un outil mathématique permettant de transformer ces signaux complexes, de les décomposer en une multitude de composantes élémentaires sinusoïdales et de les représenter sous forme d'un spectre «Amplitudes-fréquence ». La transformée de Fourier rapide FFT développée par James Cooley et John Tukey, ne requiert qu'un temps de calcul minime pour appliquer la transformée de Fourier Discrète. La FFT a été largement implémentée dans les systèmes de diagnostic des machines tournantes. Son expression mathématique est de la forme : [23]

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.15)$$

Où :  $X(f)$  est la transformée de Fourier,  $x(t)$  est le signal temporel,  $t$  est la variable temps,  $f$  est la variable fréquence.

Dans des conditions de fonctionnement stationnaires « vitesses de rotations et chargements stationnaires », chaque organe de la machine émet des vibrations à un certain niveau d'amplitude, et à une cadence « fréquence » constante dans le temps. L'apparition de défauts dans les organes de la machine tournante génère des efforts supplémentaires qui se traduisent par des vibrations se répétant à une cadence « fréquence » constante ( $f_{b \text{ int}}$ ,  $f_{b \text{ ext}}$ ,  $f_{b \text{ bille}}$  dans le cas des roulements), relative à la fréquence de rotation. Suivre les amplitudes des vibrations à ces fréquences, permet de suivre les conditions de fonctionnement des différents organes de la machine tournante.

### 3.3. Analyse cepstrale

L'analyse cepstrale est une technique complémentaire d'analyse, développée sur plusieurs variantes, dont les plus utilisées sont le cepstre complexe défini comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier, s'exprime selon une variable uniforme au temps, et est représentée par la formule :

$$C = TF^{-1}[\text{Ln}|X(f)|] \quad (1.16)$$

De même que la transformée de Fourier permet de mettre en évidence les périodicités d'un signal temporel, le cepstre met en évidence les périodicités de sa transformée de Fourier. Opinant par la même occasion, de rechercher, d'identifier et de quantifier rapidement toutes les familles de composantes périodiques qui peuvent se manifester dans le spectre sous forme de peignes de raies ou bandes latérales de modulation autour d'une fréquence caractéristique ce qui n'est pas toujours évident dans le cadre de l'analyse spectrale. Les unités et grandeurs sont autres dans le cepstre que ceux utilisés dans l'analyse spectrale, ainsi on trouve entre autres; les périodicités qui sont appelées « Quéfrances » et sont exprimées en secondes ou millisecondes et les harmoniques qui deviennent des « Rahmoniques ».

### 3.4 Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est une technique de détection précoce des défauts de type choc. Pour ce faire le signal vibratoire est relevé dans une bande fréquentielle large, et filtré autour d'une fréquence de résonance. Le signal est ensuite redressé « en mettant au positive toutes les valeurs négatives », et la transformée d'Hilbert est appliquée afin de relever son enveloppe et ainsi dissocier le signal modulé (fréquences de résonance) du signal modulant correspondant au défaut recherché. Le diagnostic final pourra par la suite être rendu après analyse spectrale de l'enveloppe.

## 4. Automatisation de la détection des défauts de roulements

Le flux des images vibratoires des défauts rencontrés sur les machines tournantes a rendu l'opération de diagnostic difficile. La nécessité d'automatiser cette fonction par l'intégration de système experts est devenue l'une des priorités de la maintenance. Le problème pour ces systèmes est qu'ils dépendent de l'utilisateur comment il va choisir les entrées pertinentes qui permettent une détection automatique efficace en fonction des types de défauts rencontrés.

Il existe deux méthodes : une basée sur un apprentissage supervisé et l'autre basée sur un apprentissage non-supervisé. Dans l'apprentissage supervisé le système est guidé par l'utilisateur durant la phase d'apprentissage et les classes sont connues d'avance. En diagnostic vibratoire, l'utilisateur va apprendre le système à reconnaître chaque type de défaut à partir d'un certain nombre d'attributs. Une fois la phase d'entraînement terminée, le système sera capable théoriquement de connaître n'importe quel type de défaut à partir des attributs qu'il connaît d'avance et il sera capable de classer les défauts dans la classe correspondante. L'inconvénient de cette méthode c'est qu'elle nécessite un grand nombre de données d'entrée pour l'entraînement, en plus le système peut conduire à un faux classement dans le cas où il rencontre un type de défaut pour lequel il n'a pas été entraîné.

Dans l'apprentissage non-supervisé, le résultat final n'est pas connu en avance, ici le système va faire le classement des données en se basant sur leur similitude. Cette méthode ne nécessite pas un grand nombre de signaux et le système n'est pas influencé par l'utilisateur, mais il va être capable de classer plusieurs types de défauts qu'il ne connaît pas en avance, il suffit donc de bien choisir les attributs pertinents qui vont permettre un regroupement sans erreur.

Pour ce type d'apprentissage, le regroupement par l'algorithme SOM (Self Organizing Maps) est le plus utilisé, qui permet le classement des données sans connaissance préalable des classes de sorties, mais il se base sur la mesure de similitude entre les échantillons jugés similaires classés ensemble. Il existe aussi d'autres approches qui ont été utilisées dans le même contexte tel que les réseaux de neurone.

## Chapitre 2

### Etude paramétrique de la sensibilité des indicateurs scalaires

#### 1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons entamer une étude paramétrique portant sur l'analyse de la sensibilité de cinq indicateurs scalaires pour la détection des différents types et gravités de défauts de roulements. Le kurtosis, le facteur de crête, le RMS, la valeur crête et le skewness sont les indicateurs pris en considération dans cette étude.

Le travail a été réalisé sur le banc d'essai "machines tournantes du laboratoire vibrations acoustique de L'INSA de Lyon, France. [24]

#### 2. Présentation du plan expérimental

La campagne de mesures a été réalisée sur le banc d'essais « Machines tournantes », les mesures ont été collectées sur un lot de sept roulement à billes à contact radial du type 6200 dont les caractéristiques géométriques sont mentionnées sur le tableau (2.1).

Diamètre intérieur (mm)	<b>10</b>
Diamètre extérieur (mm)	<b>30</b>
Diamètre de la bille (mm)	<b>5</b>
Nombre de billes	<b>7</b>

**Tableau 2.1 : Caractéristiques géométriques des roulements utilisés**

##### 2.1. Défauts simulés

Dans cette série d'expérience l'objectif était de cerner la majorité des défauts de roulements qui induisent des chocs, avec différentes gravités. Les défauts ont été alors simulés de la manière suivante : (voir tableau 2.2).

Les défauts ont été provoqués sur la largeur du roulement par des outils en diamant tournant à une très grande vitesse pouvant atteindre 50000 tr/min. L'épaisseur très faible de certains outils permet d'accéder aux pistes extérieures et intérieures sans abîmer la cage. La figure (2.1) montre une photo du matériel utilisé pour la création des défauts.

N° du roulement	Type du défaut	Gravité
1	Sur la bague extérieure	Petite
2	Sur la bague intérieure	Petite
3	Sur la bague extérieure	Grande
4	Sur la bague intérieure	Grande
5	Un sur chaque bague	Mixte
6	Deux sur la bague extérieure	Mixte
7	Sur la cage et la bille	Petite

Tableau 2.2 : Types et gravités des défauts simulés



Figure 2.1 : Matériel utilisé pour la simulation des défauts

Les dimensions des différents défauts provoqués sont reportées sur le tableau (2.3). En réalité vu la forme concave du chemin de roulement, la profondeur sous le point de contact de la bille est beaucoup plus faible que celle du cratère extérieur. La figure (2.2) montre les photos de quelques défauts. [23]

Type du défaut	Petite gravité (mm)	Grande gravité (mm)
Bague intérieure	Profondeur : 0,3 Largeur : 1	Profondeur : 0,5 Largeur : 1
Bague extérieure	Profondeur : 0,3 Largeur : 1	Profondeur : 0,7 Largeur : 1,3

Tableau 2.3 : Gravités des défauts simulés

## 2.2. Banc d'essais et matériel de mesure

Les mesures ont été collectées sur le palier du roulement endommagé par un accéléromètre en position verticale. Le dispositif comporte aussi deux disques tournants pour simuler une charge tournante ainsi qu'un frein électromagnétique pour charger les engrenages. La figure (2.3) montre un schéma descriptif du banc, la figure (2.4) montre ses photos prises sous plusieurs

## Chapitre 2: Étude paramétrique de la sensibilité des indicateurs scalaires

angles. Enfin la figure (2.5) montre le matériel de mesure utilisé. Les éléments constitutifs du banc et du matériel de mesure sont résumés dans le tableau (2.4).

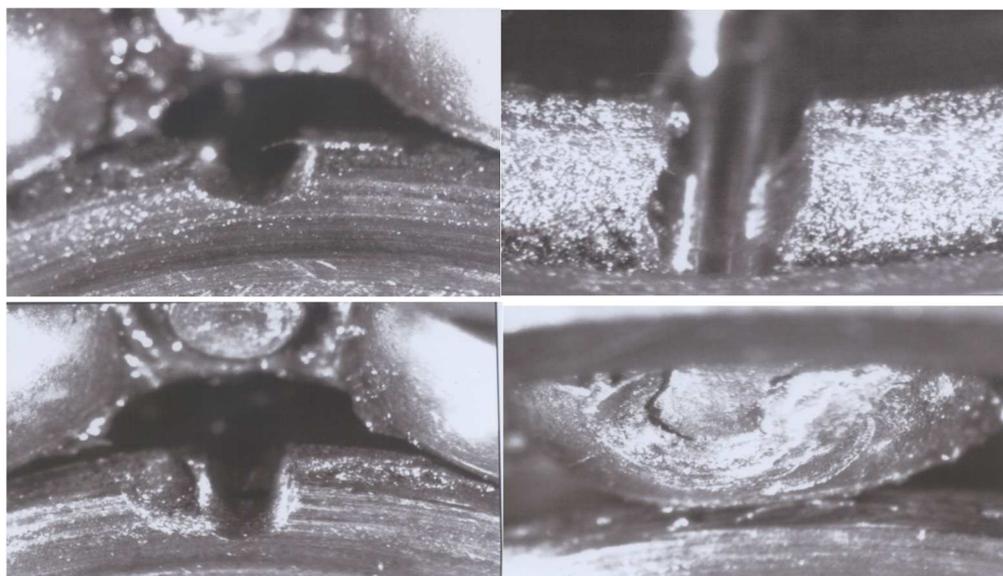


Figure 2.2 : Photos de quelques défauts simulés [24]

Elément	Caractéristiques techniques	Marque et type
Moteur électrique	Puissance : 0,25 Kw à 50 Hz 0,3 Kw à 60 Hz	K 21 R 63 GZ VEM Motors GMBH
Variateur de vitesse	Puissance : 0,4 Kw Plage : de 0 à 100 Hz	FVR C9S FUGI
Accouplement rigide	-	ROTEX GS 14 KTR-GMBH
Rapport de la transmission par engrenages	36/48	-
Accéléromètre	Sensibilité : $0,35 \text{ Pc/ms}^{-2}$	Brüel & Kjaer 4500
Analyseur des vibrations	Nombre de canaux 2 Bande de fréquence : 0 à 25,6 Khz Nombre d'échantillons du signal : 2048	Brüel & Kjaer 2035

Tableau 2.4 : Caractéristiques techniques des éléments constitutifs du banc d'essais et du matériel de mesure

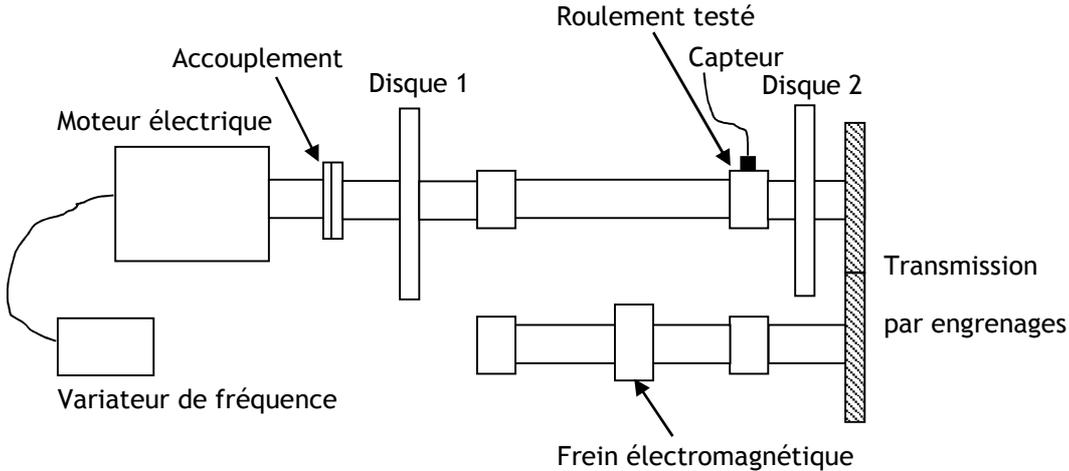


Figure 2.3 : Schéma constitutif du banc d'essais

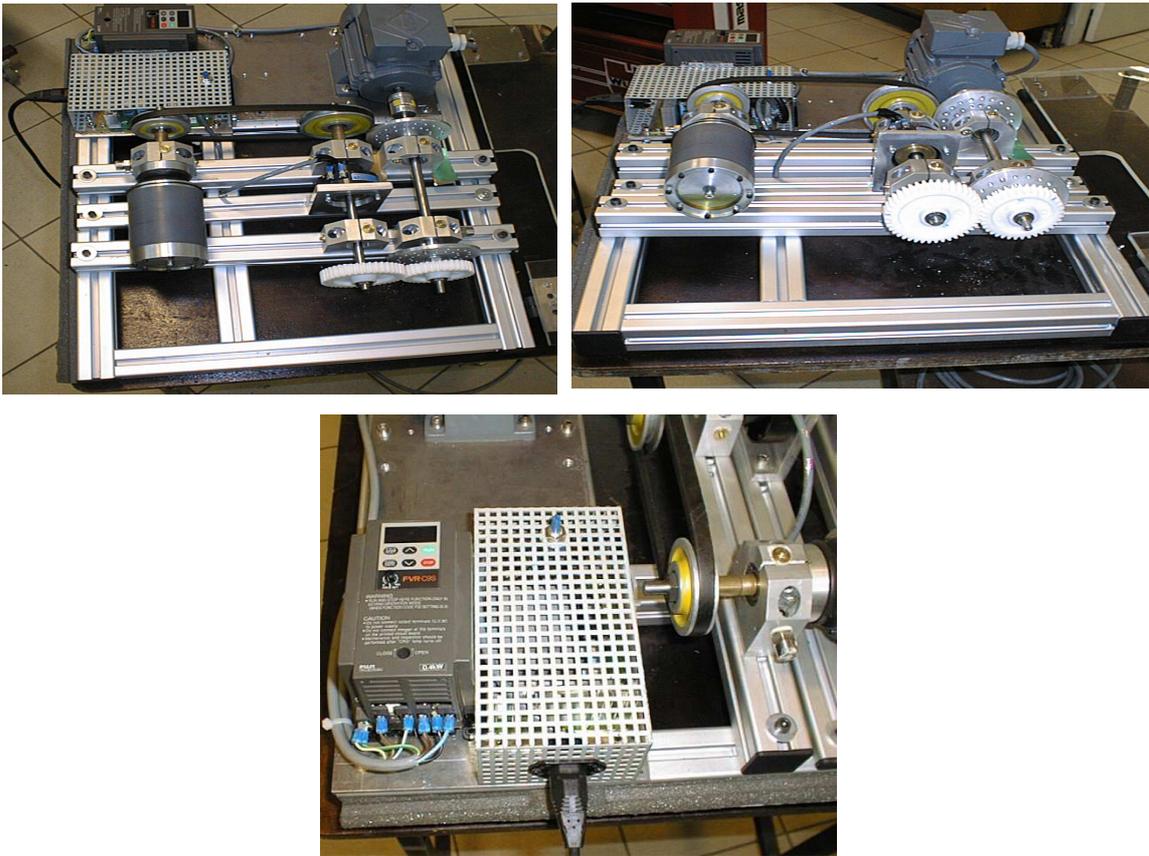


Figure 2.4 : Photos du banc d'essais [24]

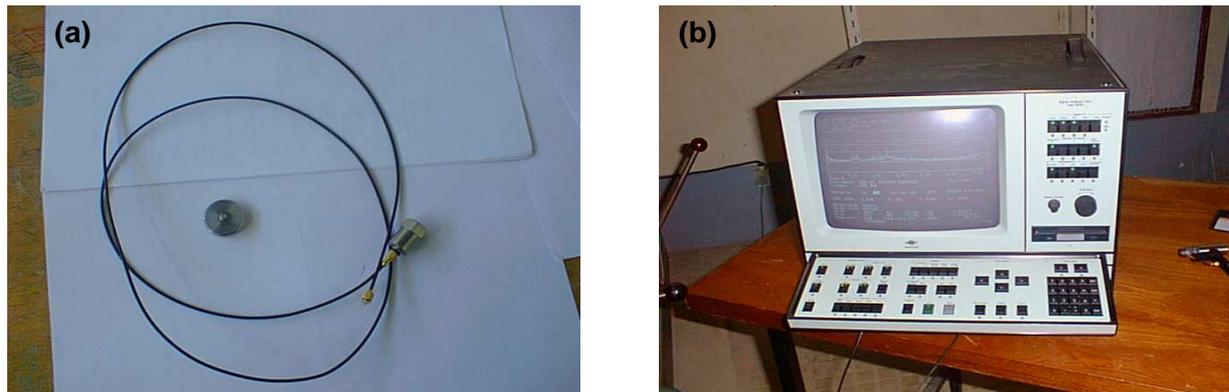


Figure 2.5 : Matériel d'acquisition et de mesure : (a) Accéléromètre, (b) Analyseur des vibrations B&K 2035 [24]

### 2.3. Facteurs étudiés

Le tableau (2.5) montre les facteurs étudiés dans cette campagne ainsi que le nombre de signaux mesurés. Notons que pour notre cas nous avons pris quatre types de défauts parmi les sept roulements de la campagne de mesure.

	Roulement N°			
	01	02	03	04
<b>Type du défaut</b>	Bague extérieure	Bague intérieure	Bille	Double bague extérieure
<b>Vitesses de rotation [Hz]</b>	50, 30			
<b>Fréquences d'échantillonnage [Hz]</b>	16384 et 32768			

Tableau 2.5 : Facteurs étudiés pendant cette campagne de mesures

En effet le but de cette campagne de mesure est d'étudier l'influence du type du défaut, la vitesse de rotation, la fréquence max du signal et le nombre de défauts. Les deux vitesses de rotation prises dans les essais permettent d'avoir deux fréquences d'apparition pour chaque type de défaut en utilisant les équations mentionnées dans le tableau (2.6), les résultats de calcul sont rapportés dans le tableau (2.7).

Fréquence du défaut	Expression
Fréquence du Défaut sur la Bague Extérieure	$FDBE = \frac{nN}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha)$
Fréquence du Défaut sur la Bague Intérieure	$FDBI = \frac{nN}{2} (1 + \frac{d}{D} \cos \alpha)$
Fréquence du Défaut sur la Bille ou l'élément roulant	$FDB = \frac{DN}{d} (1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha)$
Fréquence du Défaut sur la Cage	$FDC = \frac{N}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha)$

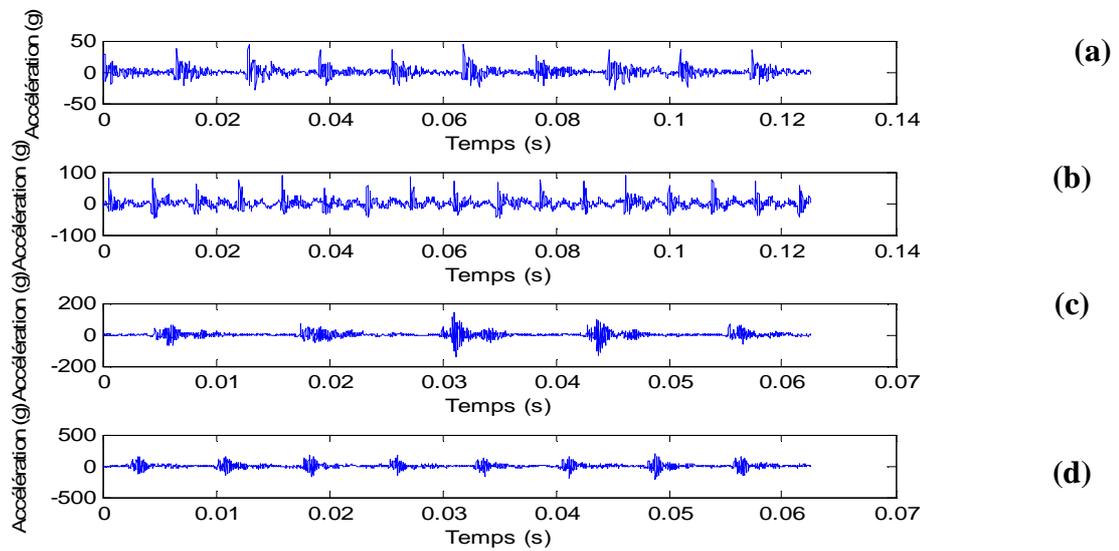
**Tableau 2.6 : Fréquences d'apparition des défauts de roulements**

	<b>50 Hz</b>	<b>30 Hz</b>
<b>BPFO [Hz]</b>	131,25	78,75
<b>BPMF [Hz]</b>	218,5	131,1
<b>BPF [Hz]</b>	93,75	56,25
<b>CF [Hz]</b>	18,75	11,25

**Tableau 2.7 : Fréquences caractéristiques des défauts en fonction de la vitesse de rotation**

### 3. Présentation des signaux

#### 3.1. Signaux du défaut sur la bague extérieure



(a):  $N=30$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

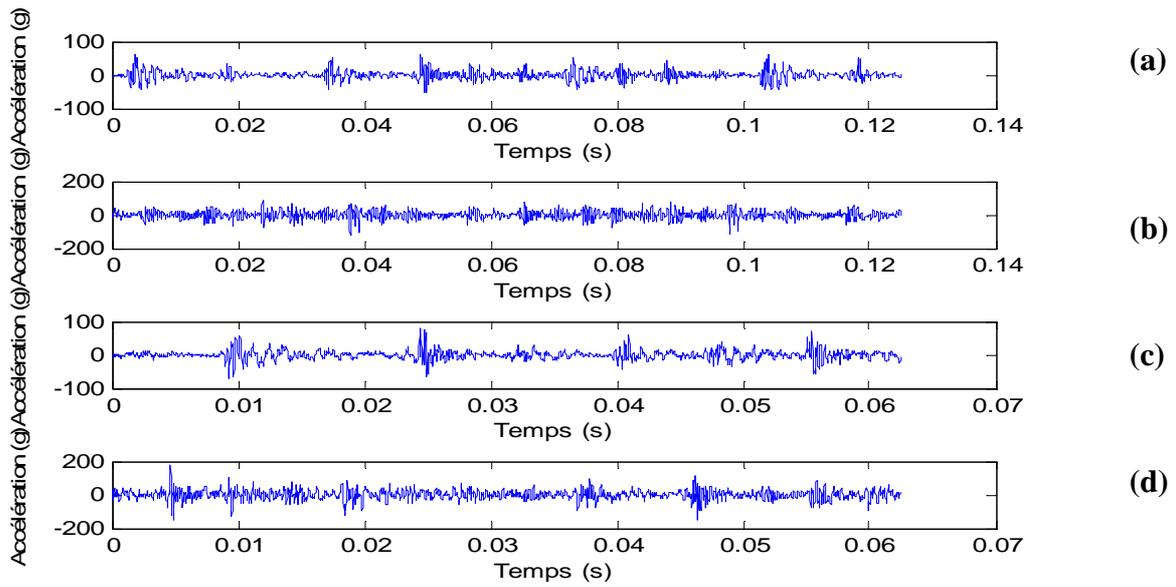
(b):  $N=50$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

(c):  $N=30$ Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

(d):  $N=50$ Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

Figure 2.6 : Signaux du défaut sur la bague extérieure

3.2. Signaux du défaut sur la bague intérieure



(a):  $N=30$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

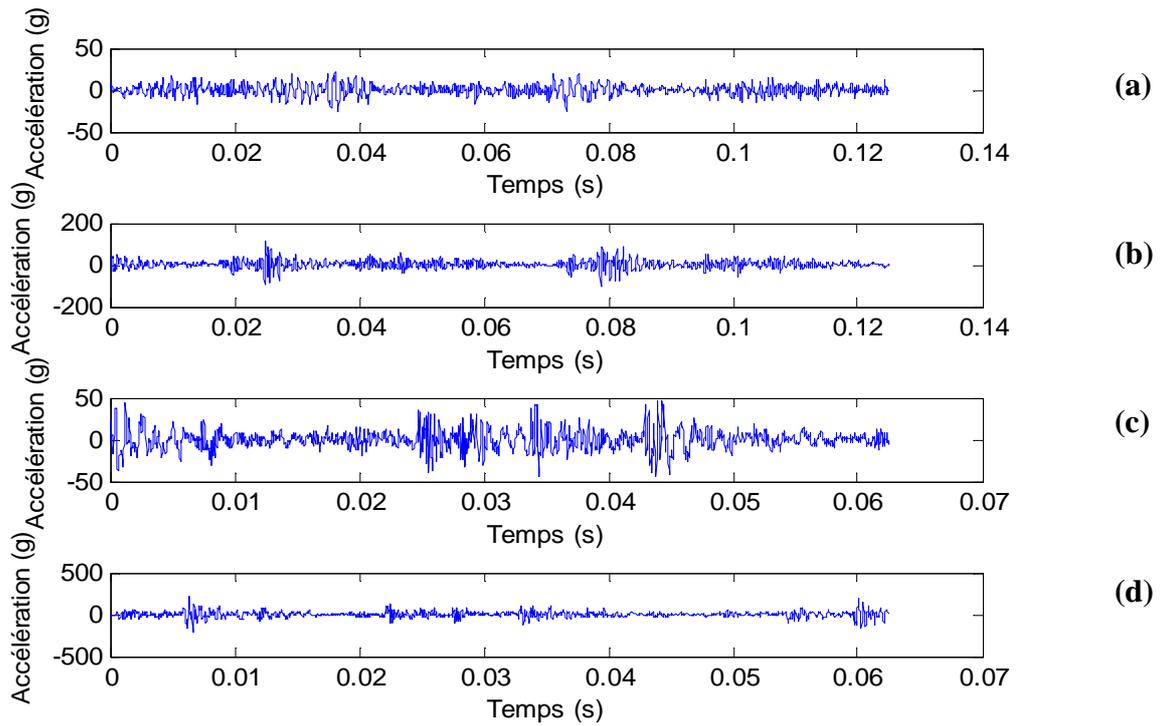
(b):  $N=50$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

(c):  $N=30$  Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

(d):  $N=50$  Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

Figure 2.7 : Signaux du défaut sur la bague intérieure

3.3. Signaux du défaut sur la bille



(a):  $N=30$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

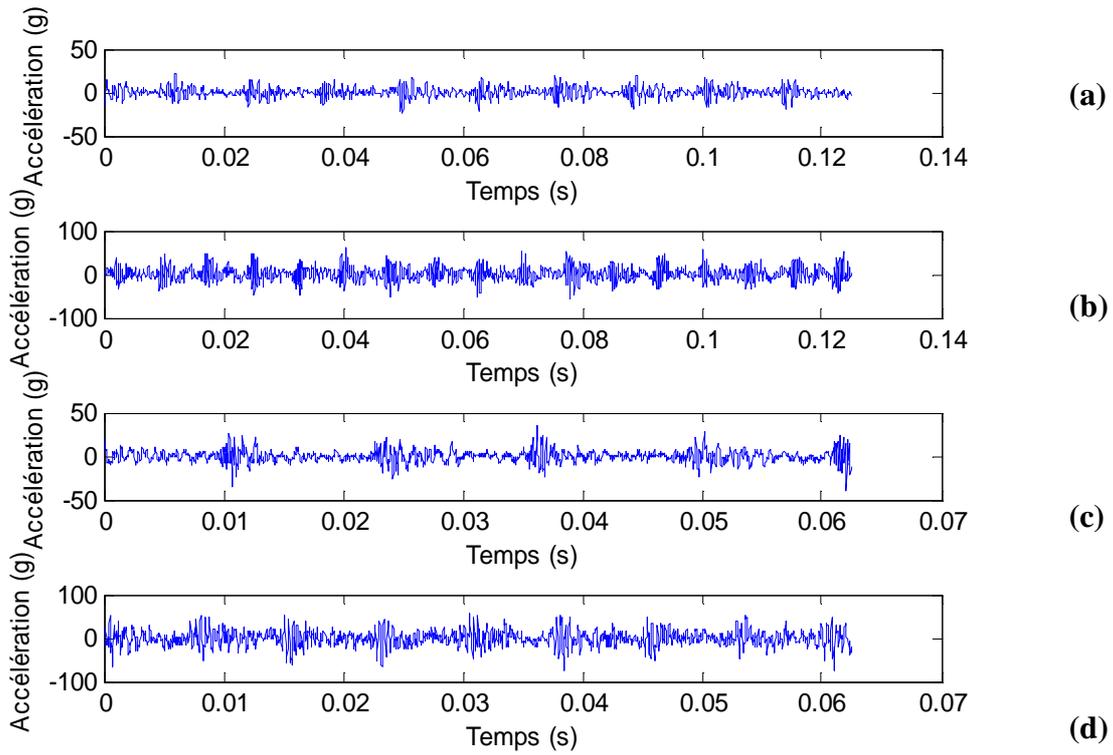
(b):  $N=50$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

(c):  $N=30$  Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

(d):  $N=50$  Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

Figure 2.8 : Signaux du défaut sur la bille

3.4. Signaux du défaut double sur la bague extérieure



(a):  $N=30$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

(b):  $N=50$  Hz et  $f_{max}=6400$  Hz

(c):  $N=30$  Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

(d):  $N=50$  Hz et  $f_{max}=12800$  Hz

Figure 2.9 : Signaux du défaut double sur la bague extérieure

## 4. Analyse statistique

### 4.1. Cas du défaut sur la bague extérieure

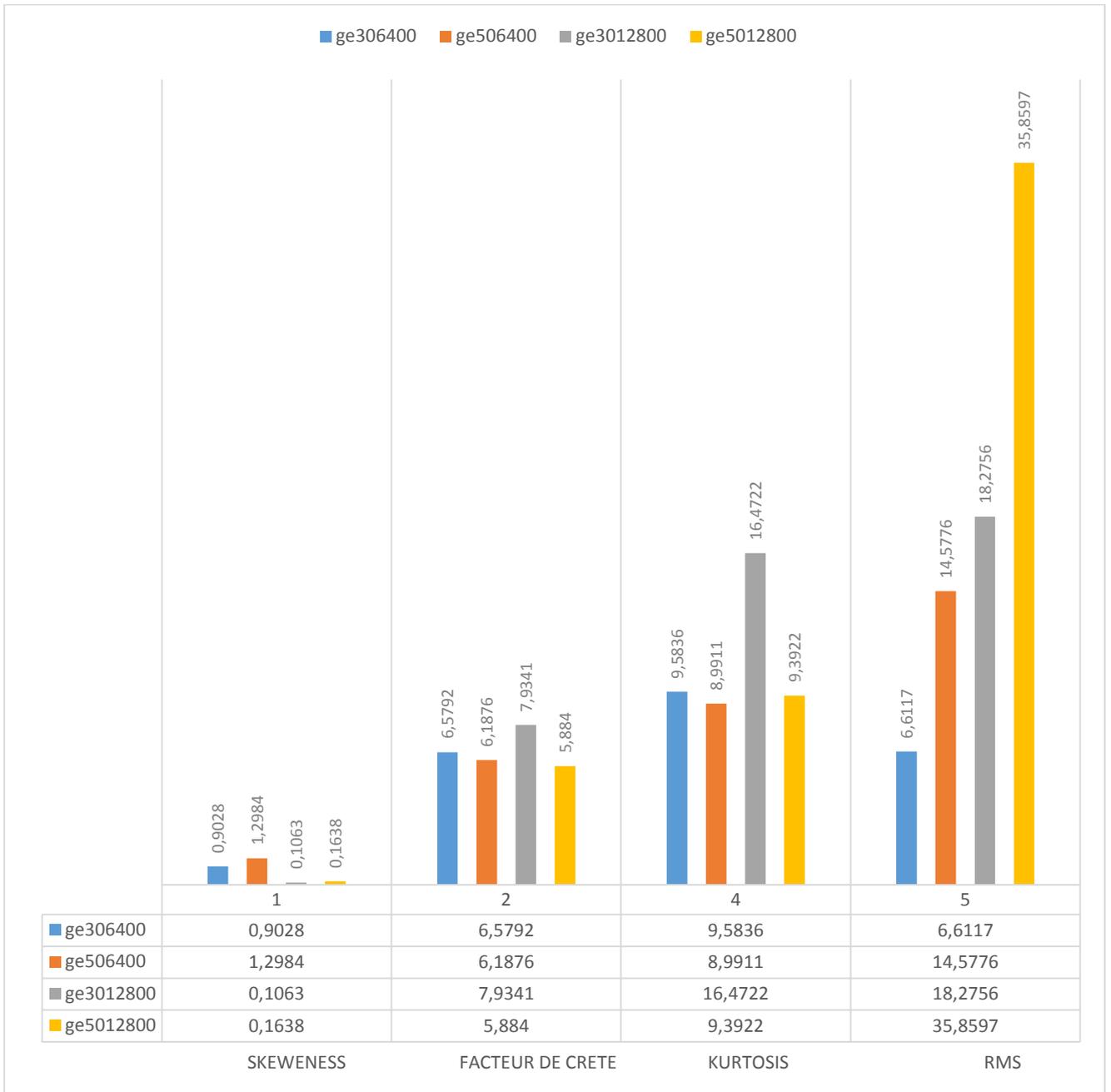


Figure 2.10 : Analyse statistique du défaut sur la bague extérieure

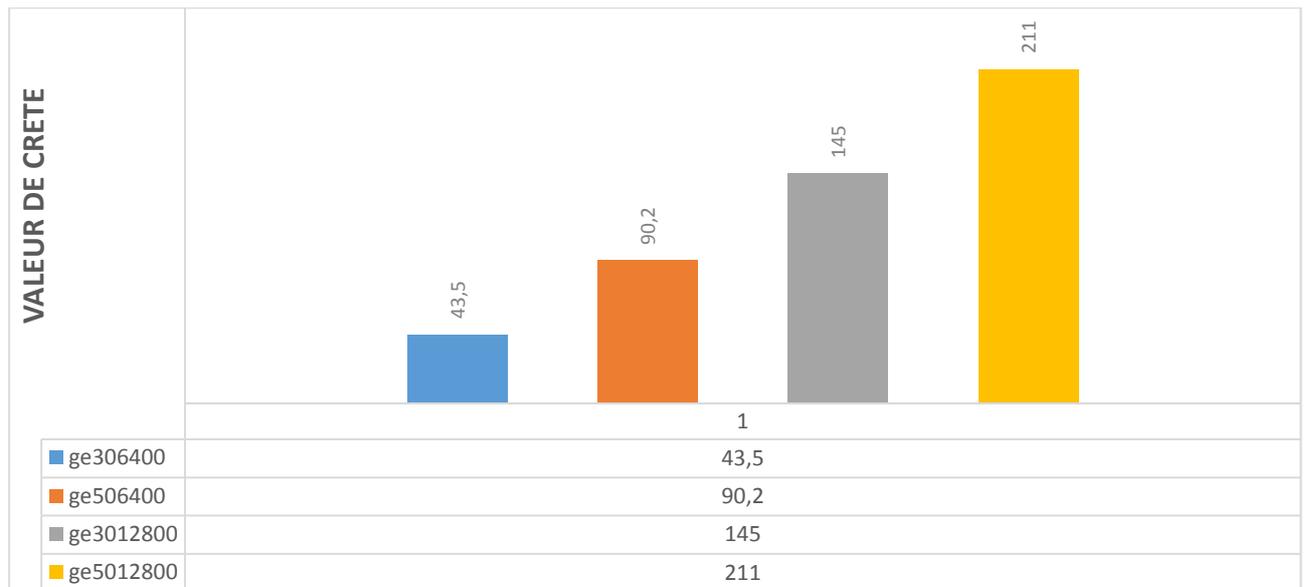


Figure 2.10 : Analyse statistique du défaut sue la bague extérieure (suite)

#### 4.2. Cas Défaut sur la bague intérieure

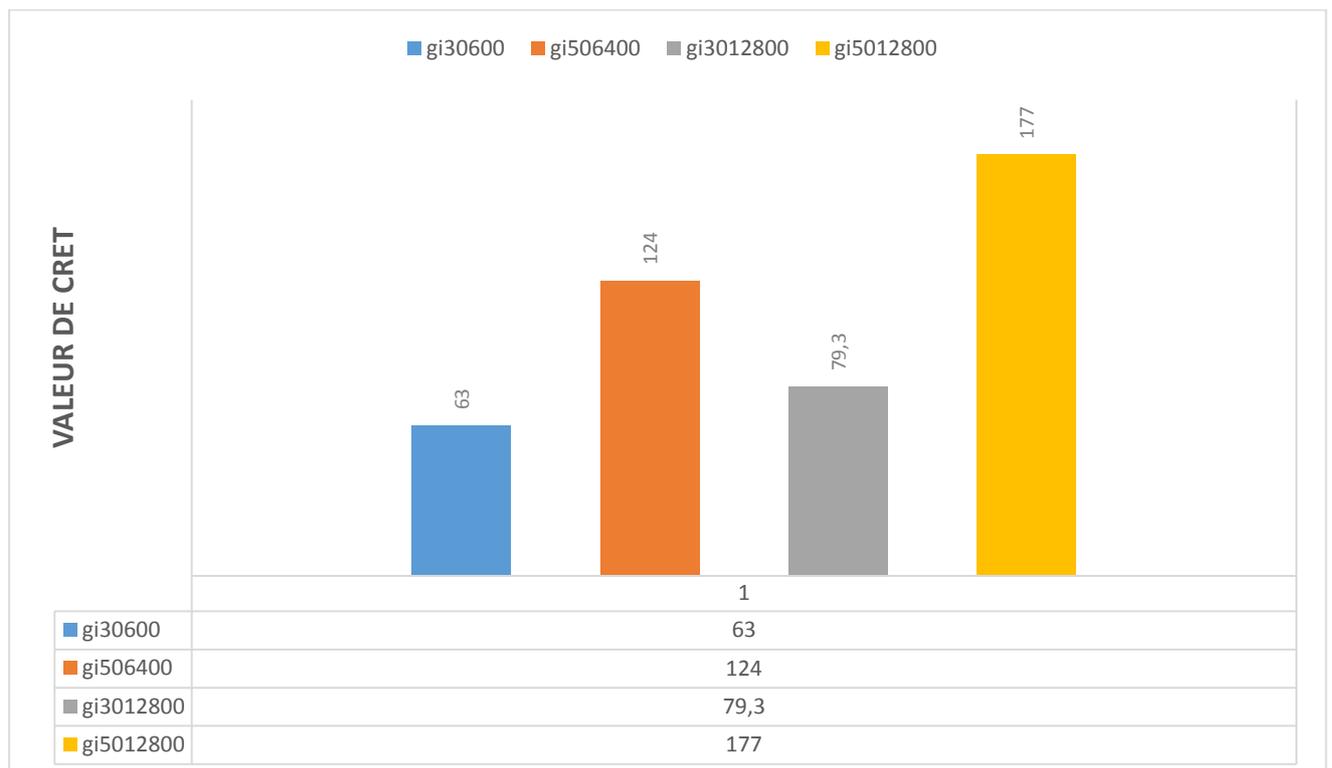


Figure 2.11 : Analyse statistique du défaut sur la bague intérieure

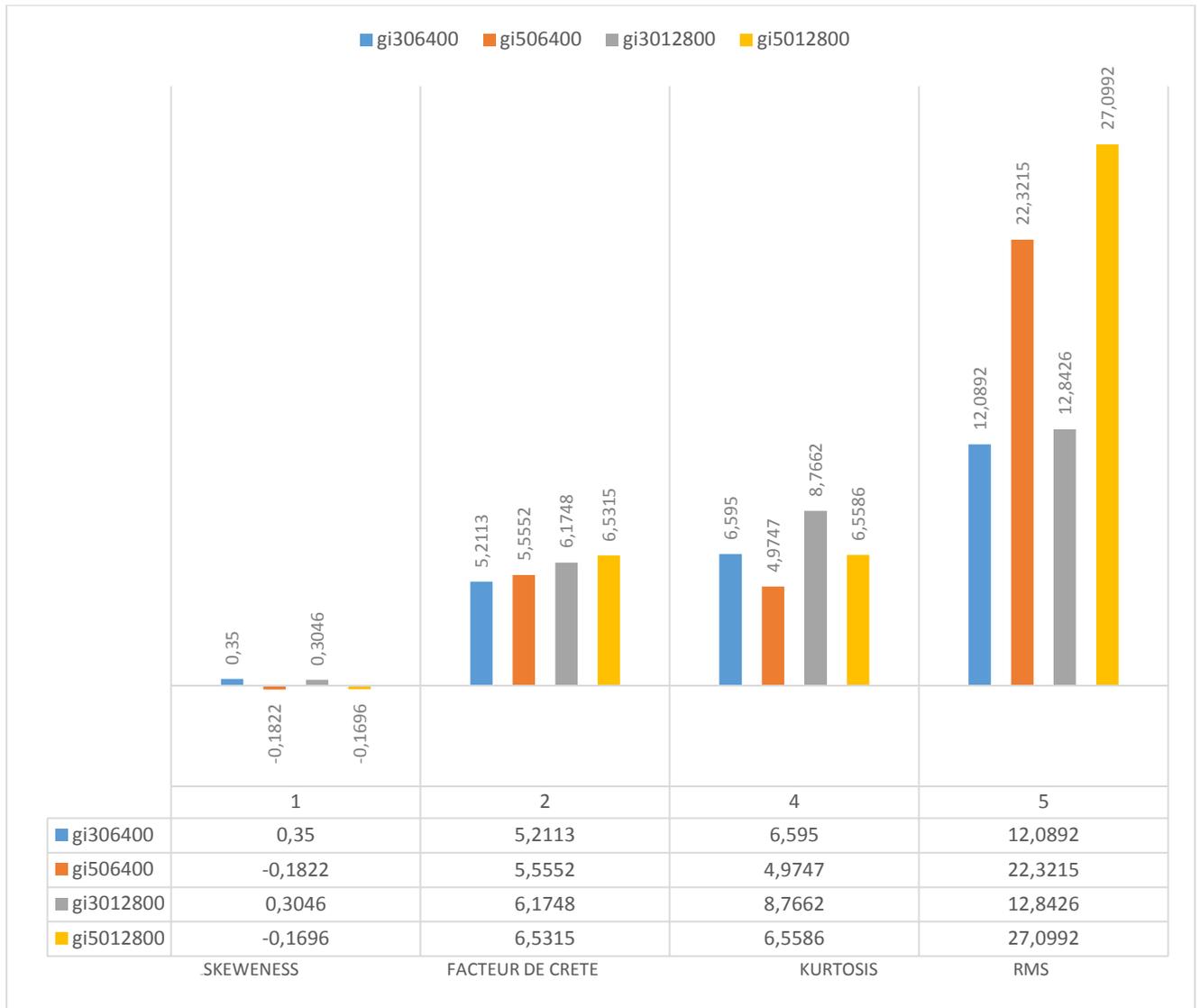


Figure 2.11 : Analyse statistique du défaut sur la bague intérieure (suite)

4.3. Cas du défaut sur la bille

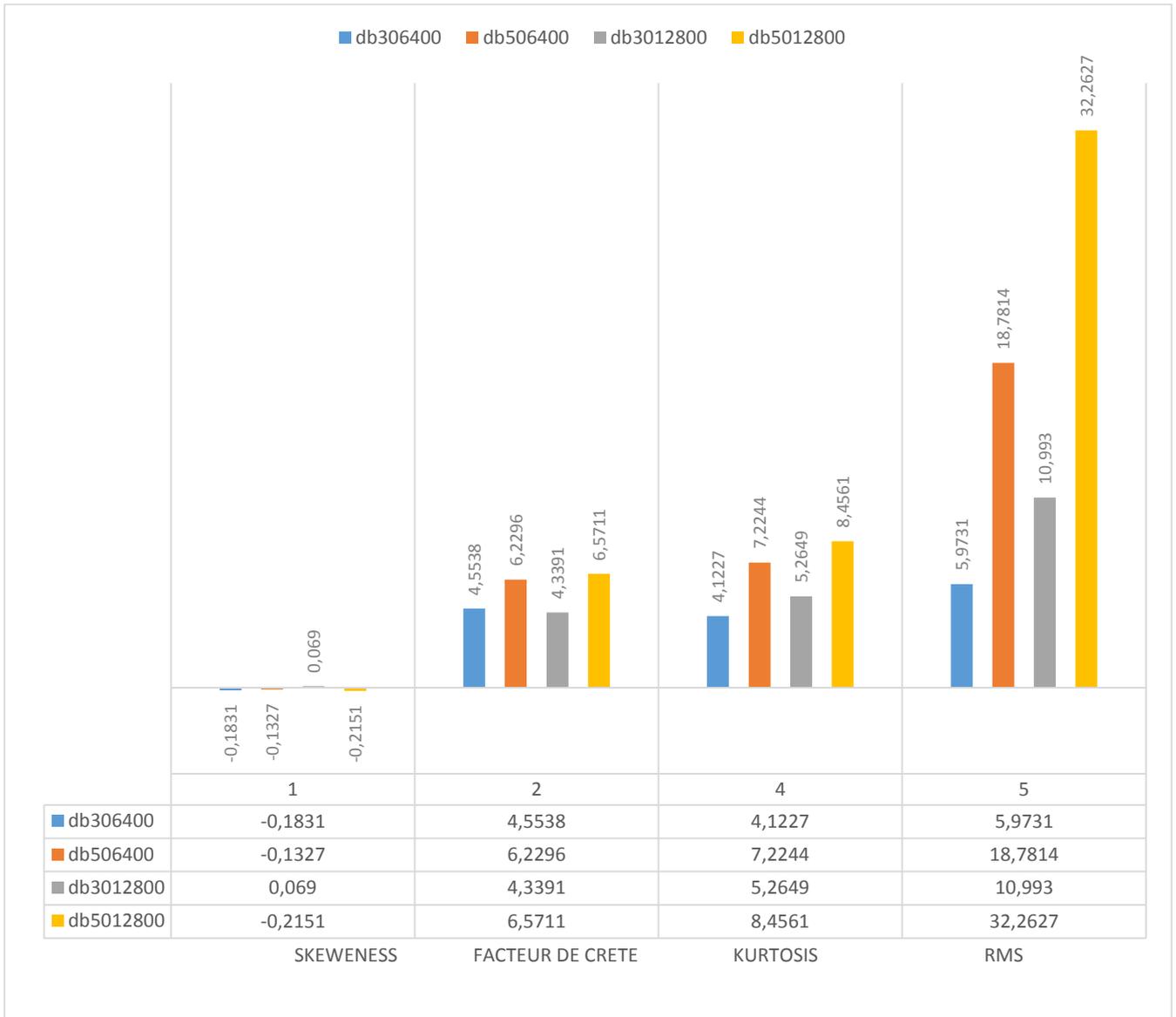


Figure 2.12 : Analyse statistique du défaut sur la bille

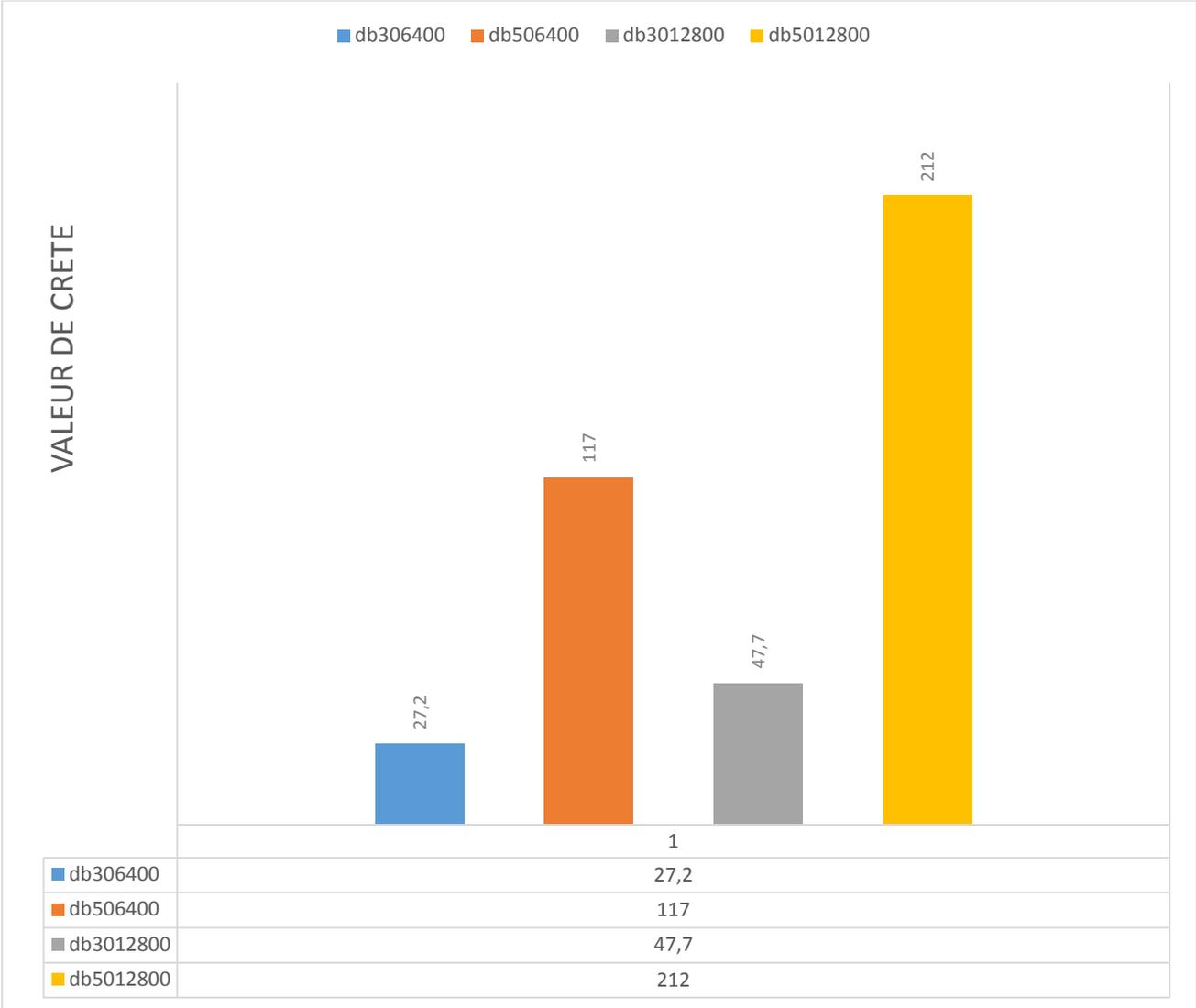


Figure 2.12 : Analyse statistique du défaut sur la bille (suite)

4.4. Cas d'un défaut double sur la bague extérieure



Figure 2.13 : Analyse statistique d'un défaut double sur la bague extérieure

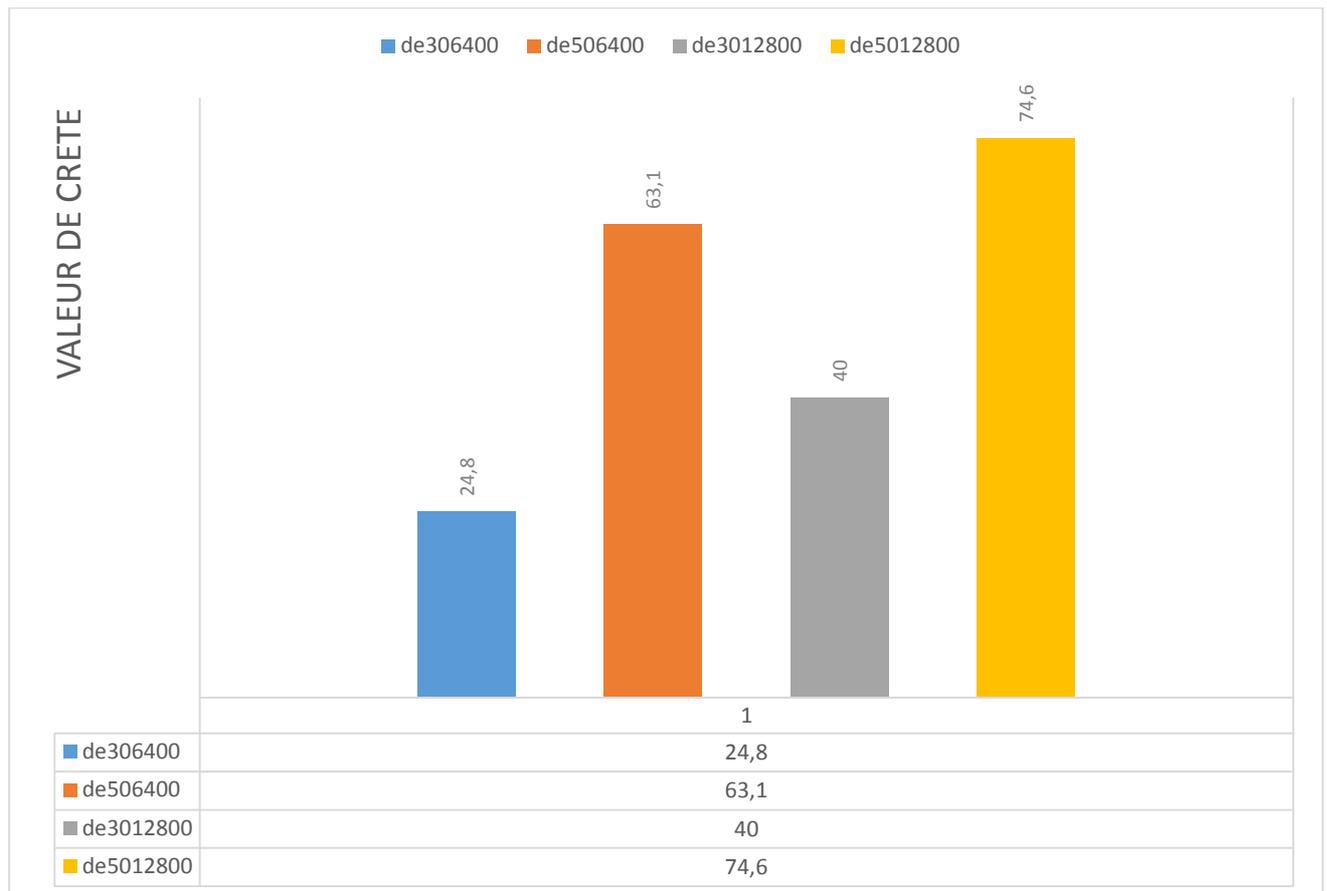


Figure 2.13. Analyse statistique d'un double défaut sur la bague extérieure (suite)

## 5. Interprétation des résultats

Pour l'analyse statistique, nous avons utilisé cinq indicateurs scalaires qui sont : RMS, kurtosis, valeur de crête, facteur de crête et skewness. Les figures (2.10), (2.11), (2.12) et (2.13) montrent les résultats obtenus.

Pour le RMS on remarque qu'il augmente en fonction de l'augmentation de la vitesse de rotation, plus la vitesse augmente, plus le RMS augmente aussi. La même remarque est valable pour la valeur crête, donc ces deux indicateurs sont sensibles à l'énergie de signal. Pour le skewness qui montre une dissymétrie pour le cas d'un défaut sur la bague intérieure et la bille, sa valeur pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure n'est pas significative.

Par ailleurs le kurtosis a très bien pu détecter le défaut sur les différentes parties du roulement, en dépassant largement son seuil significatif égal à 3. On constate également que les valeurs du kurtosis pour le cas du défaut double sur la bague extérieure sont légèrement inférieures à celles des autres défauts. Ceci concorde parfaitement avec la littérature où dans plusieurs travaux on a constaté par le kurtosis a tendance à décroître une fois la gravité ou le nombre de défauts augmentent.

Quant au facteur crête, il a pu détecter le défaut sur bague extérieure vu que sa valeur dépasse le seuil significatif égal à 6. Alors que celle d'un défaut sur la bague intérieure et bille est tout à fait normale figures (2.11) et (2.12). Ceci confirme que le kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux défauts de type chocs.

### 6. Conclusion du chapitre

Dans ce chapitre nous avons calculé les indicateurs scalaires : kurtosis, RMS, facteur de crête, la valeur crête et le skewnesse. On constate que se basant sur la valeur de chaque indicateur seul pour confirmer l'existence ou pas d'un défaut n'est pas souhaitable. Il est donc souhaitable en pratique d'associer ces indicateurs pour confirmer notre diagnostic.

En plus on confirme que le kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux défauts de type chocs. En effet cet indicateur est sensible à la forme du signal puis est modifié en présence d'un défaut. Au contraire les autres indicateurs scalaires RMS, facteur de crête, la valeur crête et le skewnesse sont sensibles à l'énergie de signal et ne permettent pas un diagnostic. Ceci dit leur évolution dans le temps peut avoir une signification sur l'état de la machine. De ce fait ils sont utilisés comme moyens de surveillance (monitoring) plutôt que de diagnostic.

## Chapitre 3

### Analyse d'enveloppe des signaux vibratoires

#### 1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons utiliser la méthode d'enveloppe pour la détection des différents types de défauts de roulement discutés dans le chapitre 2. Cette méthode est utilisée dans le domaine de détection de défauts, elle est basée sur un filtrage passe bande et la transformée de Hilbert.

#### 2. Analyse fréquentielle

Mettre en évidence les différentes fréquences contenues dans un signal est le but de l'analyse spectrale. En effet le signal vibratoire est très complexe, dans la signature vibratoire de la machine immergent toutes les composantes de ses organes. La transformée de Fourier est donc un moyen efficace pour décomposer le signal en une multitude de composants élémentaires. Le résultat est un spectre qui ne requiert qu'un temps de calcul minime avec la version discrète de la transformée de Fourier nommée FFT (Fast Fourier Transform). Aujourd'hui, la FFT est implémentée dans la majorité des systèmes de diagnostic des machines tournantes, elle est aussi le choix de référence des industriels comme outil d'analyse et de diagnostic.

Les composantes fréquentielles contenues dans le spectre peuvent avoir plusieurs origines; la fréquence de rotation de la machine et ses harmoniques, les fréquences de résonance, d'engrènement, ...etc. Le plus important c'est qu'elles peuvent correspondre à un éventuel défaut sur un ou plusieurs organes de la machine. Chaque défaut possède sa propre composante fréquentielle qui le distingue d'un autre et permet sa détection facilement sur le spectre. Ainsi les signatures fréquentielles des différents défauts qui peuvent se manifester sur une machine tournante ont été définies. Interpréter un pic sur un spectre nécessite donc le maximum d'informations sur la cinématique ainsi que les différents organes constitutifs. [25]

##### 2.1. La fréquence d'échantillonnage

Aussi appelée taux d'échantillonnage, est le nombre d'échantillons prélevés ou enregistrés par seconde lors de la conversion d'un signal analogique en signal numérique. Elle est exprimée en hertz (Hz).

Lorsqu'un signal analogique, tel que le son ou la vidéo, est converti en format numérique, sa valeur est mesurée à intervalles réguliers et égaux dans le temps, et ces valeurs sont appelées des échantillons. La fréquence d'échantillonnage détermine la quantité de données collectées ou enregistrées par seconde.

Par exemple, si vous avez une fréquence d'échantillonnage de 44100 Hz (comme c'est courant dans l'enregistrement audio de haute qualité), cela signifie que la valeur du signal est mesurée 44100 fois par seconde, soit à chaque 1/44100 de seconde.

La fréquence d'échantillonnage, notée souvent  $f_s$ , représente le nombre d'échantillons pris par seconde lors de la numérisation d'un signal analogique. Pour la calculer, vous pouvez suivre

cette formule

$$f_s = \frac{N}{T} \quad (3.1)$$

Où :

$f_s$  : est la fréquence d'échantillonnage en hertz (Hz).

N : est le nombre total d'échantillons.

T : est la durée totale de l'enregistrement en secondes.

Pour trouver la fréquence d'échantillonnage, vous aurez besoin de connaître le nombre total d'échantillons dans votre enregistrement et sa durée totale en secondes.

### 2.2. La fréquence de Shannon

Est un terme qui fait référence à la fréquence maximale à laquelle un signal peut être échantillonné de manière adéquate sans perdre d'informations significatives. Cette fréquence est déterminée par le théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon, qui stipule que pour reproduire fidèlement un signal analogique, la fréquence d'échantillonnage doit être au moins deux fois supérieure à la fréquence la plus élevée contenue dans le signal.

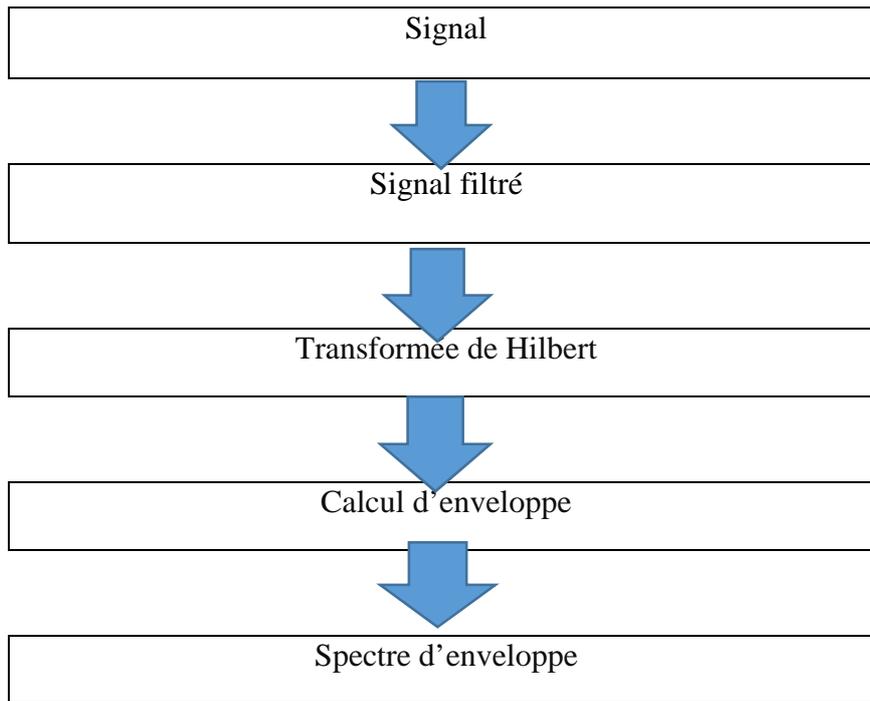
En d'autres termes, la fréquence de Shannon indique la rapidité avec laquelle un système doit échantillonner un signal pour capturer correctement toutes ses variations. Si la fréquence d'échantillonnage est inférieure à la fréquence de Shannon, le signal échantillonné sera affecté par ce qu'on appelle l'aliasing, ce qui peut entraîner une perte d'informations ou une distorsion du signal. [26]

## 3. Analyse d'enveloppe

Cette méthode est conçue pour détecter les défauts qui induisent un phénomène de modulation, en particulier ceux de type choc. Dans ce contexte, l'analyse d'enveloppe, également appelée méthode de démodulation haute fréquence, est particulièrement adaptée pour détecter les défauts de roulements. En effet, lorsqu'un défaut de roulement se produit, la fréquence de résonance du système est modulée par la fréquence caractéristique du défaut. Pour extraire cette fréquence, il est nécessaire d'appliquer un filtrage passe-bande sur le signal autour d'une des résonances significatives du système, puis de procéder à la démodulation en utilisant la transformée de Hilbert. Ensuite, une enveloppe est calculée, suivie du calcul d'un spectre d'enveloppe. Ce dernier peut alors être analysé de la même manière qu'un spectre FFT classique.

### 3.1. Principe de la méthode d'enveloppe

La figure (3.1) montre les principales étapes utilisées pour appliquer la méthode d'enveloppe. La première étape est un filtrage passe bande pour cerner la fréquence propre du roulement. Ensuite la transformée de Hilbert est appliquée sur le signal filtré est une enveloppe est calculée. Enfin un spectre d'enveloppe est calculé pour mettre en évidence la fréquence du défaut et ses harmoniques.



**Figure 3.1 : Etapes de la méthode d'enveloppe**

### 3.2. Exemple d'application d'analyse d'enveloppe

La figure (3.2) montre l'exemple d'une analyse d'enveloppe d'un signal mesuré sur un roulement défectueux. Le roulement, du type 6200, est monté sur un banc d'essais et tourne à 50 Hz. Ni le signal mesuré, ni d'ailleurs le spectre, ne donnent d'informations sur l'existence du défaut. Après le filtrage du signal mesuré dans la bande passante [1000-3000] Hz, le signal obtenu illustre clairement des impacts signalant une détérioration du roulement. Le spectre d'enveloppe issu de la transformée de Hilbert met en évidence la fréquence d'un défaut sur la bague extérieure (128 Hz) ainsi que certaines de ses harmoniques, ce qui indique que le bruit est filtré avec un rapport signal/bruit (SNR) très significatif. [24]

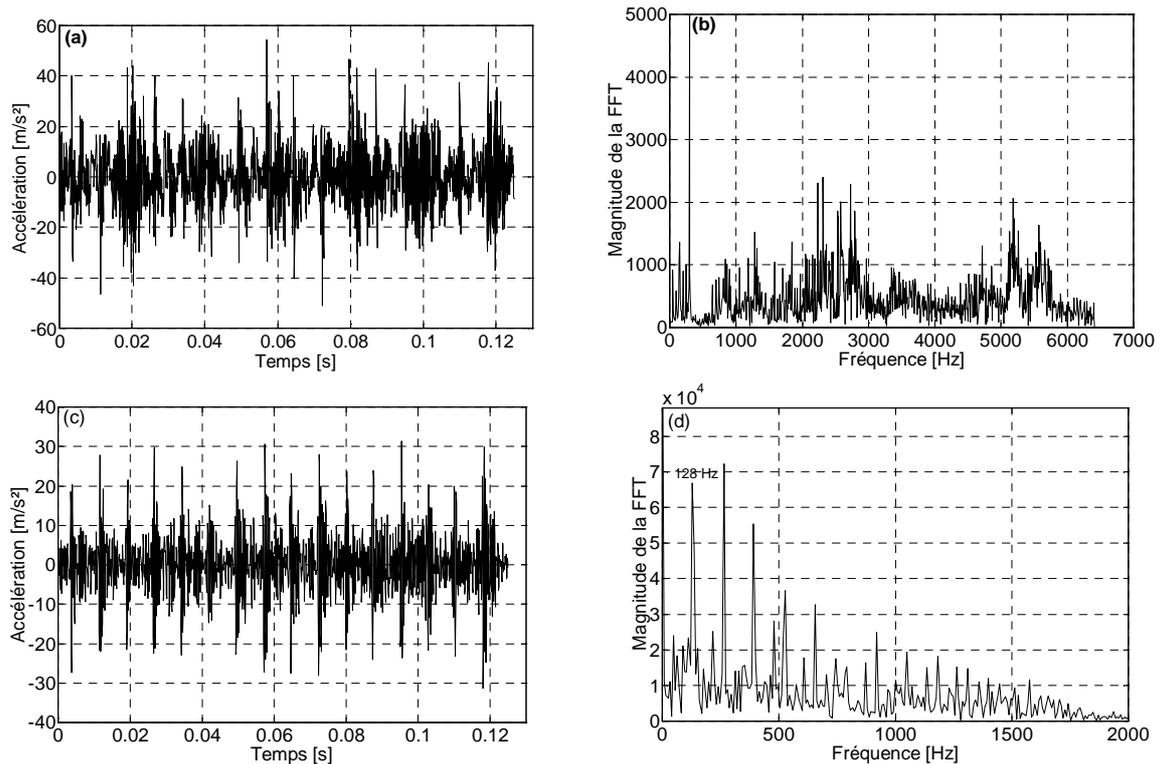


Figure 3.2 : Démarche d'une analyse d'enveloppe d'un signal mesuré sur un roulement défectueux : (a) Signal mesuré, (b) Spectre du signal mesuré, (c) Signal filtré et (d) Spectre d'enveloppe du signal filtré. (Roulement 6200, N=50 Hz) [24]

## 5. Résultats obtenus

### 5.1. Spectres du défaut sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe

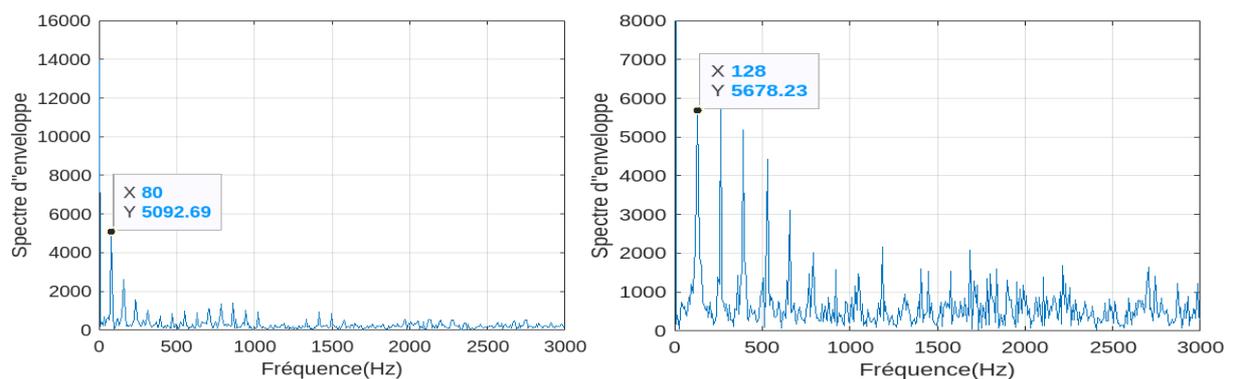


Figure 3.3 : Spectres du défaut sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe pour la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 6400Hz

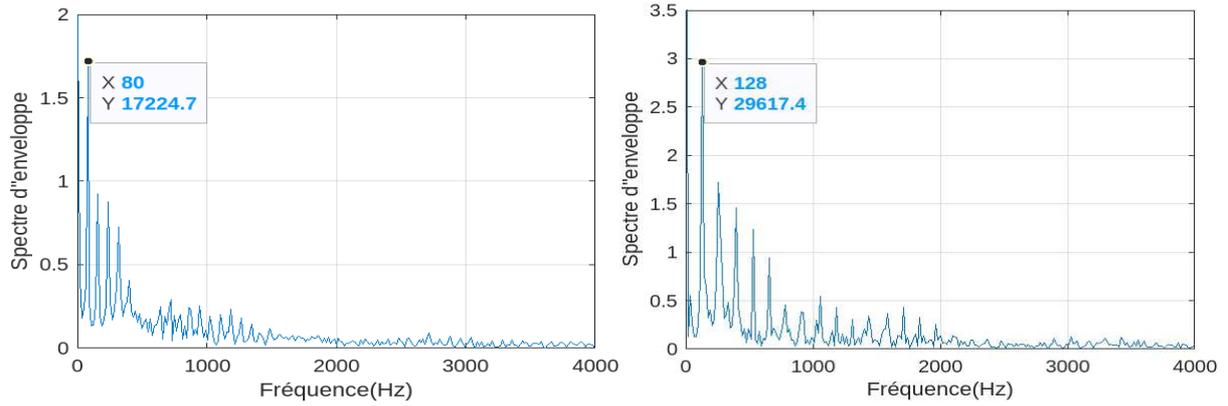


Figure 3.4 : Spectres du défaut sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe pour la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 12800Hz

5.2. Spectres du défaut sur la bague intérieure avec l'analyse d'enveloppe

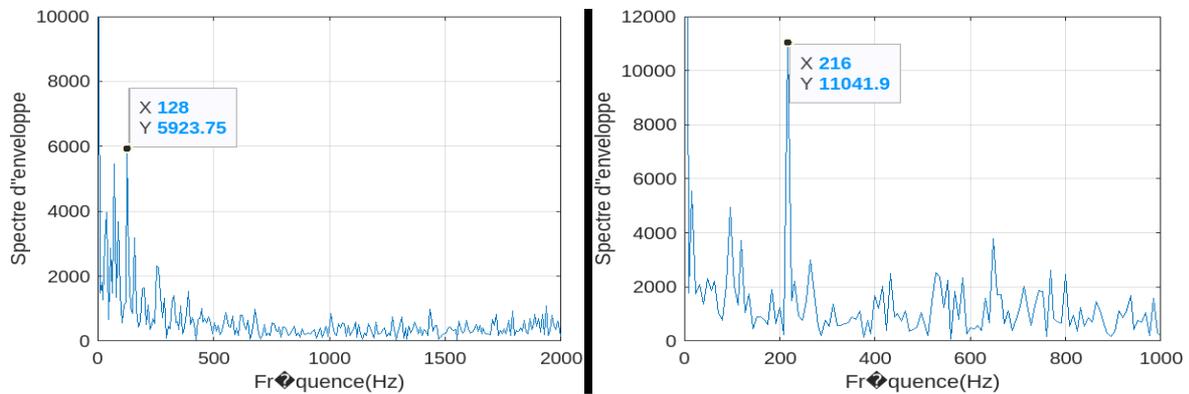


Figure 3.5 : Spectres du défaut sur la bague intérieure avec l'analyse d'enveloppe pour la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 6400Hz

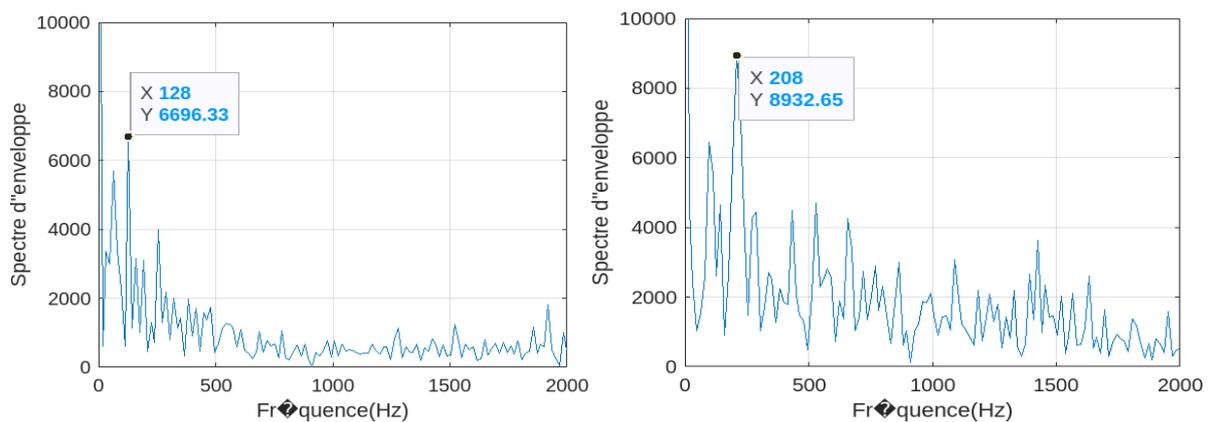


Figure 3.6 : Spectres du défaut sur la bague intérieure avec l'analyse d'enveloppe la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 12800Hz

### 5.3. Spectres du défaut sur la bille avec l'analyse d'enveloppe

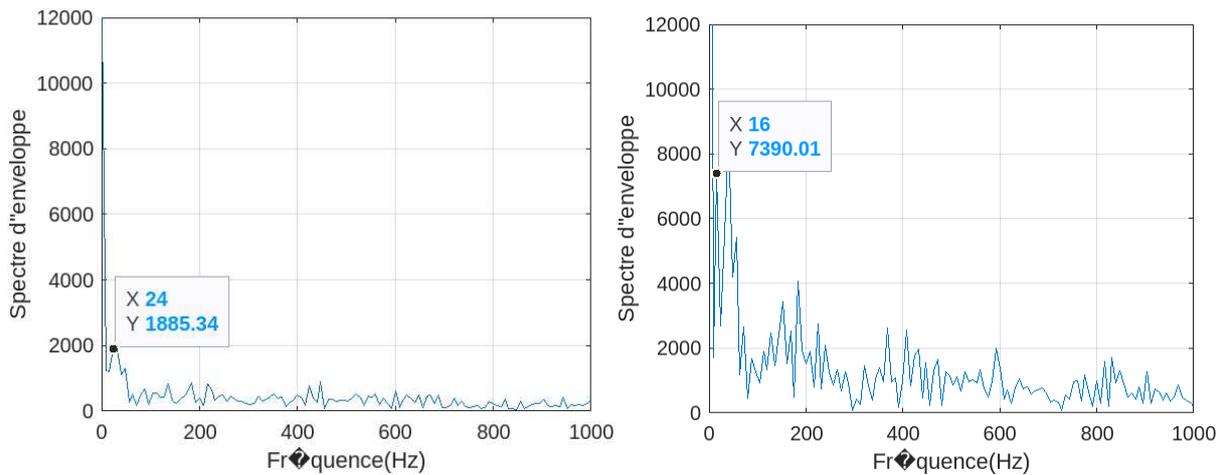


Figure 3.7 : Spectres du défaut sur la bille avec l'analyse d'enveloppe pour la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 6400Hz

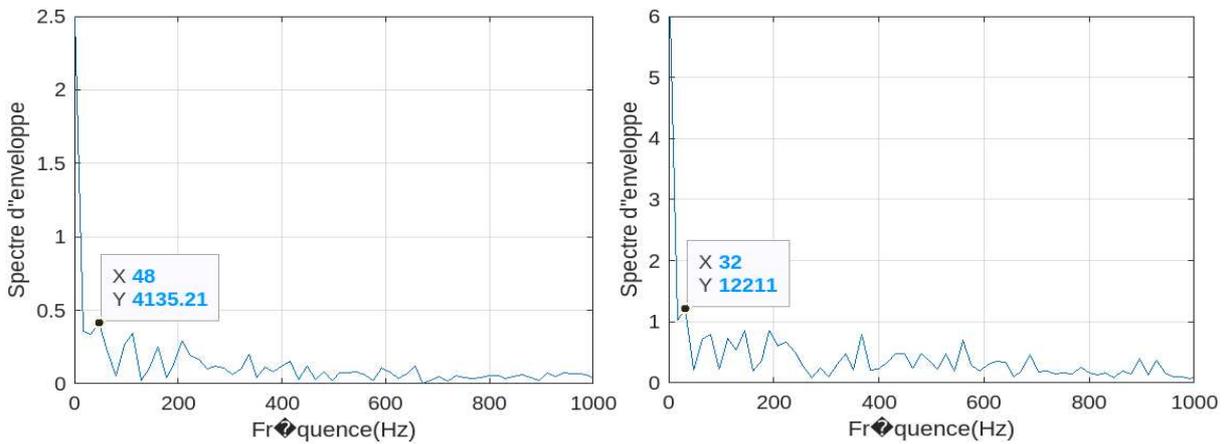


Figure 3.8 : Spectres du défaut sur la bille avec l'analyse d'enveloppe pour la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 12800Hz

### 5.4. Spectres du défaut double sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe

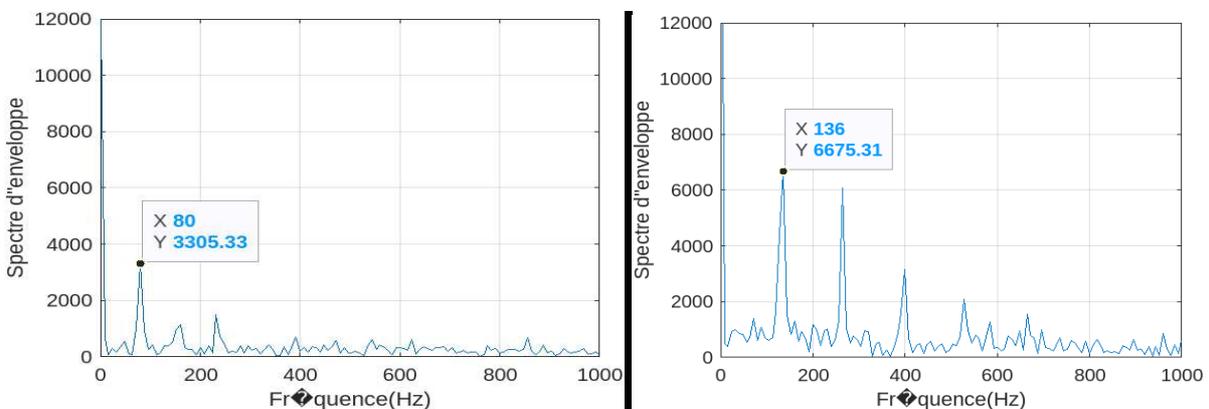
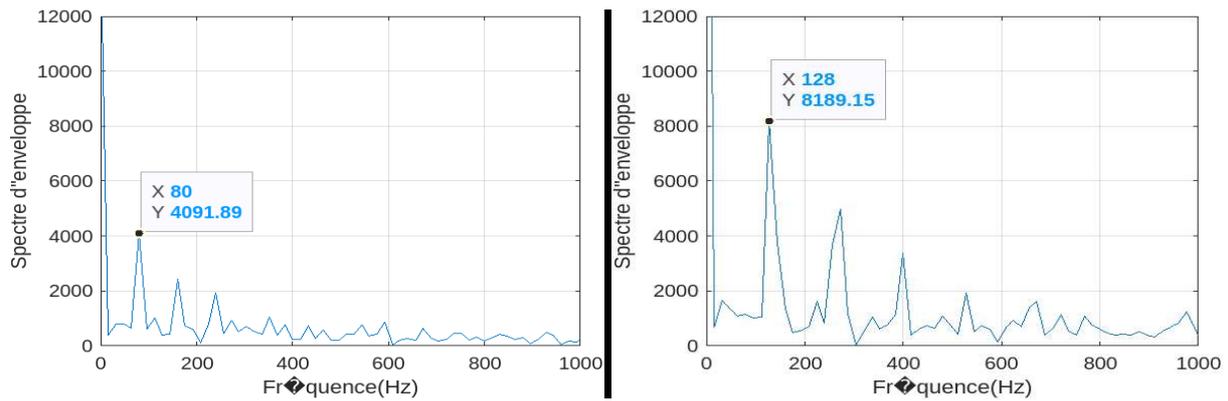


Figure 3.9 : Spectres du défaut double sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe pour la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 6400Hz



**Figure 3.10 : Spectres du défaut double sur la bague extérieure avec l'analyse d'enveloppe pour la vitesse 30Hz (à gauche) et 50Hz (à droite) et pour la fréquence max 12800Hz**

### 6. Interprétation des résultats

La figure (3.3) représente les spectres d'enveloppe obtenus pour les vitesses de rotation 50 Hz et 30 Hz et pour une fréquence max 6400 Hz. On constate que pour les deux vitesses considérées les spectres d'enveloppe montrent clairement la fréquence caractéristique d'un défaut sur la bague extérieure ainsi que plusieurs de ses harmoniques. On constate également un décalage entre la fréquence indiquée par le spectre et celle calculée théoriquement (128Hz contre 131,25Hz pour la vitesse 50Hz et 30Hz contre 78,75Hz pour la vitesse 30Hz). Cet écart est tout à fait acceptable du fait du décalage entre la vitesse de rotation théorique et celle réelle de la machine. Le même constat est valable pour la figure (3.4) qui représente pour le même défaut est les mêmes vitesses les spectres d'enveloppe pour la fréquence max 12800Hz. Notons enfin que l'amplitude du pic correspondant à la fréquence du défaut est plus importante pour la vitesse 50Hz notamment pour la fréquence max 12800Hz.

La figure (3.5) représente le cas d'un défaut sur la bague intérieure pour les deux vitesses de rotation pour la fréquence max 6400Hz. Les deux spectres d'enveloppe mettent en évidence la fréquence caractéristique du défaut ; 208Hz et 128Hz. Dans ce cas on constate pour la vitesse 50Hz un décalage de 8Hz avec la valeur théorique, lacune qui est comblée dans la figure (3.6) où le décalage est seulement de 2Hz.

Les figure (3.7) et (3.8) montrent les spectres d'enveloppe dans le cas d'un défaut sur la bille pour les deux vitesses de rotation et pour les deux fréquences max ; 6400Hz et 12800Hz respectivement. Dans ce cas il nous a été pratiquement impossible de détecter la fréquence caractéristique de la bille. En effet plusieurs références dans la littérature ont soulevées la difficulté de détecter le défaut de la bille à cause de son roulement chaotique.

Dans le dernier cas on considère un double défaut sur la bague extérieure. Les figures (3.9) et (3.10) montrent les spectres d'enveloppe obtenus pour les deux vitesses et les deux fréquences max. On constate clairement l'apparition de la fréquence d'un défaut sur la bague extérieure ; soit 128Hz pour la vitesse 50Hz et 80Hz pour la vitesse 30Hz. Il est évident que le spectre d'enveloppe donne seulement une fréquence et donc la nature de défaut et ne peut en aucun cas donner d'information sur le nombre de défauts. Pour avoir une information sur le nombre de

### **Chapitre 3 : Analyse d'enveloppe des signaux vibratoires**

---

défaut nous avons généralement recourt à un filtrage du signal temporel, qui dans le cas d'un défaut double indiquera deux trains d'impulsion avec la même période indiquant deux défauts identiques.

### 7. Conclusion du chapitre

Ce chapitre avait pour objectif l'application de l'analyse d'enveloppe pour la détection des défauts de roulements. Pour ce faire nous avons considéré quatre types de défauts: sur la bague extérieure, sur la bague intérieure, sur la bille et un double défaut sur la bague extérieure.

Pour renforcer les résultats, nous avons pris des signaux mesurés dans deux vitesses de rotation différentes (30Hz et 50Hz) et pour deux fréquences max du signal (6400Hz et 12800Hz).

Les résultats obtenus montrent la grande efficacité de l'analyse d'enveloppe à détecter clairement le type de défaut grâce à sa fréquence caractéristiques et ceci pour le cas du défaut sur la bague extérieure, intérieure et double défauts. Malheureusement l'analyse d'enveloppe a été incapable de détecter le défaut de bille qui est généralement très difficile à mettre en évidence à cause de son roulement chaotique. Ce type de défaut, classé difficile, nécessite d'autres moyens d'analyse et de détection come les méthodes temps fréquences par exemple.

## **Chapitre 4**

### **Automatisation de la détection des défauts de roulements par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)**

#### **1. Introduction**

Ce chapitre a pour objectif de démontrer l'efficacité de l'automatisation du diagnostic vibratoire des défauts de machines tournantes pour la détection des défauts de roulements par l'application d'une approche non supervisée basée sur la méthode (SOM). A cause de la difficulté rencontrée au chapitre 3 pour la détection du défaut de bille, celui-ci n'est pas pris en considération dans ce chapitre, trois cas sont considérés : défaut sur la bague extérieure, défaut sur la bague intérieure et un défaut double.

#### **2. Apprentissage supervisé ou non supervisé ?**

L'apprentissage est une technique parmi d'autres, de l'intelligence artificielle utilisée essentiellement dans la classification et la régression. Cette approche s'est répandue ayant pour objectif la conception de systèmes intelligents permettant l'étude d'un comportement dans un environnement complexe et/ou changeant. Deux grandes classes d'apprentissage existent, à savoir l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non-supervisé

##### **2.1. Apprentissage supervisé**

Dans l'apprentissage supervisé, le réseau est guidé par l'utilisateur durant la phase d'entraînement. Les classes ou les résultats obtenus sont connus d'avance, le rôle de l'utilisateur consiste alors à « enseigner » au réseau les réponses correctes correspondant aux données. La phase d'entraînement se termine si l'algorithme atteint un niveau de performance acceptable. En d'autre terme, en apprentissage supervisé nous avons une connaissance préalable de ce que devraient être les valeurs de sortie. Dans le domaine de la détection des défauts dans les machines tournantes ce type d'apprentissage a été largement utilisé dans l'automatisation de la fonction diagnostic. A partir d'un certain nombre de données (entrées) pertinentes (le plus souvent des indicateurs scalaires), l'utilisateur fixe d'avance les classes dans lesquelles seront insérer les entrées. Après la phase d'entraînement, l'algorithme exécutera cette tâche en faisant correspondre à chaque classe de sortie ses vecteurs correspondants. Ceci permettra de distinguer, parmi plusieurs signaux mesurés, ceux correspondant par exemple à un défaut sur la bague extérieure d'un roulement, sur la bague intérieure, défaut d'engrenage ou tout simplement le cas sans défaut. [27]

Le problème de ce type d'apprentissage c'est qu'il nécessite un grand nombre de données durant la phase d'entraînement. En plus, dans le domaine de la détection des défauts en milieu industriel, il est très difficile, voire impossible, de familiariser tout système intelligent avec tous les types de défauts. Il en résulte que si le système rencontre une entrée qui ne correspond à

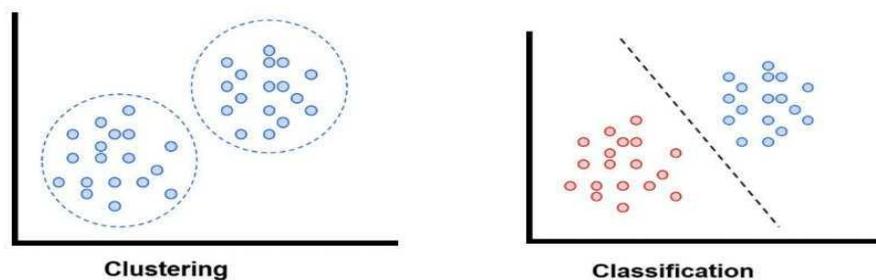
## Chapitre 4 : Automatisation de la détection des défauts de roulements par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)

---

aucune sortie prédéfinie, il donnera automatiquement un faux diagnostic. Parmi les algorithmes les plus réponsus dans l'apprentissage supervisé nous pouvons citer la classification par les réseaux de neurones (ANN pour Artificiel Neural Network) et le SVM (Support Vector Machine). [27-28]

### 2.2. Apprentissage non-supervisé

Contrairement à l'apprentissage supervisé, celui non-supervisé n'a pas de résultats étiquetés. Son objectif est de déduire la structure naturelle présente dans un ensemble de points de données. Donc dans ce type d'apprentissage, le résultat ou le nombre de classes n'est pas connu à priori ce qui rend la tâche plus difficile. L'approche consiste alors à rechercher d'éventuelles similitudes entre les données et de les grouper dans des classes en se basant sur leurs propriétés statistiques, cette méthode s'appelle le groupement ou le clustering en Anglais. La méthode la plus utilisée dans le groupement des données est sans doute la carte auto adaptative, auto-organisatrice ou topologique, bien que nous préférons la nomenclature de référence en Anglais SOM pour Self Organizing Maps. La figure (4.1) montre la différence entre le groupement (clustering) et la classification. [27-28]



**Figure 4.1 : Différence entre clustering (apprentissage non-supervisé) et la classification (apprentissage supervisé, le SVM par exemple)**

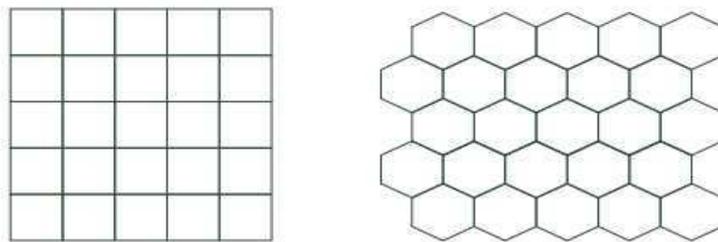
### 3. L'algorithme SOM : Self Organizing Maps

L'algorithme SOM (Self Organizing Map) est une classe de réseaux de neurones artificiels fondée sur des méthodes d'apprentissage non-supervisées. Cet algorithme est également nommé cartes auto adaptative en Français ou cartes de Kohonen du nom du statisticien Finlandais ayant développé cette approche en 1982. La méthode est utilisée notamment pour le groupement, la visualisation, et l'exploration dans l'analyse des données. Elle peut servir d'un moyen efficace pour étudier la répartition d'un ensemble de données dans un espace à grande dimension.

Contrairement aux méthodes supervisées, la SOM est une méthode non-supervisée, c'est-à-dire qu'il n'y a pas un objectif prédéfini à l'avance qui peut guider le processus de groupement. A cet effet, la SOM utilise un apprentissage par compétition où les nœuds de sortie coordonnent entre eux pour permettre l'opportunité d'une distinction claire entre les données. [27]

### 3.1. Architecture d'un SOM

Contrairement aux réseaux de neurones conventionnels, l'architecture du SOM ne contient pas une couche intermédiaire ou cachée, la couche d'entrée est directement connectée à celle de sortie. La couche d'entrée contient les attributs (features), en d'autre terme les données ou les variables d'entrée. La couche de sortie contient quant à elle les groupes sous forme de nœuds. Les données sont sous forme d'un vecteur à  $m$  dimension  $x = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)^t$ , la couche de sortie permet une visualisation des données en une dimension moindre que celle de la couche d'entrées. Généralement une présentation en deux dimensions est la plus utilisée. Les nœuds de sortie peuvent avoir plusieurs formes typologiques, les plus utilisées d'entre elles sont la forme rectangulaire et la forme hexagonale (Fig. 4.2). Donc en d'autre terme, le nombre de nœuds de sortie correspond au nombre de groupes donnés par l'algorithme de SOM. [27]



**Figure 4.2 : Typologies des nœuds de l'algorithme de SOM : à gauche forme rectangulaire, à droite forme hexagonale**

### 3.2. Etapes de l'algorithme SOM

#### 3.2.1. Etape 1 : Choisir la typologie du SOM et initialiser les poids

Dans cette étape l'utilisateur choisi la forme des nœuds et la dimension de l'espace de sortie. On définit également un vecteur poids  $w_i(t) = (w_1, w_2, w_3, \dots, w_{im})^T$  choisi d'une manière arbitraire au début et qui serait mis à jour progressivement au fur et à mesure du processus de l'algorithme. Le vecteur poids reflète en réalité la connexion entre les nœuds d'entrée et de sortie. Les paramètres d'apprentissage seront également choisis dans cette phase à savoir la fonction de voisinage  $h_0$ , le taux d'apprentissage  $\alpha_0$  et le nombre maximal d'itérations  $T$ . [27]

#### 3.2.2. Etape 2 : Phase d'assignement

Dans cette étape, un vecteur d'entrée  $x(t)$  est sélectionné arbitrairement (l'index  $t$  est égal à 1 dans la phase initiale). Définir ensuite la similarité en calculant la distance Euclidienne entre le vecteur sélectionné et tous les poids assignés à cette étape par la formule (4.1) :

$$d_i(t) = \| x(t) - w_i(t) \| = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x(t)_j - w(t)_{ij})^2} \quad (4.1)$$

A la fin du processus de calcul, le nœud ayant la distance Euclidienne la plus minimale dans l'itération  $t$  est déclaré nœud gagnant et sera noté  $c(t)$ . C'est le nœud qui se rapproche le plus du vecteur  $x(t)$  [27-28]

$$c(t) = \operatorname{argmin}\{\| x(t) - w_i(t) \|\} \quad (4.2)$$

### 3.2.3. Etape 3 : Mise à jour du vecteur poids

Comme nous l'avons souligné au début, le vecteur poids est sélectionné d'une manière arbitraire, après la désignation du nœud gagnant une mise à jour du vecteur poids  $w_i(t)$  du nœud gagnant et de ses voisins à l'itération  $t$  est ainsi faite pour être mieux représentatifs des attributs d'entrée. En utilisant la formule (4.3) le nouveau vecteur poids  $w_i(t+1)$  correspondant à l'itération  $(t+1)$  est calculé par :

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha(t)h_{ci}(t) \| x(t) - w_i(t) \| \quad (4.3)$$

### 3.2.4. Etape 4 : Continuation

Mettre  $t=t+1$ , ajuster les paramètres de voisinage et d'apprentissage et retourner à l'étape 2 et continuer les calculs jusqu'à ce que le nombre maximal d'itération  $T$  soit atteint. [27]

## 4. Application sur l'approche SOM pour automatiser la détection des défauts de roulements

Dans cette partie nous allons utiliser l'algorithme SOM pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements. Trois cas ont été pris en considération : cas d'un défaut sur la bague extérieure, défaut sur la bague intérieure et un défaut double. Quatre signaux ont été pris pour chacun de cas, ce qui donne un ensemble de douze signaux. Donc l'objectif de l'application de cette approche est non seulement de détecter la présence des défauts de roulement mais de différencier son type.

### 4.1. Les indicateurs utilisés comme attributs pour l'algorithme SOM

Les indicateurs pris comme attributs pour le groupement sont répartis en trois types, ceci pour bien étudier l'aptitude de l'approche SOM à différencier entre les types de défauts :

- Indicateurs de forme : Kurtosis, facteur de crête, skewness
- Indicateur sensible à l'énergie : RMS et valeur crête
- Nouveau indicateur proposé

#### 4.1. Indicateurs classiques

Le tableau (4.1) résume tous les résultats du calcul des cinq indicateurs (kurtosis, facteur de crête, RMS et valeur crête) pour les signaux considérés. Dans ce qui suit, nous allons présenter le nouvel indicateur.

## Chapitre 4 : Automatisation de la détection des défauts de roulements par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)

Indicateurs scalaires statistiques du signal						Défaut roulements
Skewness	Facteur de crête	Valeur crête	Kurtosis	Root Mean Square (RMS)		
0.9028	6.5792	43.5000	9.5836	6.6117	ge306400	<b>Défaut bague extérieure</b>
1.2984	6.1876	90.2000	8.9911	14.5776	ge506400	
0.1063	7.9341	145	16.4722	18.2756	ge3012800	
0.1638	5.8840	211	9.3922	35.8597	ge5012800	
0.3500	5.2113	63	6.5950	12.0892	gi306400	<b>Défaut bague intérieure</b>
-0.1822	5.5552	124	4.9747	22.3215	gi506400	
0.3046	6.1748	79.3000	8.7662	12.8426	gi3012800	
-0.1696	6.5315	177	6.5586	27.0992	gi5012800	
-0.1831	4.5538	27.2000	4.1227	5.9731	db306400	<b>Défaut bille</b>
-0.1327	6.2296	117	7.2244	18.7814	db506400	
0.0690	4.3391	47.7000	5.2649	10.9930	db3012800	
-0.2151	6.5711	212	8.4561	32.2627	db5012800	
-0.0066	4.5943	24.8000	4.4385	5.3980	de306400	<b>Défaut double extérieure</b>
0.1528	4.2366	63.1000	4.1742	14.8940	de506400	
0.1266	6.1234	40	6.0200	6.5323	de3012800	
-0.1339	4.4426	74.6000	4.1649	16.7921	de5012800	

**Tableau 4.1 : Valeurs des indicateurs scalaires classiques utilisé comme attributs pour les douze signaux considérés**

### 4.2. Indicateur proposé

Nous proposons un nouvel indicateur calculé à partir du spectre d'enveloppe en parallèle avec les cinq indicateurs classiques mentionnés auparavant. Le principe de calcul de cet indicateur est le suivant :

1. On calcule un spectre d'enveloppe on se basant sur la théorie présenté dans le chapitre 3 ;
2. On calcule l'amplitude vibratoire correspondant à la composante fréquentielle du défaut sur la bague extérieure et sur la bague intérieure, que nous notons respectivement  $A_{BPFO}$  et  $A_{BPFI}$
3. Enfin, On calcule le nouvel indicateur égale au logarithme du rapport précédent soit :  $\log\left(\frac{A_{BPFO}}{A_{BPFI}}\right)$ . Pour le cas d'un défaut sur la bague extérieure, l'amplitude vibratoire du défaut sur la bague extérieure sera plus importante, donc le rapport  $\log\left(\frac{A_{BPFO}}{A_{BPFI}}\right)$  sera supérieur à un et donc le nouvel indicateur  $\log\left(\frac{A_{BPFO}}{A_{BPFI}}\right)$  sera largement positif.

## Chapitre 4 : Automatisation de la détection des défauts de roulements par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)

Dans le cas d'un défaut sur la bague intérieure le rapport  $\log\left(\frac{A_{BPFO}}{A_{BPFI}}\right)$  sera inférieur à un et donc le nouvel indicateur  $\log\left(\frac{A_{BPFO}}{A_{BPFI}}\right)$  sera négatif. Et pour le cas d'un défaut double sur la bague extérieure on aura le même résultat que le cas d'un seul défaut sur la bague extérieure. Le tableau (4.2) montre les valeurs de ce nouvel indicateur pour les douze signaux.

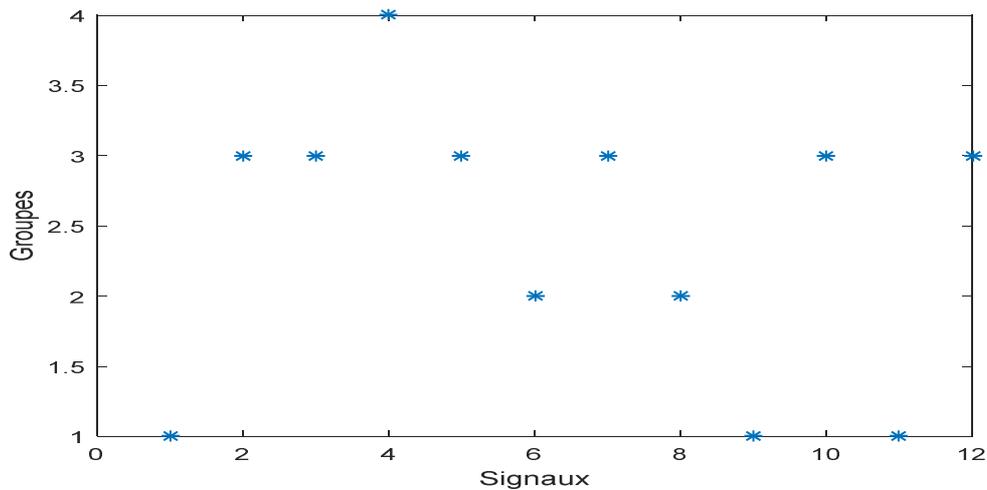
		$\log\left(\frac{A_{BPFO}}{A_{BPFI}}\right)$
<b>Défaut bague extérieure</b>	ge 30 6400	1.34
	ge 50 6400	1.093
	ge 30 12800	1.101
	ge 50 12800	0.9741
<b>Défaut bague intérieure</b>	gi 30 6400	-0.639
	gi 50 6400	-0.154
	gi 30 12800	-0.297
	gi 50 12800	-0.537
<b>Défaut mixte</b>	de 30 6400	0.937
	de 50 6400	1.205
	de 30 12800	1.024
	de 50 12800	1.072

**Tableau 4.2 : Valeurs du nouvel indicateur pour les douze signaux**

## 5. Application sur les douze signaux

### 5.1. Groupement sur la base du RMS

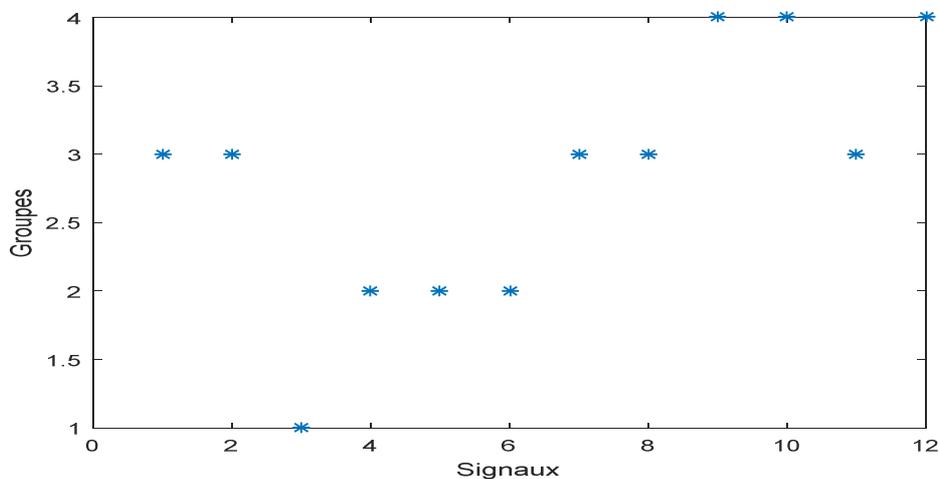
Dans ce cas on utilise les valeurs du RMS des douze signaux comme attribut. La figure (4.3) montre les résultats obtenus, on remarque que l'algorithme SOM n'a pas pu grouper les signaux d'après leurs types (4 du défaut sur la bague extérieure, 4 du défaut sur la bague intérieure et 4 double). Les signaux ont été éparpillés donc une confusion dans la distinction entre les types de défauts.



**Figure 4.3 : Groupement sur la base du RMS**

### **5.2. Groupement sur la base du facteur de crête**

Dans ce cas on utilise le facteur de crête comme attribut. Notons que le facteur de crête est un bon indicateur de la présence d'un défaut de roulement. Dans la figure (4.4) on constate que l'algorithme SOM n'a pas pu grouper les défauts, avec un  $fc > 6$ , donc on remarque que les signaux sont complètement éparpillés et on ne peut pas distinguer entre les types de défaut. En effet un facteur de crête supérieur à 6 signifie la présence d'un défaut mais ne peut en aucun cas donner d'information sur son type.



**Figure 4.4 : Groupement sur la base du facteur de crête**

### **5.3. Groupement sur la base du kurtosis**

Le même résultat d'aujourd'hui est obtenu en se basant sur le kurtosis considéré comme l'indicateur le plus sensible aux chocs. La figure (4.5) montre que l'application de l'algorithme SOM n'a pas pu regrouper les défauts. De même que pour le facteur de crête, un kurtosis supérieur à 3 est signe d'un défaut, mais ne peut pas définir son type, la raison pour laquelle les signaux ont été mélangés.

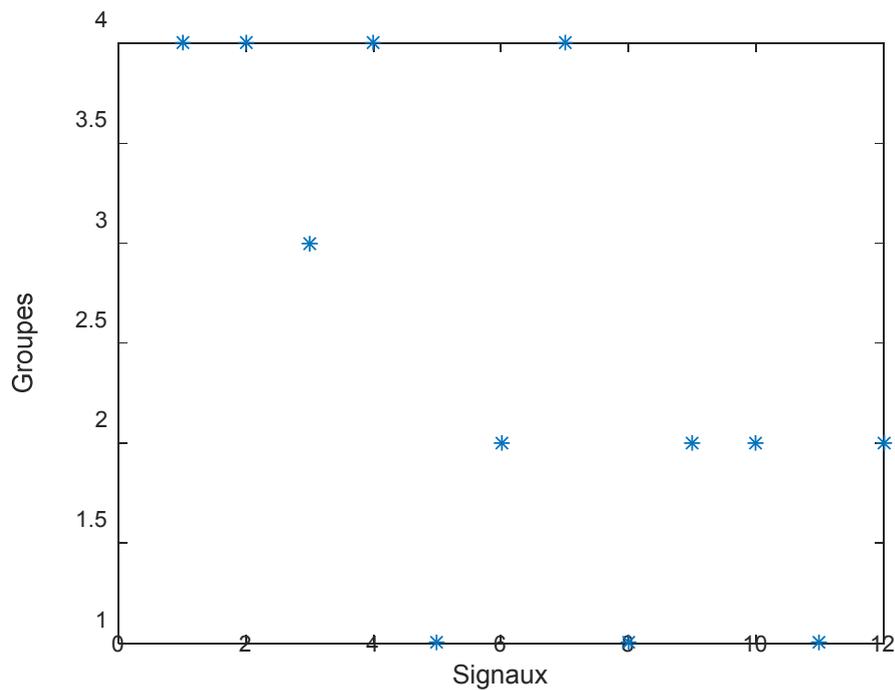


Figure 4.5 : Groupement sur la base du kurtosis

#### 5.4. Groupement sur la base du skewness

Le skewness est un indicateur récent. Malgré cela il n'a pas pu grouper les signaux.

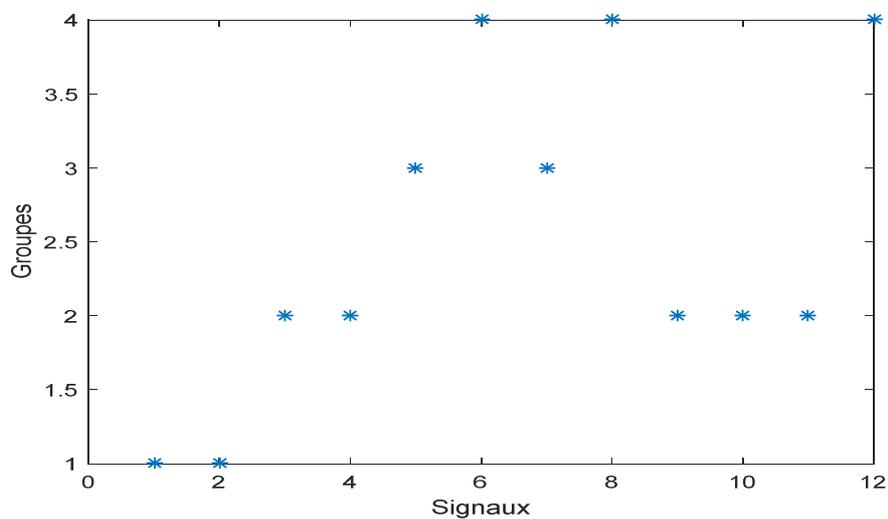
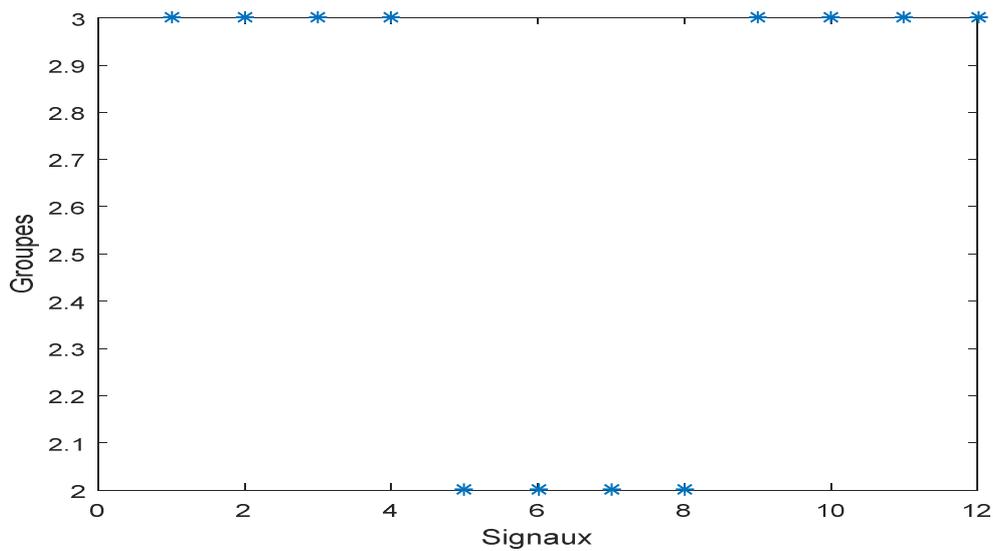


Figure 4.6 : Groupement sur la base skewness

#### 4.7. Groupement sur la base de l'indicateur proposé

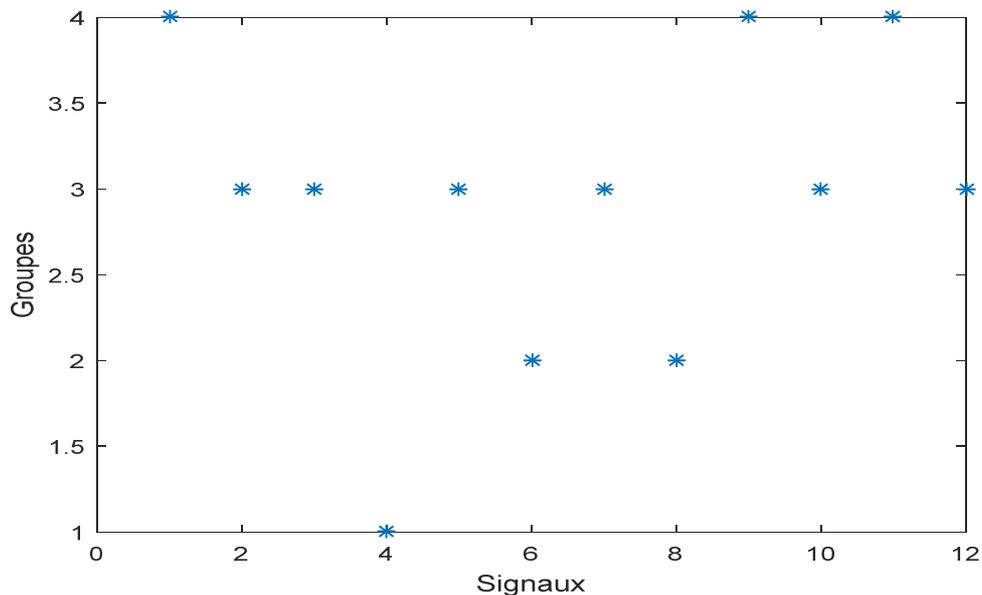
Dans ce cas on utilise les douze valeurs de l'indicateur proposé  $\log\left(\frac{A_{BPFO}}{A_{BPFI}}\right)$  comme attributs. Dans ce cas le système a pu distinguer le défaut sur la bague extérieure de celui sur la bague intérieure mettant en évidence deux groupes. Mais il n'a pas pu distinguer le défaut simple de celui double du même type.



**Figure 4.7 : Groupement sur la base de l'indicateur proposé**

#### **4.8. Groupement sur la base des six inducteurs scalaires**

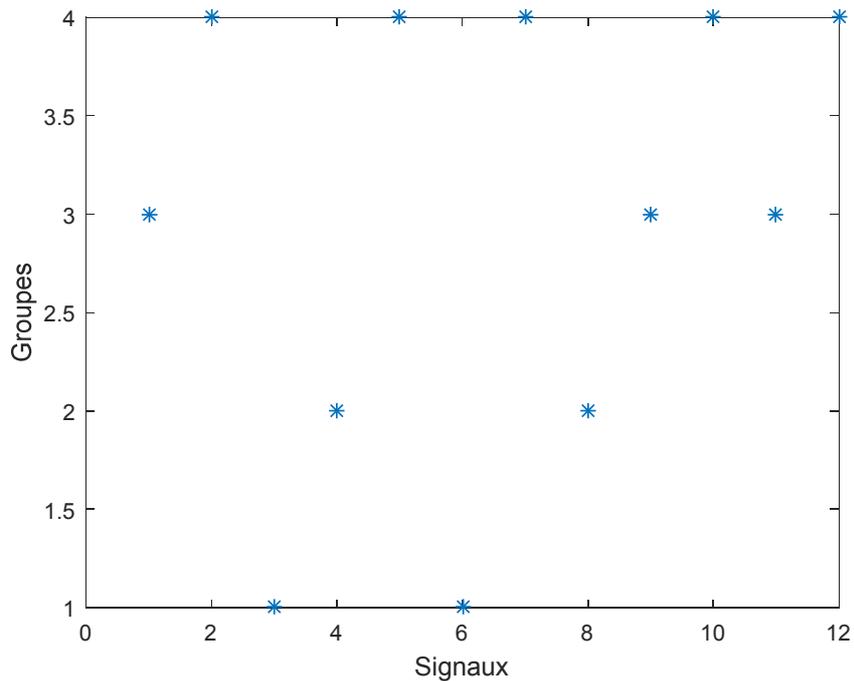
On ajoutant les cinq autres indicateurs (RMS+ Kurtosis + Skewness +facteur de crête +valeur de crête) à l'indicateur proposé, le résultat n'est pas satisfaisant figure (4.8).



**Figure 4.8 : Groupement sur la base des six indicateurs scalaires**

#### **4.9. Groupement sur la base de la valeur de crête**

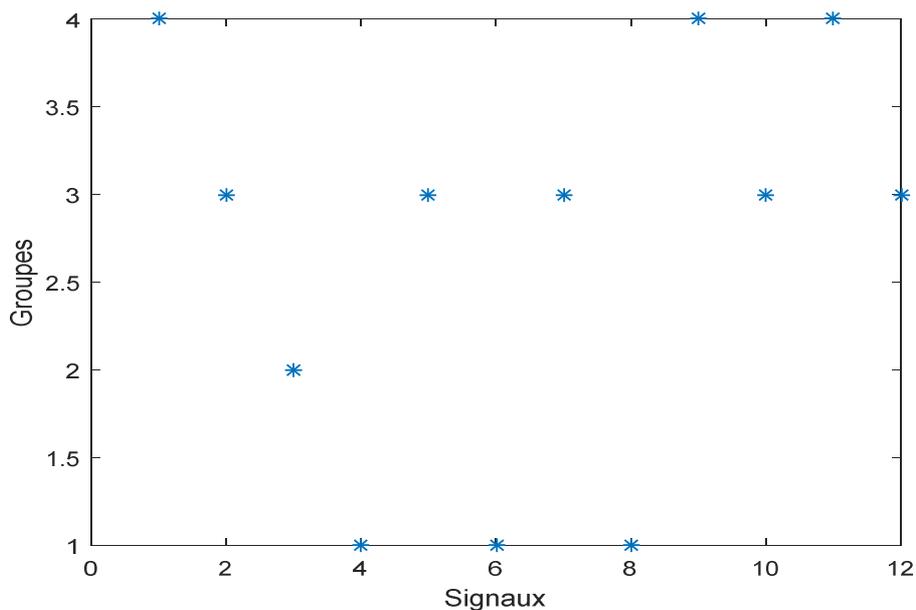
La valeur crête est un indicateur sensible à l'énergie du signal, donc agit comme le RMS. C'est pour cette raison que le résultat obtenu avec la valeur crête comme attribut est aussi mauvais que celui obtenu avec le RMS.



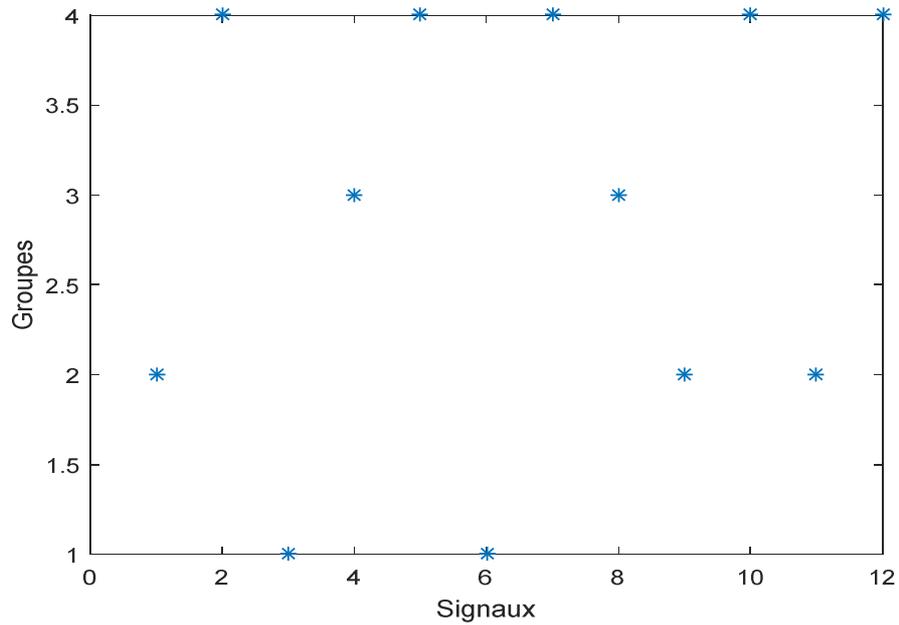
**Figure 4.9 : Groupement sur la base de la valeur de crête**

#### **4.10. Groupement sur la base du jumelage d'indicateurs**

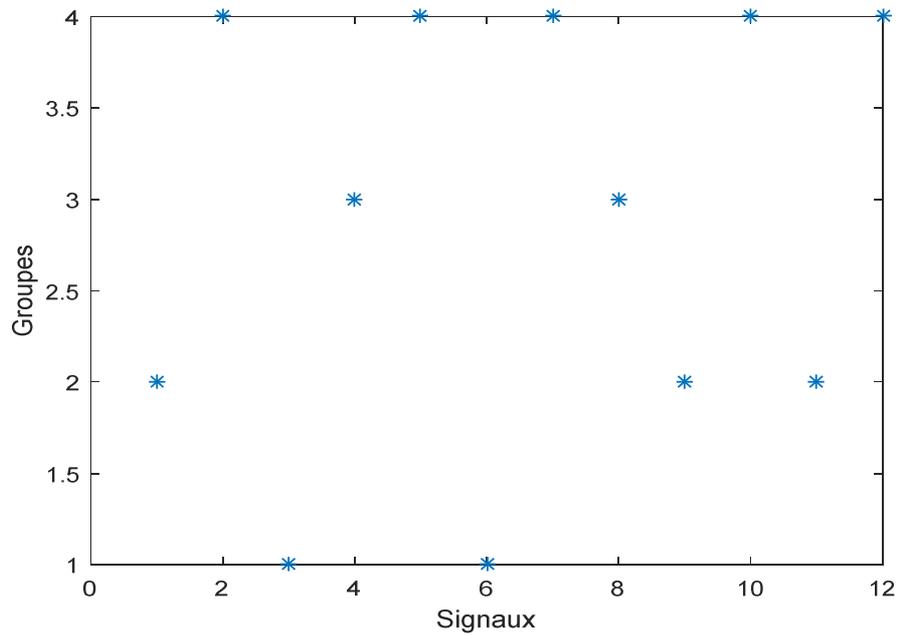
Dans ce qui suit nous avons jumelé à chaque fois deux ou plusieurs indicateurs scalaires comme attributs. Cette étude comparative tend à définir les attributs qui permettent le meilleur groupement possible. En procédant à diverses combinaisons entre indicateurs de forme, indicateurs énergiques et l'indicateur proposé, les résultats ne sont globalement pas satisfaisants même en jumelant l'indicateur proposé à d'autres indicateurs.



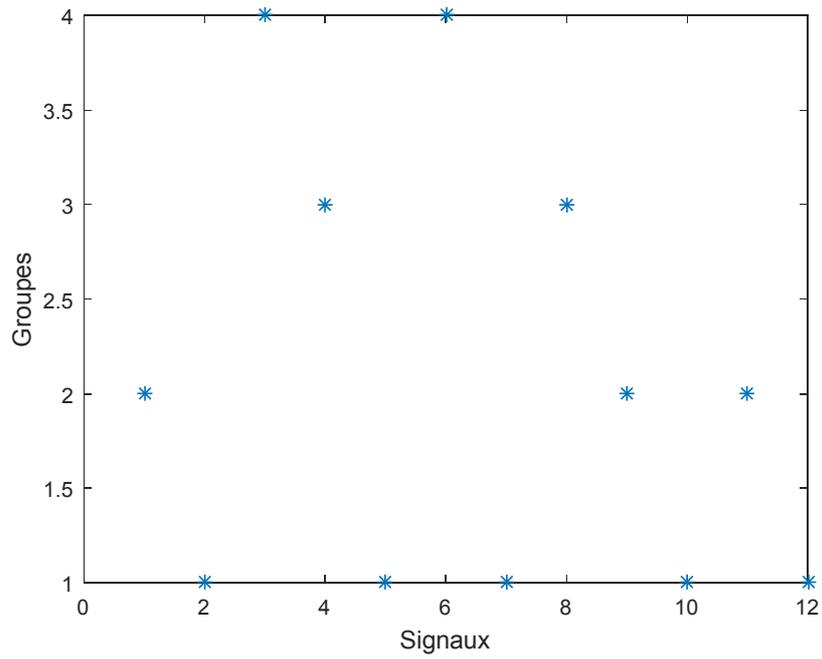
**Figure 4.10 : Groupement sur la base du RMS+Kurtosis**



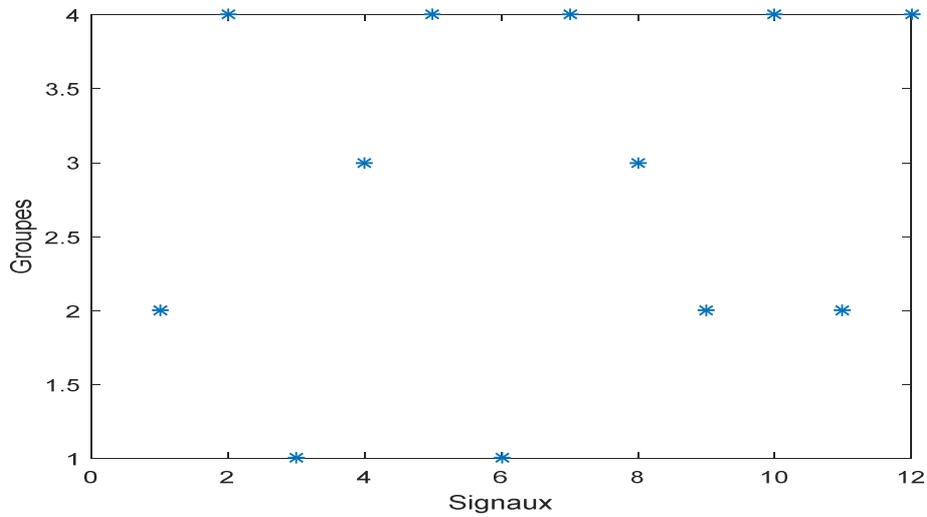
**Figure 4.11 : Groupement sur la base du RMS+Valeur crête**



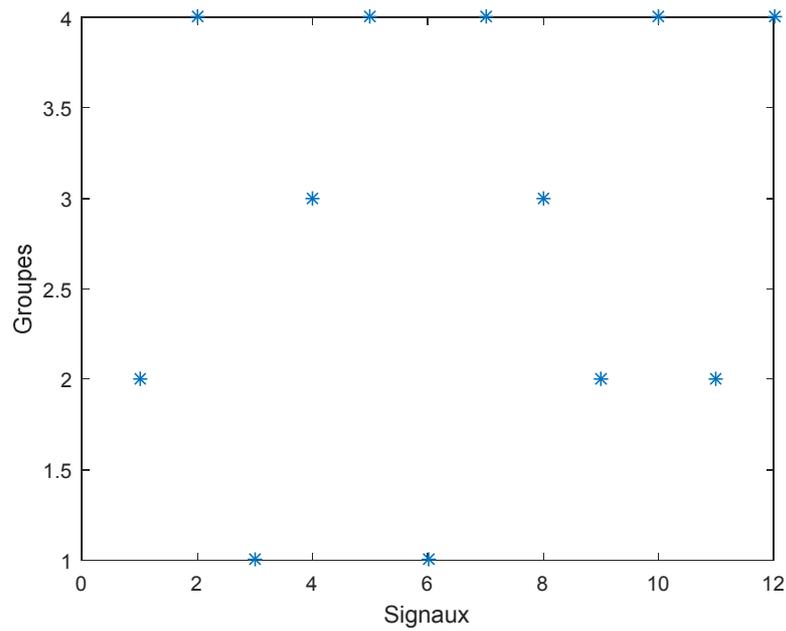
**Figure 4.12 : Groupement sur la base du RMS+Facteur de crête**



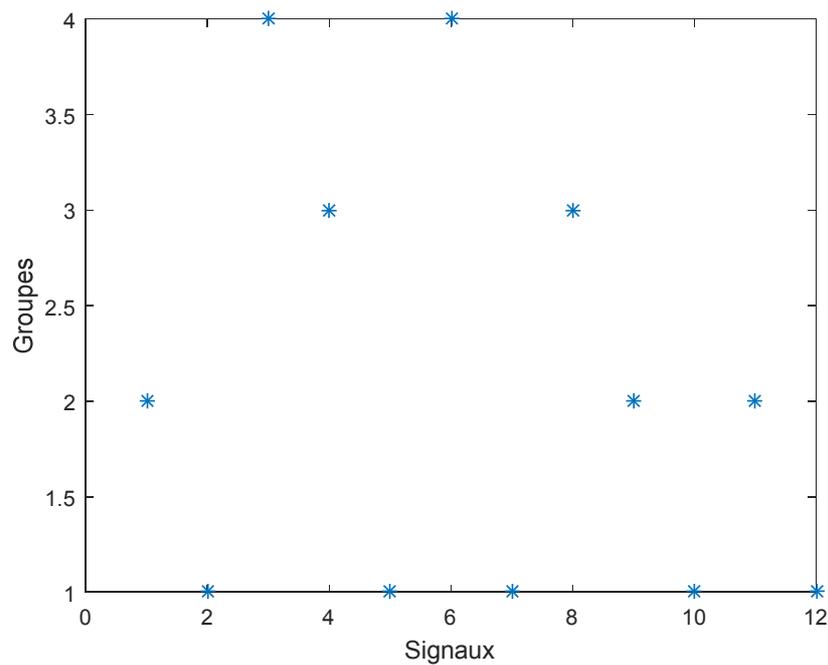
**Figure 4.13 : Groupement sur la base du RMS+Skewness**



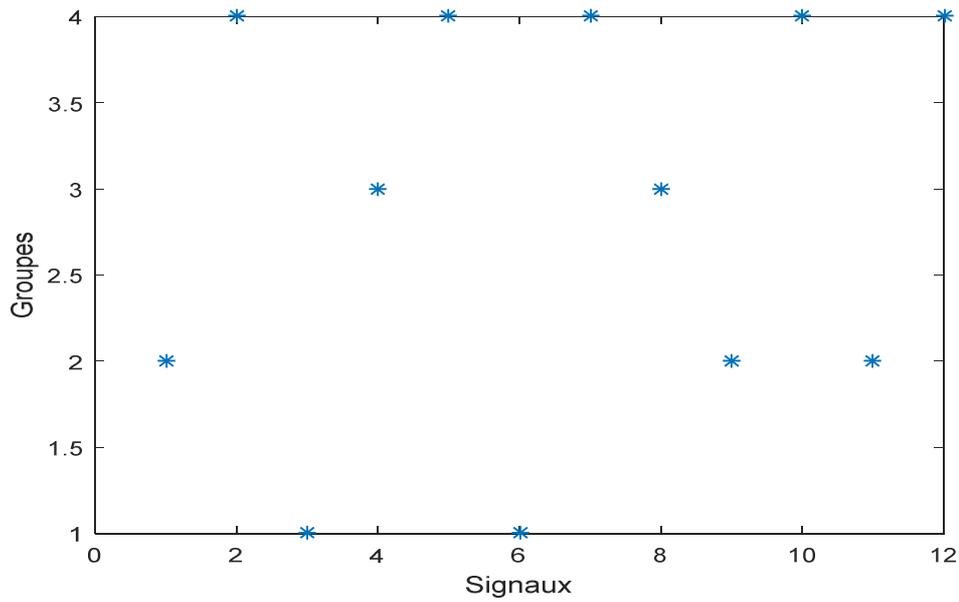
**Figure 4.14 : Groupement sur la base du Kurtosis+Valeur crête**



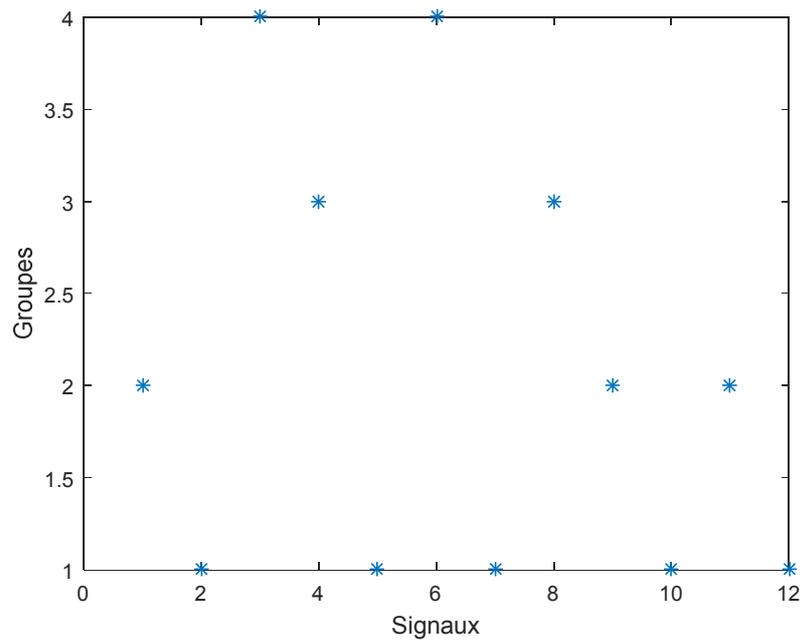
**Figure 4.15 : Groupement sur la base du Kurtosis+Facteur de crête**



**Figure 4.16 : Groupement sur la base du Kurtosis+Skewness**



**Figure 4.17 : Groupement sur la base de la valeur de crête + Facteur de crête**



**Figure 4.18 : Groupement sur la base du Valeur crête+Skewness**

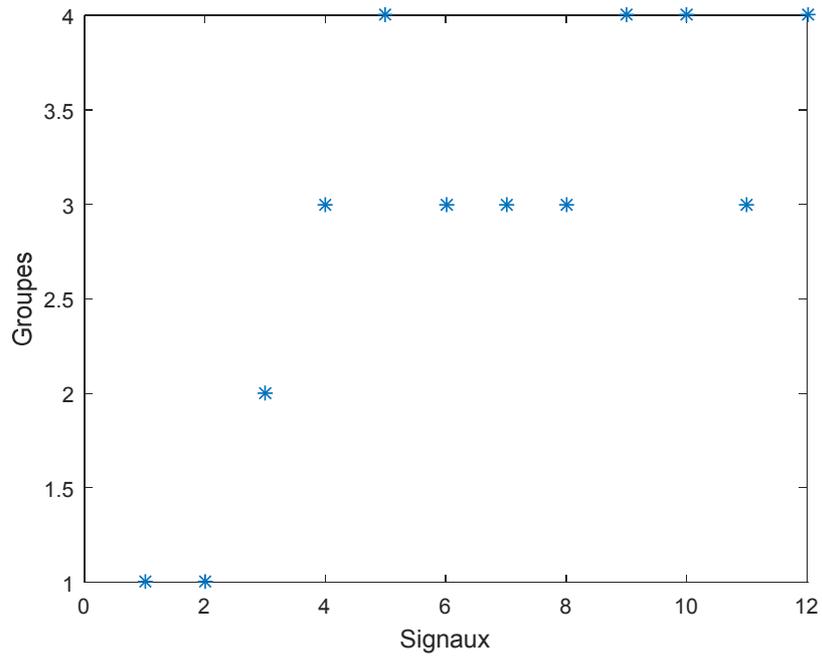


Figure 4.19 : Groupement sur la base du Facteur de crête+Skewness

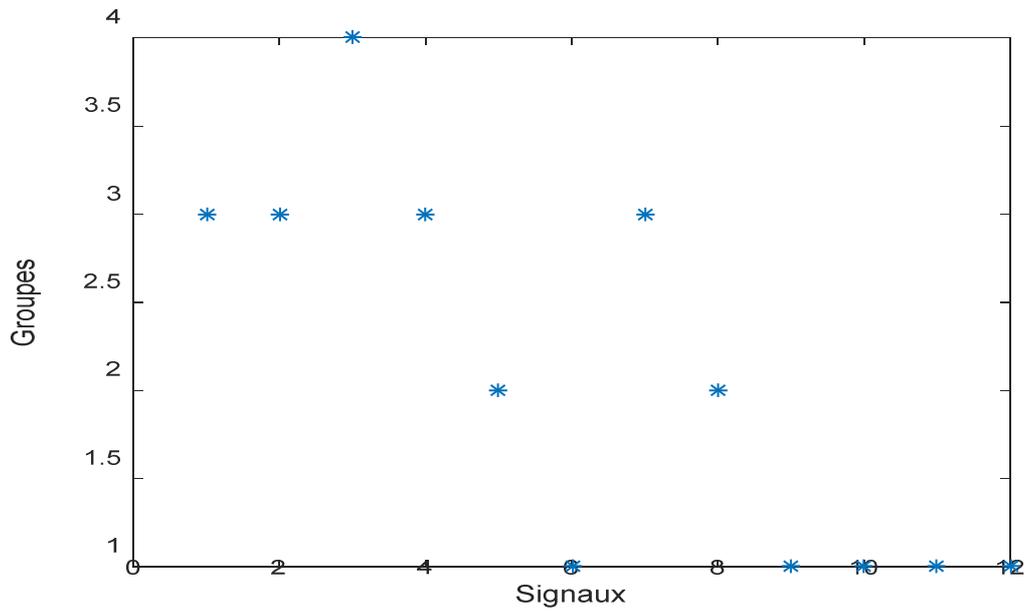


Figure 4.20 : Groupement sur la base du l'indicateur proposé+ Kurtosis

### 5. Conclusion du chapitre

Ce chapitre avait pour objectif l'établissement d'un système automatique pour la détection des défauts de roulements. Pour ce faire nous avons choisi d'appliquer une approche non-supervisée basée sur l'approche SOM. Une étude comparative a ensuite été menée pour définir les meilleurs attributs permettant le meilleur groupement possible. Les cinq indicateurs scalaires étudiés au chapitre 2 ont donc été pris pour les tests. Un indicateur calculé à partir des spectres d'enveloppe calculés au chapitre 3 a été proposé. Notons que le défaut sur la bille a été écarté de ce chapitre vu que la majorité des spectres d'enveloppe de ce défaut n'ont pas pu détecter sa fréquence caractéristique.

Nous avons pris chaque indicateur seul comme attribut, puis nous avons fait plusieurs combinaisons des indicateurs pris. Les indicateurs sensibles à la forme du signal (kurtosis et facteur de crête) n'ont pas pu différencier entre les types des défauts. En effet ces indicateurs, une fois leur seuil dépassé, indiquent la présence d'un défaut et pas sa nature et par suite ils ont tendance à mélanger entre défaut sur la bague intérieure et extérieure. Même remarque pour le skewness qui malgré qu'il est relativement récent n'a pas donné de bons résultats.

Les autres indicateurs (RMS et valeur crête) sont sensibles à l'énergie du signal et donc varient avec la variation des amplitudes vibratoires. De ce fait on constate qu'ils sont incapables de différencier entre les types de défauts.

Enfin le résultat le plus satisfaisant est obtenu par l'indicateur proposé. En effet cet indicateur a très bien fait la différence entre défaut sur la bague intérieure et extérieure. Malheureusement il n'a pas pu différencier entre défaut simple et double sur la bague extérieure car ses valeurs dans les deux cas sont presque identiques.

### Conclusion générale

L'automatisation du diagnostic vibratoire des défauts de roulements par application d'une approche non supervisée représente une avancée significative dans le domaine de la maintenance prédictive et de la gestion des actifs industriels. Cette méthode utilise des techniques d'apprentissage automatique pour analyser les données vibratoires et identifier les anomalies sans nécessiter de données préalablement étiquetées.

Pour cette raison, cette étude vise le développement d'un système automatisé pour le diagnostic des défauts de roulements dans les machines tournantes en utilisant une approche non supervisée. Elle a mis l'accent sur l'utilisation de l'analyse statistique des signaux vibratoires, l'analyse d'enveloppe et l'automatisation de la détection des défauts par l'algorithme SOM (Self Organizing Maps).

Grâce à l'analyse statistique, la sensibilité de divers indicateurs tels que le kurtosis, le facteur de crête, la valeur crête, le RMS et le skewness a été évaluée. Ces indicateurs se sont révélés cruciaux pour identifier les anomalies vibratoires indiquant des défauts potentiels dans les roulements. Parmi ces indicateurs le kurtosis et le facteur de crête se sont montrés comme étant les indicateurs les plus sensibles aux défauts de roulements.

L'analyse d'enveloppe a ajouté une dimension supplémentaire en aidant à extraire les caractéristiques clés des signaux vibratoires et à isoler les fréquences caractéristiques des roulements pour différents types de défauts et dans plusieurs configurations.

Enfin, l'algorithme SOM s'est avéré très efficace pour classer et visualiser les données, permettant d'identifier les motifs et les anomalies sans nécessiter de données préalablement étiquetées. Cette étude montre que l'approche intégrée permet d'améliorer la détection précoce et précise des défauts, optimisant ainsi la planification de la maintenance préventive, réduisant les coûts et les arrêts non planifiés, et augmentant la durée de vie et la fiabilité des équipements. En utilisant des techniques avancées, l'étude propose une solution complète qui améliore l'efficacité et la performance dans les environnements industriels.

## Références bibliographiques

- [1] Site internet : ([www.artis-groupe](http://www.artis-groupe))
- [2] Site internet :[https://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Maintenance\\_pr%C3%A9ventive&action=edit&section=1](https://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Maintenance_pr%C3%A9ventive&action=edit&section=1)
- [3] Site nternet [https://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Maintenance\\_corrective&action=edit&section=1](https://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Maintenance_corrective&action=edit&section=1)
- [4] Site internet [https://fr.wikipedia.org/wiki/Maintenance\\_pr%C3%A9visionnelle](https://fr.wikipedia.org/wiki/Maintenance_pr%C3%A9visionnelle)
- [5] Site internet ( [www.tribofilm.fr](http://www.tribofilm.fr) )
- [6] OUNOUGH, Safi Eddine. Diagnostic des défauts de machines tournantes par analyse vibratoire « Surveillance et diagnostic des défauts de roulements par analyse spectrale ». Mémoire de projet de fin d'études, Ecole Nationale Polytechnique-Alger (2020)
- [7] LANDOLSI, F. Techniques de surveillances [en ligne]. Tunisie : Institut supérieur des études technologique de Nabeul, 2011, 97p. Disponible sur : [https://www.academia.edu/28866057/TECHNIQUES\\_DE\\_SURVEILLANCE](https://www.academia.edu/28866057/TECHNIQUES_DE_SURVEILLANCE) Elaboré Mr LANDOLSI FOUED Agrégé de génie mécanique
- [8] AUGEIX, D. Analyse vibratoire des machines tournantes BM5145V1. Disponible à l'adresse : [https://www.techniquesingenieur.fr/base\\_documentaire/environnement-securite-th5/vibrations\\_enmilieu-industriel\\_mesures-surveillance-et\\_controle-42424210/analyse-vibratoire-des\\_machinestournantes-bm5145/](https://www.techniquesingenieur.fr/base_documentaire/environnement-securite-th5/vibrations_enmilieu-industriel_mesures-surveillance-et_controle-42424210/analyse-vibratoire-des_machinestournantes-bm5145/)
- [9] MCFADDEN P. D. Examination of a technique for the early detection of failure in gears by signal processing of the time domain average of the meshing vibration. Mechanical Systems and Signal Processing, 1 (2), pp.173- 183, 1987.
- [10] FAKHFAKH, T. et al. Numerical and experimental analysis of a gear system with teeth defects, International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 25 (5), pp. 542-550, 2005
- [11] FENG, Z. et LING, M. Fault diagnosis of wind turbine planetary gearbox under nonstationary conditions via adaptive optimal kernel time-frequency analysis. Renewable Energy, 66, pp.468-477, 2014.

- [12] Lin, J et Zuo, M.J. Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 17 (6), pp. 1259-1269, 2003.
- [13] Jena, D.P, et al. Gear fault identification and localization using analytic wavelet transform of vibration signal , *Measurement*, 46, pp.1115–1124, 2013.
- [14] Harris, A. *Rolling bearing analysis*. John Wiley and sons, 2001
- [15] Simmons, H, et al. Maguire. *Manual of engineering drawing: Technical product specification and documentation to British and International Standards*. Butterworth Heinemann, 2012
- [16] Hottait, H. *Contribution au processus de surveillance intelligente des machines tournantes : cas des roulements à billes*,\_Thèse de doctorat, UNIVERSITÉ DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES DU NUMERIQUE ET DE L'INGÉNIEUR (620),(2020/2021)
- [17] ISO, 15243:2004(en): *Rolling bearings — Damage and failures —Terms, characteristics and causes*. International Organization for Standardization, 2014.
- [18] Prashant P, et al. Review of fault detection in rolling element bearing. *International Journal of Innovative Research in Advanced Engineering* 1, no. 5 (2014): 169- 174.
- [19] Analyse des défaillances des roulements, Disponible à l'adresse : <https://www.nskeurope.fr/fr/services/troubleshooting/damage-by-type.html>
- [20] Kumar, S, et al. Condition based maintenance of bearings and gears for fault detection–A review. *Materials Today: Proceedings* 5, no. 2 (2018): 6128-6137.
- [21] Rezaei, A. *Fault Detection and Diagnosis on the rolling element bearing*. PhD diss. Ottawa Ontario, Carleton University, 2007
- [22] Smith, A, et al. Rolling element bearing diagnostics using the Case Western Reserve University data: A benchmark study. *Mechanical Systems and Signal Processing* 64 (2015): 100-131
- [23] Marwala,T, et al. Condition monitoring using computational intelligence. In *Handbook of computational intelligence in manufacturing and production management*, pp. 106-123. IGI Global, 2008

[24] Belmiloud, D. Constriction à l'étude de l'endommagement des matériaux, constituants de machines tournantes, en fonction des paramètres température et fréquence de rotation. (Application aux roulements), thèse de doctorat en cotutelle internationale.

[25] George, I. Mathématiques en Physique Théorique.

[26] CHAABI. L, Conception d'un système expert pour le diagnostic des roulements dans les machines tournantes fonctionnant en régime variable. Thèse de Doctorat, Université de Guelma 2021

[27] Shannon, C. A Mathematical Theory of Communication. The Bell System Technical Journal, 27(3), 379-423, 623-656.

[28] Asan, U et al An introduction to self-organizing maps. Computational Intelligence Systems in Industriel Engineering, Atlantic Press Book, July 19, 201

[29] DJEBALA, A. Application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques Thèse de Doctorat, Université de Annaba 2008.