

**Université 8 Mai 1945 - Guelma -
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Mécanique**



**MEMOIRE DE FIN D'ETUDE
Pour l'obtention du diplôme de Master**

Option : Construction Mécanique

Présenté par : ZAHI Baha Eddine

**Détection des défauts dans les transmissions à engrenages
par association de méthodes temps fréquence et
l'intelligence artificielle**

Sous la direction de :

Pr. DJEBALA Abderrazek

JUIN 2025

Remerciements

Je voudrais profiter de cette occasion pour exprimer ma profonde gratitude à toutes les personnes qui m'ont aidé financièrement et moralement à mener à bien mon mémoire de fin d'étude.

Tout d'abord, je tiens à remercier mon directeur de mémoire, **Pr. DJEBALA Abderrazek**, pour son soutien, son encadrement, son bon traitement et ses conseils tout au long de ce projet. Son expérience a été d'une grande valeur pour moi, et j'apprécie grandement le temps et les efforts qu'il a consacrés à mon travail.

Mes sincères remerciements à mes amis et collègues qui m'ont soutenu tout au long de cette aventure académique. Leurs encouragements et leur soutien moral ont été d'une importance capitale, et j'apprécie énormément leur présence à mes côtés.

Enfin, je voudrais exprimer ma reconnaissance envers toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire. Leurs conseils, leurs critiques constructives et leurs encouragements ont grandement enrichi mon travail.

Merci à tous pour votre soutien et votre contribution précieuse. Votre aide a été inestimable dans la réalisation de ce mémoire de fin d'étude, et je suis profondément reconnaissant pour votre présence et votre collaboration.

Dédicace

Je dédie ce mémoire de fin d'étude à mes parents, pour leur amour, leur soutien indéfectible et leur confiance en moi tout au long de mon parcours académique. Votre encouragement constant et vos sacrifices ont été ma source de motivation et de détermination. Cette réalisation est également un hommage à votre dévouement et à vos valeurs qui m'ont guidé tout au long de ma vie.

Je dédie également ce mémoire à mes amis et collègues qui ont partagé cette aventure avec moi. Votre amitié, votre soutien mutuel et nos moments de partage ont rendu cette expérience étudiante inoubliable. Votre présence à mes côtés a été une source de joie et de motivation.

Résumé

Ce mémoire s'intéresse à la conception d'un système expert pour le diagnostic automatique des défauts d'engrenage, en s'appuyant sur l'approche des cartes auto-organisatrices (SOM – *Self-Organizing Maps*). Les engrenages jouent un rôle critique dans les machines industrielles, et leur défaillance peut entraîner des arrêts coûteux, voire des dommages importants, d'où l'importance d'un diagnostic précoce et fiable. L'approche SOM, fondée sur un apprentissage non supervisé, est particulièrement adaptée à l'analyse des données vibratoires. Elle permet de reconnaître des motifs et de classer automatiquement les signaux issus de capteurs de vibration, souvent complexes à interpréter. La méthodologie proposée couvre toutes les étapes clés : acquisition des données vibratoires, sélection et extraction des attributs pertinents, prétraitement des signaux, constitution d'une base de données et entraînement du réseau SOM. Enfin, le système expert développé est évalué à partir de données issues de deux bases de données internationales reconnues. Les résultats sont comparés à ceux obtenus avec des techniques classiques, mettant en évidence la précision et la performance du système proposé. Deux nouveaux indicateurs calculés à partir du spectre d'enveloppe ont été proposés et testés comme attributs. Les résultats obtenus à partir de ces nouveaux attributs sont très satisfaisants par rapport à ceux obtenus par les indicateurs scalaires classiques.

Mots-clés: Analyse vibratoire, Détection des défauts d'engrenage, Analyse statistique, Méthode d'enveloppe, Automatisation, Apprentissage supervisé et non-supervisé, Approche SOM

Abstract

This thesis focuses on the design of an expert system for the automatic diagnosis of gear faults, using Self-Organizing Maps (SOM). As gears are critical components in industrial machinery, their failure can lead to costly downtime and even serious damage, highlighting the need for reliable and early fault detection.

The SOM approach, based on unsupervised learning, is particularly well-suited for analyzing vibration signals, which are often complex to interpret. It enables the recognition of recurring patterns and the automatic classification of data from vibration sensors.

The proposed methodology follows several key steps: vibration signal acquisition, feature extraction, signal preprocessing, database creation, and SOM training. The developed expert system was evaluated using two well-known international databases, and its performance was compared to that of traditional techniques.

The results demonstrate the accuracy and reliability of the proposed system. Moreover, two new indicators derived from the envelope spectrum were introduced as features. These new attributes yielded very promising results, even outperforming those obtained with classical statistical indicators.

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

ملخص

يركز هذا البحث على تصميم نظام خبير للتشخيص التلقائي لأعطال التروس، بالاعتماد على تقنية الخرائط ذاتية التنظيم (SOM - Self-Organizing Maps) ونظرًا للدور الحيوي الذي تلعبه التروس في الآلات الصناعية، فإن تعطلها قد يؤدي إلى توقفات مكلفة بل وحتى أضرار جسيمة، مما يبرز أهمية الكشف المبكر والموثوق عن الأعطال.

تُعدّ تقنية SOM، المبنية على التعلم غير الخاضع للإشراف، مناسبة جدًا لتحليل الإشارات الاهتزازية المعقدة. فهي تمكّن من التعرف على الأنماط المتكررة وتصنيف بيانات المستشعرات بشكل تلقائي.

تعتمد المنهجية المقترحة على عدة مراحل أساسية، تشمل: اكتساب الإشارات، استخراج الخصائص المهمة، المعالجة المسبقة، إنشاء قاعدة بيانات، ثم تدريب شبكة SOM. وقد تم تقييم النظام المطور باستخدام قاعدتين دوليتين معروفتين، وتمت مقارنة نتائجه مع تلك التي تقدمها التقنيات التقليدية.

أظهرت النتائج أن النظام يتمتع بدقة وموثوقية عاليتين. كما تم اقتراح مؤشرين جديدين مشتقين من طيف الغلاف، وتم استخدامهما كخصائص تحليلية. وقد أظهرت هذه المؤشرات أداءً ممتازاً، متفوقة في بعض الحالات على المؤشرات الإحصائية الكلاسيكية.

لكلمات الرئيسية: تحليل الاهتزاز، كشف خطأ المحمل، التحليل الإحصائي، طريقة الغلاف، الأتمتة، التعلم الخاضع للإشراف وغير الخاضع للإشراف، نهج SOM

SOMMAIRE

Introduction générale	Page
	01
Chapitre 1 : Approche globale du diagnostic vibratoire	
1. Notions fondamentales de la maintenance	02
1.1. Introduction	02
1.2. Définition de la maintenance	02
1.3. Objectifs de la maintenance	02
1.4. Les différentes formes de maintenance	02
1.5. Niveaux de maintenance	05
2. Approche de la maintenance conditionnelle	05
2.1. Généralités	05
2.2. Aperçu des technologies	05
2.3. Les paramètres mesurés pour réaliser une maintenance conditionnelle	06
3. L'analyse vibratoire	07
4. Principaux défauts dans les machines tournantes	08
4.1. Déséquilibre	08
4.2. Désalignement	08
4.3. Défauts de roulements	08
4.4. Jeu mécanique (Lâche mécanique)	08
4.5. Cavitation (dans les pompes hydrauliques)	08
4.6. Problèmes électriques (moteurs électriques)	09
4.7. Les défauts d'engrenages	09
5. Méthodes de détection des défauts d'engrenages	09
5.1. Indicateurs scalaires	09
5.2. Analyse spectrale	10
5.3. Analyse cepstrale	11
5.4. Analyse d'enveloppe	12
6. Automatisation du diagnostic vibratoire	13
6.1. Apprentissage supervisé ou non supervisé ?	13
6.2. Apprentissage supervisé	13
6.3. Apprentissage non-supervisé	13
7. L'algorithme SOM : Self Organizing Maps	14
7.1. Architecture d'un SOM	14
7.2. Etapes de l'algorithme SOM	15
8. Vers une automatisation de la détection des défauts de machines tournantes	16
9. Conclusion du chapitre	19
Chapitre 2 : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe	
1. Introduction	20
2. Le banc d'essai d'engrenage CETIM	20
3. Analyse des signaux et des spectres bruts	22
4. Analyse statistique des signaux bruts	26
5. Analyse des signaux filtrés et des spectres d'enveloppe	29

6. Analyse statistique des signaux filtrés	34
7. Conclusion du chapitre	37
Chapitre 3 : Etude et analyse de différents types de défauts d'engrenages	
1. Introduction	38
2. Présentation du banc d'essais et des données expérimentales	38
3. Analyse des signaux et des spectres bruts	40
3.1. Cas d'une dent arrachée	40
3.2. Cas sans défaut	42
3.3. Cas d'une dent avec entaille (Cracked tooth)	43
3.4. Cas d'une dent usée (Tooth wear)	44
3.5. Cas d'une dent cassée (Broken tooth)	45
4. Analyse statistique des signaux bruts	46
5. Analyse des signaux filtrés et des spectres d'enveloppe	49
6. Analyse statistique des signaux filtrés	55
7. Conclusion du chapitre	57
Chapitre 4 : Automatisation de la détection des défauts d'engrenages par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)	
1. Introduction	58
2. Indicateurs proposés	58
3. Application sur les douze signaux	59
3.1. Application sur la base des indicateurs avant filtrage	59
3.2. Groupement des douze signaux après filtrage	62
4. Application aux quinze signaux du chapitre 3	66
4.1. Groupement avant filtrage	66
4.2. Groupement des quinze signaux après filtrage	68
5. Conclusion du chapitre	73
Conclusion générale	74

Introduction générale

Les systèmes experts sont de puissants outils d'intelligence artificielle qui permettent de modéliser et de reproduire les connaissances et l'expertise d'un spécialiste humain dans un domaine particulier. Ils sont largement utilisés dans de nombreux domaines, y compris la maintenance prédictive et le diagnostic de défauts.

Dans le domaine de la maintenance industrielle, la détection précise des défauts d'engrenage est très importante 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 fastidieux et sujet à des erreurs humaines.

Ce mémoire a pour objectif de concevoir un système expert pour l'automatisation de la détection des défauts d'engrenage. Ce système est basé sur la méthode SOM (Self Organizing Maps) qui est une méthode non supervisée. Plusieurs types de défauts d'engrenage sont étudiés et analysés puis groupés par le système conçu. Une étude comparative est faite entre plusieurs indicateurs scalaires afin de déterminer les attributs les plus pertinents pour alimenter le système SOM. Deux indicateurs scalaires sont proposés, ceux-ci sont calculés à partir du spectre d'enveloppe.

Le chapitre 1 comporte des notions fondamentales sur la maintenance et les défauts d'engrenages. Le chapitre 2 comporte une étude des défauts d'engrenages par application d'une approche statistique et de l'analyse d'enveloppe. L'étude concerne le suivi d'un défaut d'engrenage à travers douze signaux mesurés pendant douze jours successifs du fonctionnement de l'engrenage jusqu'à la cassure complète d'une des dents. Le chapitre 3 concerne l'étude de cinq types de défaut d'engrenage par application des mêmes approches précédentes sur quinze signaux. Enfin le chapitre 4 porte sur la conception d'un système SOM et le groupement des signaux mesurés sur la base de plusieurs attributs. Deux nouveaux indicateurs scalaires sont proposés comme attributs pour combler les limites des indicateurs classiques.

Ce mémoire cherche à montrer à quel point l'intelligence artificielle peut être utile et efficace dans le domaine de la maintenance prédictive. En automatisant ce type de processus, on peut non seulement améliorer la fiabilité et la disponibilité des machines, mais aussi réduire les coûts liés à la maintenance, tout en boostant la productivité surtout dans les industries où les engrenages jouent un rôle clé.

CHAPITRE I

Approche globale du diagnostic vibratoire

1. Notions fondamentales de la maintenance

1.1. Introduction

La fonction maintenance a pour but d'assurer la disponibilité optimale des installations de production et de leurs annexes, impliquant un minimum économique de temps d'arrêt. Jugée pendant longtemps comme une fonction secondaire entraînant une perte d'argent inévitable, la fonction maintenance est en général assimilée à la fonction dépannage et réparation d'équipements soumis à usage et vieillissement. La véritable portée de la fonction maintenance mène beaucoup plus loin : elle doit être une recherche incessante de compromis entre la technique et l'économique. Il reste alors beaucoup à faire pour que sa fonction productive soit pleinement comprise. Une organisation, une planification et des mesures méthodiques sont nécessaires pour gérer les activités de maintenance. [1]

1.2. Définition de la maintenance

Selon l'AFNOR (Association Française de Normalisation), la maintenance est définie par la norme NF X 60-010 comme étant : "L'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise." [2]

1.3. Objectifs de la maintenance

- La prévention des arrêts de production inopinés : afin de maintenir un niveau constant des performances d'une infrastructure, une surveillance accrue du site est mise en place pour éviter les pannes.
- La réduction des coûts et l'optimisation des ressources : les différentes actions de la maintenance industrielle doivent permettre d'améliorer le rapport qualité/coût/délai de la production. En relation avec les autres acteurs du site, le technicien de la maintenance industrielle est impliqué dans les projets structurels impactant les outils et les installations.
- La conformité aux normes de sécurité et de réglementations : le responsable de maintenance est chargé de mettre en place des protocoles de sécurité pour assurer la protection du personnel et d'améliorer les conditions de travail. [3]

1.4. Les différentes formes de maintenance

Il y a deux types de maintenance : celle que l'on fait après la panne pour réparer et celle que l'on fait pour éviter la panne.

1.4.1. La maintenance corrective

C'est une maintenance destinée à rendre la santé aux machines qui l'ont perdue. C'est une maintenance peu efficace pour les machines vitales de production mais qui trouve son application bien adaptée à certains matériels peu coûteux, et hors production, comme les appareils domestiques de confort, par exemple. Donc la maintenance corrective est l'ensemble des activités réalisées après la défaillance du bien ou la dégradation de sa fonction pour lui permettre d'accomplir une requise au moins provisoirement. [4]

1.4.1.1. Maintenance palliative

Activités de la maintenance corrective destinées à permettre à un bien d'accomplir provisoirement tout ou partie d'une fonction requise. Appelée couramment dépannage, cette maintenance palliative est principalement constituée d'action à caractère provisoire qui devront être suivies par des actions à caractère définitif. [4]

1.4.1.2. Maintenance curative

Activités de la maintenance corrective ayant pour objectif de rétablir un bien dans un état spécifié ou de lui permettre d'accomplir une fonction requise. Les résultats des activités réalisées doivent présenter un caractère permanent. Ces activités peuvent être des réparations, des modifications ou aménagement ayant pour objet de supprimer la ou les défaillance(s). [4]

1.4.2. Maintenance préventive

Selon la norme AFNOR X60-010 « Maintenance ayant pour objet de réduire la probabilité de défaillance ou de dégradation d'un bien ou d'un service rendu. Les activités correspondantes sont déclenchées selon un échéancier établi à partir d'un nombre prédéterminé d'unités d'usage (maintenance systématique) et/ou de critères prédéterminés significatifs de l'état de dégradation du bien ou service (maintenance conditionnelle) ». Les objectifs de la maintenance préventive sont les suivants [4] :

- ✓ Augmenter la durée de vie des équipements ;
- ✓ Diminuer la probabilité de défaillance ;
- ✓ Assurer de bonnes conditions à la maintenance corrective ;
- ✓ L'Amélioration des conditions de travail du personnel de production ;
- ✓ Diminuer les causes d'accidents graves ;
- ✓ Augmentation de la fiabilité et la disponibilité des systèmes.

1.4.2.1. La maintenance systématique

Consiste à opérer des remplacements systématiques des composants, à intervalles réguliers, même si les pièces déposées sont encore en assez bon état. C'est un moyen sûr d'avoir des machines fiables, mais c'est un moyen coûteux qui ne se justifie que lorsque la machine est vitale dans l'entreprise, qu'elle est inaccessible en cours de fabrication, que la fabrication ne peut être arrêtée sans dégradations majeures et que le coût des pièces remplacées est faible au regard de ceux des investissements et de la production.

1.4.2.2. La maintenance conditionnelle

Consiste à n'intervenir pour remplacer les composants, ou faire des opérations de remise à l'état initial, qu'après avoir constaté des dégradations significatives et autant que possible fabrication en marche. L'idéal est que la machine puisse fonctionner le plus longtemps possible pour n'être arrêtée que juste avant que la panne ne survienne, ou que des pertes de fabrication n'apparaissent. Cela implique une surveillance constante et complète, avec des systèmes étalonnés pour déclencher l'alerte quand les limites sont atteintes. Ces systèmes d'alerte peuvent être manuels ou automatiques, extrêmement simples ou très sophistiqués. La pratique de la maintenance conditionnelle consiste à ne pas changer l'élément que lorsqu'il y a des signes de vieillissement ou d'usure de ce dernier. La maintenance conditionnelle (appelée aussi parfois maintenance prédictive suivant l'état de fonctionnement) comporte trois phases :

- ✓ La détection du défaut qui se développe ;
- ✓ L'établissement d'un diagnostic ;
- ✓ L'analyse de tendance.

Le matériel géré en maintenance préventive conditionnelle est fiable. Les pannes tendent à disparaître, les coûts directs d'intervention sont raisonnables et bien maîtrisés, les imprévus sont rares. C'est un bon mode de gestion applicable à toutes industries et à tous les types de machines de production. [4]

1.4.2.3. La maintenance prévisionnelle

Ce mode préventif s'appuie sur la connaissance exacte et rigoureuse des processus de dégradation. En suivant leur évolution on se situe en permanence par rapport à l'échéance fatale. Cela permet de prévoir avec certitude et confiance la date exacte de la défaillance. La fabrication en étant avertie assez tôt, et la maintenance ayant le recul suffisant pour préparer son intervention, l'urgence disparaît et chacune des parties, en accord avec l'autre, peut réaliser son programme sans perturbation. Ce mode de préventif doit s'appliquer chaque fois que c'est possible. Une large panoplie de moyen aide au diagnostic : mesure de vibration, analyse des huiles, bilans de rendement, mais leur interprétation exacte nécessite toujours des compétences de spécialiste. [4]

La figure (1.1) résume les différentes formes de maintenance.

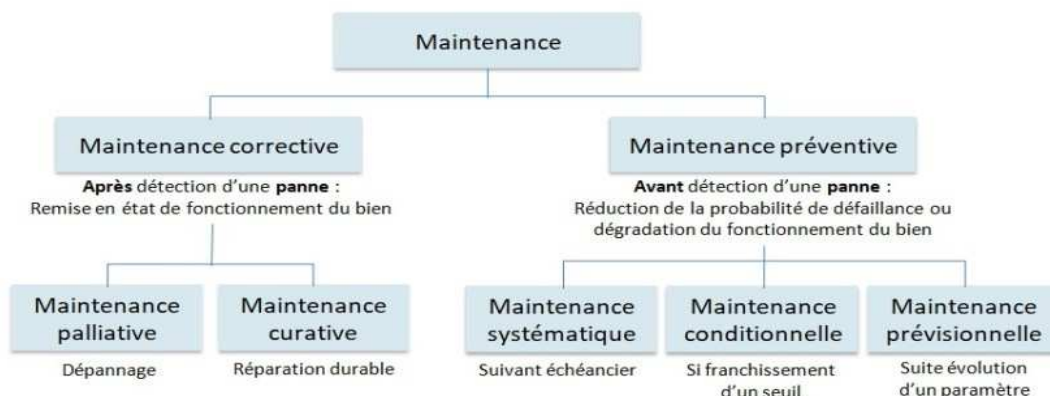


Figure 1.1 : Les différentes formes de maintenance [3]

1.5. Niveaux de maintenance

Il y a cinq niveaux de maintenance, qui vont des interventions les plus simples aux plus complexes. A chaque niveau correspondent des actions de maintenance corrective et préventive. Le tableau (1.1) montre les types d'activités relatives à chaque niveau de maintenance.

Niveau	Activités
Niveau 1	Réglage simple prévu par le constructeur ou le service de maintenance, au moyen d'éléments accessibles sans aucun démontage pour ouverture de l'équipement. Ces interventions peuvent être réalisées par l'utilisateur sans outillage particulier à partir des instructions d'utilisation.
Niveau 2	Dépannage par échange standard des éléments prévus à cet effet et d'opération mineure de maintenance préventive. Ces interventions peuvent être réalisées par un technicien habilité ou l'utilisateur de l'équipement dont la mesure où ils ont reçu une formation particulière.
Niveau 3	Identification est diagnostique de pannes suivit éventuellement d'échange de constituants, de réglage et de d'étalonnage général. Ces interventions peuvent être réalisées par un technicien spécialisé sur place ou dans un local de maintenance à l'aide de l'outillage prévu dans des instructions de maintenance.
Niveau 4	Travaux importants de maintenance corrective ou préventive à l'exception de la rénovation et de la reconstruction. Ces interventions peuvent être réalisées par une équipe disposant d'un encadrement technique très spécialisé et des moyens importants adaptés à la nature de l'intervention
Niveau 5	Travaux de rénovation, de reconstruction ou de réparation importante confiée à un atelier central de maintenance ou une entreprise extérieure prestataire de service.

Tableau 1.1 : Les niveaux de maintenance [5]

2. Approche de la maintenance conditionnelle

2.1. Généralités

La maintenance conditionnelle permet de déterminer la nature de l'action courante à effectuer sur le système et éventuellement la date de la prochaine intervention de maintenance en fonction du niveau de vieillissement du système. La maintenance conditionnelle est un outil efficace pour le contrôle du compromis entre maintenance préventive et maintenance corrective. Cependant, sa mise en place dans un contexte industriel est souvent empirique et ne conduit pas à l'obtention des meilleurs gains.

2.2. Aperçu des technologies

Selon la norme AFNOR X 60-010, la maintenance conditionnelle est définie comme une maintenance préventive subordonnée à un type d'évènement prédéterminé (auto diagnostic, information d'un capteur de mesure d'une usure révélateur de l'état de

dégradation du bien). Le choix des indicateurs dépend essentiellement de leur capacité à décrire l'installation surveillée. Ils sont de deux ordres ; les critères de consommation d'énergie, qualité du produit fini.....et les critères de comportement.

Parmi ces derniers, on peut citer de manière non exhaustive, les contrôles de bruit, l'analyse de la température, l'analyse d'huile, la mesure de vibrations. Ce dernier critère est le plus souvent utilisé en raison de son efficacité, de sa réactivité, de sa facilité de mise en œuvre et de la richesse des résultats obtenus. Il est non seulement l'outil de base de maintenance mais aussi de contrôle qualité dans le cas d'une recette vibratoire d'une installation neuve ou après remise en état. Mais la corrélation de plusieurs critères permet d'affiner les diagnostics. [1]

2.3. Les paramètres mesurés pour réaliser une maintenance conditionnelle

On distingue :

- ✓ Analyse vibratoire
- ✓ Analyse des huiles
- ✓ Analyse thermique
- ✓ Analyse technique

La figure (1.2) montre que statistiquement parlant, l'analyse vibratoire est de loin la technique la plus utilisée en milieu industriel avec un pourcentage de 75%, suivie de l'analyse d'huile à 12% et l'analyse thermique à 8%.

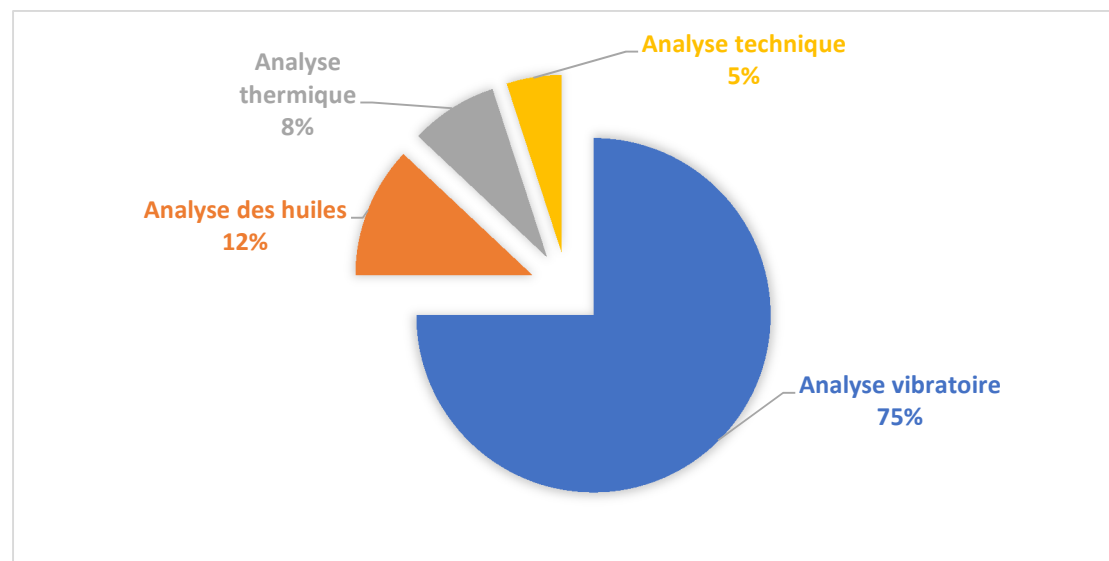


Figure 1.2: Pourcentage d'utilisation des différentes techniques de la maintenance conditionnelle

2.3.1. Analyse vibratoire

Fiable et efficace, l'analyse vibratoire occupe une place considérable dans les stratégies de maintenance conditionnelle. Elle permet la détection d'une large gamme de défauts rencontrés sur les machines tournantes. Son principe consiste à mesurer un signal vibratoire sur la machine et ensuite traiter ce signal par des outils spécifiques pour en tirer des informations relatives à l'occurrence d'un défaut. Profitant du développement

des outils et techniques de traitement des signaux, l'analyse vibratoire permet désormais la prédiction. Dans ce contexte, le maintenicien peut, par le biais de techniques modernes de traitement de signal, détecter le défaut dès sa naissance, suivre son évolution dans le temps et choisir le moment opportun pour programmer son intervention. [6]

2.3.2. L'analyse d'huile

Moins répandue que l'analyse vibratoire dans le domaine industriel, cette technique est plutôt réservée aux machines contenant des fluides de lubrification (Moteurs thermiques, motoréducteurs, ...etc.). Elle consiste à prélever un échantillon de l'huile de lubrification et de l'analyser pour en déterminer la teneur en polluants issus de l'usure des pièces mécaniques. Le coût de cette technique reste relativement élevé, la raison pour laquelle la plupart des entreprises ayant recours à l'analyse spectrométrique attribuent cette tâche à la sous-traitance. [6]

2.3.3. Thermographie

L'analyse thermique ou thermographie consiste à mesurer la température des structures, systèmes, machines, ...etc. Contrairement à ce qu'on croit, elle n'est pas réservée aux équipements électriques uniquement. Toute anomalie dans la signature thermique de la machine peut être la cause d'un défaut potentiel. Le développement des caméras infrarouges a permis la télémessure de l'émission thermique des structures, d'où le nom de la thermographie infrarouge. [6]

2.3.4. Analyse par ultrason

Cette technique a une similitude avec l'analyse vibratoire et/ou acoustique. La différence principale réside dans la plage de fréquence de l'analyse. La bande de fréquence de l'analyse vibratoire varie entre 1 Hz et 30 KHz, alors que celle de l'émission acoustique débute à partir de 30 KHz. Cette technique est très fiable pour la détection de fissures et des fuites par exemple. [6]

3. L'analyse vibratoire

Les vibrations des machines sont considérées comme la réponse de la fonction de 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 ou d'avorter l'apparition de défaillances. En plus de son efficacité, la facilité relative de son installation rend l'analyse des signaux vibratoires une des techniques les plus utilisées pour la surveillance et le diagnostic des défauts des machines tournantes dans l'industrie. La figure (1.3) montre l'exemple de l'analyse vibratoire d'une machine tournante. Il existe plusieurs techniques pour analyser les vibrations générées par la machine tournante : [7]

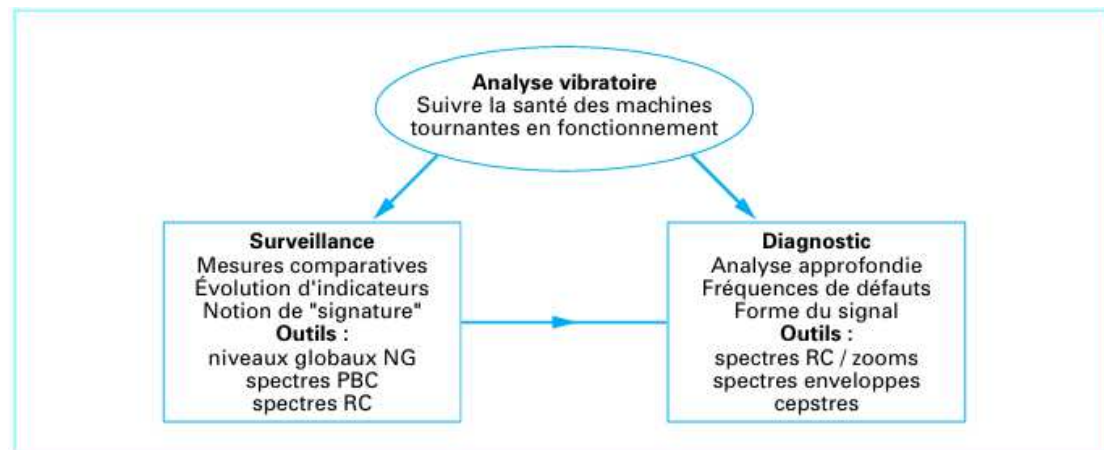


Figure 1.3: l'analyse vibratoire réalisée à partir de mesures effectuées sur les parties fixes des machines surveillées [8]

4. Principaux défauts dans les machines tournantes

Les machines tournantes (moteurs, turbines, compresseurs, pompes, etc.) sont sujettes à divers défauts mécaniques qui peuvent être détectés par l'analyse vibratoire. Voici les principaux défauts et leurs signatures vibratoires associées [9] :

4.1. Déséquilibre

- Cause : Masse inégale autour de l'axe de rotation.
- Symptôme vibratoire : Forte vibration à la fréquence de rotation (1xRPM).
- Conséquence : Usure prématurée des roulements et des composants.

4.2. Désalignement

- Cause : Mauvaise alignement entre l'arbre moteur et l'arbre entraîné.
- Symptôme vibratoire : Harmoniques multiples (1x, 2x, 3x RPM).
- Conséquence : Fatigue des arbres et des roulements.

4.3. Défauts de roulements

- Cause : Usure, lubrification insuffisante, contamination.
- Symptôme vibratoire : Fréquences spécifiques (BPFO, BPFI, BSF, FTF).
- Conséquence : Risque de casse et d'arrêt de production.

4.4. Jeu mécanique (Lâche mécanique)

- Cause : Fixations desserrées, usure excessive des paliers.
- Symptôme vibratoire : Présence de multiples harmoniques (1x, 2x, 3x RPM et plus).
- Conséquence : Risque de défaillance structurelle.

4.5. Cavitation (dans les pompes hydrauliques)

- Cause : Formation de bulles de vapeur dans un liquide sous pression.

- Symptôme vibratoire : Spectre large avec bruit aléatoire de haute fréquence.
- Conséquence : Dégradation rapide des pales et des paliers.

4.6. Problèmes électriques (moteurs électriques)

- Cause : Déséquilibre de tension, court-circuit, défaut de bobinage.
- Symptôme vibratoire : Vibration à 2x la fréquence de réseau (100 Hz en Europe, 120 Hz aux USA).
- Conséquence : Surchauffe et baisse de rendement moteur.

4.7. Les défauts d'engrenages

Les engrenages sont des composants importants de presque toutes les machines utilisées dans l'environnement industriel. Par conséquent, la détection d'un défaut dans ces organes doit être détectée à l'avance pour éviter une défaillance catastrophique. [10] La figure (1.4) montre deux défauts typiques d'engrenages.



Figure 1.4 : défauts d'engrenages

Le défaut d'engrenage se manifeste généralement dans les spectres vibratoires autour du pic qui correspond à la fréquence d'engrènement égale à :

$$f_e = z \cdot f_0 \quad (1.1)$$

Avec z le nombre de dent de la roue dentée et f_0 sa fréquence de rotation.

Après avoir décrit les principales manifestations vibratoires des défauts de fonctionnement des machines, nous allons examiner dans ce qui suit les stratégies de détection, de surveillance et la démarche de diagnostic s'appuyant sur l'analyse vibratoire et permettant de déduire une politique et des gestes de maintenance.

5. Méthodes de détection des défauts d'engrenages

5.1. 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 comme suit :

- a) RMS :** Le RMS (Root Mean Square), nommée aussi valeur efficace ou moyenne quadratique d'un signal, est un des premiers indicateurs utilisés en industrie, dû notamment à sa simplicité et à sa rapidité d'exécution. Une variation excessive du niveau RMS signifie en général un changement de l'état de fonctionnement et donc une défaillance. Son expression mathématique est de la forme :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t)]^2} \quad (1.2)$$

- b) Facteur de crête :** C'est un indicateur de surveillance simple à calculer, car c'est le rapport entre la valeur crête du signal et sa valeur efficace (RMS), comme il peut se calculer par le rapport entre la valeur maximale du signal et son écart type. Cet indicateur est utilisé pour la détection spécifique d'impulsions ou de chocs présents dans le signal vibratoire. Son expression mathématique est de la forme :

$$Fc = \frac{V_{crete}}{RMS} \quad (1.3)$$

- c) Kurtosis :** Plus spécifique au dépistage des défauts de roulements, le kurtosis approche la valeur de 3 pour un fonctionnement sans défauts de roulement, et augmente de façon remarquable dès l'apparition d'impulsions dues à la naissance d'un défaut. Le kurtosis tend à revenir à 3 dès que la dégradation entre en phase terminale. Son expression mathématique est de la forme :

$$Kurtosis = \frac{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t) - \bar{S}]^4}{\left[\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [S(t) - \bar{S}]^2 \right]^2} \quad (1.4)$$

- d) Moment d'ordre 3 :** Couramment appelé « Skewness », il représente le taux de dissymétrie de la distribution d'amplitudes du signal par rapport à la valeur moyenne. Il peut se calculer par l'expression :

$$M_3 = S_k = \frac{1}{\sigma^3} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^3 P(x) dx \quad (1.5)$$

5.2. 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 : [11]

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi f t} dt \quad (1.5)$$

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 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. [11]

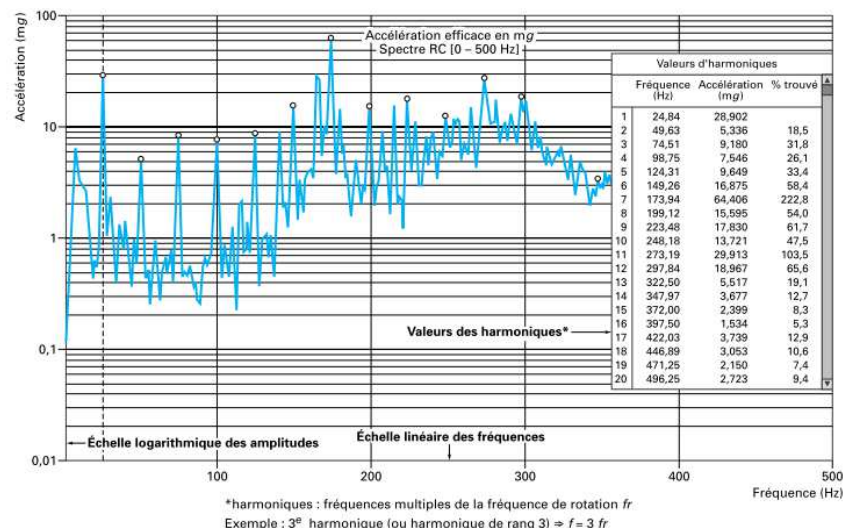


Figure 1.5 : Spectre d'une machine tournante [8]

5.3. 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 : [11]

$$C = TF^{-1}[Ln|X(f)|] \quad (1.6)$$

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 « Rhamoniques ».

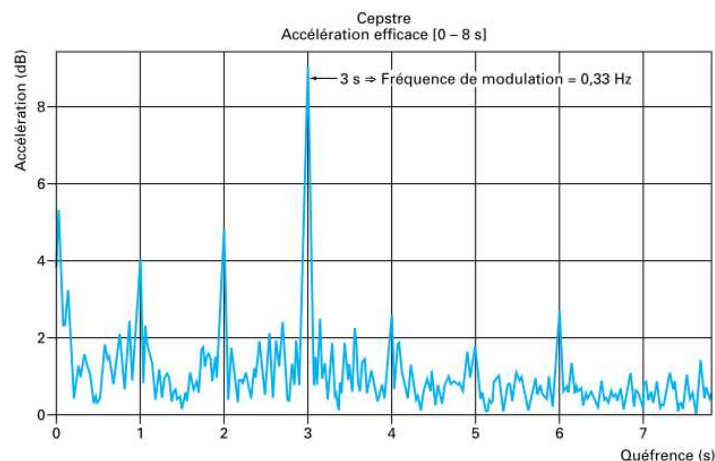


Figure 1.6 : Cepstre montrant un défaut d'engrenage dans une boîte de vitesse. [8]

5.4. 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 positif 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. [11]

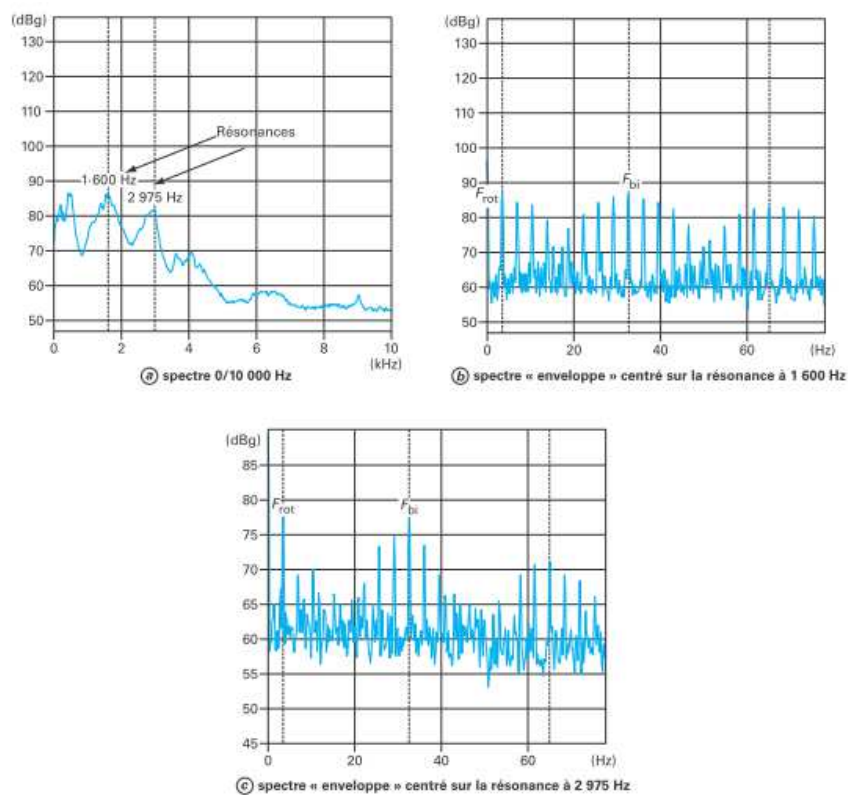


Figure 1.7 : Exemple d'une analyse d'enveloppe d'une machine [9]

6. Automatisation du diagnostic vibratoire

6.1. 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.

6.2. 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 insérées 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.

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 corresponde à aucune sortie prédéfinie, il donnera automatiquement un faux diagnostic. Parmi les algorithmes les plus répandus dans l'apprentissage supervisé nous pouvons citer la classification par les réseaux de neurones (ANN pour Artificial Neural Network) et le SVM (Support Vector Machine). [12]

6.3. 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 a 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 préférions la nomenclature de référence en Anglais SOM pour Self Organizing Maps. La figure (1.8) montre la différence entre le groupement (clustering) et la classification.

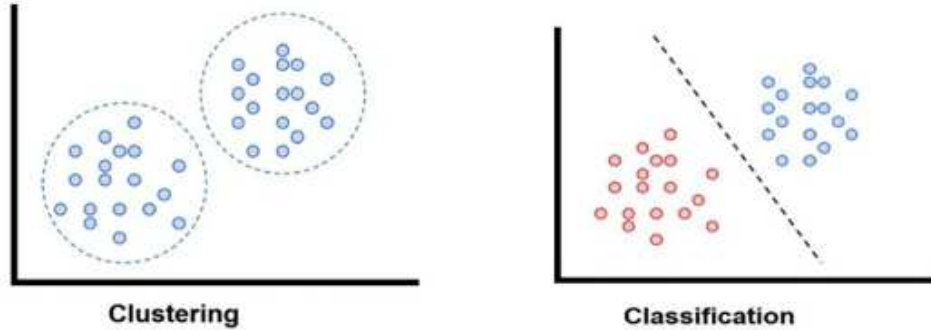


Figure 1.8 : Différence entre clustering (apprentissage non-supervisé) et la classification (apprentissage supervisé, le SVM par exemple)

7. 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.

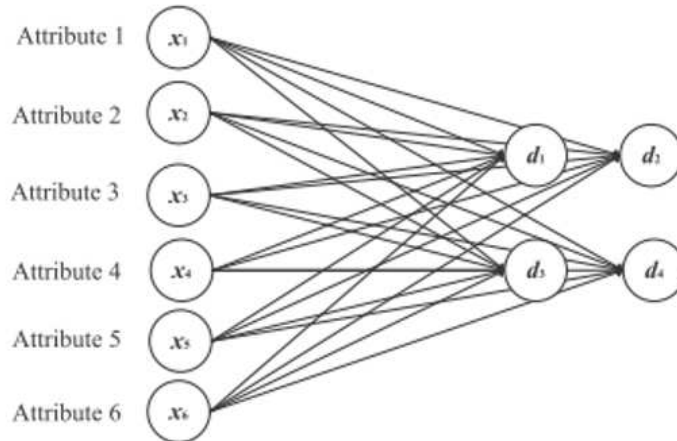
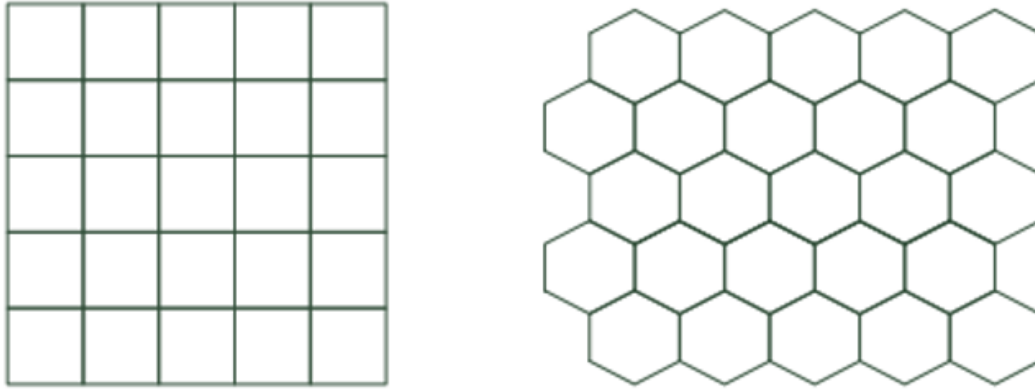
Contrairement aux méthodes supervisées, la SOM est une méthode non-supervisée, c'est-à-dire qu'il n'y a pas un objectif prédéfini à l'avance qui peut guider le processus de groupement. A cet effet, la SOM utilise un apprentissage par compétition où les nœuds de sortie coordonnent entre eux pour permettre l'opportunité d'une distinction claire entre les données. [12]

7.1. 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. 1.9). Donc en d'autre terme, le nombre de nœuds de sortie correspond au nombre de groupes donnés par l'algorithme de SOM. En se référant à [13], le nombre minimal de groupes

doit représenter 10% du nombre d'échantillons, quoique ceci ne doive pas constituer une règle stricte. La figure (1.10) représente une architecture d'un SOM pour une étude de marché avec six attributs et quatre groupes de sortie. Chaque vecteur ou attribut contient 20 valeurs (échantillons), conformément à l'hypothèse précédente le nombre de groupes doit être égal au minimum à 2 (20x10%). Les utilisateurs de cet exemple ont choisi de prendre quatre groupes (2x2) pour bien représenter les données d'entrée.



7.2. Etapes de l'algorithme SOM

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

Dans cette étape l'utilisateur choisit la forme des nœuds et la dimension de l'espace de sortie. On définit également un vecteur poids $w_i(t) = (w_{i1}, w_{i2}, w_{i3}, \dots, w_{im})^T$ 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 α_0 et le nombre maximal d'itérations T .

7.2.2. 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 (1.7) :

$$d_i(t) = \|x(t) - w_i(t)\| = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x(t)_j - w(t)_{ij})^2} \quad (1.7)$$

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 $x(t)$.

$$c(t) = \operatorname{argmin}\{\|x(t) - w_i(t)\|\} \quad (1.8)$$

7.2.3. 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 (1.9) le nouveau vecteur poids $w_i(t+1)$ correspondant à l'itération $(t+1)$ est calculé par :

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \alpha(t)h_{ci}(t)\|x(t) - w_i(t)\| \quad (1.9)$$

7.2.4. 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.

8. Vers une automatisation de la détection des défauts de machines tournantes

Deux grandes classes de méthodes existent ; celles basées sur un apprentissage supervisé et celles basées sur un apprentissage non-supervisé. Dans les méthodes basées sur l'apprentissage supervisé le résultat final est déjà connu, le système est guidé par l'utilisateur durant la phase d'apprentissage et les différentes 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. Plusieurs signaux seront donc utilisés dans cette phase à titre d'entraînement. Une fois le résultat de la phase d'entraînement est satisfaisant, le système sera théoriquement capable de reconnaître n'importe quel type de défaut à partir des attributs dont il connaît d'avance la variation, et peut donc le mettre dans sa classe correspondante. Le point faible de ces méthodes c'est la nécessité d'un grand nombre de données d'entrée pour l'entraînement et pour le test. En plus, et ceci dans un contexte plus pratique, le système peut conduire à un faux classement et donc à un faux diagnostic dans le cas où il rencontre un type de défaut pour lequel il n'a pas été entraîné pour le reconnaître. [12]

Pour les méthodes à apprentissage non-supervisé, le résultat attendu n'est pas connu a priori. Le système tend à grouper les données, plutôt que de les classer, sur la base de

leur similitude. Cette méthode ne requiert pas beaucoup de signaux comme c'est le cas pour les méthodes supervisées. En plus, le système n'étant pas influencé par l'utilisateur, est capable de grouper plusieurs types de défauts qu'il ne connaît pas à priori. Le plus difficile dans cette approche est le choix d'attributs pertinents permettant la tâche de groupement sans erreur possible. [12]

Parmi les méthodes supervisées, la classification par les réseaux de neurones (ANN pour Artificial Neural Networks) est peut-être l'approche qui a été la plus utilisée dans la littérature. Les ANN tendent à permettre une expression logique entre les entrées et les sorties en imitant la structure des neurones humaines. Plusieurs applications ont été réalisées pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements comme dans Bin et al. [14] combinant la transformée par paquet d'ondelettes, l'EMD, dans Paya et al. [15] utilisant les ondelettes seules, ou dans Yu et al. [16] utilisant l'EMD.

A travers plusieurs utilisations des ANN dans le domaine du diagnostic vibratoire, plusieurs limites ont été répertoriées. Premièrement la phase d'entraînement requiert beaucoup de temps et beaucoup de signaux (ou d'attributs) avant d'arriver à une certaine satisfaction. En plus, la vitesse de convergence est très lente, et enfin les ANN se sont montrées inappropriées pour être utilisés sur de petits échantillons.

L'une des alternatives les plus utilisées pour les ANN est sans doute les SVM (Support Vector Machine). Cette approche a été initialement introduite par Cortes et Vapnik en 1995 montrant un grand avantage de son utilisation sur un nombre restreint de données. La SVM est une méthode de classification qui a été très utilisée dans la littérature dans le diagnostic vibratoire. Nous pouvons citer les travaux de Zhang et Zhou [17], Sugumaran et Ramachandran [18], Saimurugan et al. [19].

Pour les méthodes non-supervisées, le groupement par l'algorithme SOM (Self Organizing Maps) est sans doute la technique la plus utilisée. Appartenant aux ANN, elle est nommée aussi cartes de Kohonen du nom du statisticien Finlandais ayant développé cette approche en 1982. Cette méthode est utilisée notamment pour le groupement, la visualisation, et l'exploration dans l'analyse des données. Comme il s'agit d'une approche non-supervisée, la SOM permet le groupement des données sans connaissance préalable des classes de sortie. L'algorithme est basé sur la mesure de la similitude entre les échantillons par le calcul de la distance Euclidienne. Les échantillons jugés similaires sont donc classés ensemble. Cette approche a été utilisée par Fadda et al. [20] pour l'automatisation de la détection des défauts de roulements et a permis de mettre en évidence quatre groupes correspondant aux quatre types de défauts considérés (sans défaut, défaut BE, défaut BI et défaut de bille).

Allia et al. [21] ont également utilisé la SOM pour le diagnostic des défauts de roulement en comparant ses performances à la perception sonore. Les résultats ont été très encourageants dans le sens où cette méthode a permis le groupement de 50 signaux vibratoires mesurés sur une période de 50 jours. En utilisant le kurtosis comme seul attribut, quatre groupes ont été obtenus, faisant une distinction claire entre le cas sans défaut, petit défaut, défaut sévère et défaut en stade final (détérioration complète du roulement).

Dans Chaabi [12], l'algorithme SOM est utilisé pour le diagnostic des défauts de roulements dans le régime variable. En adoptant un attribut spécialement lié au régime variable, les résultats montrent un parfait groupement de trois types de défauts de roulements peu importe la plage de vitesse de fonctionnement et sa variation.

Enfin nous pouvons citer une étude intéressante faite par Vakharia et al. [22] dans laquelle les auteurs entament une comparaison entre les méthodes supervisées et non-supervisées pour la détection des défauts de roulements. Les performances de la SVM et de la SOM ont alors été étudiées en utilisant trois attributs ; le facteur de forme, le facteur de crête et l'entropie de permutation.

9. Conclusion du chapitre

Ce chapitre vise à donner une vision d'ensemble sur l'approche adoptée pour le diagnostic vibratoire des machines tournantes. Nous avons commencé par explorer les fondamentaux de la maintenance, en mettant en lumière ses principes de base. Ensuite, nous avons abordé la maintenance conditionnelle et les diverses techniques utilisées, en mettant un accent particulier sur l'analyse vibratoire. Une attention particulière a été ensuite donnée aux divers outils utilisés pour la détection des défauts d'engrenages. Enfin nous avons donné un aperçu sur l'algorithme d'automatisation de la détection des défauts qui serait utilisé dans ce mémoire, à savoir la SOM. Une revue bibliographique est jointe à cet aperçu pour explorer l'application des méthodes d'automatisation, notamment la SOM, pour la détection des défauts dans les machines tournantes.

CHAPITRE II

Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe

1. Introduction

Le Centre Technique des Industries Mécaniques (CETIM) propose des bancs d'essai spécifiquement conçus pour la surveillance et l'analyse du comportement des engrenages en conditions représentatives. Ces bancs permettent de simuler des charges variables, des vitesses de rotation réalistes et des environnements de fonctionnement proches des applications industrielles, tout en capturant les signaux vibratoires émis par les systèmes mécaniques.

Parmi les techniques les plus efficaces pour la détection de défauts précoces figure l'analyse par enveloppe. Cette méthode consiste à extraire l'amplitude modulée du signal vibratoire, qui est souvent masquée par d'autres fréquences, afin de révéler clairement les signatures caractéristiques des défauts naissants, notamment ceux localisés sur les dentures des engrenages. Combinée aux données de mesure obtenues sur le banc d'essai du CETIM, l'analyse par enveloppe offre ainsi une capacité d'identification fine et rapide des anomalies, avant même que des signes visibles ou des dysfonctionnements critiques n'apparaissent.

2. Le banc d'essai d'engrenage CETIM

Les tests ont été effectués sur un banc d'essai de grandeur industrielle fonctionnant 24h/24h. Le dimensionnement des roues de l'engrenage cémenté trempé, ainsi que les conditions de fonctionnement (vitesse, couple) sont fixés de façon à obtenir un écaillage sur toute la largeur d'une dent (qui fixe la fin de l'essai, la rupture étant imminente) en environ 12 jours. Tous les jours après l'acquisition des signaux vibratoires, le banc est arrêté pour observer l'état des dents de roues.

Le système relativement simple nous permettra d'effectuer les différents calculs et d'extraire les différents indicateurs sur les signaux enregistrés. Le système est composé d'un moteur, d'un réducteur de bouclage de rapport 40/42 et du réducteur testé, de rapport 20/21. La figure (2.1) montre le montage du système [23].

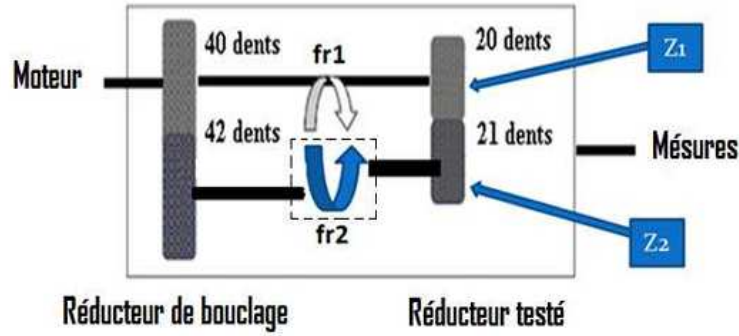


Figure 2.1 : Banc d'essai de CETIM

Le réducteur testé a pour vitesse de rotation 1000 tr/min, soit donc une fréquence de rotation de 16,67 Hz. Or, les deux roues composant ce réducteur ont un nombre de dents quasiment identique. Leurs fréquences de rotation sont donc très proches l'une de l'autre. Nous avons en effet :

$$\omega = 1000 \text{ tr / min} \Rightarrow fr_1 = 1000 / 60 = 16,67 \text{ Hz} \quad (2.1)$$

$$fr_2 = \frac{20}{21} \cdot fr_1 = 15,88 \text{ Hz} \quad (2.2)$$

La fréquence d'engrènement des deux roues sera :

$$f_{eng} = fr_2 \cdot 21 = fr_1 \cdot 20 = 333,48 \text{ Hz} \quad (2.3)$$

Le nombre de points N par période (par tour) de la roue 1 est :

$$fr_1 = 1000 \text{ tr / min} = \frac{100}{6} \text{ tr / s} \quad (2.4)$$

$$N = \frac{T_1}{\Delta t} = \frac{fe}{fr_1} = \frac{20000}{16,67} = 1200 \text{ pts} \quad (2.5)$$

La période T est :

$$T = 1 / fr_1 = \frac{6}{100} = 0,06 \text{ s} \quad (2.6)$$

La fréquence d'échantillonnage : $fe = 20 \text{ kHz} = 20000 \text{ Hz}$, la période d'échantillonnage sera donc égale à :

$$\Delta t = \frac{1}{fe} = 5 \cdot 10^{-5} \text{ s} \quad (2.7)$$

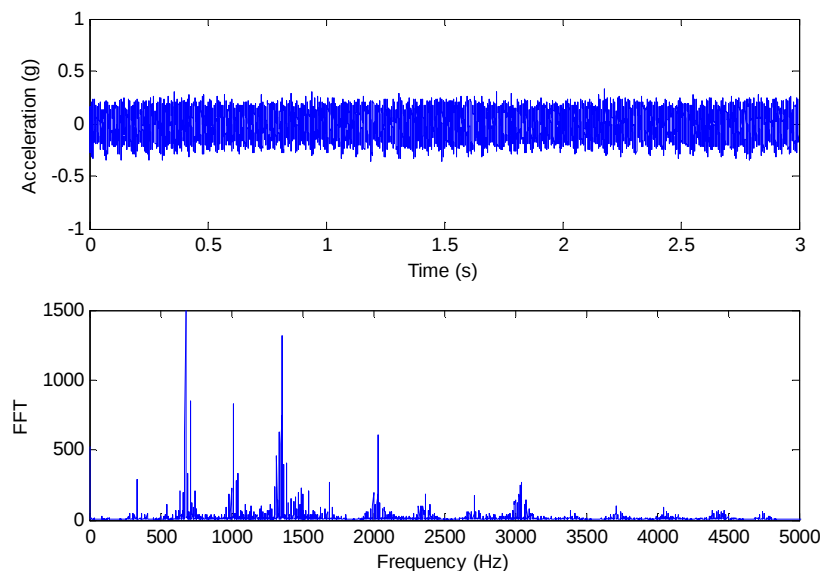
La fréquence d'engrènement du réducteur testé est 333.48 Hz. Un enregistrement a été fait tous les jours de la seconde journée à la treizième. Nous disposons donc d'un ensemble de douze signaux de 60160 points, échantillonnés à 20 kHz, représentant chacun 3.08 secondes soit à peu près 51 périodes de rotation. Au cours de cette campagne de test, l'engrenage passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrenage détérioré sur une durée de 13 jours ; le défaut qui apparaît étant un écaillage.

3. Analyse des signaux et des spectres bruts

La figure (2.2) montre les signaux bruts mesurés des 12 jours d'essai ainsi que leurs spectres correspondants. La première remarque à signaler est le fait que pour les dix premiers jours les signaux vibratoires ne mettent en évidence aucune information particulière sur l'existence d'un défaut d'engrenage. Pour le 11^{ème} et le 12^{ème} jours on remarque l'occurrence d'impacts périodiques indiquant l'existence d'un défaut de type choc correspondant au défaut d'engrenage. Le niveau vibratoire, étant presque inchangé pour les dix premiers jours, augmente pour les deux derniers jours.

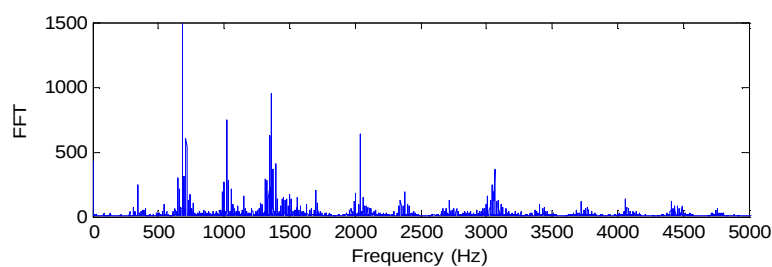
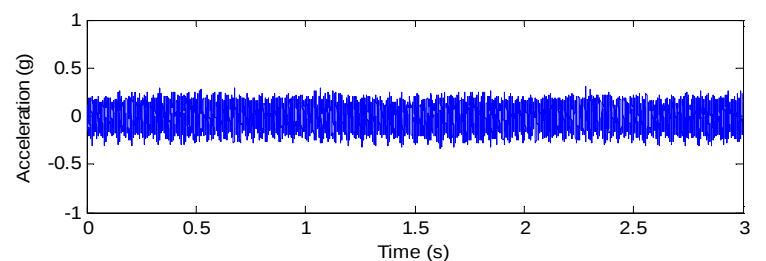
La tendance est pratiquement similaire pour les douze spectres FFT. Pour les dix premiers jours les spectres mettent en évidence la fréquence d'engrènement (333.48 Hz) et plusieurs de ses harmoniques, alors que pour les deux derniers jours des modulations importantes sont localisées sur tout le spectre ce qui ne laisse aucun doute sur l'existence du défaut d'engrenage. Une analyse plus fine montre que ces modulations sont espacées d'environ 16.67 Hz qui correspond parfaitement à la fréquence de rotation de la roue défectueuse.

Notons également qu'une autre analyse plus fine des spectres des dix premiers jours montre que de petites modulations peuvent être observées autour de la fréquence d'engrènement et de ses harmoniques. Ces modulations sont d'amplitudes moins importantes mais dont l'espacement correspond également à la fréquence de rotation de la roue défectueuse, soit 16.67 Hz. Nous n'avons pas plus d'informations sur cette constatation, mais dans le cas normal ces modulations ne devraient pas être présentes sur le spectre. La seule explication que nous pouvons donner est le fait que l'engrenage présente déjà un début d'écaillage dès le début du test.

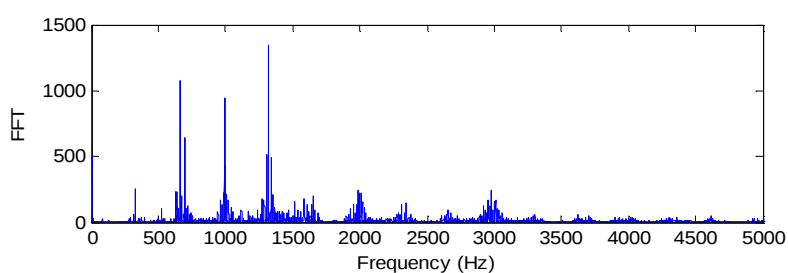
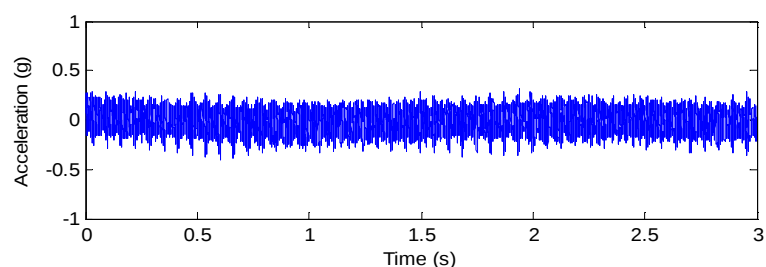


Jour 1

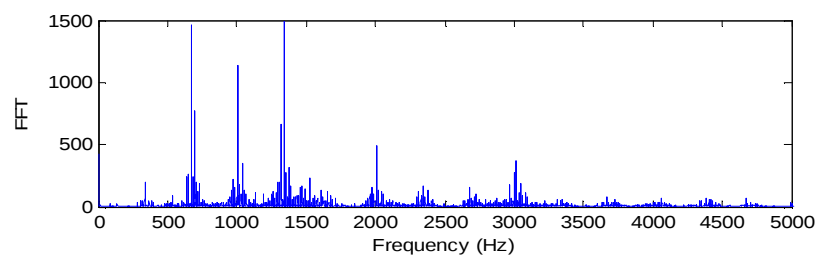
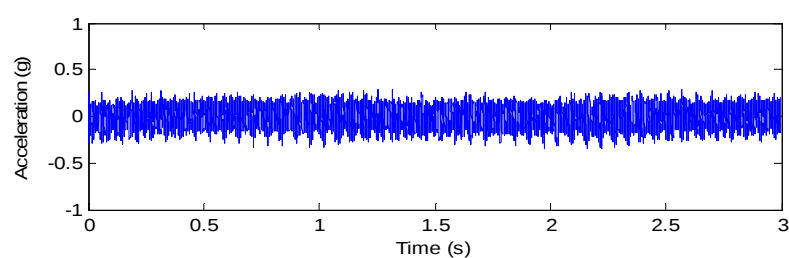
CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe



Jour 2

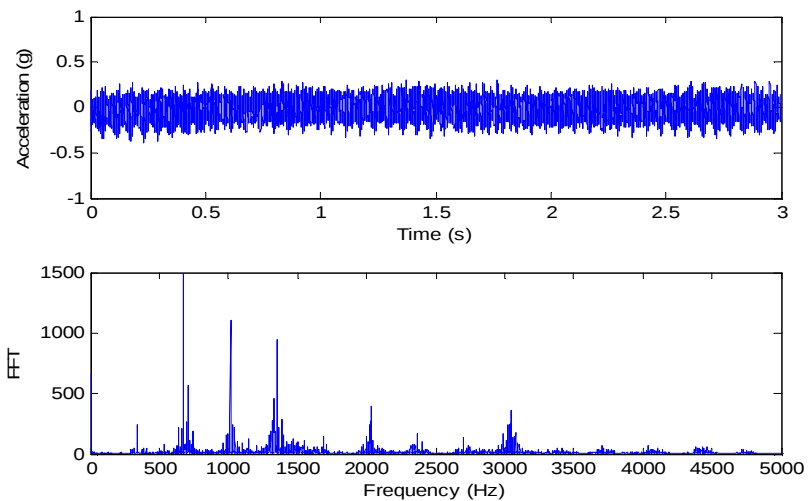


Jour 3

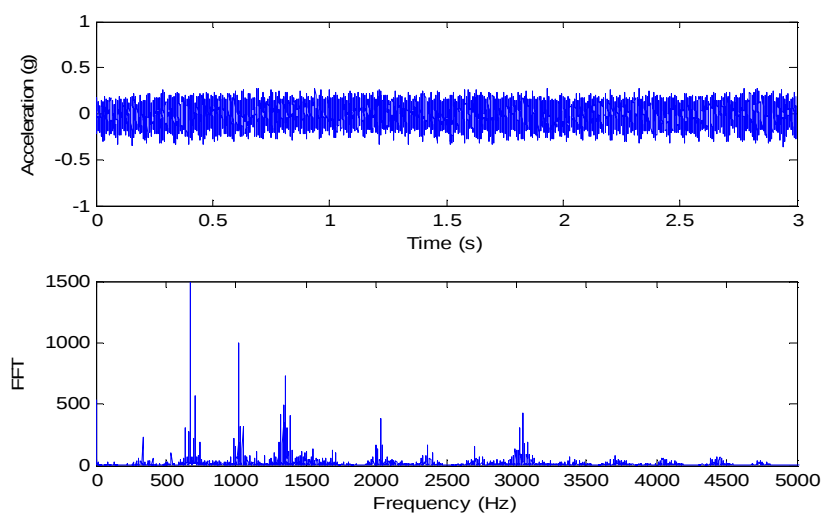


Jour 4

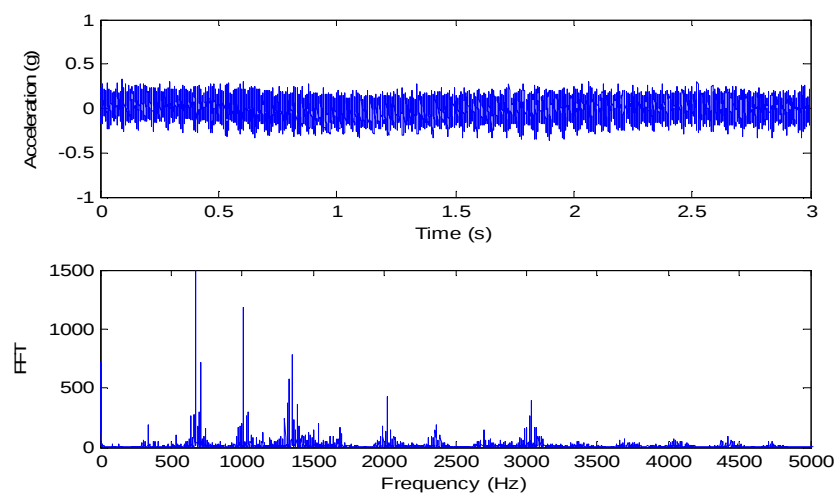
CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe



Jour 5

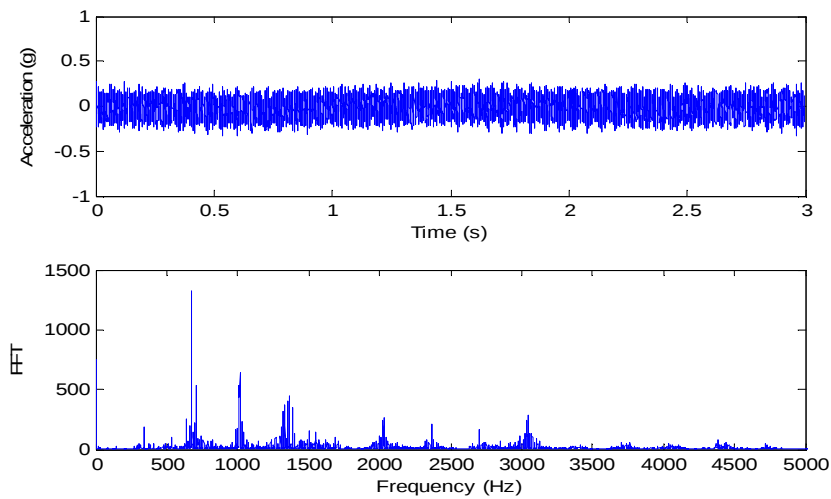


Jour 6

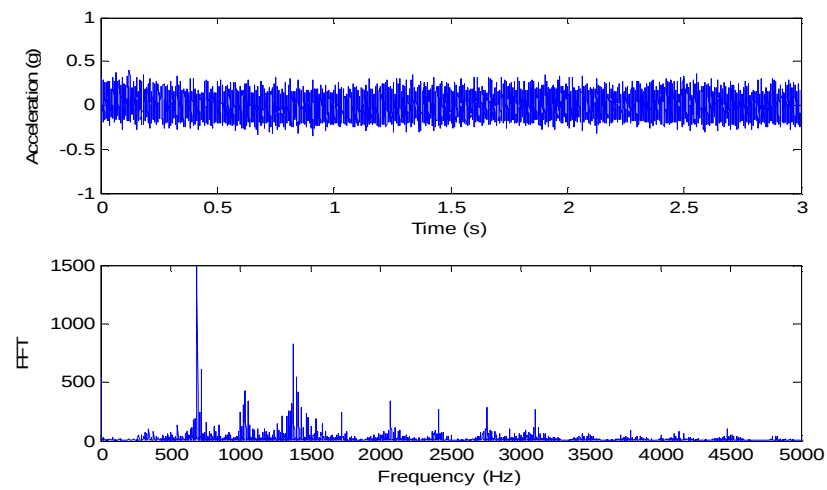


Jour 7

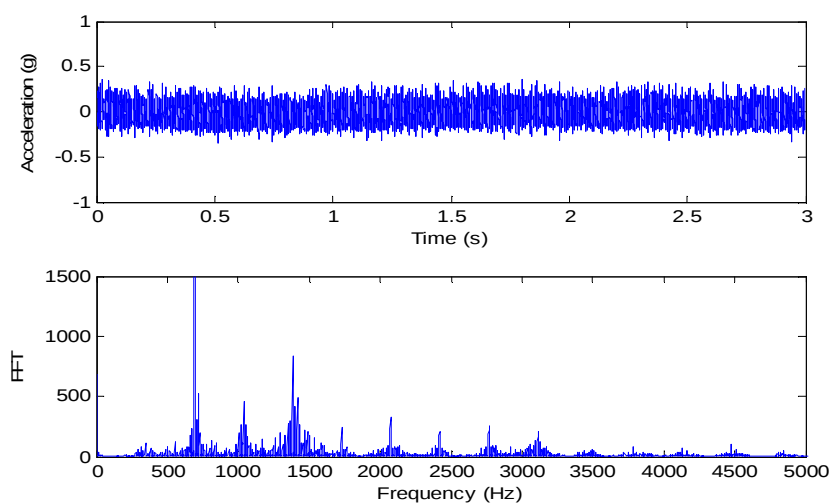
CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe



Jour 8



Jour 9



Jour 10

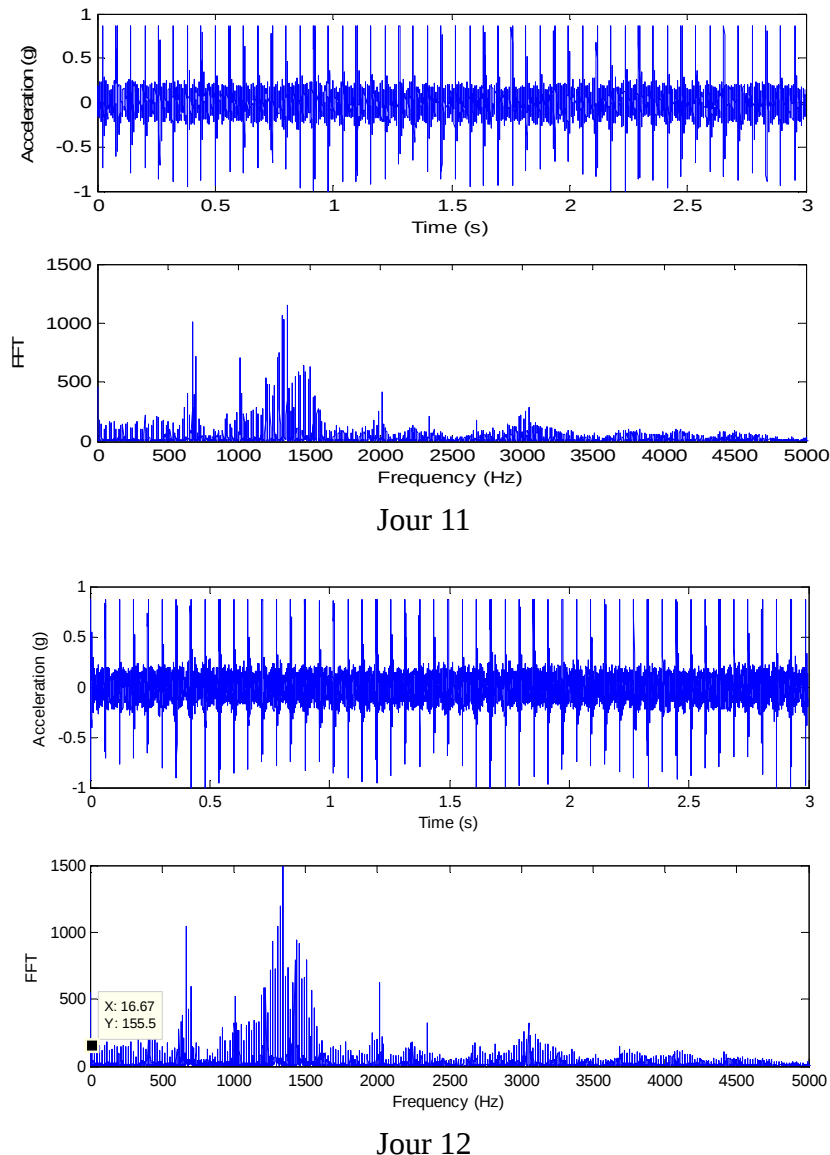


Figure 2.2 : Signaux bruts et spectres des douze jours d'essai

4. Analyse statistique des signaux bruts

Une analyse statistique est entamée dans ce qui suit avec l'utilisation de six indicateurs scalaires (Kurtosis, facteur de crête, RMS, valeur crête, skewness et la valeur moyenne). Rappelons que ces indicateurs sont très utilisés pour l'analyse statistique des signaux vibratoires et sont donc un moyen efficace dans le cadre de la surveillance vibratoire des machines tournantes. Certains de ces indicateurs, comme le kurtosis et le facteur de crête, sont plus adaptés aux défauts de type chocs, notamment ceux induits par des engrenages défectueux, ce qui est notre cas. Les valeurs numériques des indicateurs calculés sont montrées dans le tableau 1 de l'annexe.

La figure (2.3) montre le kurtosis des douze signaux. Pour les dix premiers jours le kurtosis est bien en dessous de sa valeur limite égale à 3 et donc ses valeurs reflètent

CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe

un état de fonctionnement tout à fait normal. Pour les deux derniers jours, le kurtosis augmente d'une manière spectaculaire dépassant largement sa valeur limite est avoisinant même 14. Cette valeur indique un état de dégradation très avancé de l'engrenage. Le plus étonnant est que le kurtosis juste un jour avant affichait une valeur très normale et très loin d'être inquiétante.

Quant au facteur de crête, étant semblable au kurtosis, il affiche des valeurs également normales pour les dix premiers jours inférieures à sa valeur limite égale à 6. Il augmente cependant pour les deux derniers jours dépassant sa valeur limite indiquant ainsi la présence d'un défaut de type chocs (figure 2.4).

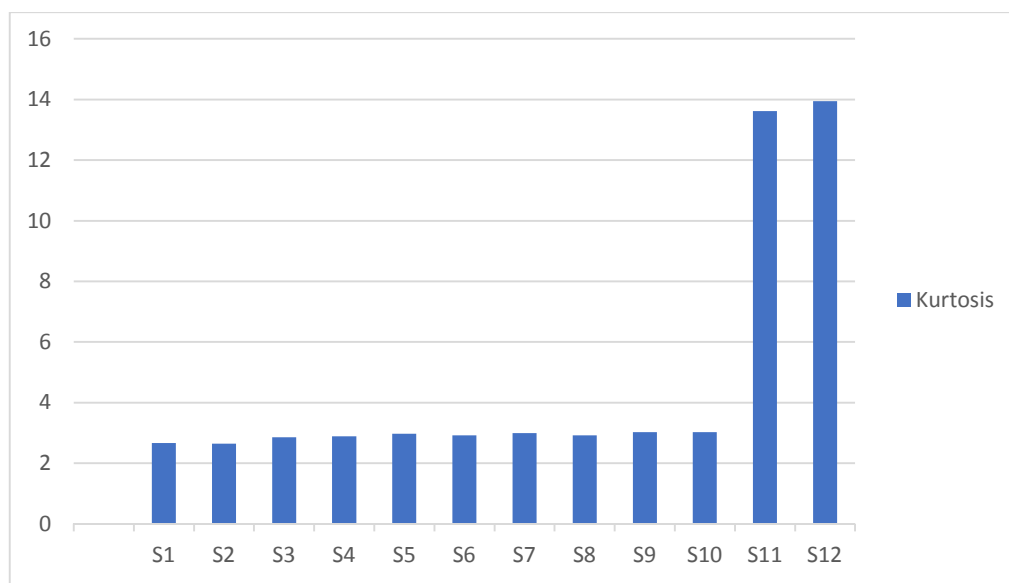


Figure 2.3. Kurtosis des douze jours

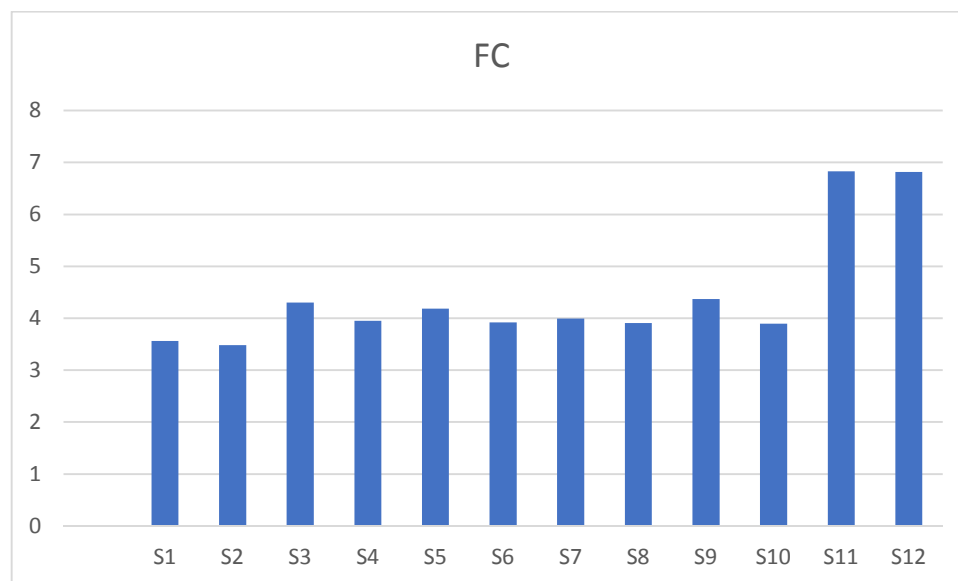


Figure 2.4. Facteur de crête des douze jours

CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe

La même remarque est valable pour le RMS (figure 2.5) dont les valeurs sont presque identiques pour les dix premiers jours mais qui augmentent subitement pour les deux derniers jours. Contrairement au kurtosis et au facteur de crête, le RMS n'a pas une valeur limite mais son évolution dans le temps permet d'évoquer l'existence d'un défaut, même si sa nature ne peut être connue a priori.

Les mêmes constatations sont notables pour la valeur crête qui est un indicateur de la même nature que le RMS (figure 2.6).

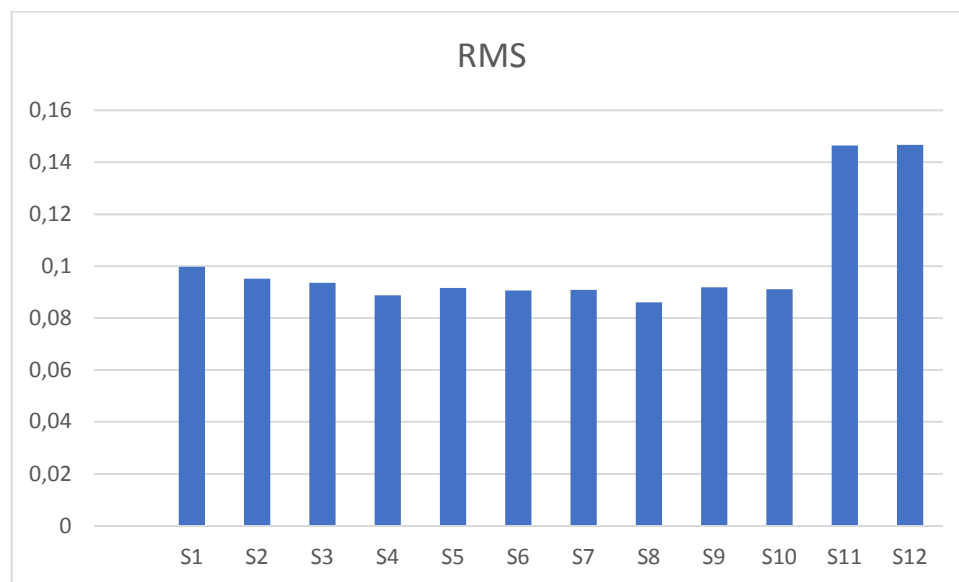


Figure 2.5. RMS des douze jours

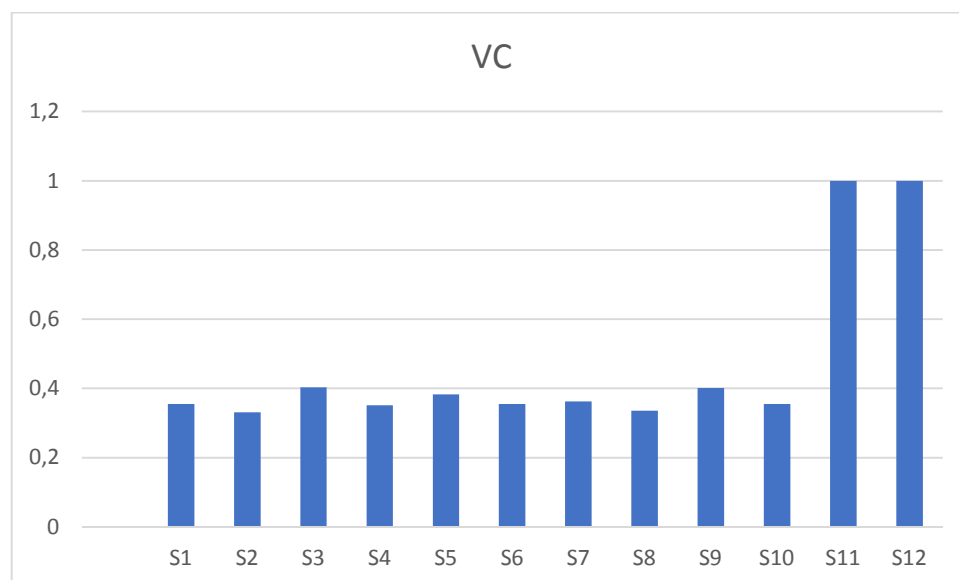


Figure 2.6. Valeur crête des douze jours

Le skewness lui affiche des valeurs négatives aux huit premiers jours et d'autres positives à partir du neuvième jour. Il rejoint les autres indicateurs en indiquant des valeurs positives très importantes les deux derniers jours, ce qui met en évidence l'existence d'un défaut. Notons également que le passage du skewness de valeurs

CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe

négatives en valeurs positives peut indiquer un changement dans le signal et donc peut évoquer l'existence d'un défaut dès le neuvième jour (figure 2.7). Le skewness se montre donc comme un indicateur très intéressant du fait qu'il a réussi à mettre en évidence l'existence d'un éventuel défaut dès le neuvième jour, même s'il reste incapable de déceler sa nature.

Enfin la valeur moyenne n'a aucune tendance particulière qui ne peut être exploitée pour la détection du défaut et apparaît donc comme le plus faible des six indicateurs scalaires utilisés (figure 2.8).

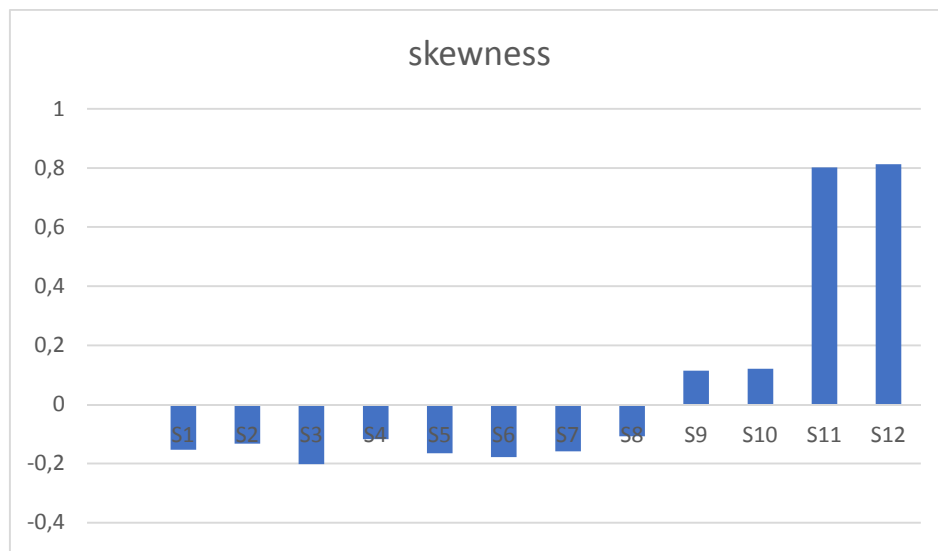


Figure 2.7. Skewness des douze jours

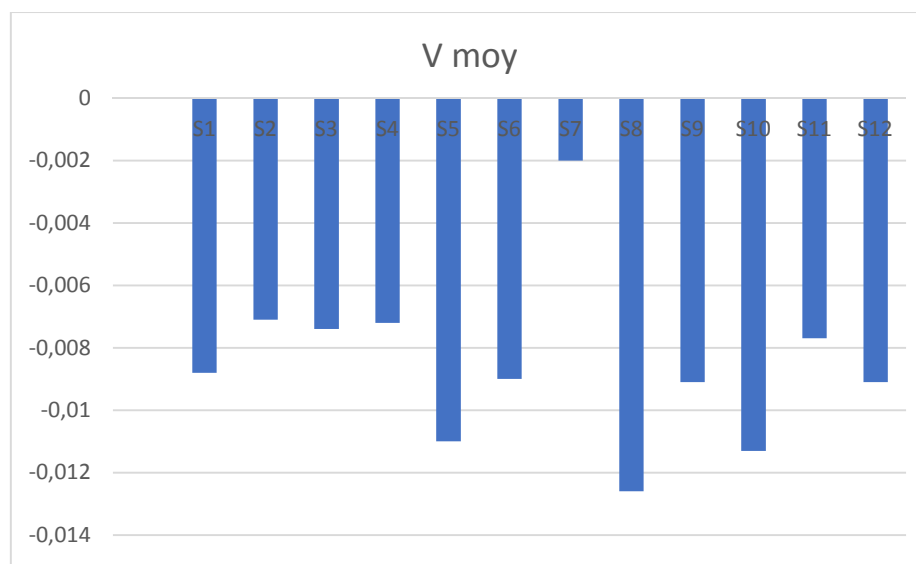


Figure 2.8. Valeur moyenne des douze jours

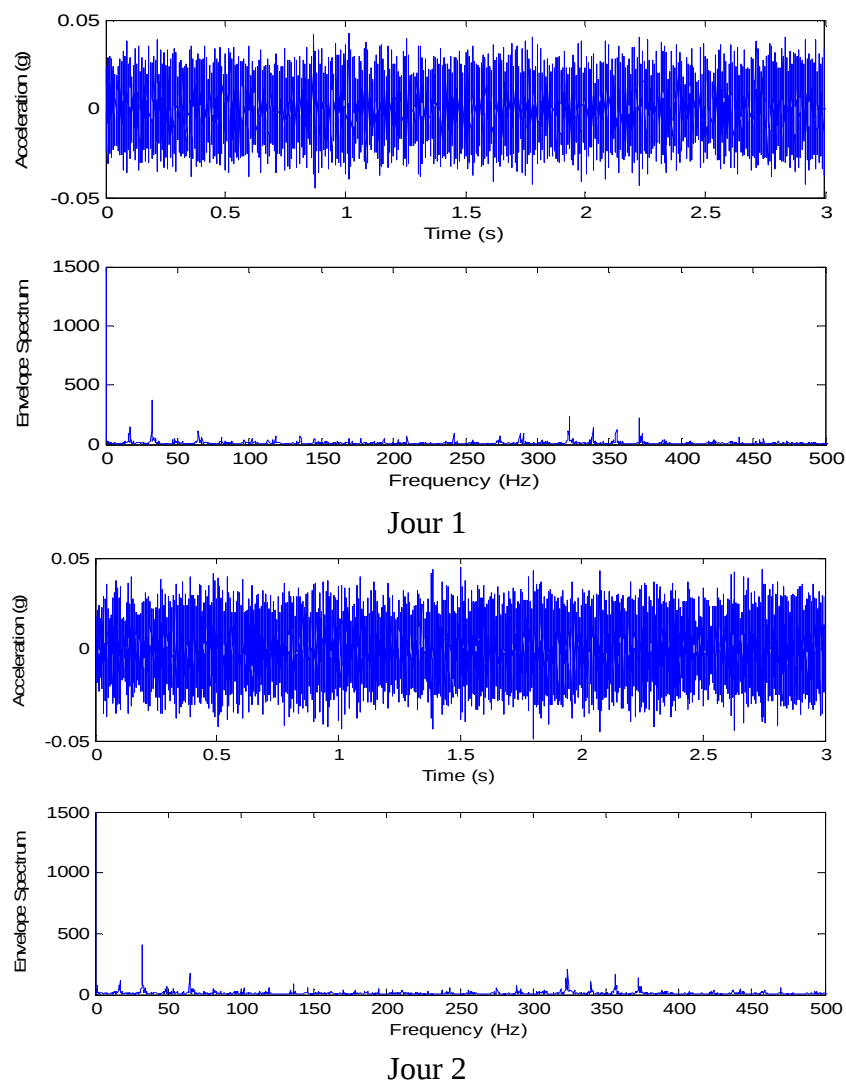
5. Analyse des signaux filtrés et des spectres d'enveloppe

Dans ce qui suit nous allons procéder au filtrage des signaux mesurés en utilisant la transformée en ondelettes. Des spectres d'enveloppe sont par la suite calculés à partir

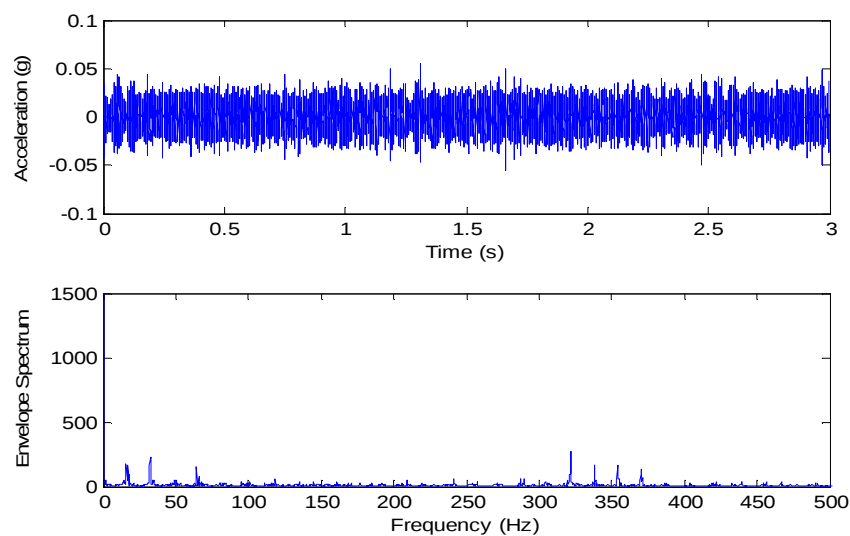
CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe

des signaux filtrés en utilisant la méthode d'enveloppe basée sur la transformée de Hilbert. L'objectif est de comparer les résultats obtenus avec ceux avant filtrage. La figure (2.9) montre chaque signal filtré et son spectre d'enveloppe correspondant pour les douze jours d'essai.

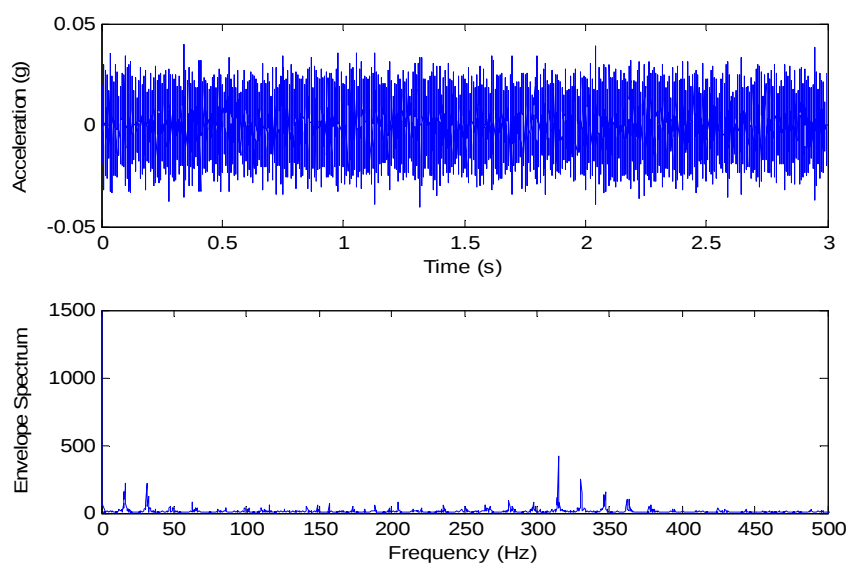
Pour les signaux filtrés aucune constatation particulière n'est à soulever par rapport à ceux bruts. L'analyse statistique menée plus tard pourra sans doute donner plus d'informations. La seule remarque est une diminution de l'amplitude vibratoire due à l'opération de filtrage. Pour les deux derniers jours, les spectres d'enveloppe mettent en évidence clairement une fréquence modulante et plusieurs de ses harmoniques. Cette fréquence correspond parfaitement à la fréquence de rotation de la roue défectueuse, soit 16.67 Hz et plusieurs de ses harmoniques. Le plus important et que cette composante est visible dès le premier jour, ce qui laisse penser que le défaut est déjà peu prononcé dès le premier jour comme nous l'avons évoqué avant. Bien évidemment cette composante s'accroît au fur et à mesure de l'évolution du défaut à travers les jours.



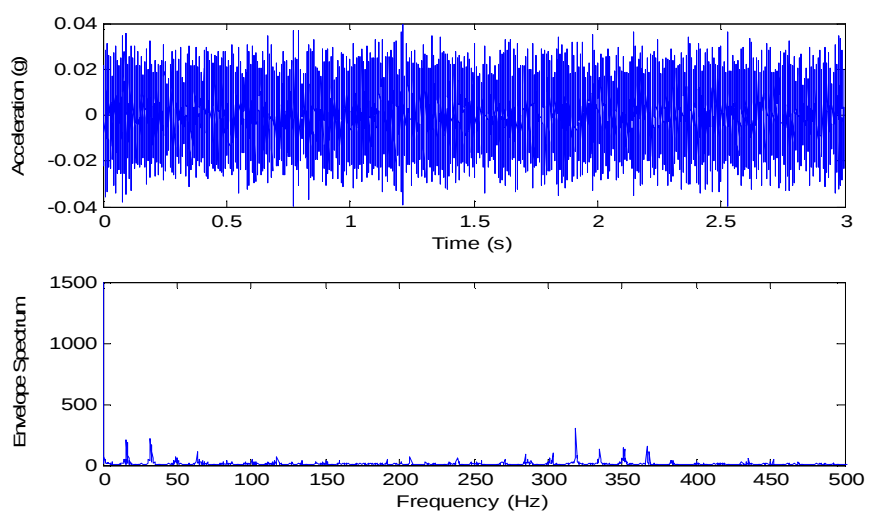
CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe



Jour 3

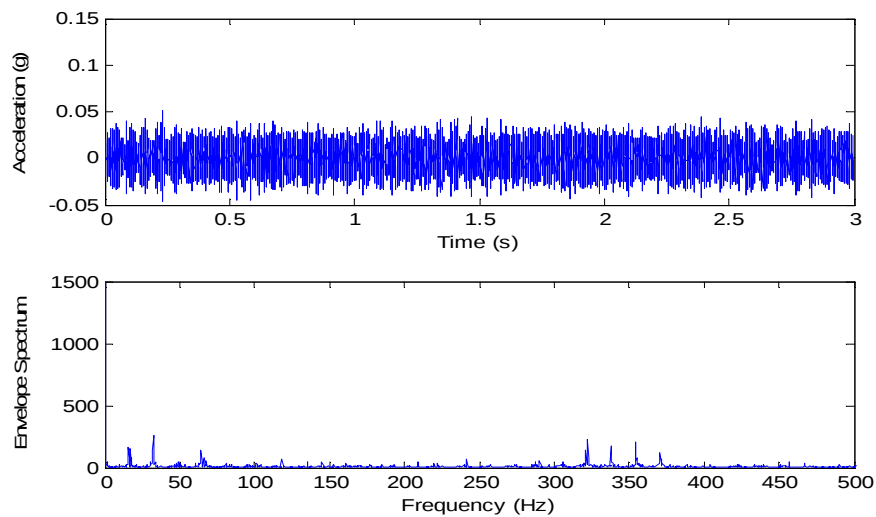


Jour 4

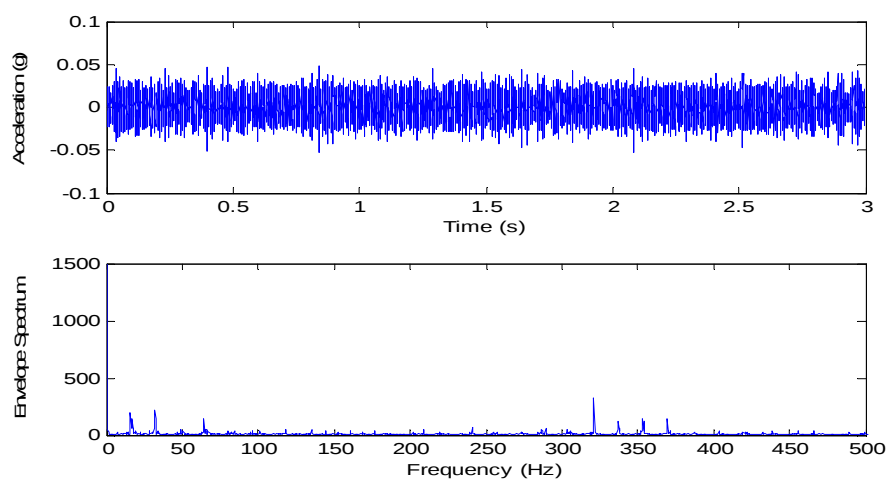


Jour 5

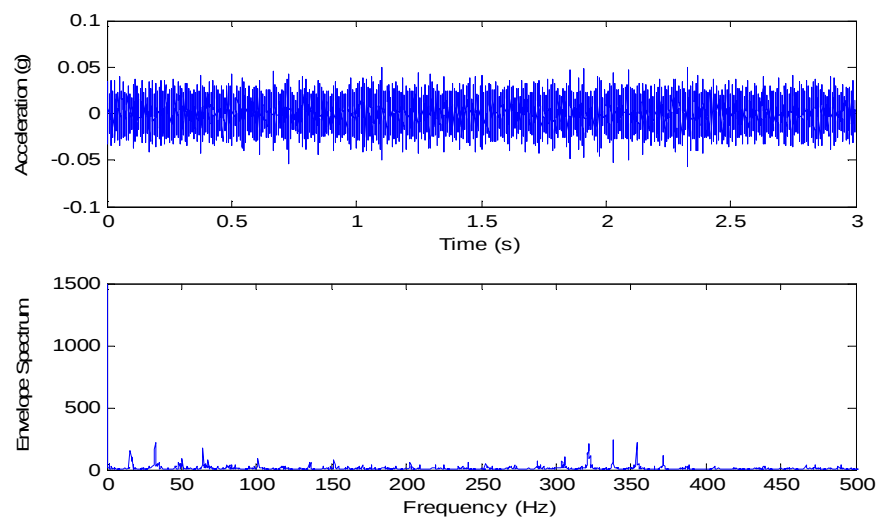
CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe



Jour 6

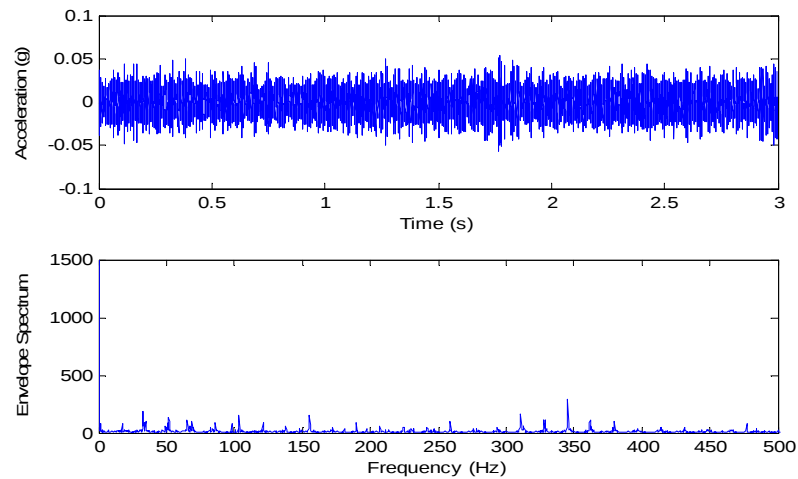


Jour 7

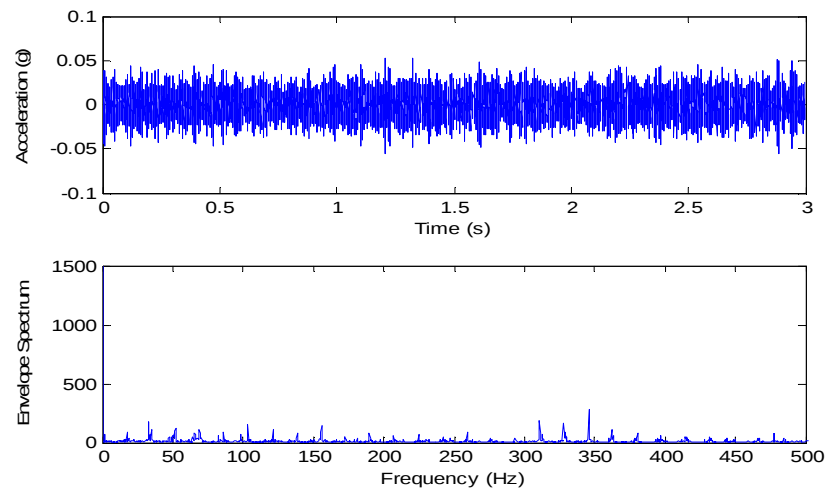


Jour 8

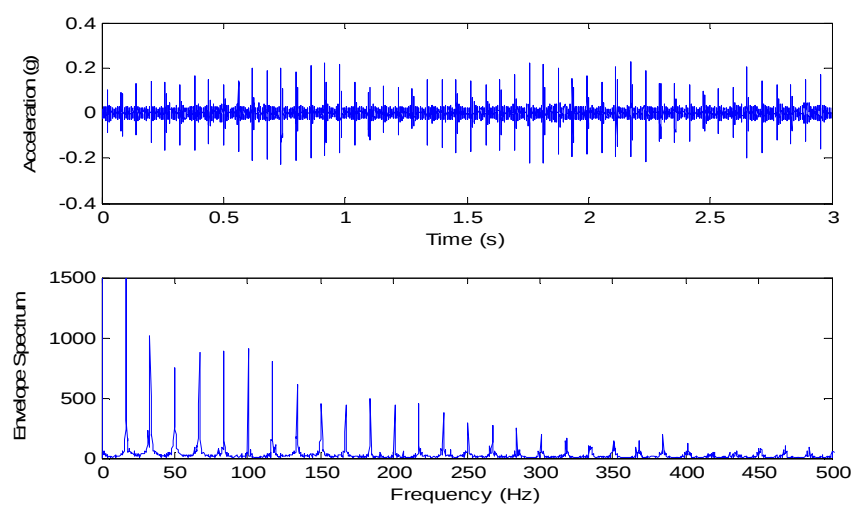
CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe



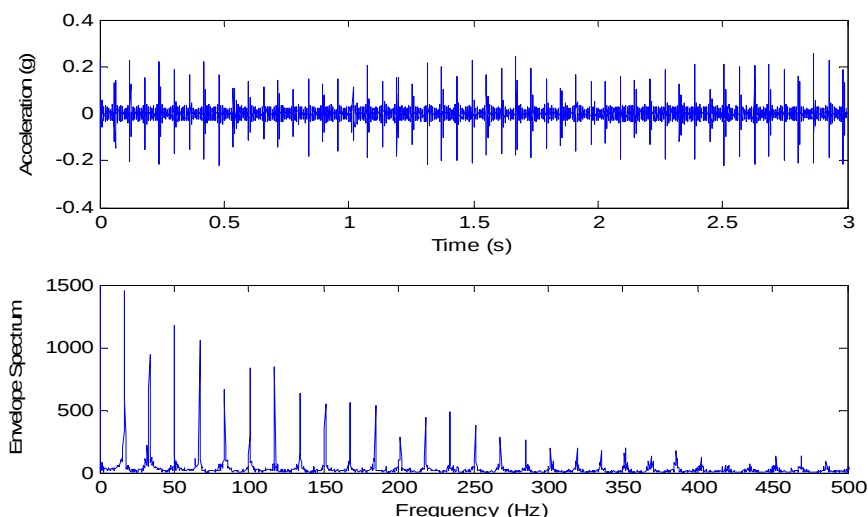
Jour 9



Jour 10



Jour 11



Jour 12

Figure 2.9 : Signaux filtrés et spectres d'enveloppe des douze jours

6. Analyse statistique des signaux filtrés

De la même façon que pour les signaux bruts, nous avons procédé à une analyse statistique des signaux filtrés, le tableau 2 de l'annexe donne les résultats numériques obtenus. Pour le kurtosis, il affiche des valeurs très avancées pour les deux derniers jours, très supérieures à celles enregistrées pour les signaux bruts, ce qui montre l'apport considérable du filtrage. Le plus important est que le kurtosis affiche des valeurs supérieures à trois dès le premier jour, et des valeurs supérieures à quatre à partir du huitième jour. A partir de ça on peut conclure qu'en se référant au kurtosis des signaux filtrés, le défaut est présent dès le premier jour mais reste peu prononcé. A partir du huitième jour l'existence du défaut est indiscutable (figure 2.10).

Au contraire le facteur de crête n'affiche des valeurs supérieures à six que pour les deux derniers jours. De ce fait le filtrage n'avait pas d'apport notable pour le facteur de crête, mise à part le fait d'augmenter un peu ses valeurs (figure 2.11). Ce résultat confirme la grande sensibilité du kurtosis par rapport au facteur de crête comme indicateur de défauts de type choc.

Le RMS (figure 2.12) et la valeur crête (figure 2.13) affichent exactement la même tendance que pour les signaux bruts. Néanmoins leurs valeurs sont sensiblement diminuées suite à l'opération de filtrage.

Enfin la valeur moyenne (2.13) et le skewness (figure 2.14) affichent des tendances qui ne permettent aucun jugement sur l'existence ou pas d'un défaut, malgré que le skewness fût l'indicateur le plus fiable pour les signaux bruts.

CHAPITRE II : Détection des défauts d'engrenage à partir du banc d'essai CETIM par application de la méthode statistique et la méthode d'enveloppe

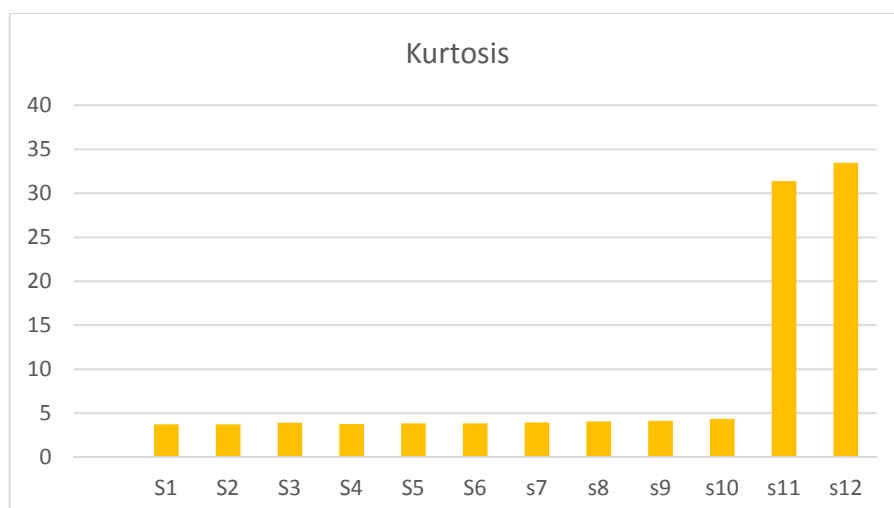


Figure 2.10. Kurtosis des douze jours

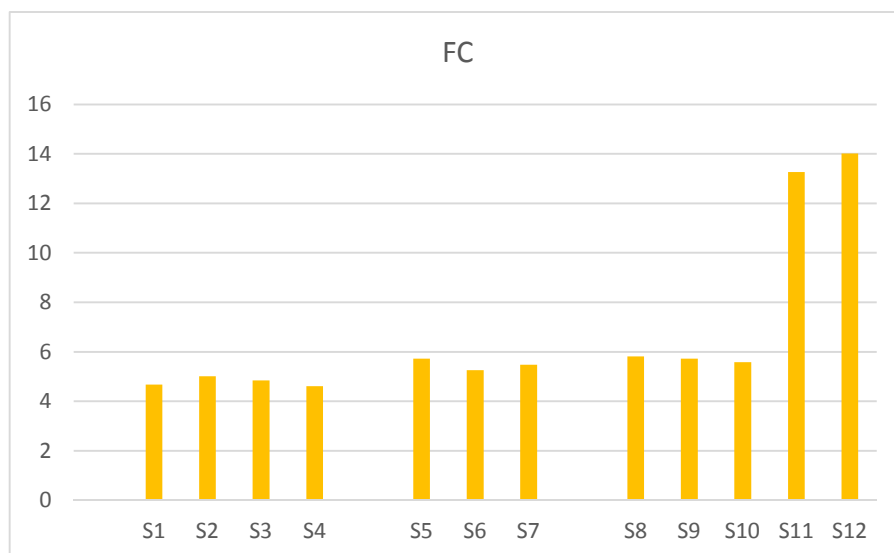


Figure 2.11. Facteur de crête des douze jours

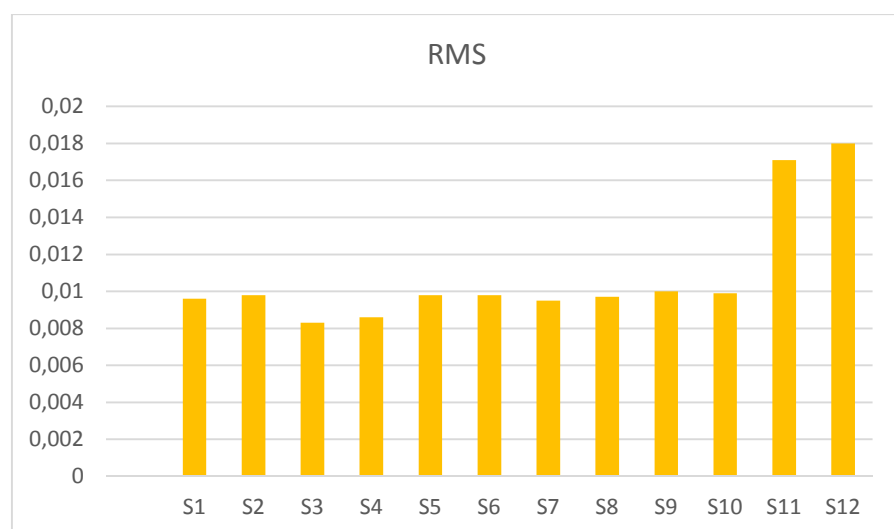


Figure 2.12. RMS des douze jours

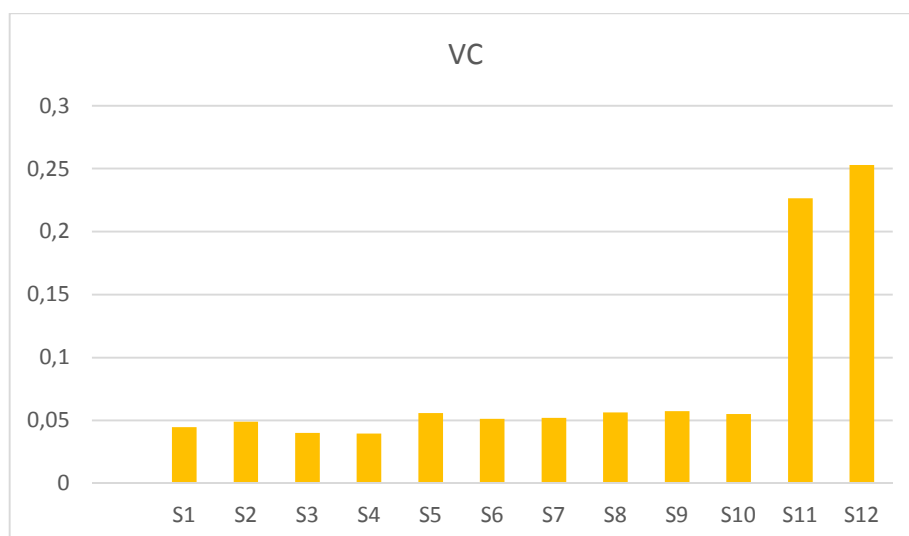


Figure 2.13. Valeur crête des douze jours

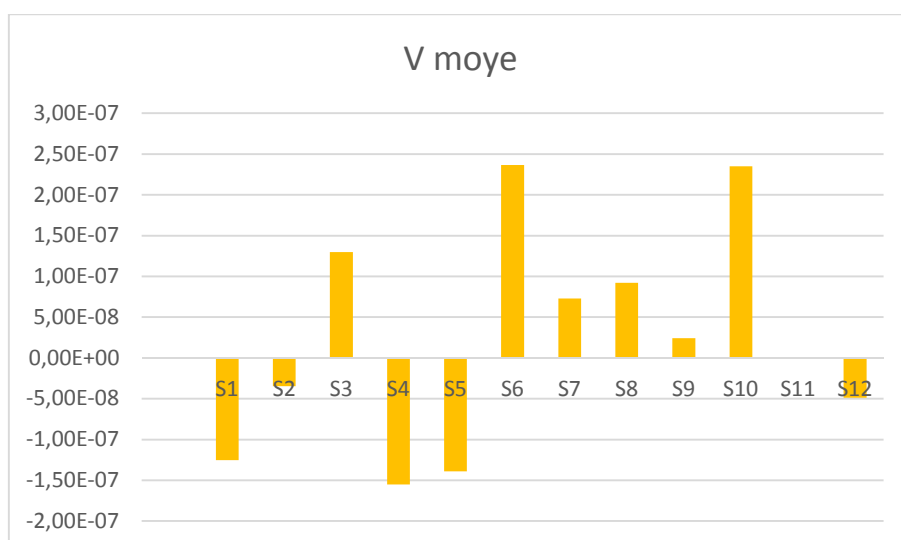


Figure 2.14. Valeur moyenne des douze jours

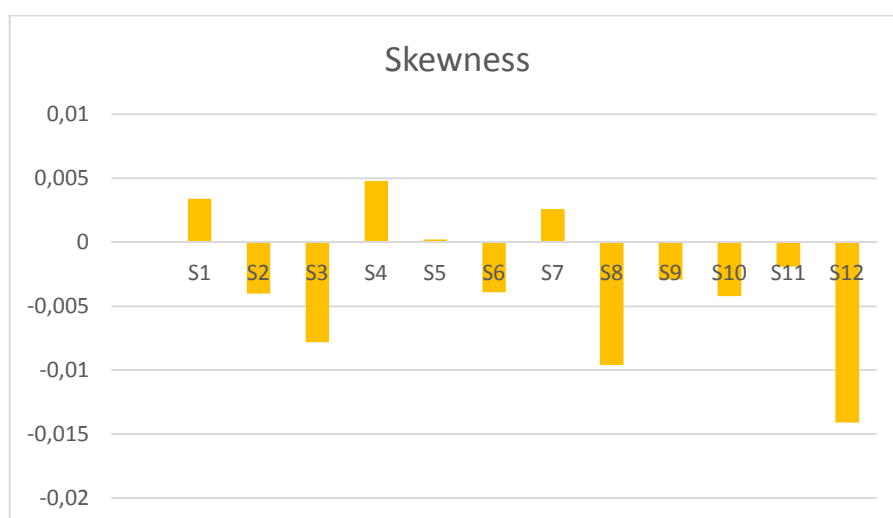


Figure 2.15. Skewness des douze jours

7. Conclusion du chapitre

Ce chapitre avait pour objectif l'association de l'analyse statistique et de l'analyse d'enveloppe pour la détection des défauts d'engrenages. Douze signaux extraits de la base de données de CETIM ont été utilisés dans ce chapitre. Ces douze signaux correspondent à douze jours successifs de fonctionnement d'une transmission à engrenage jusqu'à l'endommagement total d'une des roues dentées signalé le douzième jour.

Les signaux bruts des dix premiers jours sont normaux, ceux par contre des deux derniers jours mettent en évidence des chocs périodiques indiquant la présence d'un défaut de choc. Le plus étonnant c'est que les spectres FFT montrent de petites modulations autour de la fréquence d'engrènement et de ses harmoniques. Ces modulations ne devraient pas exister sur ces spectres du fait que théoriquement il n'y a pas de défaut. En absence de données de la source concernant ce résultat, notre explication est le fait que la roue tournant à 16.67 Hz est déjà défectueuse ou mal montée.

L'analyse statistique montre que pratiquement tous les indicateurs affichent des valeurs très prononcées les deux derniers jours indiquant un état de dégradation avancé de l'engrenage. Néanmoins, le skewness s'est montré plus fiable du fait qu'il a pu déceler un changement significatif dans le signal qui peut être révélateur de l'existence d'un défaut dès le huitième jour.

Après l'opération de filtrage et l'analyse d'enveloppe, les spectres d'enveloppe prouvent les constatations précédentes et mettent en évidence une composante, même infime dans certains cas, correspondant à 16.67 Hz qui est la fréquence de rotation de la roue défectueuse. L'amplitude de cette composante augmente au fur et à mesure des jours mais reste quand même décelable dès le premier jour.

Les indicateurs scalaires affichent pratiquement les mêmes tendances que pour les signaux bruts avec certains changements peu significatifs. Le kurtosis par contre est en mesure de détecter l'existence du défaut dès le premier jour, si on s'appuie sur sa valeur limite 3, ou dès le huitième jour à partir duquel les valeurs du kurtosis dépassent 4.

CHAPITRE III

Etude et analyse de différents types de défauts d'engrenages

1. Introduction

Dans le chapitre 2 nous avons entamé l'analyse d'un seul défaut d'engrenage mais qui évolue dans le temps sur une période de douze jours. Ce chapitre est dédié à l'étude et l'analyse de cinq types de défauts d'engrenages : Sans défaut, dent arrachée (missed tooth), dent avec entaille (tooth crack), dent usée (tooth wear), dent cassée (broken tooth). Les signaux ont été collectés à partir d'une base de données internationale contenant plus de 2000 signaux de différents défauts d'engrenages et combinés roulement-engrenages dans différentes configurations. [24]

2. Présentation du banc d'essais et des données expérimentales

La base héberge un ensemble riche et complet de données contenant les signaux vibratoires émis par une boîte de vitesses fonctionnant dans des conditions de vitesse et de charge variables. Ces ensembles de données sont soigneusement conçus pour couvrir différents types, degrés et scénarios de défauts, constituant une ressource essentielle pour les chercheurs et les praticiens qui se penchent sur l'analyse vibratoire, la surveillance de l'état des machines et le diagnostic des défauts d'engrenage. La figure (3.1) montre une photo réelle du banc d'essais, il se compose essentiellement d'un moteur électrique, variateur de vitesse, accouplement, d'un frein électromagnétique pour simuler la charge et bien évidemment d'une boîte de vitesses. La boîte de vitesses est constituée de trois étages contenant trois arbres : arbre d'entrée, arbre intermédiaire et arbre de sortie. Quatre roues dentées constituent le système de transmission ayant chacune 29 dents pour l'arbre d'entrée, 95 et 36 dents pour l'arbre intermédiaire, et enfin 90 dents pour l'arbre de sortie. Chaque arbre est guidé en rotation par deux roulements à billes comme le montre la figure (3.2).

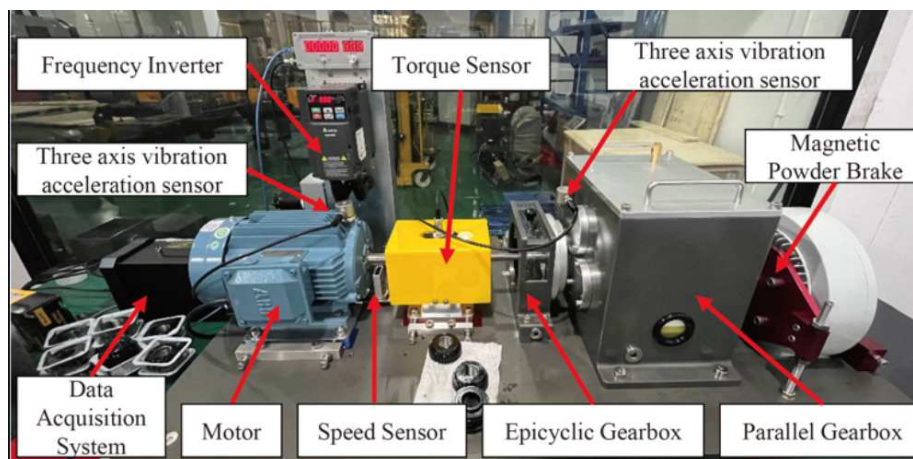


Figure 3.1 : Banc d'essai sur lequel les signaux ont été mesurés

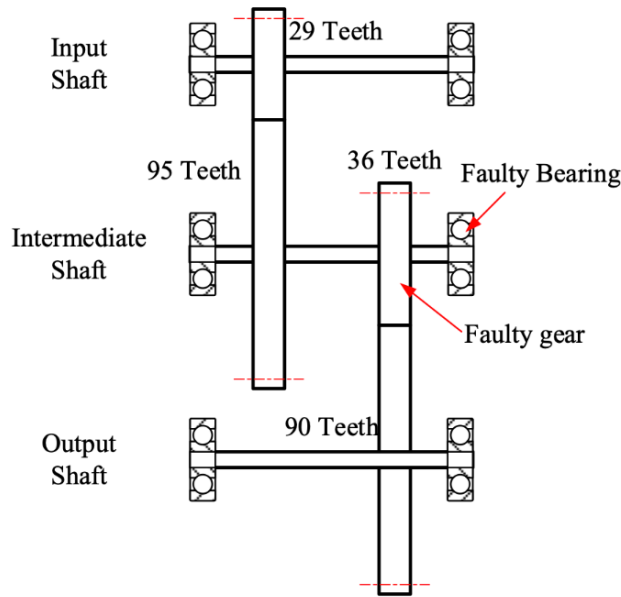


Figure 3.2 : Schéma de la structure interne de la boîte de vitesses

Cet ensemble de données vise à simuler et à documenter minutieusement diverses conditions de défauts associées à l'engrenage à 36 dents de l'arbre intermédiaire et à ses paliers de support adjacents dans divers modes de fonctionnement. Le frein électromagnétique joue un rôle essentiel dans l'application de charges de couple au réducteur, permettant ainsi de simuler des conditions de fonctionnement réelles.

Le banc d'essai est équipé de deux capteurs d'accélération à trois axes (modèle TES001V) capables de mesurer les vibrations triaxiales de l'arbre du moteur et de la boîte de vitesses le long des axes x, y et z à une fréquence d'échantillonnage de 12,8 kHz. Les données ont été collectées et traitées méticuleusement dans 12 conditions de travail distinctes. Afin de minimiser les erreurs expérimentales et de mesures induites par les variations de température, les différences de température en laboratoire ont été rigoureusement contrôlées dans une plage de 2°C.

La base de données complète comporte plus de 2000 signaux permettant l'étude et l'analyse de plusieurs types de défauts d'engrenages et combinés roulements-engrenages dans différentes configurations. Toutes les mesures ont été collectées soit en vitesse variable ou en couple variable selon un mode de variation très compliqué contenant plusieurs paliers. Les figures (3.3) et (3.4) montrent respectivement les profils de vitesse et de couple utilisés. Pour notre cas, comme nous travaillons en régime constant, les signaux traités dans ce mémoire sont extraits à partir du premier palier de la vitesse (encerclé en rouge), chaque signal comprend approximativement 40000 points. Nous avons choisi la configuration dans laquelle les signaux ont été mesurés avec un couple constant de 10 N.m et une vitesse maximale de l'arbre d'entrée égale à 3000 tr/min soit 50 Hz, de ce fait la vitesse de l'arbre intermédiaire portant la roue défectueuse est égale à environ 916 tr/min soit environ 15.26 Hz. La première fréquence d'engrènement est égale à 1450 Hz, quant à la deuxième elle est égale à environ 550 Hz. Notons que dans tous les signaux traités dans ce mémoire le roulement avoisinant l'engrenage défectueux est sain.

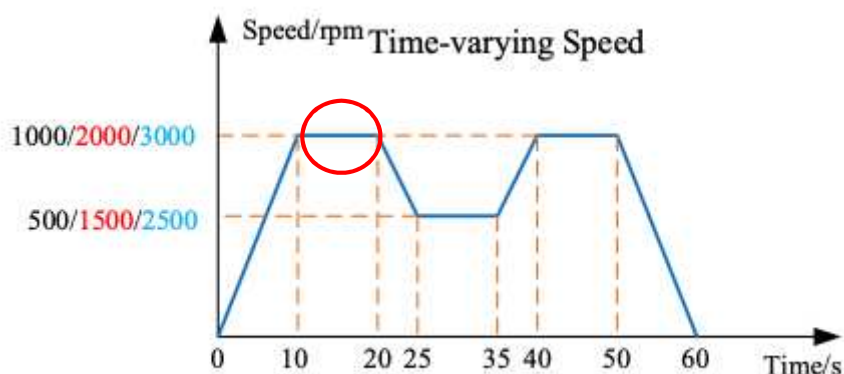


Figure 3.3 : Profil de vitesse utilisé dans les expériences

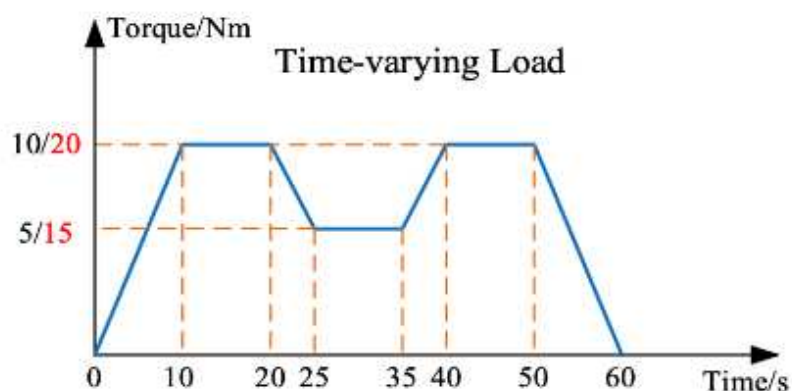


Figure 3.4 : Profil du couple utilisé dans les expériences

3. Analyse des signaux et des spectres bruts

3.1. Cas d'une dent arrachée

La figure (3.5) montre trois signaux et leurs spectres correspondant au cas d'une dent complètement arrachée (missed tooth). Pour les signaux il n'est pas difficile de constater l'existence de chocs périodiques engendrés par le défaut d'engrenage. Une analyse minutieuse de ces signaux montre que la période de ces chocs est égale à environ 0.067 s, soit environ 15 Hz qui est la vitesse de rotation de la roue défectueuse. Pour les spectres, une composante dominante apparaît, elle correspond à la première fréquence d'engrènement soit environ 1450 Hz. La deuxième fréquence d'engrènement égale à 550 Hz est à peine visible. Des modulations sont également peu visibles, mais il est impossible de les identifier sans un zoom large autour des fréquences d'engrènement. Une deuxième composante est visible sur le spectre à environ 850 Hz, donc différentes des fréquences d'engrènement et de leurs harmoniques, elle est probablement due à une résonance du système du fait qu'elle est omniprésente dans tous les signaux avec des proportions plus ou moins différentes.

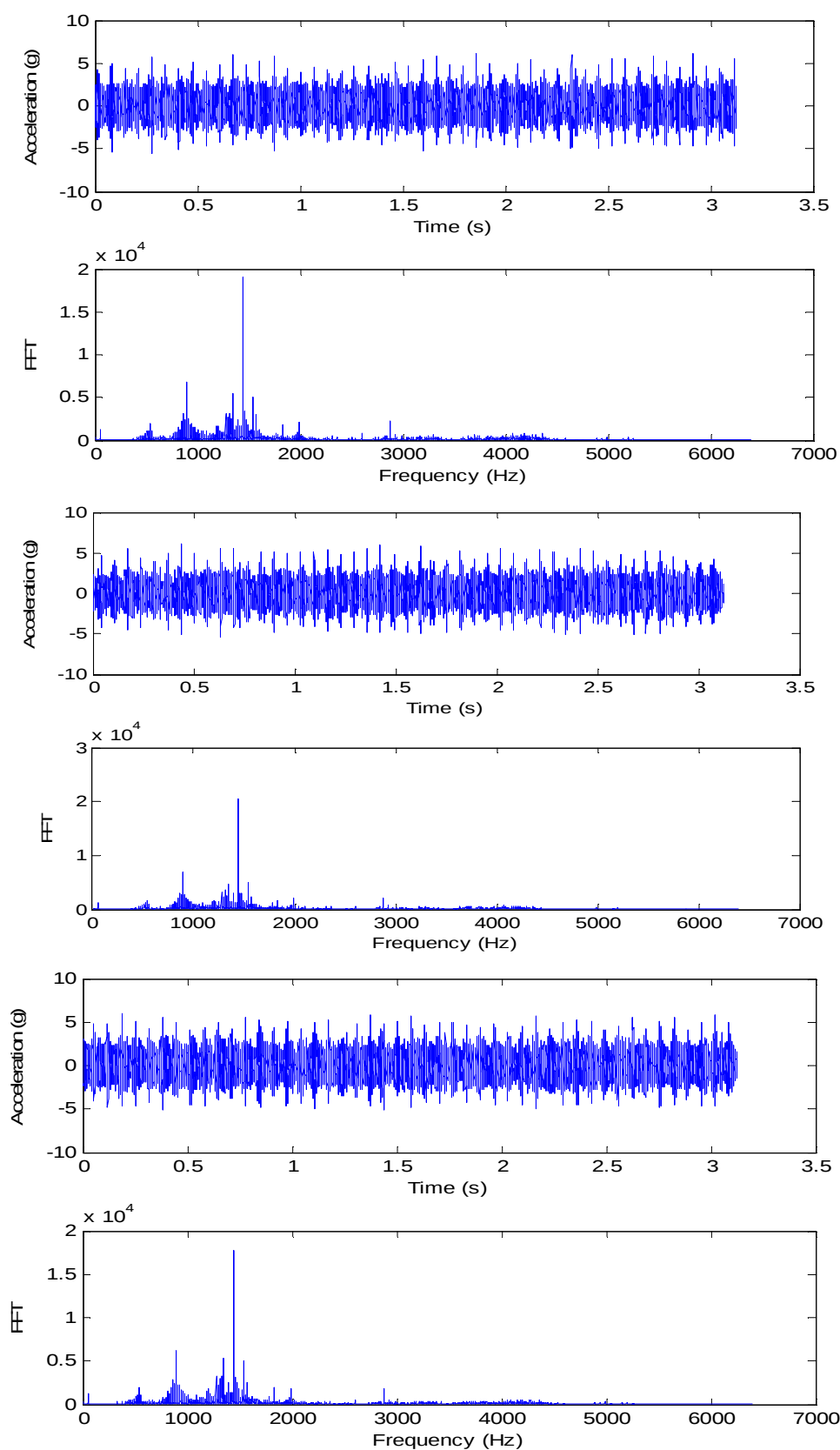


Figure 3.5 : Signaux bruts et spectres correspondant une dent arrachée

3.2. Cas sans défaut

La figure (3.6) montre le cas sans défaut, dans les signaux il n'y a aucune information visuelle à extraire contrairement au cas de la dent arrachée. Les spectres montrent les trois composantes mentionnées plutôt mais sans modulations apparentes et avec des proportions faibles.

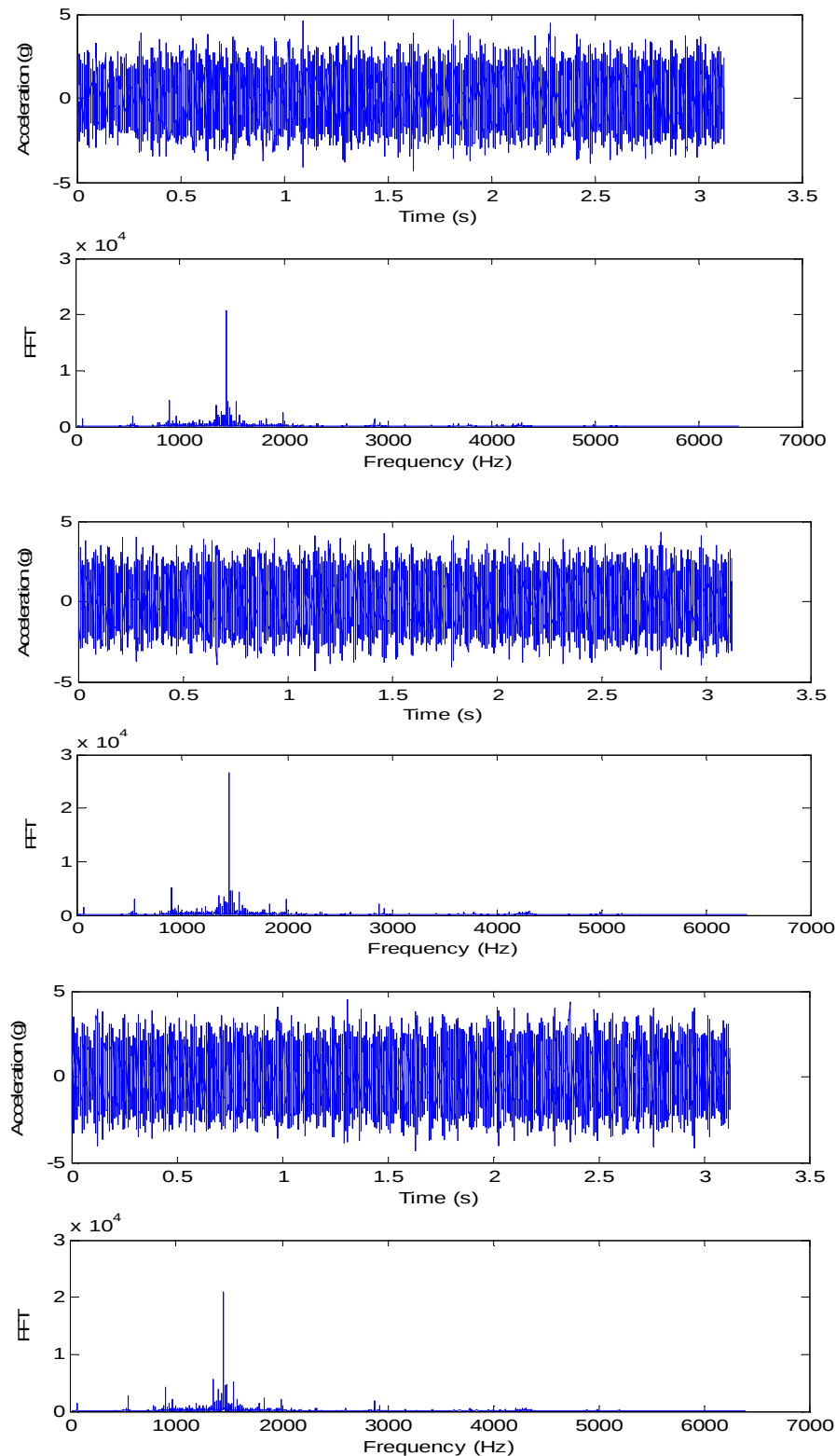


Figure 3.6 : Signaux bruts et spectres dans le cas sans défaut

3.3. Cas d'une dent avec entaille (Cracked tooth)

Dans ce cas la dent comporte une entaille, les signaux sont d'un niveau vibratoire presque similaire au cas sans défaut et ne permettent pas de mettre en évidence le défaut. Les spectres montrent plus de modulations, notamment autour de la fréquence d'engrènement 1450 Hz (figure 3.7).

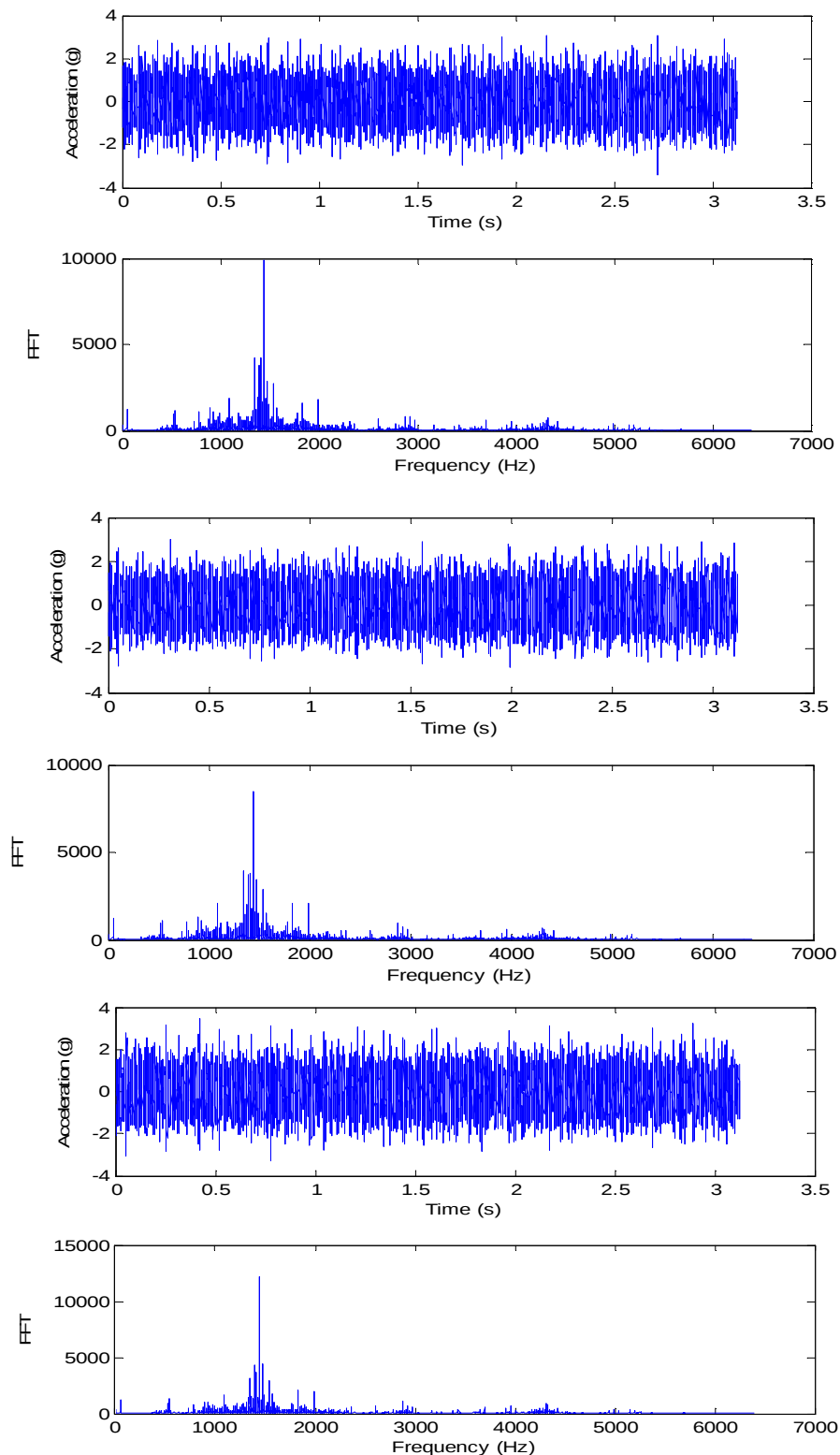


Figure 3.7 : Signaux bruts et spectres dans le cas d'entaille

3.4. Cas d'une dent usée (Tooth wear)

Une usure est localisée dans ce cas sur une dent, la figure (3.8) montre trois signaux et leurs spectres correspondant à ce cas. On constate que les signaux ne permettent pas de visualiser aucun résultat à l'image du cas précédent. Pour les spectres seule la première fréquence d'engrènement est visible à 1450 Hz, les modulations sont dans ce cas très faibles et ne reflètent en aucun cas une présence d'un défaut.

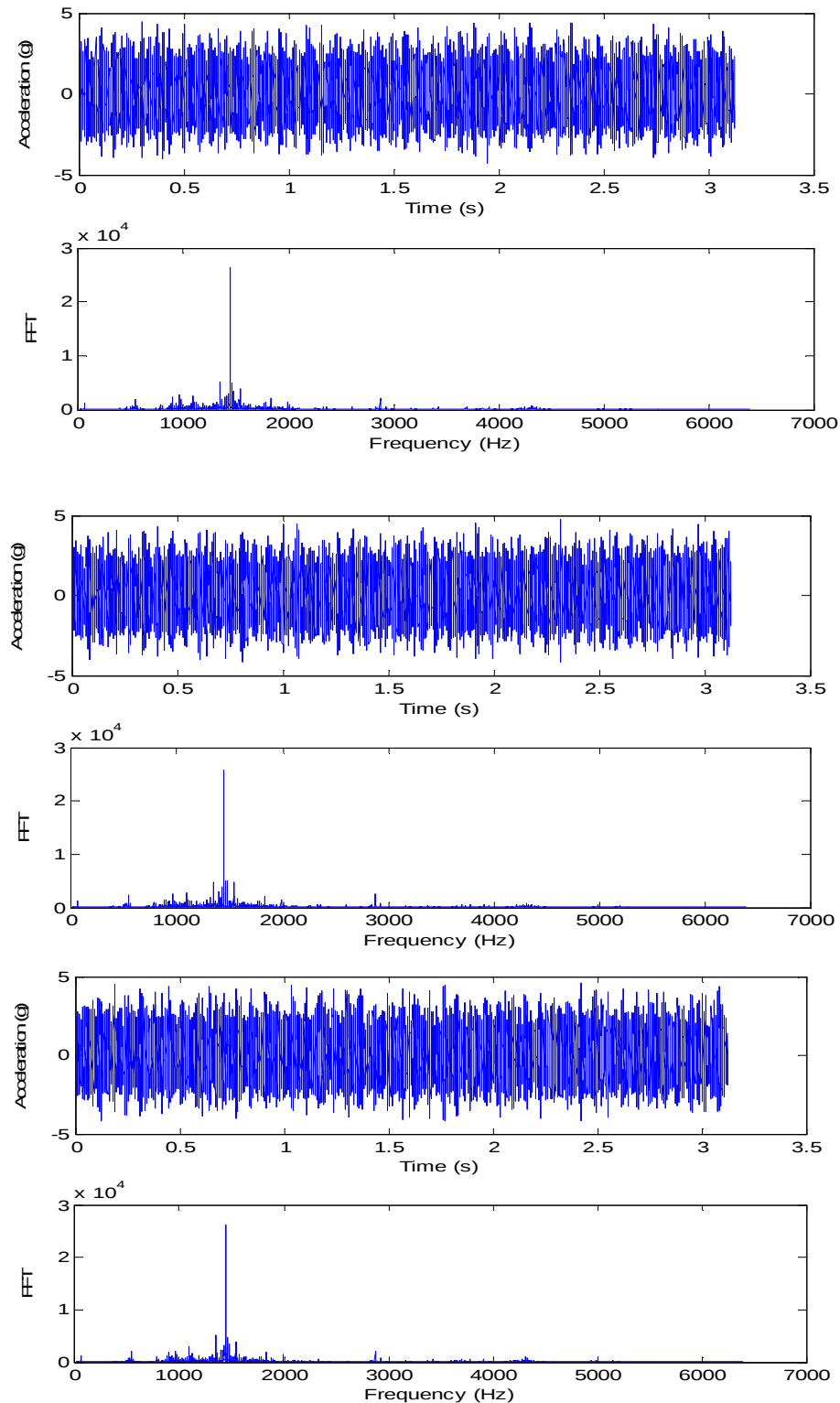


Figure 3.8 : Signaux bruts et spectres dans le cas de dent usée

3.5. Cas d'une dent cassée (Broken tooth)

La figure (3.9) montre les signaux et les spectres dans le cas d'une dent cassée. Malgré ce défaut, les signaux et les spectres sont d'une apparence normale et ne permettent pas de mettre en évidence le défaut.

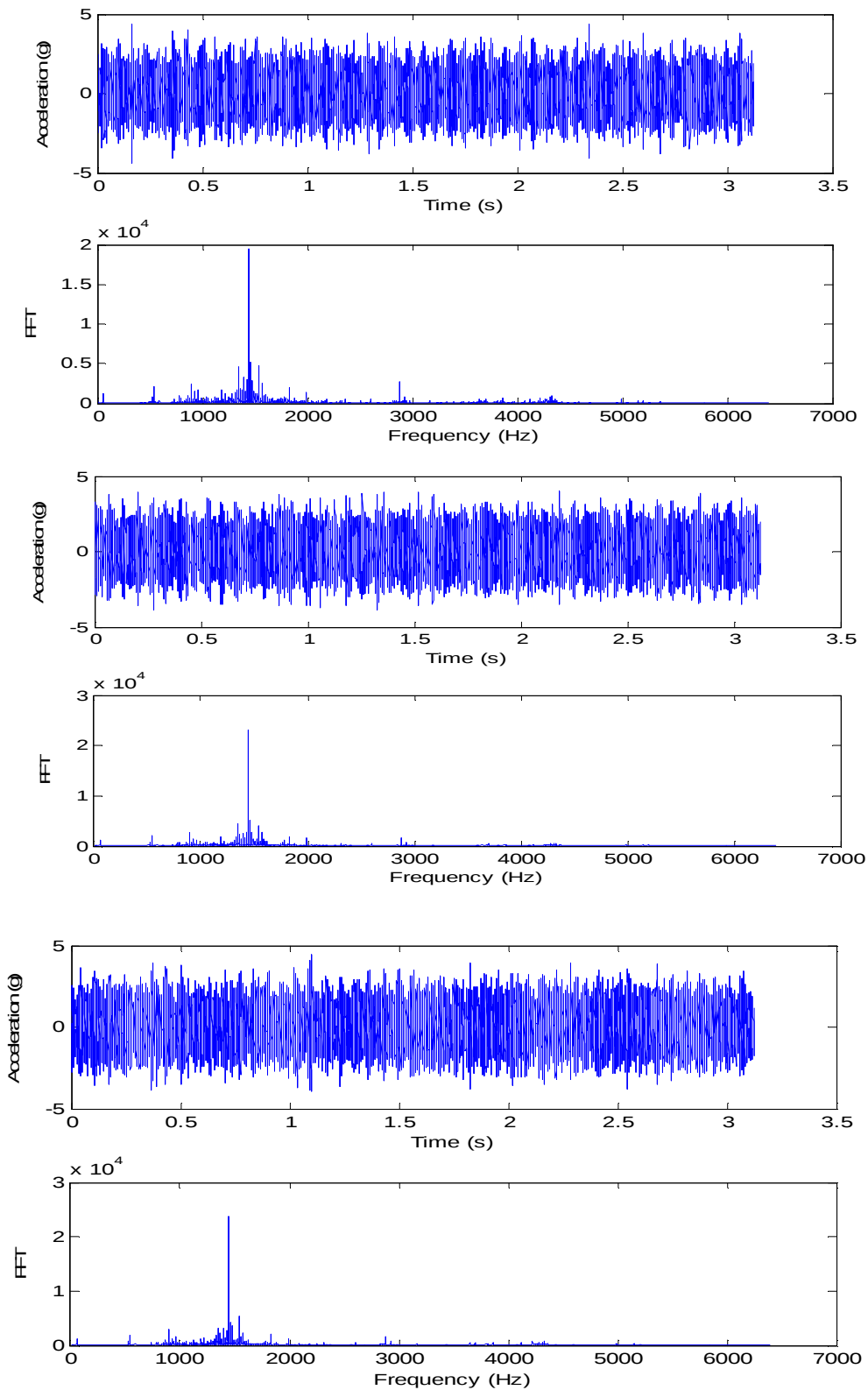


Figure 3.9: Signaux bruts et spectres dans le cas de dent cassée

4. Analyse statistique des signaux bruts

Une analyse statistique est entamée dans ce qui suit avec l'utilisation de six indicateurs scalaires (Kurtosis, facteur de crête, RMS (Root Mean Square), valeur crête, skewness et la valeur moyenne). Rappelons que ces indicateurs sont très utilisés pour l'analyse statistique des signaux vibratoires et sont donc un moyen efficace dans le cadre de la surveillance vibratoire des machines tournantes. Certains de ces indicateurs, comme le kurtosis et le facteur de crête, sont plus adaptés aux défauts de type chocs, notamment ceux induits par des engrenages défectueux, ce qui est notre cas. Les valeurs numériques des indicateurs calculés sont montrées dans le tableau 3 de l'annexe. La numérotation des signaux est identique à l'ordre de leur apparition dans la section précédente : dent arrachée, sans défaut, dent avec entaille, dent usée et dent cassée, chaque cas comporte trois signaux comme nous l'avons déjà montré.

La figure (3.10) montre bizarrement que le kurtosis des 15 signaux est quasi proche de la valeur limite trois, ce qui laisse penser à première vue qu'il n'y a aucun défaut. Mis à part le cas de la dent arrachée (S1, S2, S3) et de la dent avec entaille (S7, S8, S9) dont le kurtosis est un peu plus grand, les autres défauts ont des kurtosis tout à fait normaux et quasiment identiques au cas sans défaut (S4, S5, S6).

La même remarque est exactement similaire pour le facteur de crête (figure 3.11) dont les valeurs sont bien en dessous de sa valeur limite (six) peu importe le type de défaut d'engrenage.

Pour le RMS (figure 3.12) et la valeur crête (figure 3.13), les valeurs sont quasiment identiques, à l'exception du cas de la dent avec entaille (S7, S8, S9) où on constate que le RMS est inférieur aux autres cas, y compris de celui sans défaut, et pour les signaux (S1,S2,S3) correspondant au cas d'une dent arrachée où la valeur crête est relativement plus importante.

La valeur moyenne (figure 3.14) est plus importante pour le cas de la dent avec entaille (S7, S8, S9), alors que le skewness est presque identique sauf pour le cas de la dent usée (S10,S11,S12) où ses valeurs sont plus importantes (figure 3.15).

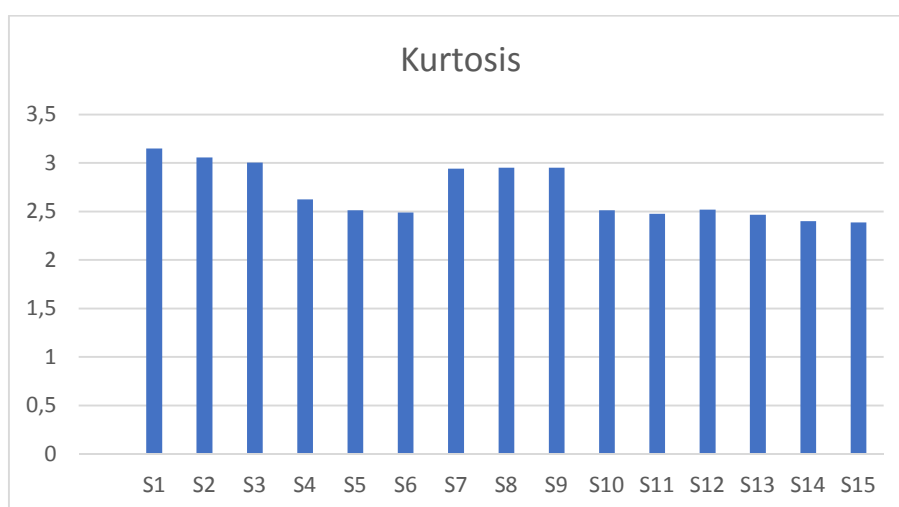


Figure 3.10 : Kurtosis des quinze signaux des cinq types de défauts

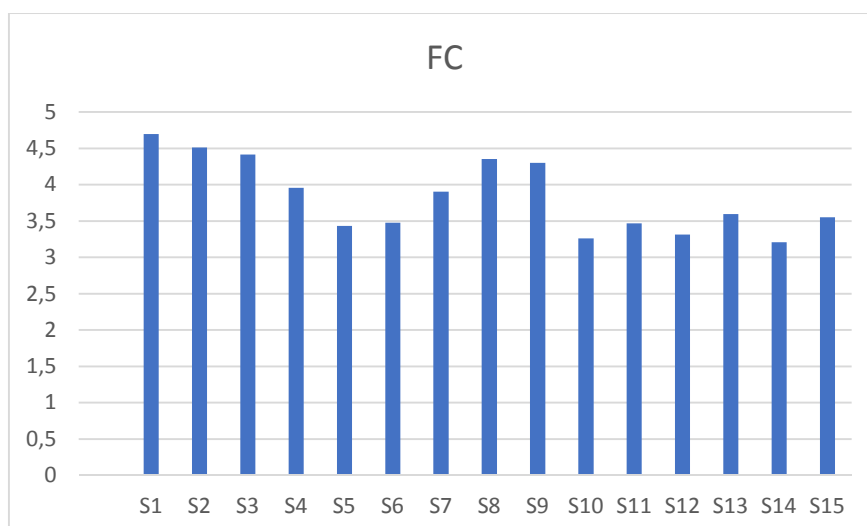


Figure 3.11 : Facteur de crête des quinze signaux des cinq types de défauts

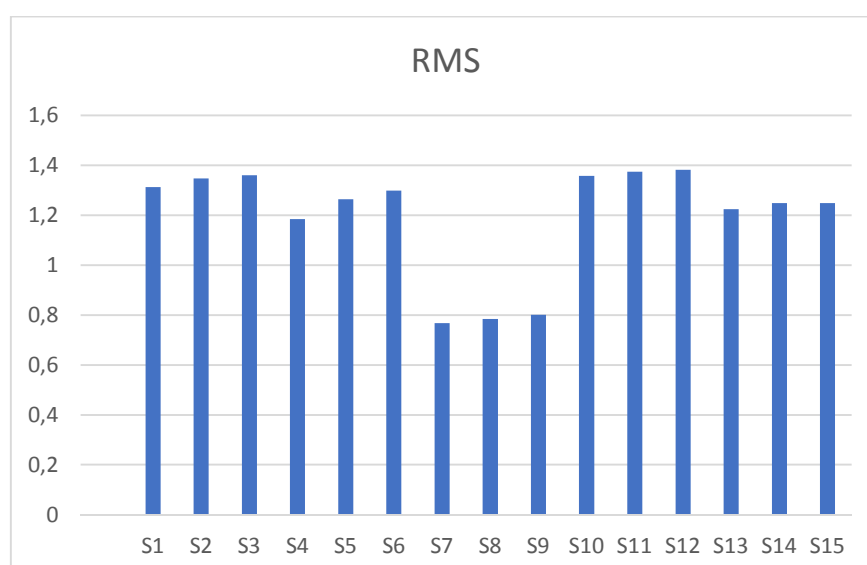


Figure 3.12 : RMS des quinze signaux des cinq types de défauts

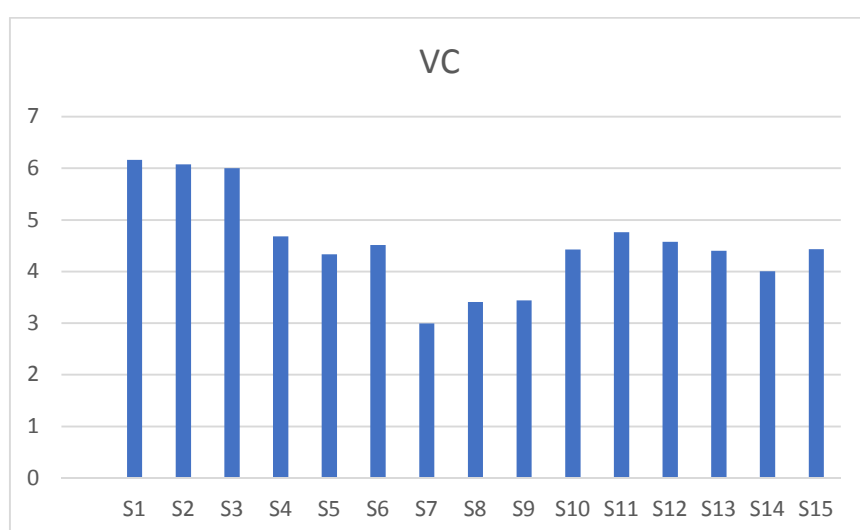


Figure 3.13 : Valeur crête des quinze signaux des cinq types de défauts

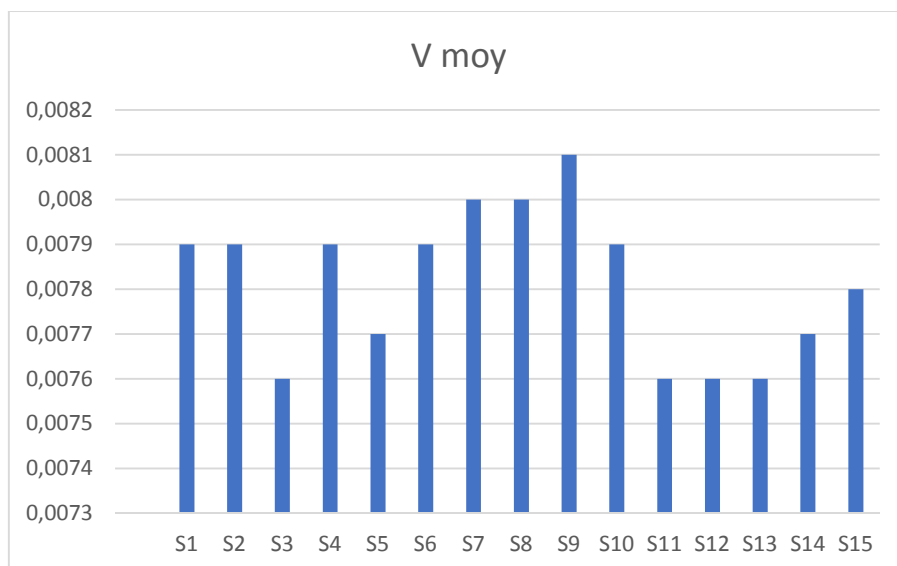


Figure 3.14 : Valeur moyenne des quinze signaux des cinq types de défauts

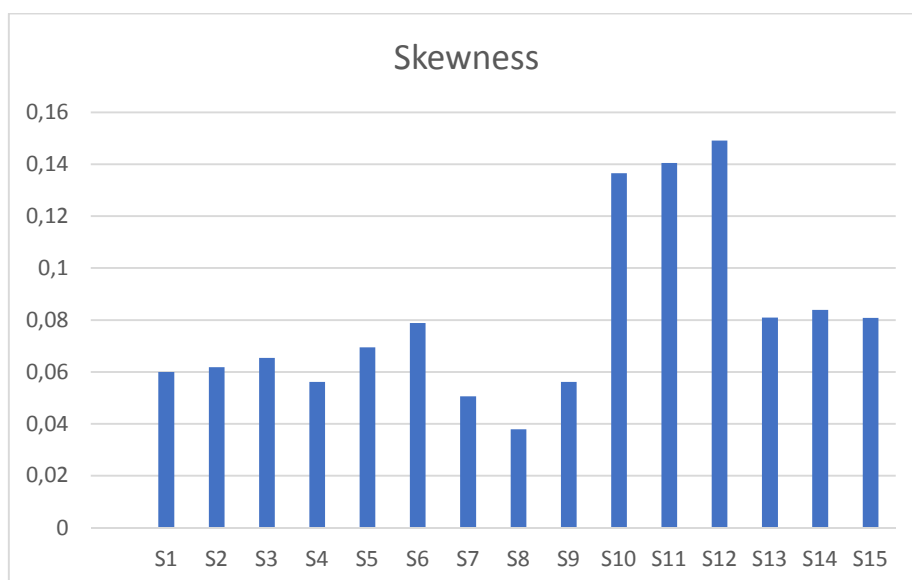


Figure 3.15 : Skewness des quinze signaux des cinq types de défauts

5. Analyse des signaux filtrés et des spectres d'enveloppe

Dans ce qui suit nous allons procéder au filtrage des signaux mesurés en utilisant la transformée en ondelettes. Des spectres d'enveloppe sont par la suite calculés à partir des signaux filtrés en utilisant la méthode d'enveloppe basée sur la transformée de Hilbert. L'objectif est de comparer les résultats obtenus avec ceux avant filtrage. Les figures (3.16) jusqu'au (3.20) montrent chaque signal filtré et son spectre d'enveloppe correspondant pour les 15 signaux.

Pour le cas de la dent arrachée (figure 3.16) le signal filtré met en évidence les chocs périodiques du défaut mais avec une clarté irréprochable par rapport au cas du signal brut. Les spectres d'enveloppe montrent clairement une composante dominante égale à environ 15 Hz et plusieurs de ses harmoniques. Cette composante est égale à la vitesse de rotation de la roue défectueuse montée sur l'arbre intermédiaire. Une

modulation est également visible aux alentours de la deuxième fréquence d'engrènement égale à 550 Hz espacée de 15 Hz. Le défaut est donc très clairement détecté

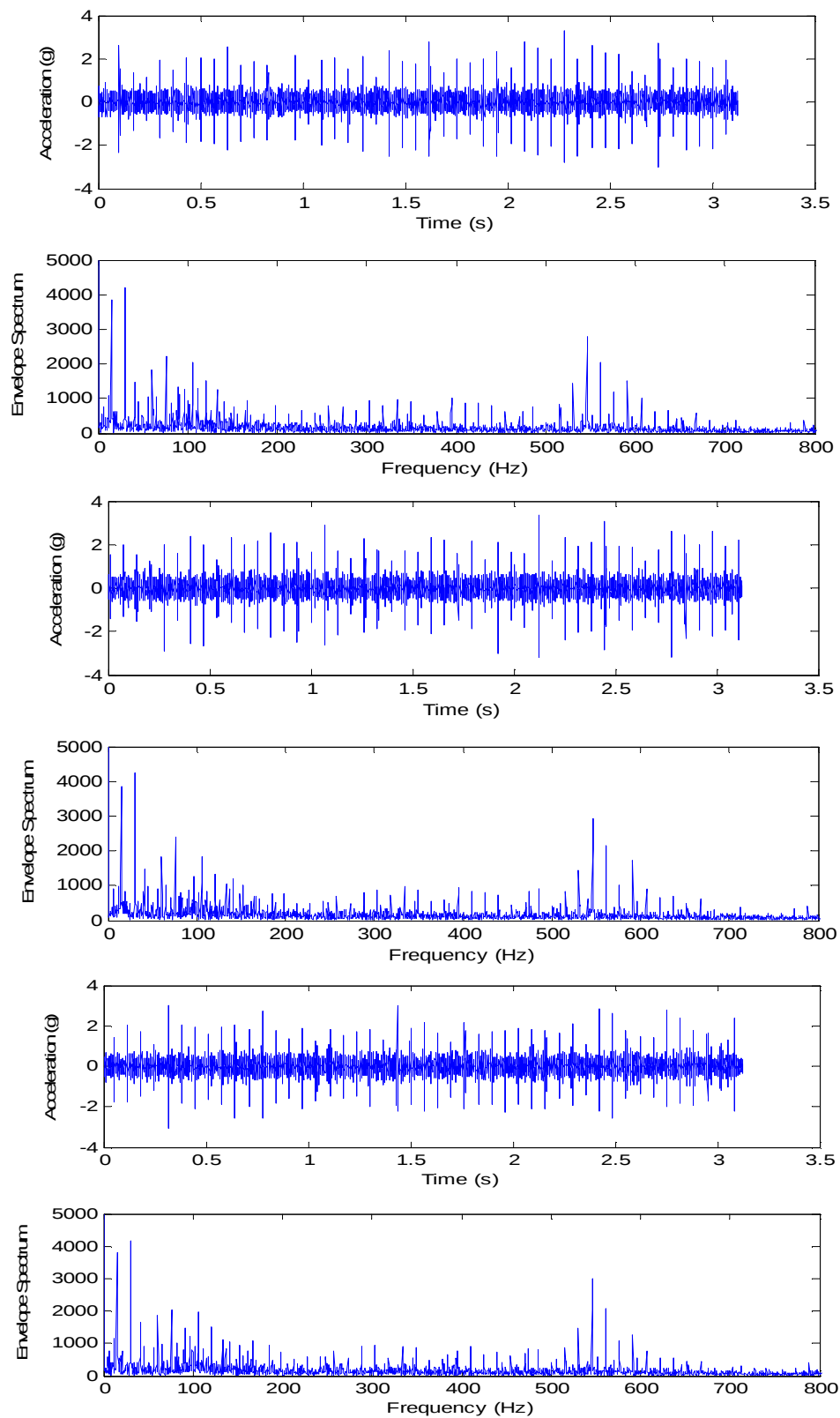


Figure 3.16 : Signaux filtrés et spectres d'enveloppe correspondant au cas d'une dent arrachée

Le cas sans défaut (figure 3.17) ne met en évidence aucune information particulière sauf une composante de faible amplitude correspondant à 50 Hz, soit la fréquence de rotation de l'arbre d'entrée.

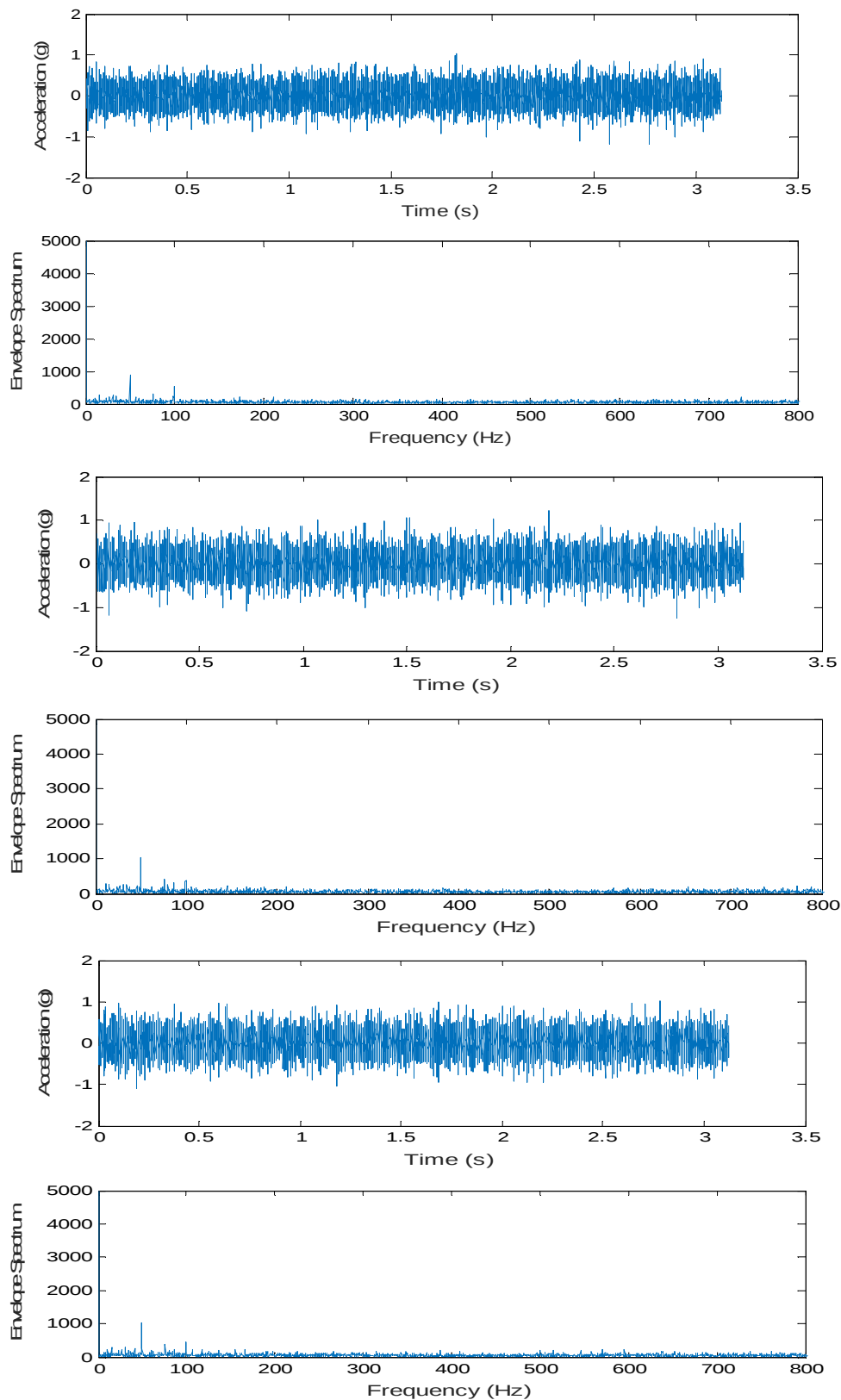


Figure 3.17: Signaux filtrés et spectres d'enveloppe dans le cas sans défaut

Pour le cas de la dent avec entaille (figure 3.18), la composante dominante sur les spectres d'enveloppe correspond à environ 30 Hz, qui est la deuxième harmonique de la fréquence de rotation de la roue défectueuse qui reste peu visible par rapport à cette harmonique. Pour les signaux filtrés ils ne mettent pas évidence d'informations particulières.

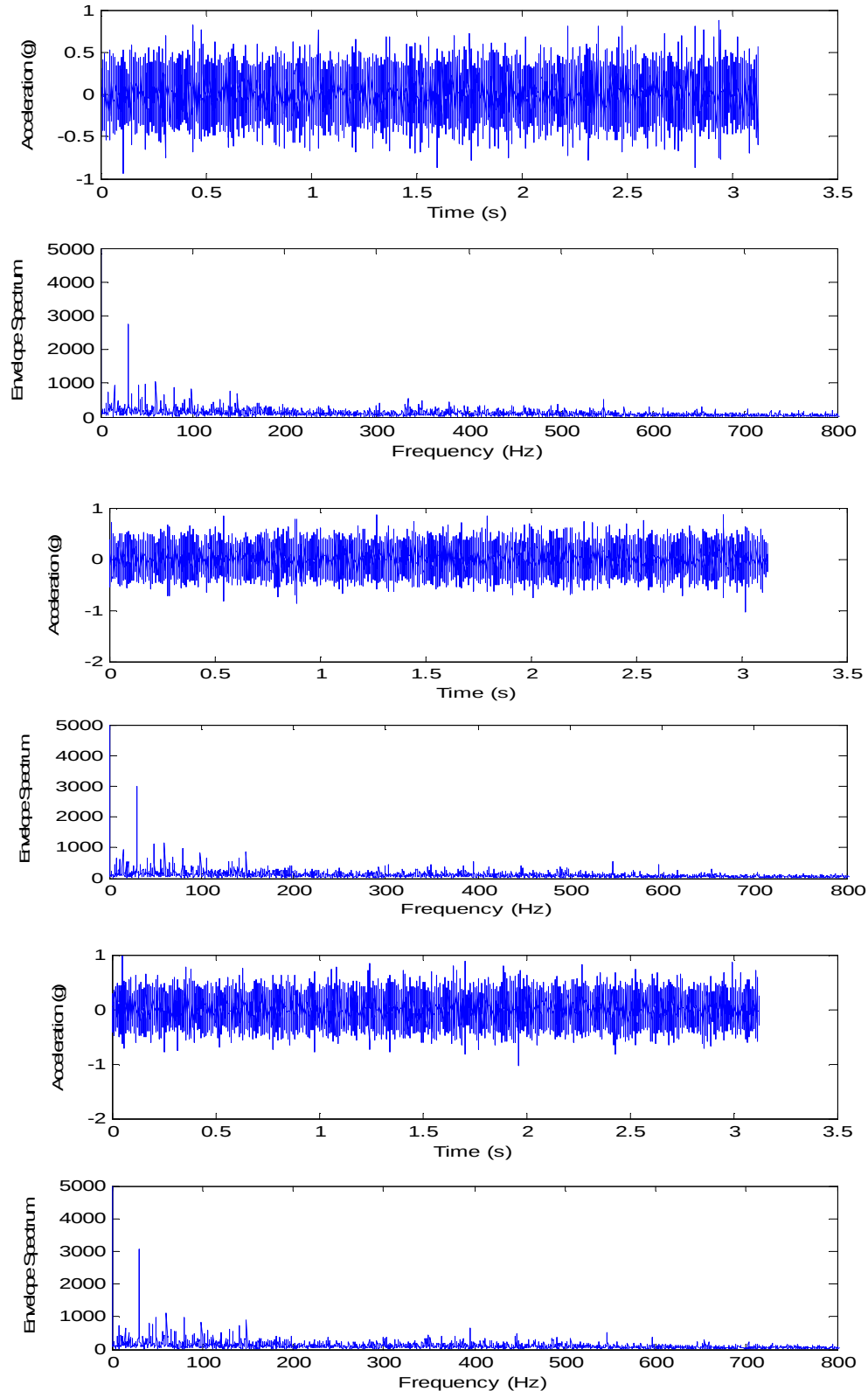


Figure 3.18 : Signaux filtrés et spectres d'enveloppe dans le cas d'entaille

Enfin pour le cas de la dent usée (figure 3.19) et de la dent cassée (figure 3.20), les spectres d'enveloppe montrent clairement la fréquence de rotation de la roue défectueuse (15 Hz) et plusieurs de ses harmoniques. Les deux types de défauts sont donc aisément détectables.

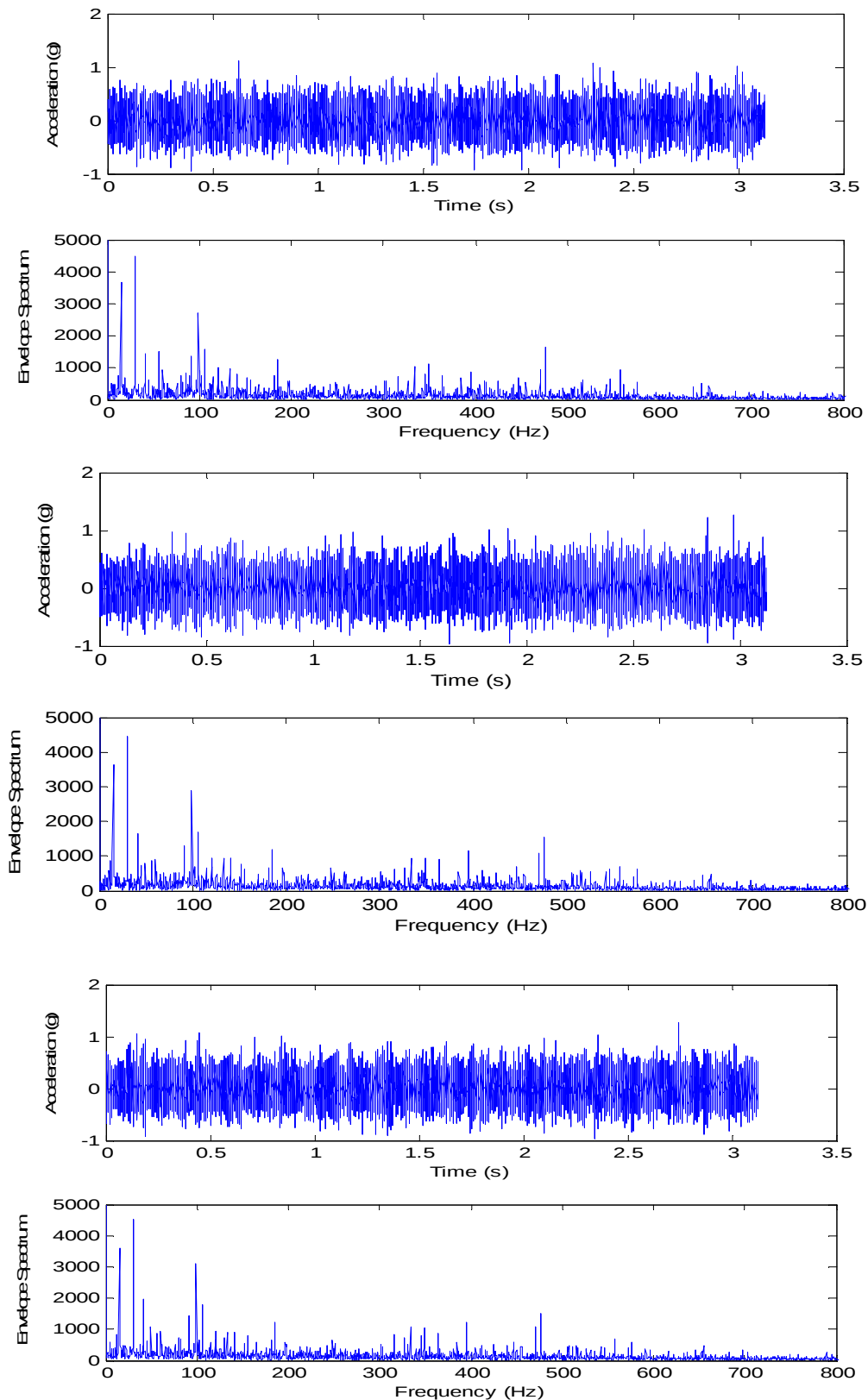


Figure 3.19 : Signaux filtrés et spectres d'enveloppe dans le cas d'une dent usée

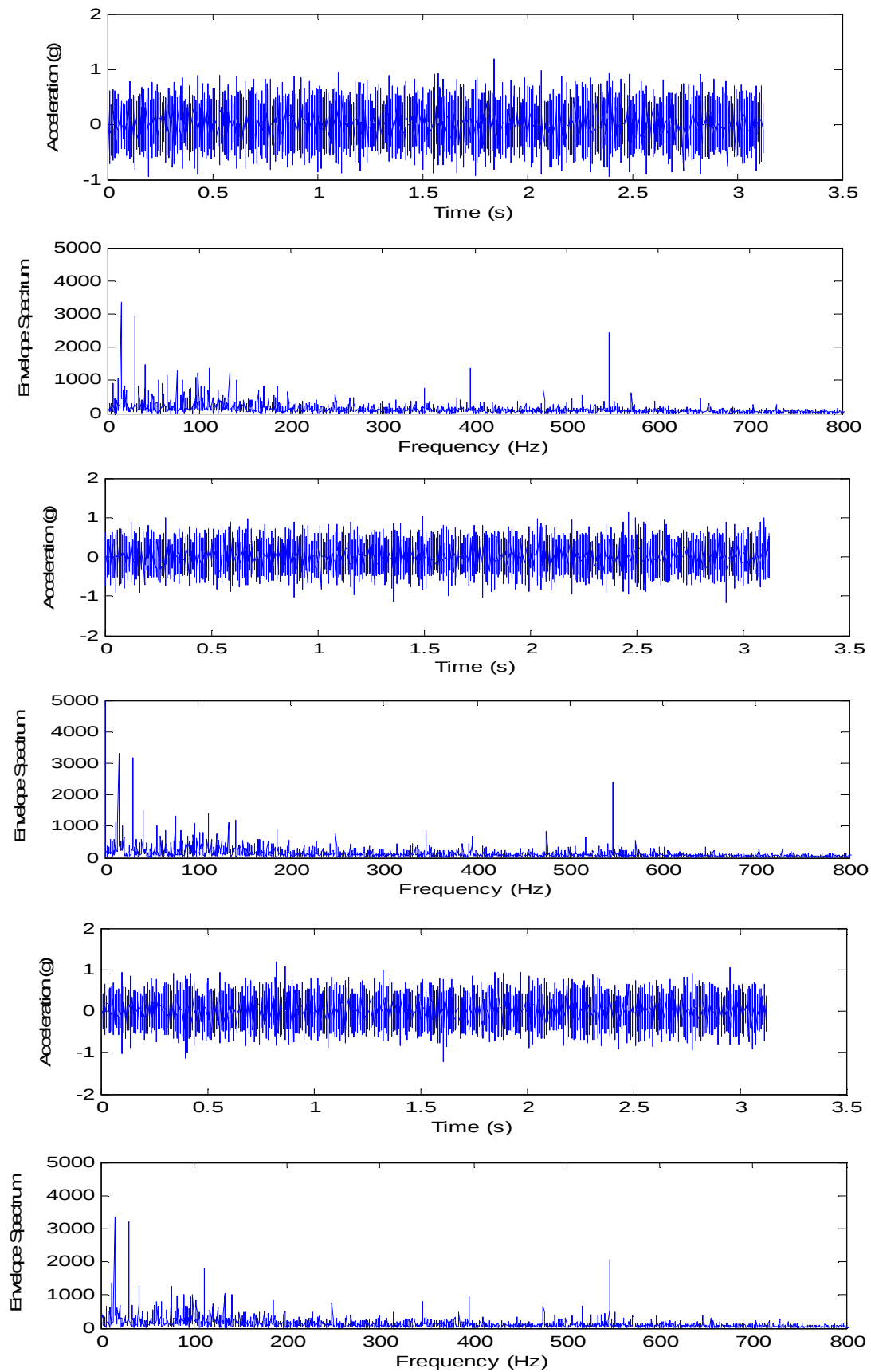


Figure 3.20 : Signaux filtrés et spectres d'enveloppe dans le cas de dent cassée

6. Analyse statistique des signaux filtrés

De la même façon que pour les signaux bruts, nous avons procédé à une analyse statistique des signaux filtrés, le tableau 4 de l'annexe donne les résultats numériques obtenus.

Pour le kurtosis (figure 3.21) dont les valeurs étaient quasi normales pour les signaux bruts même pour les défauts, il affiche désormais des valeurs élevées pour les signaux filtrés. Toutes les valeurs dépassent de peu la valeur limite trois sauf pour le cas de la dent arrachée (S1,S2,S3) où les valeurs du kurtosis sont très importantes et atteignent presque 17 ce qui est une valeur très significative d'un état de dégradation très élevée. Pour le facteur de crête (figure 3.22), seules les trois signaux de la dent arrachée (S1,S2,S3) ont des valeurs dépassant largement la valeur limite égale à six. Pour les autres cas le facteur de crête frôle la valeur limite six sans toutefois pouvoir la dépasser.

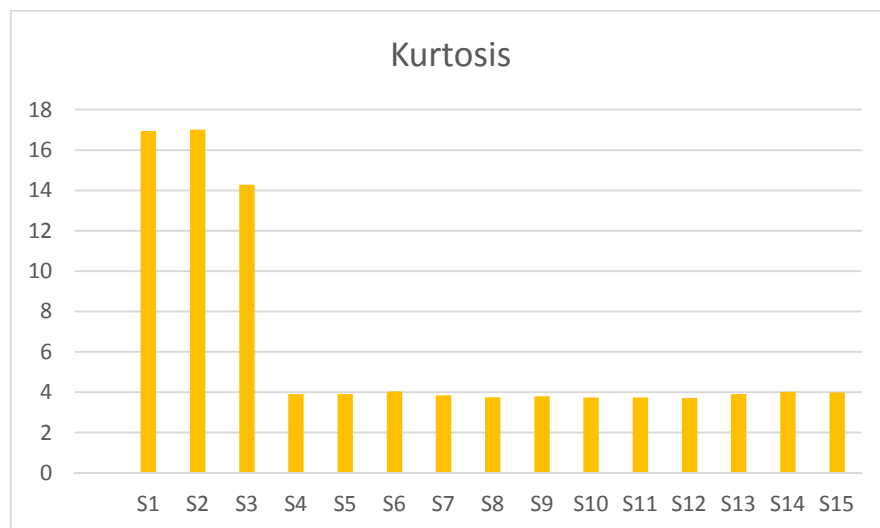


Figure 3.21 : Kurtosis des quinze signaux filtrés des cinq types de défauts

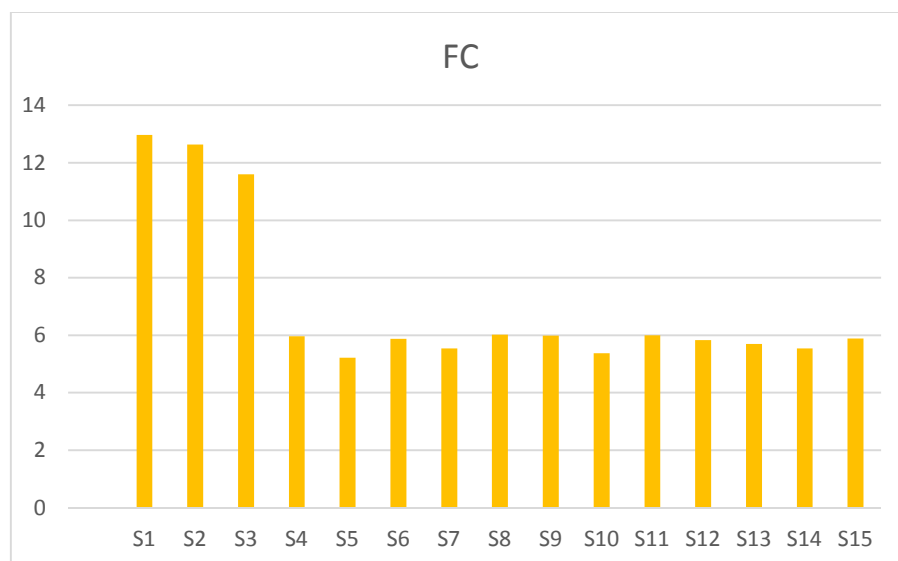


Figure 3.22 : Facteur de crête des quinze signaux filtrés des cinq types de défauts

Le RMS (figure 3.23) et la valeur crête (figure 3.24) montrent des valeurs importantes pour le cas de la dent arrachée (S1,S2,S3), le reste des défauts ont des valeurs presque identiques.

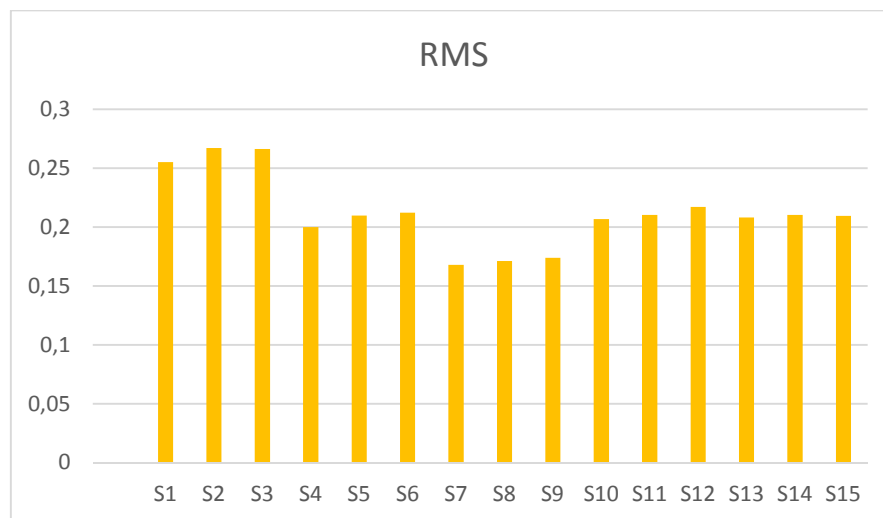


Figure 3.23 : RMS des quinze signaux filtrés des cinq types de défauts

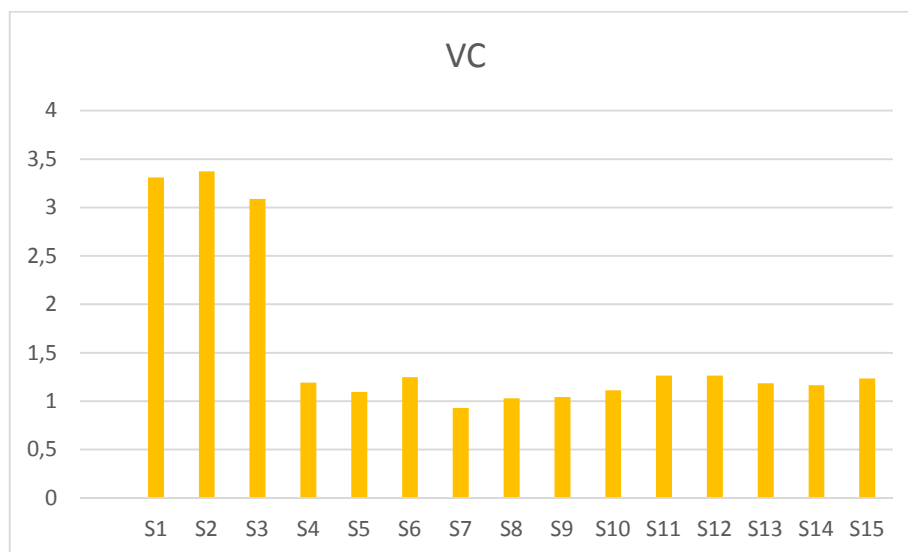


Figure 3.24 : Valeur crête des quinze signaux filtrés des cinq types de défauts

La valeur moyenne (figure 3.25) a une tendance carrément aléatoire et ne permet de ne tirer aucune conclusion. Pour le même type de défaut, elle passe d'une valeur positive en négative ou le contraire. Enfin, le skewness (figure 3.26) montre des valeurs plutôt importantes pour les deux derniers types de défaut (dents usée et dent cassée). Cette tendance est identique à celle du skewness des signaux bruts.

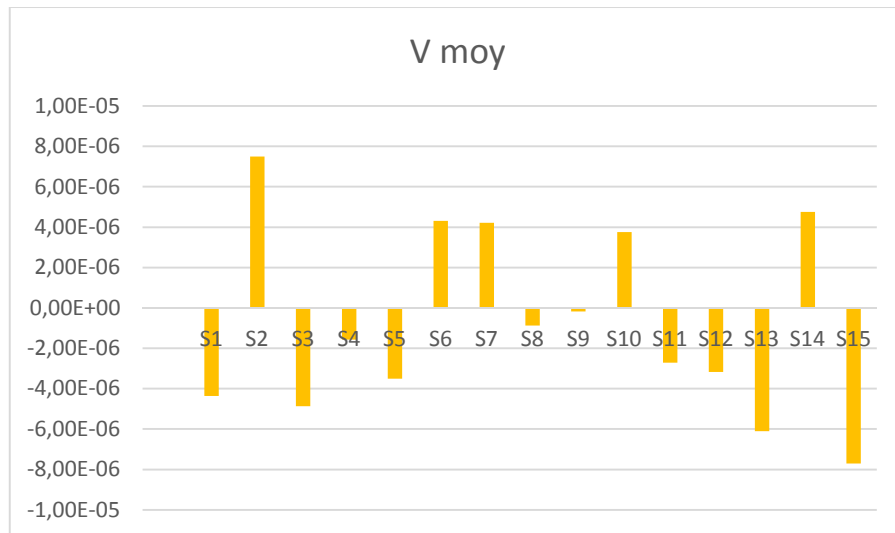


Figure 3.25 : Valeur moyenne des quinze signaux filtrés des cinq types de défauts

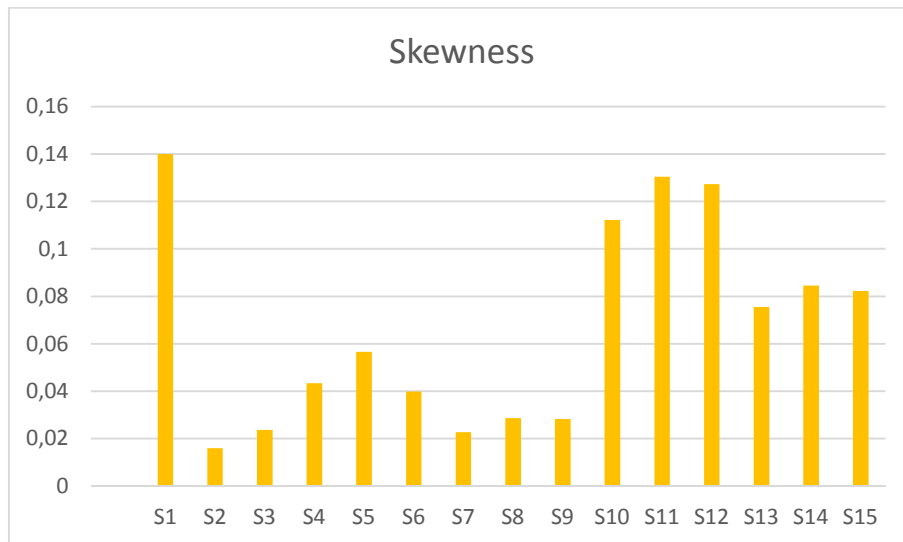


Figure 3.26: Skewness des quinze signaux filtrés des cinq types de défauts

7. Conclusion du chapitre

Ce chapitre était destiné à l'étude et l'analyse de cinq types de défauts d'engrenage : dent arrachée, sans défaut, dent avec entaille, dent usée et dent cassée. Quinze signaux ont été extraits d'une base de données internationale de défauts d'engrenages et combinés roulements-engrenages. Bien que les signaux originaux aient été mesurés en régime variable, nous avons extraits les signaux traités dans ce mémoire du palier où la vitesse est constante. De ce fait nous avons extrait trois signaux pour chaque type de défaut, soit 15 en total.

L'analyse des signaux bruts montre que seules les signaux du cas de la dent arrachée (S1,S2,S3) mettent en évidence des chocs visibles générés par le défaut. Les signaux du cas sans défaut et des autres types de défauts ne mettent pas en évidence des chocs visibles. Tous les spectres montrent plus au moins trois composantes dominantes, les deux fréquences d'engrènement égales respectivement à 550 Hz et 1450 Hz et une troisième composante due probablement à une résonance égale à environ 850 Hz. Des modulations sont visibles pour le cas de la dent arrachée et de la dent avec entaille, toutefois la fréquence modulante reste difficile à identifier sans un zoom adapté.

L'analyse statistique montre que les deux indicateurs sensibles aux chocs, à savoir le kurtosis et le facteur de crête ne permettent pas d'identifier les défauts. Leurs valeurs restent tout à fait normales, inférieures ou égales à trois pour le kurtosis et carrément inférieures à six pour le facteur de crête. Les autres indicateurs affichent des valeurs un peu plus importantes pour tel ou tel type de défaut sans toutefois donner une distinction claire entre les cinq types de défaut.

Après filtrage par ondelettes, les signaux filtrés du cas dent arrachée sont très significatifs d'un défaut de type chocs. Les signaux filtrés des autres types de défauts ne mettent pas en évidence ces chocs malgré la présence du défaut. Pratiquement tous les spectres d'enveloppe des quatre cas de défaut mettent en évidence la fréquence de rotation de la roue défectueuse (15 Hz et parfois son harmonique 30 Hz) et plusieurs de ses harmoniques. Les spectres d'enveloppe du cas sans défaut montrent uniquement la fréquence de rotation de l'arbre d'entrée (50 Hz) qui ne porte pas la roue défectueuse. Par conséquent l'analyse d'enveloppe a permis la détection du défaut d'engrenage peu importe son type.

L'analyse statistique des signaux filtrés montre que les valeurs du kurtosis ont augmentées permettant la détection très claire de la dent arrachée, et frôlant la valeur 4 pour les autres types de défaut. A l'inverse, malgré le filtrage les valeurs du facteur de crête restent inférieures à sa valeur limite (6) et ne permettent donc pas d'identifier le défaut, à l'exception du cas de la dent arrachée où elles sont très importantes. Les autres indicateurs sont sensibles à l'énergie du signal et donc ils diminuent après le filtrage. Le RMS et la valeur crête affichent des valeurs dominantes pour les trois signaux du cas de la dent arrachée et des valeurs presque identiques pour les autres signaux. La valeur moyenne affiche une tendance carrément aléatoire sans interprétation logique possible. Enfin le skewness affiche des valeurs importantes pour le cas de la dent usée et le cas de la dent cassée et garde donc sa même tendance que pour le cas brut (avant filtrage).

CHAPITRE IV

Automatisation de la détection des défauts d'engrenages par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)

1. Introduction

Ce chapitre a pour objectif de concevoir un système automatique pour la détection des défauts d'engrenages. Ce système est basé sur la méthode (SOM) qui est une méthode non supervisée comme nous l'avons décrit au chapitre 1. Appliqué aux 12 signaux du chapitre 2, l'objectif est de pouvoir offrir un groupement qui permet un classement selon la gravité du défaut. Contrairement, pour les 15 signaux du chapitre 3 l'objectif est de pouvoir faire un groupement sur la base du type du défaut. Le groupement est fait en utilisant les six indicateurs scalaires avant et après filtrage comme indiqué dans les tableaux de l'annexe. Deux autres indicateurs sont proposés comme nous allons le décrire dans la section suivante.

2. Indicateurs proposés

En parallèle avec les six indicateurs classiques mentionnés auparavant nous proposons deux nouveaux indicateurs calculés à partir du spectre d'enveloppe. Le principe de calcul de cet indicateur est le suivant :

1. On calcule un spectre d'enveloppe conformément à la méthodologie décrite au chapitre 1 ;
2. On calcule l'amplitude vibratoire correspondant aux trois premiers pics ;
3. On calcule le premier indicateur par la formule : $\log(Ap_1 + Ap_2 + Ap_3)$ et le deuxième par la formule $\log(Ap_1)$

	$\log(Ap_1 + Ap_2 + Ap_3)$	$\log(Ap_1)$
S1	6.2986	4.9445
S2	6.3624	4.7327
S3	5.9814	5.3753
S4	6.1350	5.3132
S5	6.1238	5.1930
S6	6.1381	5.1011
S7	6.1319	5.2983
S8	5.9560	5.0613
S9	5.8514	4.4376

S10	5.8142	4.4376
S11	9.0337	8.6587
S12	9.0074	8.6603

Figure 4.1 : Indicateurs proposés des douze signaux du chapitre 2

S1	9.1583	8.2522
S2	9.1625	8.2511
S3	9.1691	8.2449
S4	7.3049	5.6486
S5	7.3430	5.4058
S6	7.3093	5.3269
S7	8.4393	6.8426
S8	8.4248	6.8310
S9	8.4260	6.3015
S10	9.1681	8.2063
S11	9.1847	8.1978
S12	9.2182	8.1865
S13	8.9593	8.1203
S14	8.9894	8.1113
S15	8.9625	8.1125

Figure 4.2 : Indicateurs proposés des quinze signaux du chapitre 3

3. Application sur les douze signaux

3.1. Application sur la base des indicateurs avant filtrage

3.1.1. Groupement sur la base du kurtosis

On constate d'après la figure (4.1) que le kurtosis a permis un classement plutôt satisfaisant. Les signaux des dix premiers jours où le défaut est modéré sont classés ensemble, alors que les signaux des deux derniers jours où le défaut est plus important sont classés ensemble.

3.1.2. Groupement sur la base du facteur de crête

On s'appuyant sur le facteur de crête comme seul attribut, la figure (4.2) montre que le groupement donné n'est pas satisfaisant. Les dix premiers signaux sont complètement mélangés, alors que seuls les deux derniers signaux sont groupés ensemble. Ce résultat n'est donc pas satisfaisant.

3.1.3. Groupement sur la base du skewness

Contrairement au kurtosis et au facteur de crête le skewness a permis le groupement le plus satisfaisant. La figure (4.3) montre que les huit premiers signaux sont groupés

CHAPITRE IV : Automatisation de la détection des défauts d'engrenages par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)

ensembles, ils correspondent à un état sain ou un défaut naissant. Les deux signaux suivants (S9 et S10) sont classés ensemble, ils correspondent à un état de dégradation modéré ou moyen, alors que les deux derniers signaux correspondant à un état de dégradation très avancé sont classés ensemble.

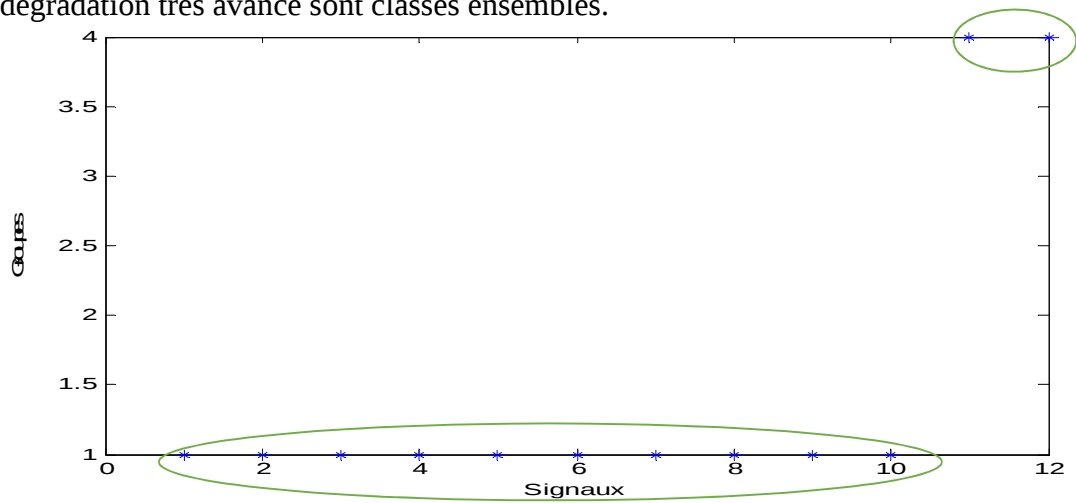


Figure 4.1. Groupement sur la base du kurtosis

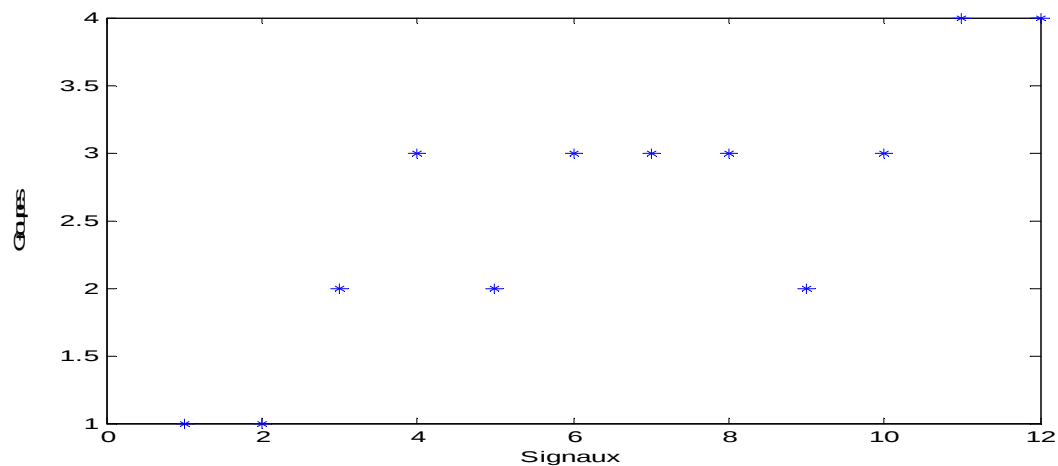


Figure 4.2. Groupement sur la base du facteur de crête

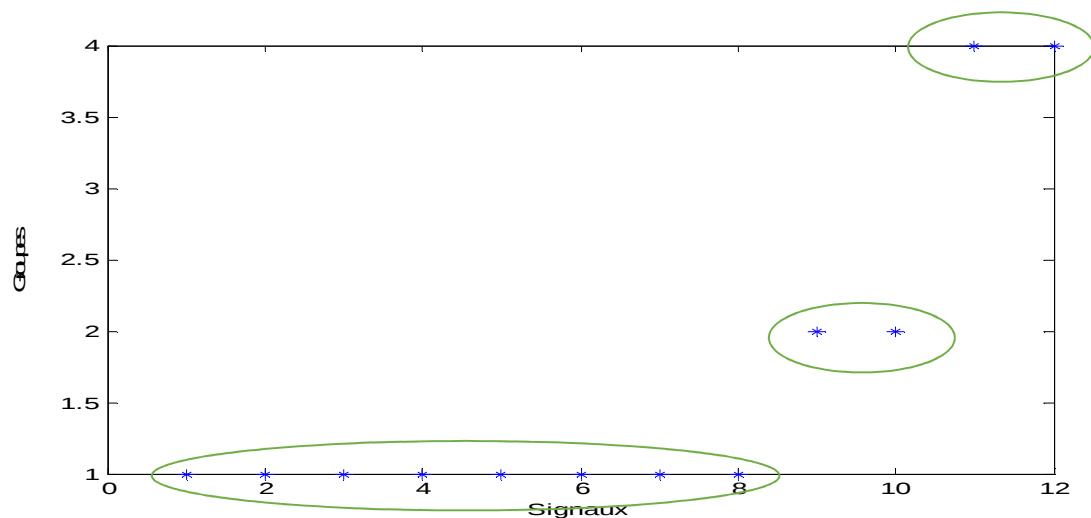


Figure 4.3. Groupement sur la base du Skewness

3.1.4. Groupement sur la base du RMS+ kurtosis

Dans ce cas on utilise deux indicateurs : le RMS et le kurtosis, la figure (4.4) montre que le résultat obtenu est semblable à celui du kurtosis seul. Les dix premiers signaux ensemble et les deux derniers signaux.

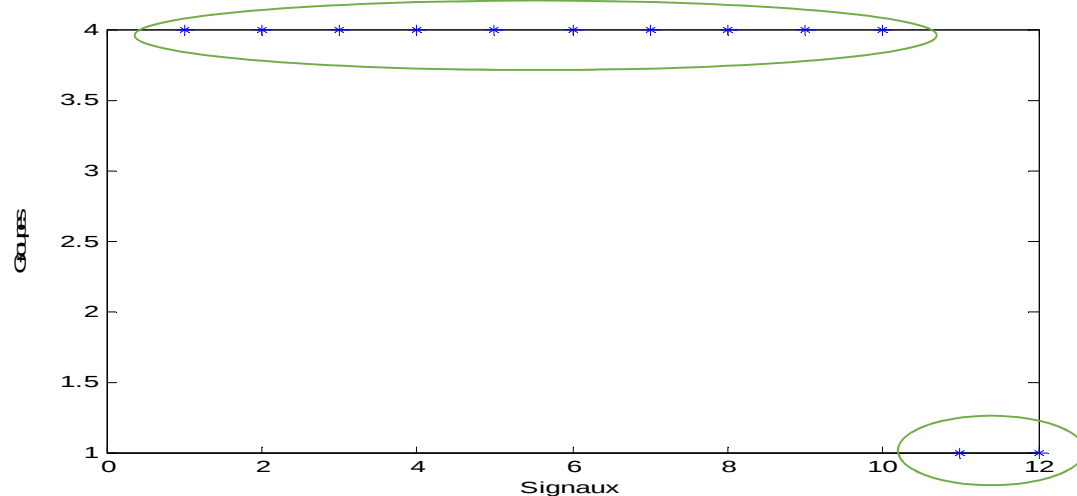


Figure 4.4. Groupement sur la base du RMS+kurtosis

3.1.5. Groupement sur la base de la valeur de crête + facteur de crête

Dans ce cas on combine la valeur crête et le facteur de crête, le résultat obtenu n'est pas satisfaisant car les seuls les deux derniers signaux sont groupés ensemble, les dix autres signaux sont complètement éparpillés (figure 4.5).

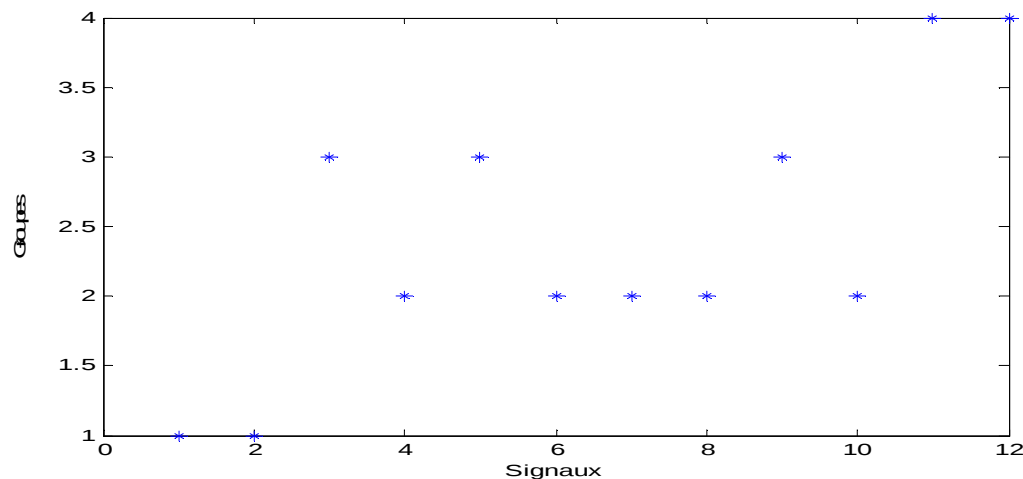


Figure 4.5. Groupement sur la base de la valeur crête et du facteur de crête

3.1.6. Groupement sur la base des six indicateurs

Dans ce dernier cas on utilise les six indicateurs scalaires calculés avant filtrage des douze signaux. La figure (4.6) montre deux groupes ; le premier groupe comprend les dix premier signaux, alors que le deuxième groupe comporte les deux derniers signaux correspondant à un état de dégradation avancé de l'engrenage.

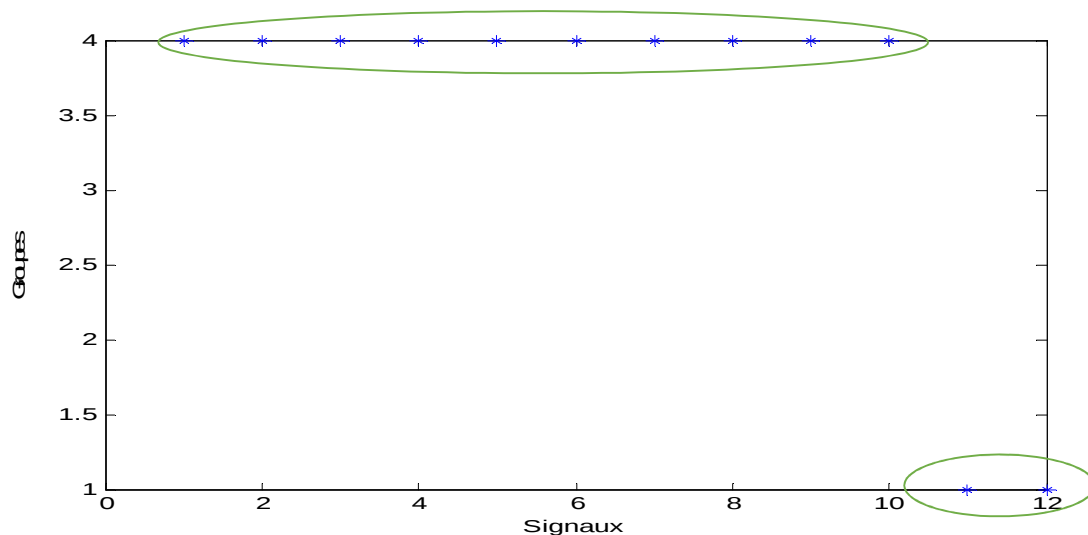


Figure 4.6. Groupement sur la base du six indicateurs

3.2. Groupement des douze signaux après filtrage

3.2.1. Groupement sur la base du kurtosis

En utilisant les valeurs du kurtosis après filtrage comme attributs, le résultat obtenu est tout à fait semblable à celui avant filtrage. Les dix premiers signaux sont groupés ensemble et deux derniers ensemble comme le montre la figure (4.7).

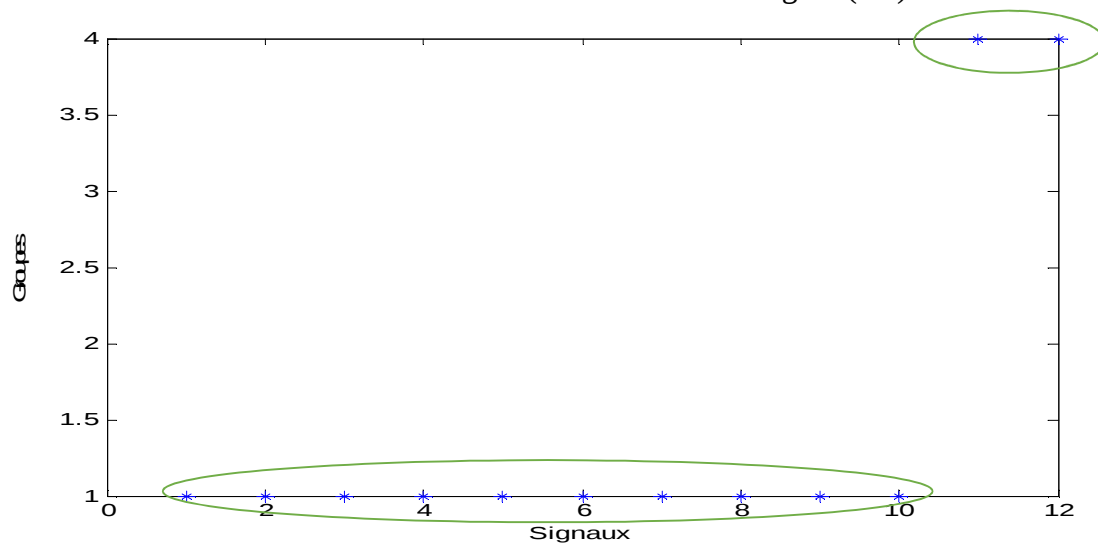


Figure 4.7. Groupement sur la base du kurtosis

3.2.2. Groupement sur la base du Facteur de crête

La figure (4.8) montre que le groupement offert par le facteur de crête est semblable à celui du kurtosis, mais reste largement meilleur à celui du facteur de crête avant filtrage comme mentionné avant. Donc le filtrage a amélioré le groupement des douze signaux offrant un résultat plutôt satisfaisant.

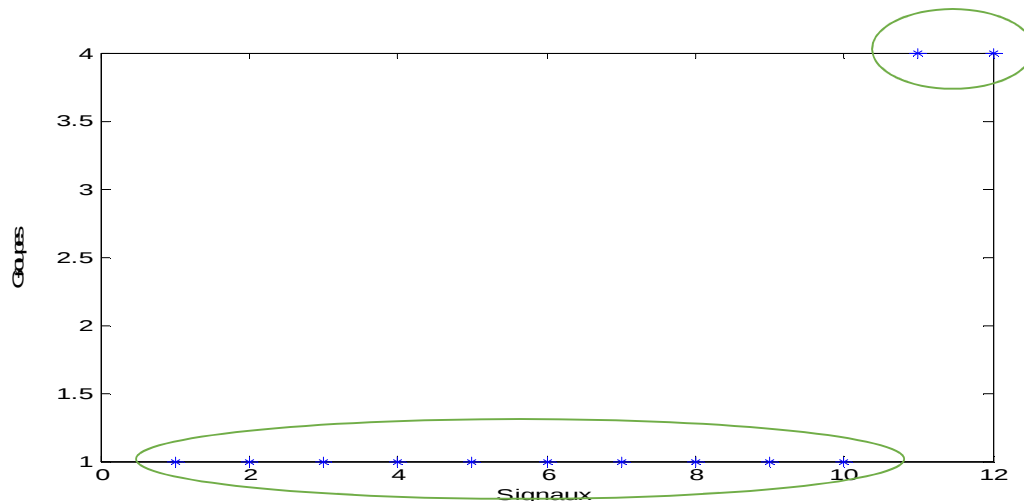


Figure 4.8. Groupement sur la base du facteur de crête

3.2.3. Groupement sur la base du Skewness

Contrairement au facteur de crête, le filtrage a plutôt rendu le groupement sur la base du skewness médiocre. Malgré qu'il ait donné le meilleur groupement avant filtrage, les valeurs du skewness après filtrage ont donné des groupes où les signaux sont complètement éparpillés comme le montre la figure (4.9).

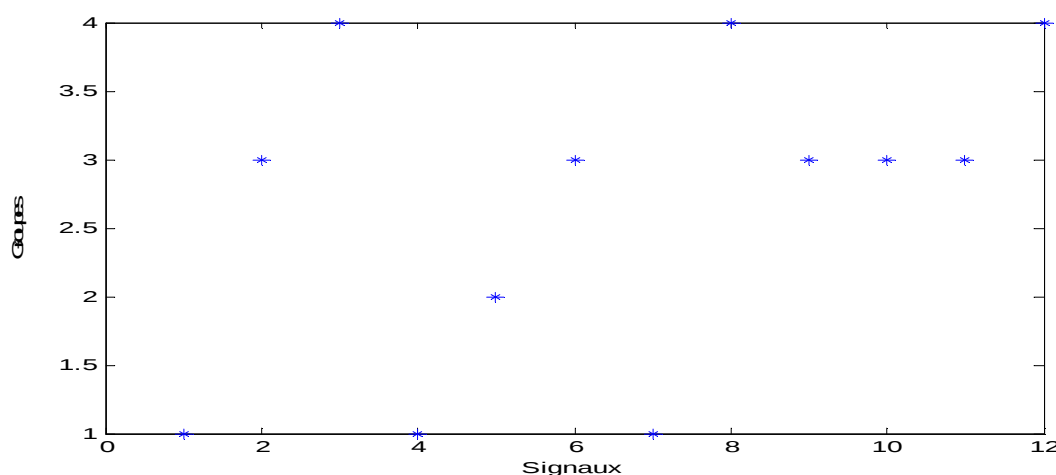


Figure 4.9. Groupement sur la base du Skewness

3.2.4. Groupement sur la base du kurtosis + RMS

En utilisant le kurtosis et le RMS après filtrage, le résultat obtenu est tout à fait le même qu'avant filtrage (figure 4.10).

3.2.5. Groupement sur la base de la valeur crête + facteur de crête

La même constatation est valable pour la valeur crête et le facteur de crête après filtrage, on obtient exactement les deux groupes qu'auparavant (figure 4.11).

3.2.6. Groupement sur la base des six indicateurs

Le même résultat est également obtenu lorsque nous avons utilisé les six indicateurs après filtrage comme attributs (figure 4.12).

CHAPITRE IV : Automatisation de la détection des défauts d'engrenages par utilisation de l'algorithme SOM (Self Organizing Maps)

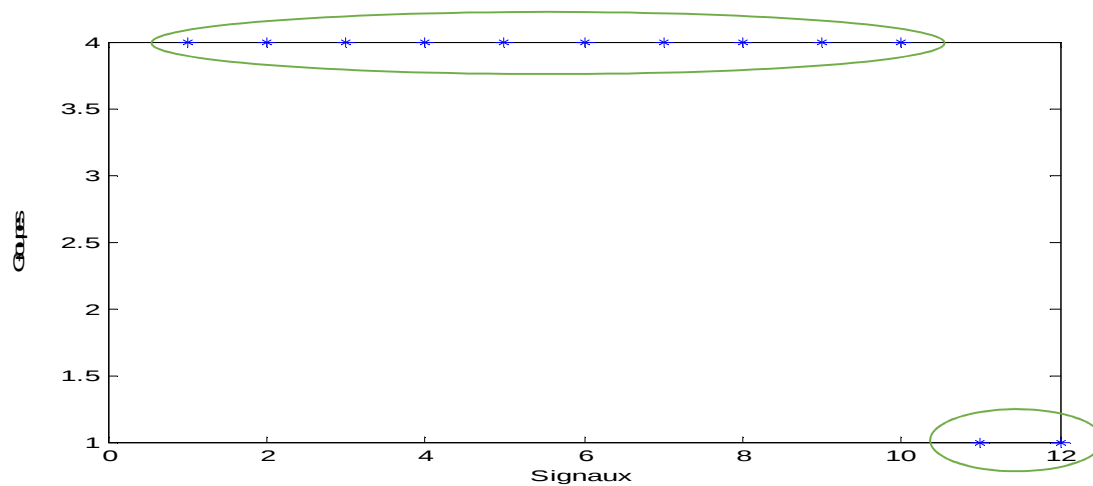


Figure 4.10. Groupement sur la base du kurtosis+RMS

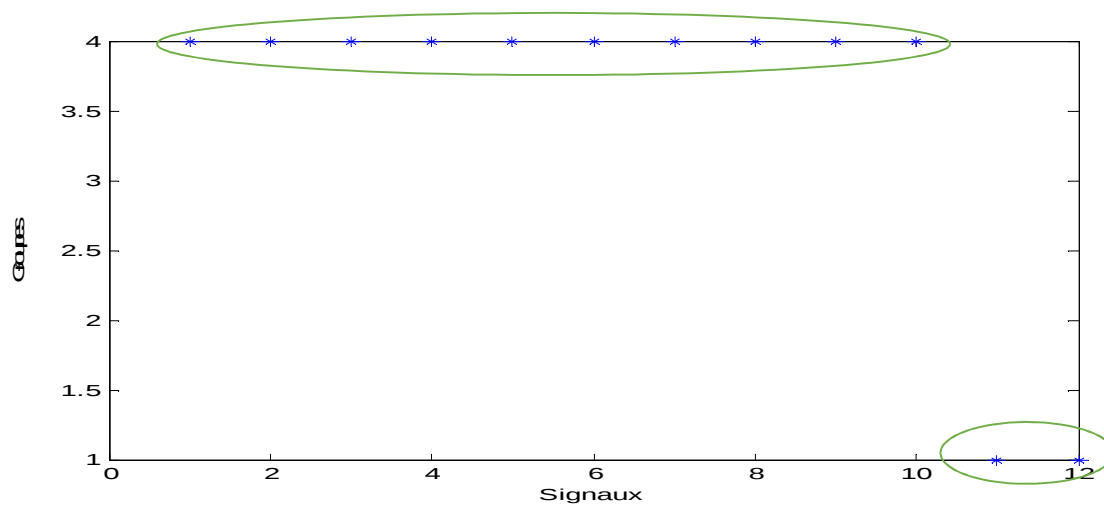


Figure 4.11. Groupement sur la base du Vc + Fc

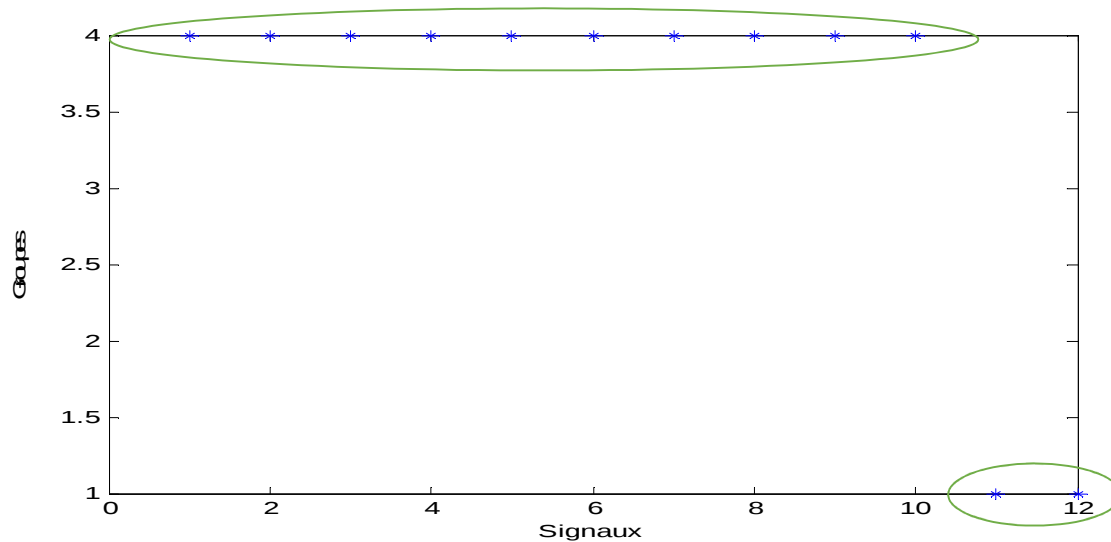


Figure 4.12. Groupement sur la base du six indicateurs

3.2.7. Groupement sur la base des deux indicateurs proposés

Dans ce cas on utilise les douze valeurs des deux indicateurs proposés. On remarque que le premier indicateur $\log(Ap_1 + Ap_2 + Ap_3)$ a permis de grouper les douze signaux en trois classes distincts. La première classe comporte les deux premiers signaux, la deuxième classe les huit autres signaux (S3 à S10) donc concerne le cas d'un défaut modéré, alors que le troisième groupe comprend les deux derniers signaux correspondant au grand défaut. Ce résultat est donc le meilleur résultat obtenu pour le cas des douze signaux (figure 4.13).

Presque le même résultat est obtenu par le deuxième indicateur $\log(Ap_1)$ (figure 4.14), à l'exception du signal S2, tous les autres signaux ont été groupés d'une manière logique comme le premier indicateur proposé l'a fait.

En conclusion les deux indicateurs proposés, étant calculés directement à partir du spectre d'enveloppe, ont permis d'avoir le meilleur résultat du fait qu'ils ont pu classer les douze signaux en trois groupes distincts : un groupe du cas sans défaut, un groupe du cas défaut modéré, et un troisième groupe du cas grand défaut.

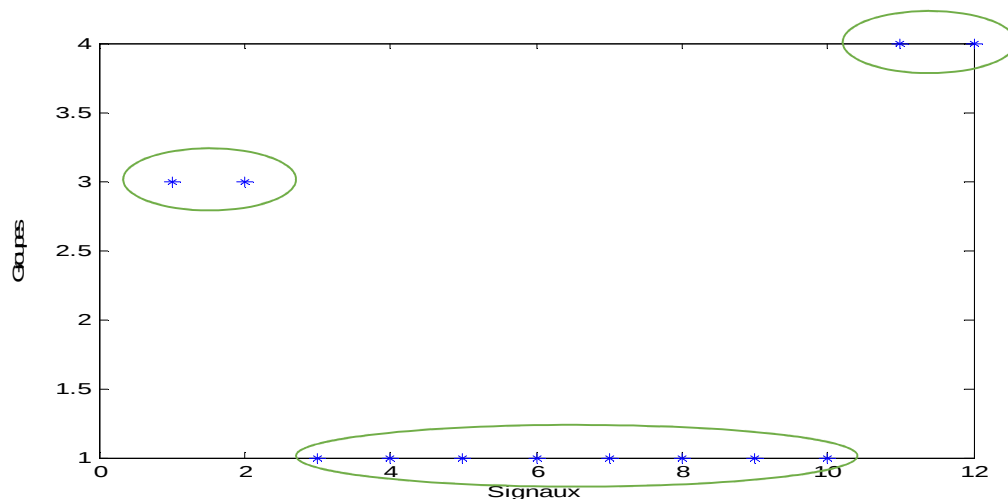


Figure 4.13. Groupement sur la base du 1^{er} indicateur proposé

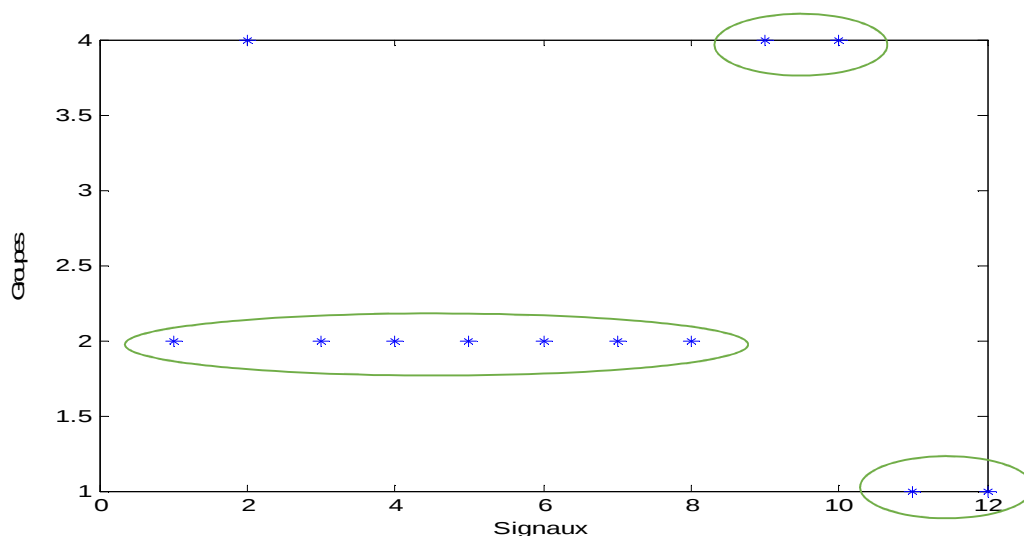


Figure 4.14. Groupement sur la base du 2^{ème} indicateur proposé

4. Application aux quinze signaux du chapitre 3

Dans ce cas le groupement idéal est celui qui donnera cinq groupes de trois signaux chacun correspondant aux cinq types de défauts d'engrenages étudiés au chapitre 3.

4.1. Groupement avant filtrage

4.1.1. Groupement sur la base du kurtosis

Dans ce cas le kurtosis a permis la séparation des deux premiers types de défauts : dent arrachée, sans défaut, dent avec entaille. Les six derniers signaux correspondant aux deux derniers types de défaut (dent usée et dent cassée) sont groupé ensemble. Ce résultat n'est pas meilleur mais reste acceptable (figure 4.15).

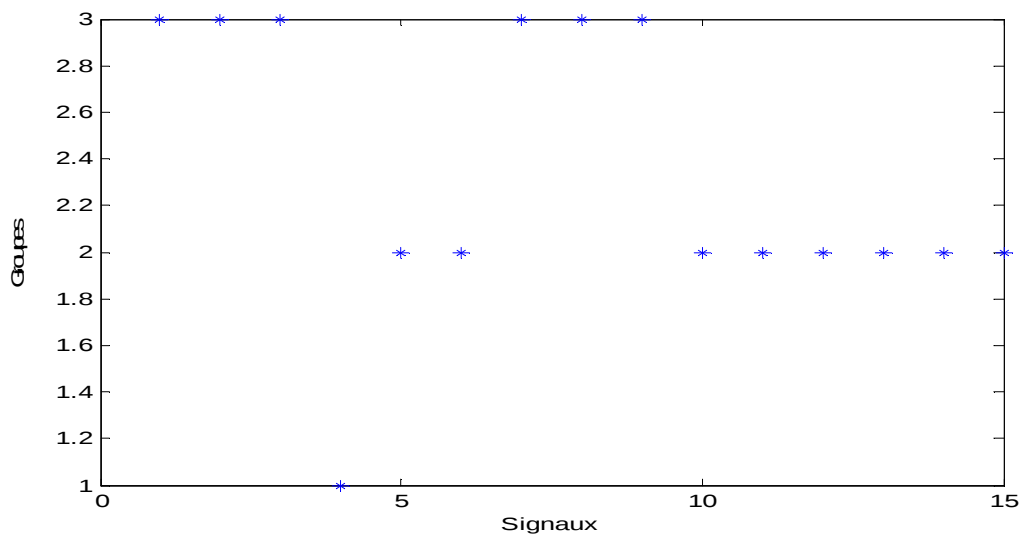


Figure 4.15. Groupement sur la base du kurtosis

4.1.2. Groupement sur la base du facteur de crête

Presque le même résultat que le kurtosis est donné par le facteur de crête avec un certain éparpillement mineur d'un signal du deuxième et troisième groupe.

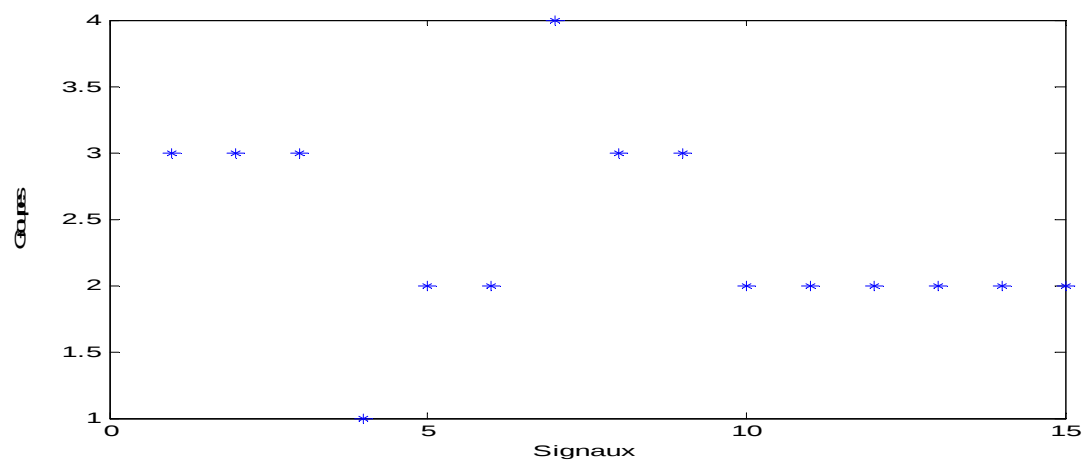


Figure 4.16. Groupement sur la base du facteur de crête

4.1.3. Groupement sur la base du Skewness

La figure (4.17) montre que le résultat obtenu par le skewness n'est pas satisfaisant, notamment du fait qu'il a groupé les six premiers ensembles donc n'a pas pu différencier entre le cas sans défaut et le cas avec défaut.

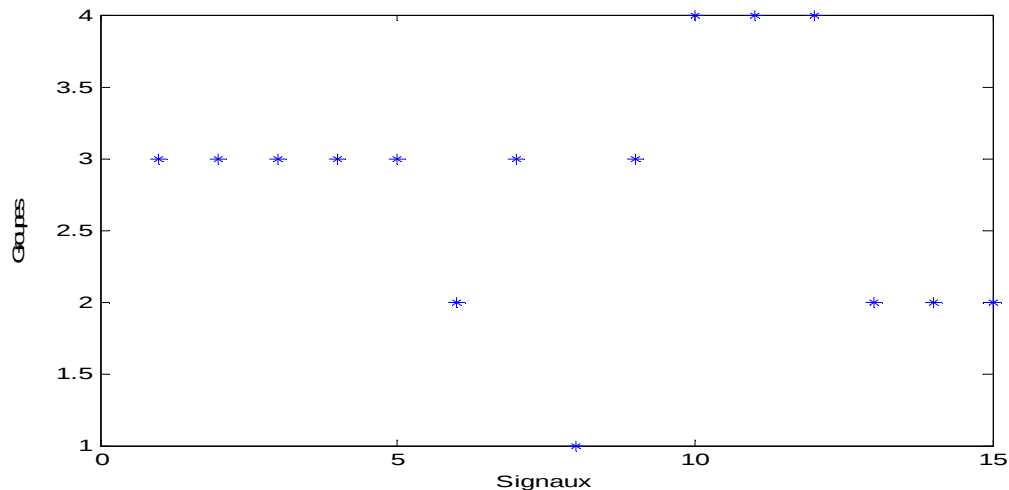


Figure 4.17. Groupement sur la base du Skewness

4.1.4. Groupement sur la base du kurtosis + RMS

En associant le kurtosis et le RMS, la figure (4.18) montre que le résultat obtenu est semblable à celui du kurtosis seul.

4.1.5. Groupement sur la base de la valeur de crête + facteur de crête

Dans ce cas également le résultat obtenu est semblable à celui du facteur de crête seul, donc reste globalement satisfaisant.

4.1.6. Groupement sur la base des six indicateurs

En associant les six indicateurs scalaires, la figure (4.20) montre un groupement plutôt satisfaisant : les trois premiers groupes séparés et les deux derniers correspondant à la dent usée et la dent cassée sont groupés ensemble.

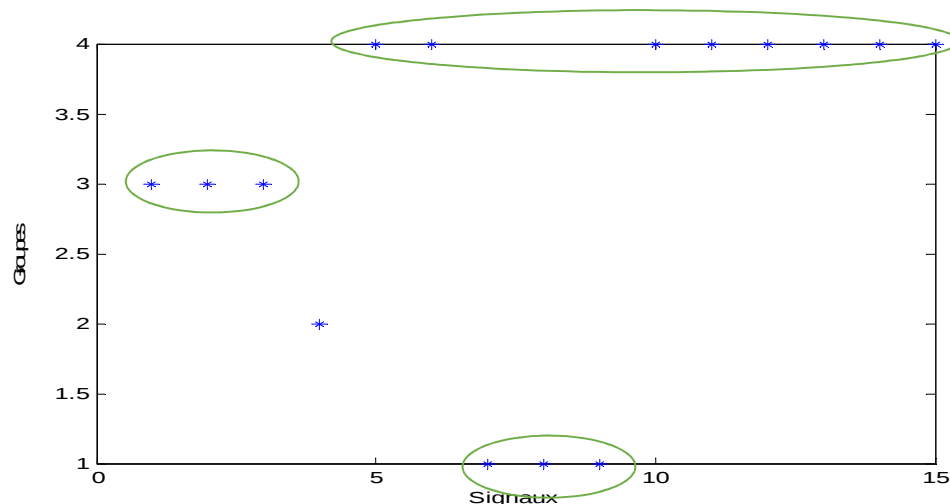


Figure 4.18. Groupement sur la base du kurtosis + RMS

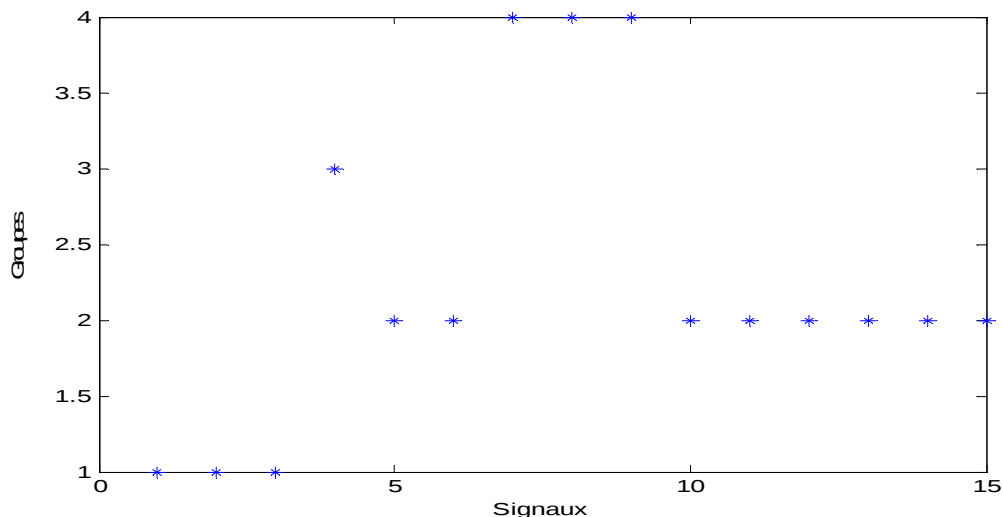


Figure 4.19. Groupement sur la base de la valeur crête et du facteur de crête

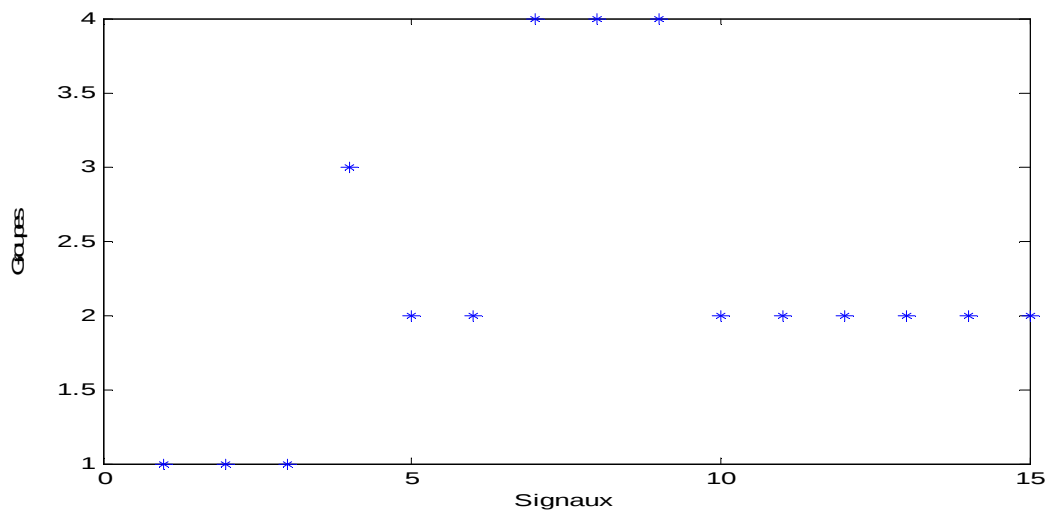


Figure 4.20. Groupement sur la base des six indicateurs

4.2. Groupement des quinze signaux après filtrage

4.2.1. Groupement sur la base du kurtosis

La figure (4.21) montre que le groupement des quinze signaux par le kurtosis après filtrage n'est pas satisfaisant. Le filtrage a certainement amélioré les valeurs du kurtosis mais a réduit le groupement médiocre. Les trois premiers signaux sont classés ensemble, alors que les douze autres signaux correspondant aux quatre groupes sont mélangés, ne faisant donc pas distinction entre le cas sans défaut (groupe 2) et les autres types de défaut.

4.2.2. Groupement sur la base du facteur de crête

Nous obtenons exactement le même résultat, toujours médiocre, avec le facteur de crête après filtrage comme le montre la figure (4.21).

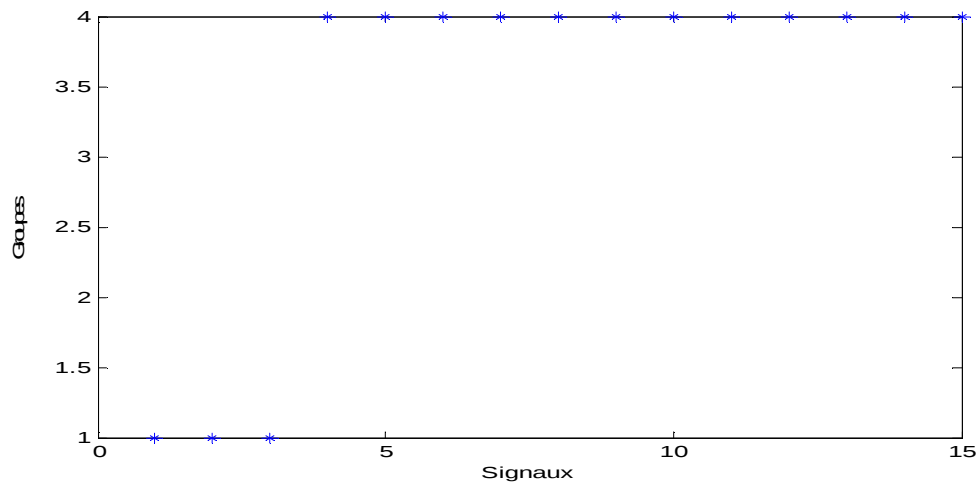


Figure 4.21. Groupement sur la base du kurtosis

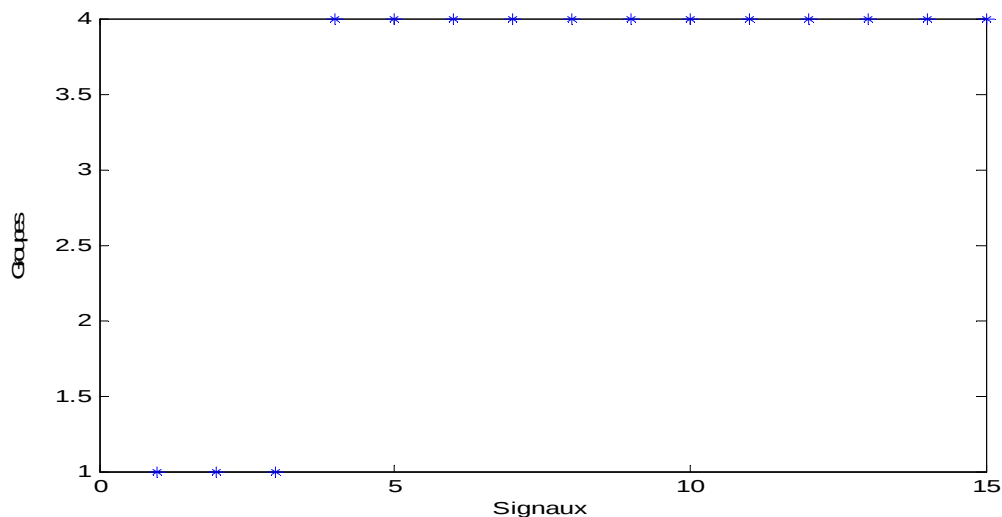


Figure 4.22. Groupement sur la base du facteur de crête

4.2.3. Groupement sur la base du skewness

Le résultat obtenu par le skewness est probablement parfait du fait que à l'exception d'un seul signal (S1) mal classé, les quinze signaux sont parfaitement groupés en cinq groupes distincts correspondant aux cinq types de défaut d'engrenages.

4.2.4. Groupement sur la base du kurtosis + RMS

Dans ce cas on obtient le même résultat que pour le kurtosis seul, soit deux groupes au lieu de cinq.

4.2.5. Groupement sur la base de la valeur de crête + facteur de crête

Le même résultat, soit deux groupes, est obtenu en associant la valeur crête et le facteur de crête (figure 4.25).

4.2.6. Groupement sur la base des six indicateurs

Toujours le même résultat est également obtenu avec les six indicateurs scalaires.

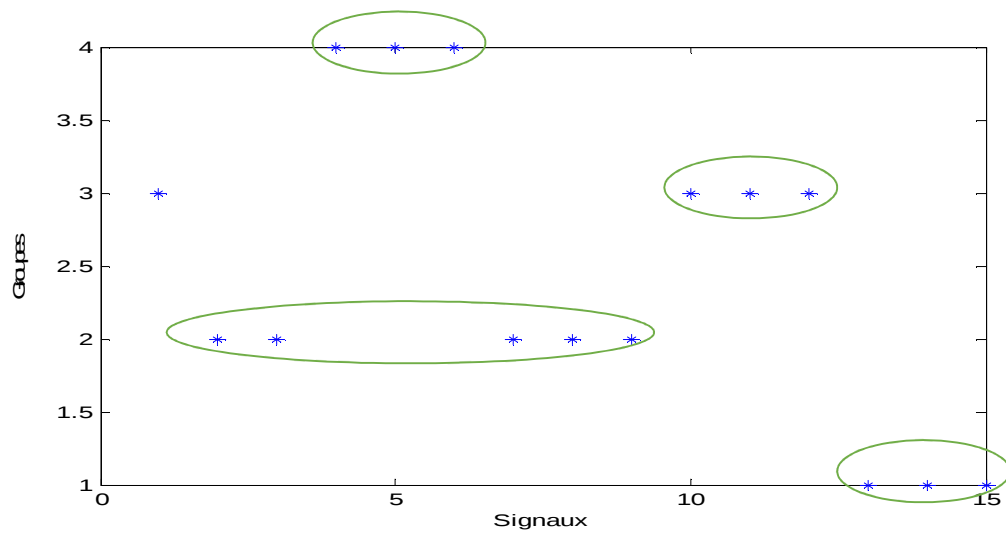


Figure 4.23. Groupement sur la base du Skewness

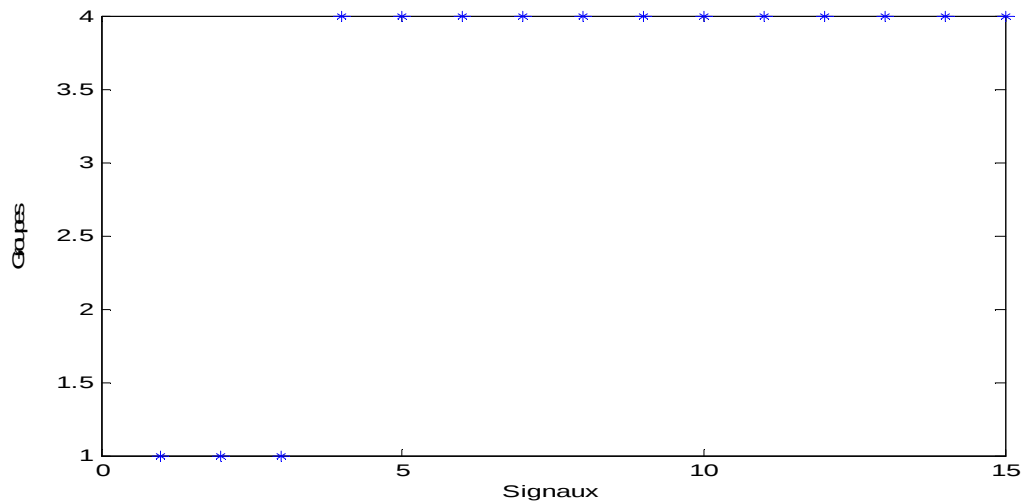


Figure 4.24. Groupement sur la base du kurtosis+RMS

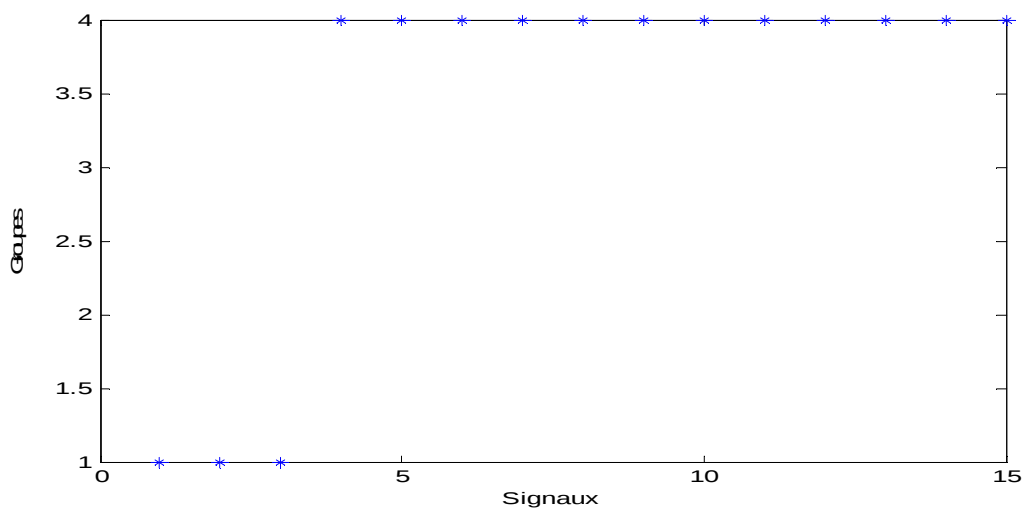


Figure 4.25. Groupement sur la base de la valeur crête et du facteur de crête

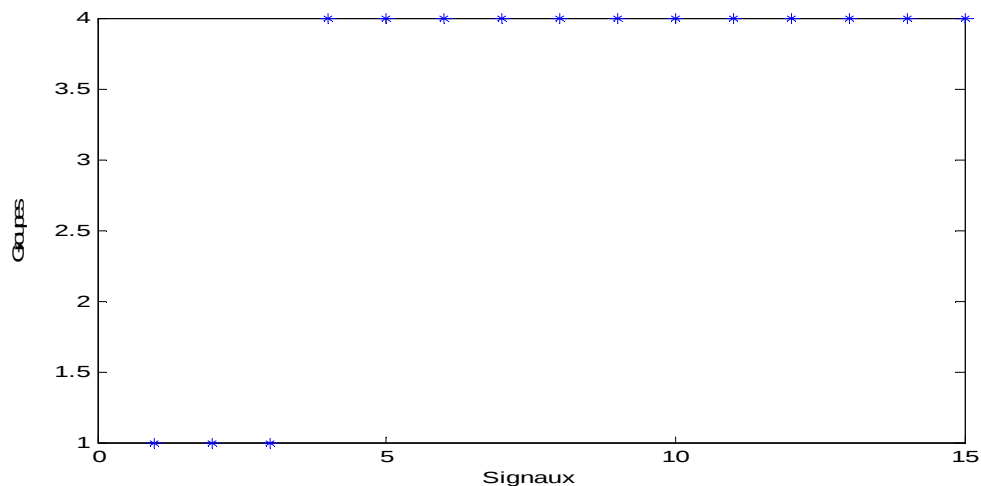


Figure 4.26. Groupement sur la base des six indicateurs

4.2.7. Groupement sur la base des deux indicateurs proposés

Les figures (4.27) et (4.28) montrent que les deux indicateurs proposés ont donné exactement le même résultat. Les trois premiers types de défauts sont classés dans trois groupes séparés, alors que les deux derniers sont groupés ensemble dans le même groupe. Même si ce n'est pas aussi meilleur que le résultat du skewness, les deux indicateurs proposés ont quand même donné un résultat satisfaisant meilleur que celui donné par des indicateurs très utilisés dans la littérature comme le kurtosis, le facteur de crête ou le RMS.

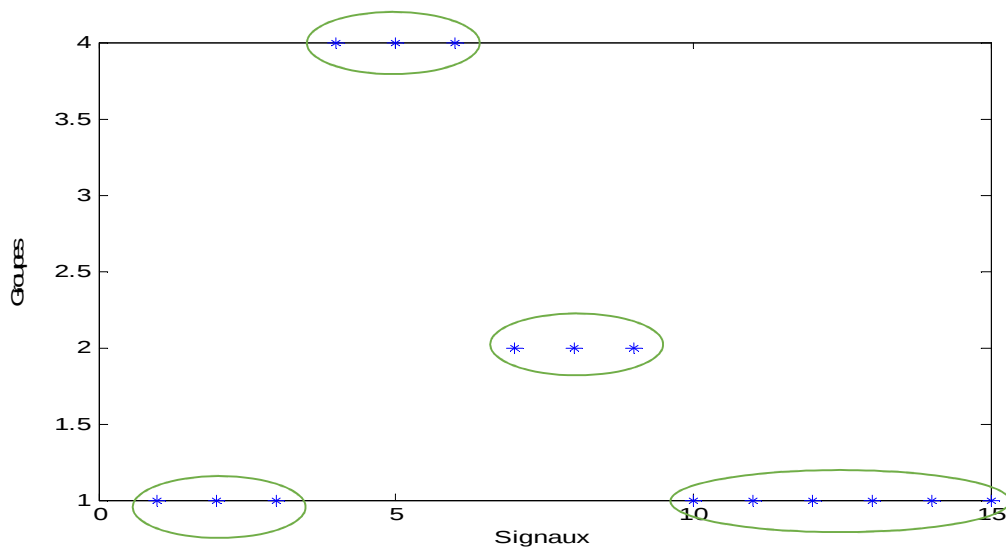


Figure 4.27. Groupement sur la base du 1^{er} indicateur proposé

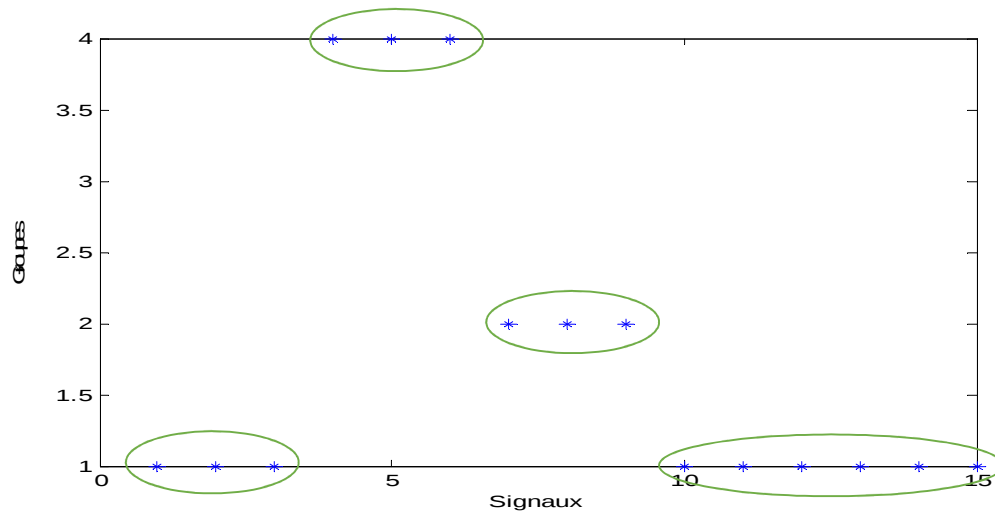


Figure 4.28. Groupement sur la base du 2^{eme} indicateur proposé

5. Conclusion du chapitre

L'objectif de ce chapitre est l'utilisation d'un système pour l'automatisation de la détection des défauts d'engrenages. Un système basé sur l'approche SOM a été conçu pour le groupement des douze signaux du chapitre 2 et les quinze autres du chapitre 3. Rappelons que les douze signaux du chapitre 2 correspondent à un même type de défaut mais qui évolue dans le temps à travers 12 jours successifs. Les quinze signaux du chapitre 3 correspondent à 5 types de défauts d'engrenage distincts, pour chaque type nous avons trois signaux. Nous avons utilisé comme attributs pour la SOM les six indicateurs scalaires classiques avant et après filtrage. Deux autres indicateurs calculés à partir du spectre d'enveloppe sont proposés.

Pour les douze signaux du chapitre 2 correspondant à un seul défaut qui évolue, le meilleur résultat est obtenu par les deux indicateurs proposés, notamment le premier qui ont donné trois groupes distincts. Un premier groupe contenant les deux premiers signaux correspondant au cas sans défaut, un deuxième groupe contenant les huit signaux suivants correspondant au défaut modéré, et enfin un troisième groupe contenant les deux derniers signaux correspondant à un état de dégradation très avancé de l'engrenage. Notons que le skewness avant filtrage a également donné un bon résultat mais celui donné par les deux indicateurs proposés reste le plus évident.

Pour les quinze signaux du chapitre 4 le résultat le plus parfait est celui donné par le skewness après filtrage qui a pu grouper les quinze signaux en cinq groupes distincts correspondant aux cinq types du défaut d'engrenages. Les deux indicateurs proposés ont pu différencier les trois premiers types de défaut en les groupant dans trois groupes différents, alors que les deux derniers types ont été groupés dans le même groupe. Ce résultat n'est pas aussi meilleur que celui du skewness mais qui reste quand même satisfaisant.

En conclusion, les deux indicateurs proposés restent globalement stables et offrent de meilleurs résultats dans les deux cas par rapport à d'autres indicateurs de renommée comme le kurtosis, facteur de crête ou le RMS. Le skewness apparaît lui aussi très fiable comme indicateur mais reste sensible au filtrage et perd sa fiabilité en tant qu'attribut fiable comme nous l'avons constaté pour les douze signaux du chapitre 2, contrairement aux quinze signaux du chapitre 3.

Le filtrage est évidemment très efficace pour améliorer la sensibilité des indicateurs scalaires comme le kurtosis et le facteur de crête, mais nous avons constaté qu'il rend le groupement médiocre dans certains cas.

Conclusion générale

Ce mémoire avait pour objectif l'automatisation de la détection des défauts d'engrenage par application d'une approche non supervisée nommée SOM (Self Organizing Maps). En premier lieu l'association de l'analyse statistique et de l'analyse d'enveloppe a permis la détection des défauts d'engrenages de différents types et dans différentes configurations. En deuxième lieu un système pour l'automatisation de la détection des défauts d'engrenage a été réalisé en utilisant différents attributs, deux nouveaux indicateurs calculés à partir du spectre d'enveloppe ont été proposés en tant qu'attributs.

A partir de la base de données CETIM une étude a été réalisée sur douze signaux d'un même défaut d'engrenage qui évolue à travers douze jours successifs. Les résultats montrent que pour l'analyse statistique des signaux bruts, le skewness s'est montré très efficace par rapport à d'autres indicateurs y compris ceux sensibles aux défauts de choc comme le kurtosis et le facteur de crête. Il était capable de déceler l'apparition du défaut dès le huitième jour, alors que les autres indicateurs n'ont pu détecter le défaut qu'à partir du onzième jour. Par contre après filtrage, le kurtosis reprend toutes ses capacités en indiquant des valeurs dépassant la valeur limite (3) dès le premier jour. Les spectres d'enveloppe obtenus après l'application de l'analyse d'enveloppe sur les douze signaux ont permis de mettre en évidence l'existence du défaut dès les premiers jours et prouvent donc la fiabilité de cet outil en tant que détecteur précoce.

Une deuxième étude a été réalisée sur un autre banc d'essai pour mettre en évidence cinq types de défauts d'engrenage, quinze signaux en total ont été analysés (trois signaux pour chaque type). Une analyse statistique et une analyse d'enveloppe ont également été réalisées. L'analyse statistique montre que le kurtosis et le facteur de crête n'ont permis la détection des différents défauts qu'après filtrage sans toutefois une distinction claire de leurs types. Alors que l'analyse d'enveloppe a permis la détection du défaut de tous les types de défaut étudiés. Bien évidemment certains types de défauts sont plus évidents à mettre en évidence que d'autres mais la détection est possible dans toutes les configurations.

Enfin un système basé sur l'algorithme SOM a été réalisé pour automatiser la détection des défauts d'engrenage étudiés. Les six indicateurs scalaires déjà utilisés précédemment ont été utilisés comme attribut pour le système SOM. Deux autres indicateurs scalaires calculés à partir du spectre d'enveloppe ont été proposés et testés comme attributs. Les résultats montrent que certains indicateurs scalaires comme le skewness ont permis un meilleur résultat dans certains cas, alors que d'autres n'ont permis qu'un résultat tout juste satisfaisant. Enfin les deux indicateurs scalaires ont permis le meilleur résultat pour le groupement des douze signaux et un résultat très satisfaisant pour le groupement des quinze autres signaux. Les deux indicateurs proposés sont stables par rapport aux autres indicateurs qui sont sensible à l'opération de filtrage.

L'utilisation d'un système expert permet donc d'améliorer la précision et l'efficacité du diagnostic, ce qui se traduit par une meilleure maintenance prédictive et une réduction des coûts opérationnels. Le développement continu de cette approche, combiné à d'autres techniques avancées, ouvre de nouvelles perspectives pour l'industrie en matière de maintenance préventive et d'optimisation des performances des machines.

Références bibliographiques

- [1] A.BENMARS ET C. KLAIAIA. MISE EN PLACE D'OUTILS DE SURVEILLANCE ET DE DIAGNOSTIC VIBRATOIRE DES MACHINES TOURNANTES FONCTIONNANT EN REGIME VARIABLE. MEMOIRE DE MASTER, UNIVERSITE 8 MAI 1945 – GUELMA, 2024.
- [2] NORME NF X 60-010 – TERMINOLOGIE DE LA MAINTENANCE (AFNOR).
- [3] [HTTPS://WWW.LEGARREC.COM/ENTREPRISE/MAINTENANCE-INDUSTRIELLE/](https://www.legarrec.com/entreprise/maintenance-industrielle/)
- [4] A. AMIR, LES MOYENS ORGANISATIONNELS ET LOGISTIQUE D'UN SERVICE DE MAINTENANCE. MEMOIRE DE MASTER, UNIVERSITE DE BADJI MOKHTAR ANNABA, 2017.
- [5] B. BOUKHLOUF, COURS DE MAINTENANCE ET SECURITE UNIVERSITE DE BATNA.
- [6] I. BEKOUCHE, LA MAINTENANCE BASEE SUR LA FIABILITE D'UNE PELLE HYDRAULIQUE MEMOIRE DE MASTER UNIVERSITE DE BADJI MOKHTAR ANNABA, 2010.
- [7] L. CHAABI ET. AL, FAULT DIAGNOSIS OF ROLLING BEARINGS IN NON-STATIONARY RUNNING CONDITIONS USING IMPROVED CEEMDAN AND MULTIVARIATE DENOISING BASED ON WAVELET AND PRINCIPAL COMPONENT ANALYSES, THE INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED MANUFACTURING TECHNOLOGY 107, COMBINED 9-10 (2020) PAGES 3859-3873.
- [8] T. BAALI ET. AL APPLICATION DE L'ENSEMBLE DE DECOMPOSITION EN MODE EMPIRIQUE (EEMD) POUR LA DETECTION DES DEFAUTS DE ROUEMENTS EN REGIME VARIABLE. MEMOIRE DE MASTER, UNIVERSITE 8 MAI 1945 GUELMA, 2017.
- [9] D. AUGIEX, ANALYSE VIBRATOIRE DES MACHINES TOURNANTES. TECHNIQUES DE L'INGENIEUR TRAITE GENIE MECANIQUE, BM 5 145.
- [10] SITE INTERNET [HTTPS://OPENAI.COM/INDEX/CHATGPT/](https://openai.com/index/chatgpt/)
- [11] Y. DEBBAH, COURS DE MECANIQUE DE VIBRATION, UNIVERSITE DES FRERES MENTOURI CONSTANTINE.
- [12] L. CHAABI, CONCEPTION D'UN SYSTEME EXPERT POUR LE DIAGNOSTIC DES ROUEMENTS DANS LES MACHINES TOURNANTES FONCTIONNANT EN REGIME VARIABLE. TH7SE DE DOCTORAT UNIVERSITÉ 8 MAI 1945 GUELMA, 2021

- [13] U. ASAN AND C. ECRAN, AN INTRODUCTION TO SELF-ORGANIZING MAPS. COMPUTATIONAL INTELLIGENCE SYSTEMS IN INDUSTRIAL ENGINEERING, ATLANTIC PRESS BOOK, JULY 19, 2012.
- [14] G.F. BIN, J.J. GAO, X.J. LI, B.S. DHILLON, EARLY FAULT DIAGNOSIS OF ROTATING MACHINERY BASED ON WAVELET PACKETS—EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION FEATURE EXTRACTION AND NEURAL NETWORK. MECHANICAL SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING (2012) 27:696-711.
- [15] B.A. PAYA, I.I. ESAT, M.N.M. BADI, ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BASED FAULT DIAGNOSTICS OF ROTATING MACHINERY USING WAVELET TRANSFORMS AS A PREPROCESSOR. MECHANICAL SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING (1997) 15(5):751-765.
- [16] D. YU, C. JUNCHENG, A ROLLER BEARING FAULT DIAGNOSIS METHOD BASED ON EMD ENERGY ENTROPY AND ANN. JOURNAL OF SOUND AND VIBRATION (2006) 294:269-277.
- [17] X. ZHANG, J. ZHOU, MULTI-FAULT DIAGNOSIS FOR ROLLING ELEMENT BEARINGS BASED ON ENSEMBLE EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION AND OPTIMIZED SUPPORT VECTOR MACHINES. MECHANICAL SYSTEMS AND SIGNAL PROCESSING (2013) 41:127-140.
- [18] V. SUGUMARAN, K.I. RAMACHANDRAN, EFFECT OF NUMBER OF FEATURES ON CLASSIFICATION OF ROLLER BEARING FAULTS USING SVM AND PSVM. EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS (2011), 38(4) :4088-4096.
- [19] M. SAIMURUGAN, K.I. RAMACHANDRAN, V. SUGUMARAN, N.R. SAKTHIVEL, MULTI COMPONENT FAULT DIAGNOSIS OF ROTATIONAL MECHANICAL SYSTEM BASED ON DECISION TREE AND SUPPORT VECTOR MACHINE. EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS (2011), 38(4) :3819-3826.
- [20] M.L. FADDA AND A. MOUSSAOUI, HYBRID SOM-PCA METHOD FOR MODELING BEARING FAULTS DETECTION AND DIAGNOSIS. JOURNAL OF THE BRAZILIAN SOCIETY OF MECHANICAL SCIENCES AND ENGINEERING (2018) 40:268.
- [21] S. ALLIA, R. NASRI, I. MEDDOUR AND R. YOUNES, COMPARISON BETWEEN SOUND PERCEPTION AND SELF-ORGANIZING MAPS IN THE MONITORING OF THE BEARING DEGRADATION. INTERNATIONAL JOURNAL OF ADVANCED MANUFACTURING TECHNOLOGY (2020) 110(7/8):1-11.
- [22] V. VAKHARIA, V.K. GUPTA AND P.K. KANDAR, BALL BEARING FAULT DIAGNOSIS USING SUPERVISED AND UNSUPERVISED MACHINE LEARNING METHODS. INTERNATIONAL JOURNAL OF ACOUSTICS AND VIBRATION (2015) 20(4):244-250.

[23] MOHAMED EL BADAOUI. CONTRIBUTION AU DIAGNOSTIC VIBRATOIRE DES REDUCTEURS COMPLEXES A ENGRENAGES PAR L'ANALYSE CEPSTRALE. SCIENCES DE L'INGENIEUR [PHYSICS]. UNIVERSITE JEAN MONNET - SAINT-ETIENNE, 1999. FRANÇAIS.

[24] S. CHEN, Z. LIU, X. HE, D. ZOU AND D. ZHOU. MULTI-MODE FAULT DIAGNOSIS DATASETS OF GEARBOX UNDER VARIABLE WORKING CONDITIONS. DATA IN BRIEF, 2024.

Annexes

Signal	Kurtosis	RMS	V moy	Skewness	VC	FC
S1	2.6660	0.0997	-0.0088	-0.1535	0.3555	3.5647
S2	2.6446	0.0951	-0.0071	-0.1321	0.3311	3.4795
S3	2.8575	0.0936	-0.0074	-0.2016	0.4028	4.3036
S4	2.8846	0.0888	-0.0072	-0.1175	0.3511	3.9527
S5	2.9737	0.0916	-0.0110	-0.1646	0.3833	4.1864
S6	2.9244	0.0906	-0.0090	-0.1784	0.3550	3.9177
S7	2.9896	0.0909	-0.0020	-0.1584	0.3628	3.9915
S8	2.9231	0.0860	-0.0126	-0.1075	0.3359	3.9084
S9	3.0296	0.0918	-0.0091	0.1145	0.4014	4.3702
S10	3.0246	0.0911	-0.0113	0.1210	0.3550	3.8949
S11	13.6194	0.1464	-0.0077	0.8013	1.0000	6.8307
S12	13.9443	0.1467	-0.0091	0.8128	1.0000	6.8187

Tableau 1 : Valeurs des indicateurs scalaires des douze signaux avant filtrage

Signal	Kurtosis	RMS	V moy	Skewness	VC	FC
S1	3.7329	0.0096	-1.2516e-07	0.0034	0.0448	4.6761
S2	3.7496	0.0098	-3.4649e-08	-0.0040	0.0491	5.0057
S3	3.9096	0.0083	1.2979e-07	-0.0078	0.0401	4.8447
S4	3.7792	0.0086	-1.5523e-07	0.0048	0.0396	4.6061
S5	3.8341	0.0098	-1.3898e-07	2.1815e-04	0.0560	5.7235
S6	3.8263	0.0098	2.3643e-07	-0.0039	0.0513	5.2584
S7	3.9711	0.0095	7.2707e-08	0.0026	0.0521	5.4722
S8	4.0533	0.0097	9.2184e-08	-0.0096	0.0565	5.8124
S9	4.1491	0.0100	2.4394e-08	-0.0029	0.0574	5.7211
S10	4.3359	0.0099	2.3492e-07	-0.0042	0.0552	5.5781
S11	31.3893	0.0171	-2.7525e-10	-0.0019	0.2265	13.2633
S12	33.4740	0.0180	-4.8766e-08	-0.0141	0.2530	14.0215

Tableau 2 : Valeurs des indicateurs scalaires des douze signaux après filtrage

Signal	Kurtosis	RMS	V moy	Skewness	VC	FC
S1	3.1518	1.3122	0.0079	0.0600	6.1622	4.6962
S2	3.0577	1.3465	0.0079	0.0618	6.0746	4.5113
S3	3.0056	1.3596	0.0076	0.0654	6.0021	4.4145
S4	2.6260	1.1840	0.0079	0.0562	4.6831	3.9553
S5	2.5126	1.2636	0.0077	0.0695	4.3360	3.4315
S6	2.4891	1.2981	0.0079	0.0788	4.5115	3.4754
S7	2.9414	0.7675	0.0080	0.0506	2.9945	3.9016
S8	2.9534	0.7840	0.0080	0.0379	3.4112	4.3511
S9	2.9534	0.8005	0.0081	0.0562	3.4435	4.3019
S10	2.5140	1.3576	0.0079	0.1365	4.4273	3.2611
S11	2.4756	1.3746	0.0076	0.1405	4.7643	3.4659
S12	2.5194	1.3812	0.0076	0.1491	4.5735	3.3111
S13	2.4657	1.2235	0.0076	0.0809	4.4007	3.5967
S14	2.3995	1.2488	0.0077	0.0839	4.0078	3.2094
S15	2.3883	1.2481	0.0078	0.0808	4.4320	3.5510

Tableau 3 : Valeurs des indicateurs scalaires des quinze signaux avant filtrage

Signal	Kurtosis	RMS	V moy	Skewness	VC	FC
S1	16.9509	0.2553	-4.3547e-06	0.1400	3.3108	12.9707
S2	17.0015	0.2670	7.4933e-06	0.0159	3.3734	12.6351
S3	14.2741	0.2662	-4.8615e-06	0.0237	3.0874	11.5996
S4	3.9067	0.1999	-1.5670e-06	0.0434	1.1917	5.9603
S5	3.9132	0.2099	-3.4979e-06	0.0566	1.0960	5.2220
S6	4.0442	0.2121	4.3085e-06	0.0398	1.2458	5.8735
S7	3.8461	0.1679	4.2141e-06	0.0227	0.9298	5.5369
S8	3.7550	0.1711	-8.7842e-07	0.0287	1.0301	6.0198
S9	3.7915	0.1740	-1.7679e-07	0.0283	1.0414	5.9849
S10	3.7383	0.2067	3.7581e-06	0.1122	1.1110	5.3734
S11	3.7425	0.2104	-2.7039e-06	0.1305	1.2631	6.0030
S12	3.7256	0.2170	-3.1737e-06	0.1274	1.2646	5.8276
S13	3.9053	0.2082	-6.1041e-06	0.0755	1.1860	5.6969
S14	4.0140	0.2102	4.7602e-06	0.0846	1.1646	5.5405
S15	3.9832	0.2096	-7.7083e-06	0.0823	1.2332	5.8820

Tableau 4 : Valeurs des indicateurs scalaires des quinze signaux avant filtrage