

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

UNIVERSITE BADJI MOKHTAR - ANNABA
BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY



جامعة باجي مختار – عنابة

Faculté : Science de l'ingénieur
Département : Génie mécanique
Domaine : Sciences et techniques
Filière : Génie mécanique
Spécialité : Construction mécanique

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme de Master

Thème:

**Diagnostic des défauts de roulements dans une éolienne
par analyse vibratoire et réseaux de neurones artificiels**

Présenté par : *RACHEDI Sarra*

Encadrant : *YOUNES Ramdane* MCA Université Badji Mokhtar ANNABA

Jury de Soutenance :

KHELIF Rabia	Pr.	Université Badji Mokhtar ANNABA	Président
YOUNES Ramdane	MCA	Université Badji Mokhtar ANNABA	Encadrant
GOUASMI SACI	MAA	Université Badji Mokhtar ANNABA	Examineur

Année Universitaire : 2020/2021

« Nous aurons le destin que nous aurons mérité »

Albert Einstein

Dédicace

Je dédie ce travail à Mes parents

qui grâce à eux je suis arrivée à ce niveau.

*A tout famille et surtout Ma grand-mère, Dieu repose
son âme*

A toutes mes amie surtout : chaima imen marwa manèl

*Enfin a tout la promotion 2021 de construction
mécanique .*

Remerciement

Je tiens tout d'abord à remercier mon Seigneur Miséricordieux par essence et par excellence de m'avoir permis d'accomplir cette mémoire avec succès car Il est digne de louange et de glorification.

*Je tiens à exprimer toute ma gratitude à mon directeur de mémoire, **Dr. YOUNES Ramdane**. Je tiens à souligner à quel point j'ai apprécié de travailler avec eux tant d'un point de vue professionnel qu'humain.*

*Je souhaite aussi remercier **Dr. DIB Amar** pour ses précieux conseils dans toutes mes études en département génie mécanique.*

*Je présente aussi mes remerciements aux examinateurs de mémoire **Mr. GOUASMI SACI** et **Pr. KHELIF Rabia**, d'avoir apporté leurs cautions scientifiques en acceptant de juger ce travail, et je les en remercie, de même que pour leur participation au Jury. Ils ont également contribué par leurs nombreuses remarques et suggestions à améliorer la qualité de ce mémoire, et je leur en suis très reconnaissant.*

*Je voudrais également exprimer mes grands remerciements à professeur **ZEGHIB Nasser Eddine**, que Dieu lui fasse miséricorde*

Par ailleurs, je souhaite également remercier tous mes amis et collègues qui m'ont fourni un support exceptionnel.

Sarra RACHEDI

Résumé

La surveillance et le diagnostic des défauts de machines tournantes qui sont basés à 75% sur l'analyse des vibrations appartiennent aux programmes de la maintenance conditionnelle. Plusieurs chercheurs travaillent toujours sur l'amélioration et le développement de nouveaux indicateurs résultant des signaux vibratoires ou acoustiques. Dans cette étude, nous avons employé, en premier lieu, une des méthodes de traitement de signal classiques pour le diagnostic des défauts dans les machines tournantes qui est l'analyse multi-résolution en ondelette AMRO. D'autre part, l'utilisation d'une méthode de classification non supervisée appelée la carte auto-organisatrice (SOM Self-Organizing Map).

Cette étude vise à surveiller et détecter les défauts de roulements à partir des signaux mesurés sur une éolienne pendant 50 jours de fonctionnement en utilisant deux méthodes. Dans l'ensemble, l'AMRO s'est avérée simple et efficace pour la détection et la localisation des défauts. Toutefois, cette méthode nous permet de localiser le défaut mais ne donne pas une indication claire sur le degré de détérioration. De plus, le classificateur neuronal a fourni des informations pertinentes sur l'évolution de la dégradation du roulement, car il pouvait automatiquement regrouper les signaux vibratoires en quatre groupes correspondant aux stades de fonctionnement du roulement. Ainsi, ces résultats peuvent contribuer efficacement à des décisions de maintenance opportunes.

Mots clés :

Défaut de roulement, Cartes auto-organisatrices SOM, AMRO, Éolienne, Diagnostic des défauts, maintenance conditionnelle.

Abstract

The monitoring and diagnosis of rotating machinery faults, which are based on 75% of vibration analysis, belong to the condition monitoring programs. Several researchers are still working on the improvement and development of new indicators resulting from vibration or acoustic signals. In this study, we have employed, firstly, one of the classical signal processing methods for fault diagnosis in rotating machines which is the multiresolution wavelet analysis AMRO. Secondly, the use of an unsupervised classification method called the SOM Self-Organizing Map.

This study aims to monitor and detect bearing defects from signals measured on a wind turbine during 50 days of operation using two methods. Overall, the AMRO was found to be simple and effective in detecting and locating defects. However, this method allows us to localize the defect but does not give a clear indication of the degree of deterioration. In addition, the neural classifier provided relevant information about the evolution of the bearing degradation, as it could automatically group the vibration signals into four groups corresponding to the operating stages of the bearing. Thus, these results can effectively contribute to timely maintenance decisions.

Key words:

Bearing defect, self-organizing maps SOM, AMRO, Wind turbine, Fault diagnosis, conditional maintenance.

ملخص

رصد وتشخيص الاعطال الدورية الآلات التي هي 75٪ على أساس تحليل الاهتزاز تنتمي إلى برامج الصيانة الشرطية. لا يزال العديد من الباحثين يعملون على تحسين وتطوير مؤشرات جديدة ناتجة عن الإشارات الاهتزازية أو الصوتية. في هذه الدراسة استخدمنا أولاً إحدى طرق معالجة الإشارات الكلاسيكية لتشخيص الأعطال في الآلات الدوارة الا هي تحليل الموجات متعدد الدقة AMRO. من ناحية أخرى ، استخدام طريقة تصنيف غير خاضعة للرقابة تسمى خريطة SOM ذاتية التنظيم.

تهدف هذه الدراسة إلى رصد واكتشاف أخطاء المحامل من الإشارات المقاسة على توربين الرياح خلال 50 يومًا من التشغيل باستخدام طريقتين. بشكل عام ، أثبت تحليل الموجات متعدد الدقة AMRO أنه بسيط وفعال في الكشف عن الأعطال وتحديد موقعها. ومع ذلك ، تسمح لنا هذه الطريقة بتحديد موقع الخلل ولكنها لا تعطي مؤشرًا واضحًا على درجة التدهور. بالإضافة إلى ذلك ، قدم المصنف العصبي المعلومات ذات الصلة حول تطور تدهور المحمل ، حيث يمكنه تجميع الإشارات الاهتزازية تلقائيًا في أربع مجموعات تتوافق مع مراحل تشغيل المحمل. وبالتالي ، يمكن أن تساهم هذه النتائج بشكل فعال في اتخاذ قرارات الصيانة في الوقت المناسب.

الكلمات المفتاحية :

خطأ المحمل ، خرائط ذاتية التنظيم ، تحليل الموجات متعدد الدقة AMRO ، توربينات الرياح ، تشخيص الأعطال ، الصيانة المشروطة.

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1. Types de maintenance.....	5
Figure I.2. Organisation de la maintenance conditionnelle.....	6
Figure I.3. Exemples de défauts induisant un balourd.....	7
Figure I.4. Spectre théorique d'un défaut de balourd.....	8
Figure I.5. Défaut d'alignement des arbres.....	8
Figure I.6. Défauts d'engrenage.....	9
Figure I.7. Les éléments d'un roulement standard.....	10
Figure I.8. Image vibratoires théorique d'un défaut de bague extérieur.....	10
Figure I.9. Image vibratoires théorique d'un défaut de bague intérieure.....	11
Figure I.10. Image vibratoires théorique d'un défaut de bille.....	12
Figure I.11. Défaut de roulement – usure.....	12

Chapitre II

Figure II.1. Exemple de vibration.....	26
Figure II.2. proximètres et leur driver.....	31
Figure II.3. proximètre monté sur un palier.....	31
Figure II.4. Schéma de principe d'un vélocimètre.....	32
Figure II. 5. schéma d'un accéléromètre.....	32
Figure II. 6. représentation vectorielle d'un signal vibratoire.....	33
Figure II.7. Schéma d'une carte de Kohonen connectée à un stimulus.....	38
Figure II.8. Distance de Manhattan pondérée entre les neurones i et j pour une topologie hexagonale.....	39
Figure II.9. (a) Signal somme de trois sinusoïdes : 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz et (b) Son spectre.....	41
Figure II.10. Echelle de décomposition par la TOR.....	42
Figure II.11. Ondelette utilisée pour l'analyse de cet exemple, 'db'5.....	45
Figure II.12. Environnement Matlab.....	46

Chapitre III

Figure III.1. Schéma cinématographique et photo b d'une éolienne.....	50
Figure III.2. Dimensions du roulement à rouleaux coniques (SKF 32222 J2)....	52
Figure III.3. Signal temporel de la 1 ^{ère} journée.....	53
Figure III.4. Différents détails et approximations du signal de la 1 ^{ère} journée..	53

Figure III.5. Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2 et D3).....	54
Figure III.6. Signal temporel de la 3 ^{ème} journée.....	55
Figure III.7. Détail D2 et approximation A4 du signal de la 3 ^{ème} journée.....	55
Figure III.8. Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2, A4).....	56
Figure III.9. Signal temporel.....	57
Figure III.10. Détails D2 et D3.....	57
Figure III.11. Spectre d'enveloppe du signal reconstruit (D2, D3).....	58
Figure III.12. Signal temporel.....	59
Figure III.13. Détails D3.....	59
Figure III.14. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3).....	60
Figure III.15. Signal temporel du 9/04/2013	60
Figure III.16. Détails D3.....	61
Figure III.17. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3).....	61
Figure III.18. Signal temporel du 12/04/2013	62
Figure III.19. Détails D3.....	62
Figure III.20. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3).....	63
Figure III.21. Signal temporel du 24/04/2013	63
Figure III.22. Détails D3.....	64
Figure III.23. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3).....	64
Figure III.24. Signal temporel du 25/04/2013	65
Figure III.25. Détails D3.....	65
Figure III.26. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3).....	65

Chapitre IV

Figure IV.1. Les signaux temporels.....	68
Figure IV.2. Les valeurs du kurtosis spectral.....	69
Figure IV.3. La monotonie des indicateurs scalaires.....	73
Figure IV.4. La tendance des indicateurs scalaires.....	74
Figure IV.5. L'importance des indicateurs scalaires.....	75
Figure IV.6. Architecture de réseau.....	76
Figure IV.7. Apprentissage du réseau de neurones.....	77
Figure IV.8. Évolution de la kurtosis avec le temps.....	78
Figure IV.9. Classification de l'état des roulements par SOM sur la base des valeurs de Kurtosis.....	79

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1. Les quatre niveaux de maintenance.....	5
Tableau I.2. Différents types de roulements.....	14

Chapitre II

Tableaux II.1. Comparaison entre l'apprentissage supervisé et non supervisé..	43
--	----

Chapitre III

Tableau III.1. Identification des signaux de chaque Période.....	51
Tableau III. 2. Fréquences caractéristiques des défauts.....	52

Chapitre IV

Tableaux IV.1. Valeurs des indicateurs scalaires.....	71
--	----

Sommaire

Dédicace	iii
Remerciement	iv
Résumé	v
Abstract	vi
ملخص.....	vii
Liste des figures	viii
Liste des tableaux.....	ix
Introduction générale	1

Chapitre I

I	Introduction	3
II	La Maintenance	4
II.1	But de la maintenance.....	4
II.1.1	Objectifs financiers.....	4
II.1.2	Objectifs opérationnels.....	4
II.2	Types de la maintenance.....	4
II.2.1	Maintenance préventive.....	4
II.2.1.1	Maintenance préventive systématique.....	4
II.2.1.2	Maintenance préventive conditionnelle.....	4
II.2.2	Maintenance corrective.....	5
II.3	Niveaux de maintenance.....	5
II.4	Organisation de la maintenance conditionnelle.....	6
II.5	Classement des machines.....	7
II.6	Les principaux défauts.....	7
II.6.1	Défaut de balourd.....	8
II.6.2	Désalignement.....	8
II.6.3	Défauts de serrage.....	8
II.6.4	Défauts des engrenages.....	9
II.6.5	Défauts de roulements	9
II.6.5.1	Défaut sur la bague extérieure.....	10

	II.6.5.2	Défaut sur la bague intérieure.....	11
	II.6.5.3	Défaut sur l'élément roulant	11
	II.6.5.4	Défaut sur la cage.....	12
III		Causes des défauts.....	12
	III.2.1	Les types roulements.....	14
IV		Synthèse bibliographique.....	15
V		Conclusion.....	21
		Références Bibliographiques.....	22

Chapitre II

I.		Introduction.....	25
II		Définition d'une vibration.....	26
	II.1	Nature d'une vibration.....	26
	II.1.1	Caractéristiques d'une vibration.....	26
	II.1.1	Fréquence.....	26
	II.1.2	Unités.....	27
	II.1.3	Amplitude.....	27
	II.2	Les types de vibrations.....	27
	II.2.1	Les types de vibrations.....	27
	II.2.2	Vibration harmonique.....	27
	II.2.3	Vibration périodique.....	28
	II.2.4	Vibration aléatoire aperiodique (choc)	28
	II.3	Les paramètres vibratoires.....	29
	II.3.1	Déplacement vibratoire.....	29
	II.3.2	Vitesse vibratoire.....	29
	II.4	Les capteurs de vibrations.....	30
	II.4.1	Principales caractéristique des capteurs.....	30
	II.4.2	Différents type de capteurs.....	30
	II.4.3	Les proximètres.....	30
	II.4.4	Vélocimètres.....	31
	II.4.5	Les accéléromètres.....	32
III.		La représentation du signal vibratoire.....	33
	III.1	La représentation temporelle (fonction du temps).....	33
	III.2	La représentation fréquentielle (fonction de la fréquence).....	33
	III.3	Représentation vectorielle.....	33
IV		Analyse vibratoire.....	34

IV.1	Objectifs analyse vibration.....	34
IV.2	Surveillance.....	34
IV.2.1	Les indicateurs scalaires.....	34
IV.2.1.1	La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)	35
IV.2.1.2	La valeur crête.....	35
IV.2.1.3	Le facteur de crête.....	35
IV.2.1.4	Le kurtosis.....	36
IV.3	Diagnostic vibratoire.....	36
IV.3.1	Analyse spectrale.....	37
IV.3.2	Analyse cepstrale.....	37
IV.3.3	Transformée de Fourier (FFT)	37
IV.3.4	Transformée en ondelettes.....	38
	Présentation du Matlab.....	41
VI	Méthodes de classification.....	43
VI.1	Classification basée sur l'apprentissage supervisé.....	43
VI.2	Classification basées sur l'apprentissage non supervisé.....	44
VI.3	Cartes auto-organisatrices(SOM).....	44
VI.4	Réduire les dimensions des données.....	44
VI.5	Algorithme des Cartes Auto-Organisatrices.....	45
VI.6	Phase d'initialisation.....	46
VI.6.1	Phase d'affectation.....	46
VI.6.2	Phase de représentation.....	46
VI.6.3	Répéter les phases 2 et 3.....	46
VII	Conclusion.....	47
	Références Bibliographiques.....	48

Chapitre III

I	Introduction.....	49
II	Plan expérimental.....	50
II.1	Présentation du banc d'essai.....	50
II.2	Diagnostic des défauts par AMRO, traitement de signal et résultats.....	51
III	Conclusion.....	66

Chapitre IV

I	Introduction.....	67
II	Exploration des données.....	68
	II.1 Extraction de caractéristiques.....	69
III	Méthodologie.....	73
IV	Résultats de la SOM.....	77
V	Conclusion.....	80
	Références Bibliographiques.....	80
	Conclusion générale.....	81

Introduction générale

Les machines tournantes industrielles peuvent être considérées comme des éléments essentiels dans la chaîne de production elles sont généralement de grandes tailles avec de hautes inerties de rotation. La mesure des vibrations sur ces machines revêt une importance toute particulière puisqu'elle joue un rôle capital dans les programmes de maintenance. Lorsque ces vibrations sont trop élevées, elles causent souvent un sentiment d'inquiétude, puisqu'elles annoncent possiblement un arrêt ou un bris imprévu et par conséquent une perte non négligeable de productivité ou une atteinte à la sécurité du personnel.

Le diagnostic des défauts des machines est un domaine de l'ingénierie mécanique qui s'intéresse à la recherche des défauts survenant dans les machines. Une partie très développée est particulièrement vraie pour les machines rotatives, qui sont l'un des types les plus courants. Pour identifier les erreurs potentielles qui conduisent à une défaillance, diverses méthodes sont utilisées pour collecter des données, notamment la surveillance des vibrations, l'imagerie thermique, l'analyse des particules d'huile, etc., puis ces données sont traitées à l'aide de méthodes telles que la spectroscopie, l'analyse par ondelettes, la transformation par ondelettes, transformée de Fourier.

Les roulements sont le composant le plus fragile des machines tournantes ; Lorsque le roulement se brise, toute la machine se brise. Il est donc important de pouvoir suivre l'évolution d'un défaut de roulement.

Les défauts des roulements sont l'une des principales causes de panne de moteur et de durée de vie réduite. L'analyse et la manipulation des vibrations ont occupé une place prépondérante dans les approches de détection et de diagnostic des défauts de roulement. L'analyse des signaux vibratoires temporels permet de détecter un défaut à l'aide d'indicateurs numériques. L'analyse fréquentielle permet de déterminer la composante défaillante du roulement à partir des fréquences générées par le défaut. En effet, quatre fréquences distinctes sont générées par le roulement en fonction de la localisation du défaut, c'est-à-dire sur l'un des anneaux, becs ou cage. Ces fréquences peuvent être fournies par le constructeur ou estimées analytiquement à partir de considérations cinématiques.

Avec les progrès de la recherche dans les réseaux de neurones artificiels et l'avènement d'algorithmes d'apprentissage en profondeur utilisant des couches profondes et complexes, de nouveaux modèles de classification ont été développés pour gérer la détection et le diagnostic des erreurs.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres répartis comme suit :

Le premier chapitre est dédié à une étude bibliographique sur la maintenance des installations et des machines. Une attention particulière est réservée à la maintenance conditionnelle par analyse vibro-acoustique. À ce propos, les différentes méthodes et techniques déjà utilisées et celles toujours en voie de développement pour l'analyse vibratoire, seront présentées.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude théorique concernant l'analyse vibratoires et les réseaux de neurones artificiels.

Le troisième chapitre est consacré à l'application de l'analyse multirésolution en ondelette à des signaux mesurés par un accéléromètre placé sur un palier de roulement d'une éolienne industrielle pour la production d'électricité, fournis par l'organisme Green Power Monitoring Systems (USA).

Le dernier chapitre présent une étude réalisée sur les mêmes signaux traités dans le chapitre précédant, ce travail se concentre sur l'application de la méthode des cartes auto-organisatrice SOM pour la classification des défauts de roulement, permettant à partir d'enregistrements vibratoires ou sonores, de déterminer l'état de fonctionnement de la machine.

Chapitre I

Notions de maintenance et Synthèse bibliographique

I. Introduction :

La maintenance est passée par différentes étapes de développement, avec le début de la révolution industrielle et jusqu'à récemment, la méthode courante de maintenance était la méthode de réaction, ce qui signifie que lorsque la machine tombait en panne, nous la réparions, mais si la machine fonctionnait bien, alors aucune activité liée à la maintenance n'a été effectuée. Autrement dit, pendant cette période, le concept de maintenance était : réparer la machine en cas de panne.

Cependant, avec le développement de l'industrie, la nécessité de prendre certaines mesures est apparue pour éviter les problèmes qui se produisaient en raison de l'utilisation de la méthode de réaction dans la maintenance, tels que : suspension de la production pendant de longues périodes afin de réparer, et la possibilité de pertes importantes

Ce chapitre est dédié à une étude bibliographique sur la maintenance des installations et des machines. Une attention particulière est réservée à la maintenance conditionnelle par analyse vibro-acoustique. À ce propos, les différentes méthodes et techniques déjà utilisées et celles toujours en voie de développement pour l'analyse vibratoire, seront présentées.

II. La Maintenance :

Ensemble des activités destinées à maintenir, à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise. [1]

II.1. But de la maintenance :

Les objectifs de la maintenance peuvent être classés en deux types :

II.1.1. Objectifs financiers :

- Réduire au minimum les dépenses de maintenance.
- Assurer le service de maintenance dans les limites d'un budget. [2]

II.1.2. Objectifs opérationnels :

- Maintenir l'équipement dans les meilleures conditions possibles.
- Assurer la disponibilité maximale de l'équipement à un prix minimum.
- Augmenter la durée de vie des équipements.
- Entretenir les installations avec le minimum d'économie et les remplacer à des périodes prédéterminées.
- Assurer un fonctionnement sûr et efficace à tout moment. [2]

II.2. Types de la maintenance :

II.2.1. Maintenance préventive :

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 du service (maintenance conditionnelle). [1]

II.2.1. 1. Maintenance préventive systématique :

Les remplacements des pièces et des fluides ont lieu quel que soit leur état de dégradation, et de façon périodique. [1]

II.2.1.2. Maintenance préventive conditionnelle :

Les remplacements ou les mises en état des pièces, les remplacements ou les appoints en fluides ont lieu après une analyse de leur état de dégradation.

Une décision volontaire est alors prise d'effectuer les remplacements ou les mises en état nécessaires. [1]

II.2.2. Maintenance corrective :

Qui vise à intervenir à la suite de pannes. Cela ne veut pas dire que toutes ces pannes n'ont pas été prévisibles. Ce type de maintenance sera facilité par une bonne maintenabilité (aptitudes à maintenir ou à rétablir un dispositif, dans un état, lui permettant d'accomplir sa fonction). Il pourra permettre d'améliorer la fiabilité globale en analysant les problèmes rencontrés en contrôle techniques ou cercles de qualité ou avec les constructeurs. [2]

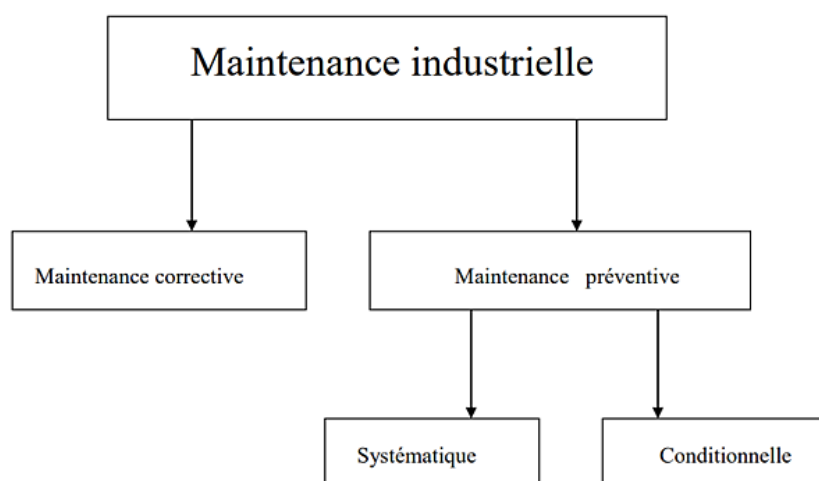


Figure I.1. Types de maintenance

II.3. Niveaux de maintenance :

NIVEAU	Travaux	Lieu	Personnel	Exemple
1	Réglages simples aucun démontage ou ouverture	sur place	exploitant du bien	remise à zéro d'un automate après arrêt d'urgence
2	opérations mineures de maintenance préventive	sur place	technicien habilité	changement d'un relais
3	identification et diagnostic de pannes	sur place ou dans atelier de maintenance	technicien spécialisé	identification de l'élément défaillant
4	travaux importants de maintenance	atelier spécialisé avec	équipe avec encadrement	intervention sur matériel dont la remise en service

	corrective ou préventive	outillage général	technique spécialisé	est soumise à qualification
--	-----------------------------	----------------------	-------------------------	--------------------------------

Tableau I.1. Les quatre niveaux de maintenance

II.4. Organisation de la maintenance conditionnelle :

L'organisation de la maintenance conditionnelle est définie par l'organigramme suivant :

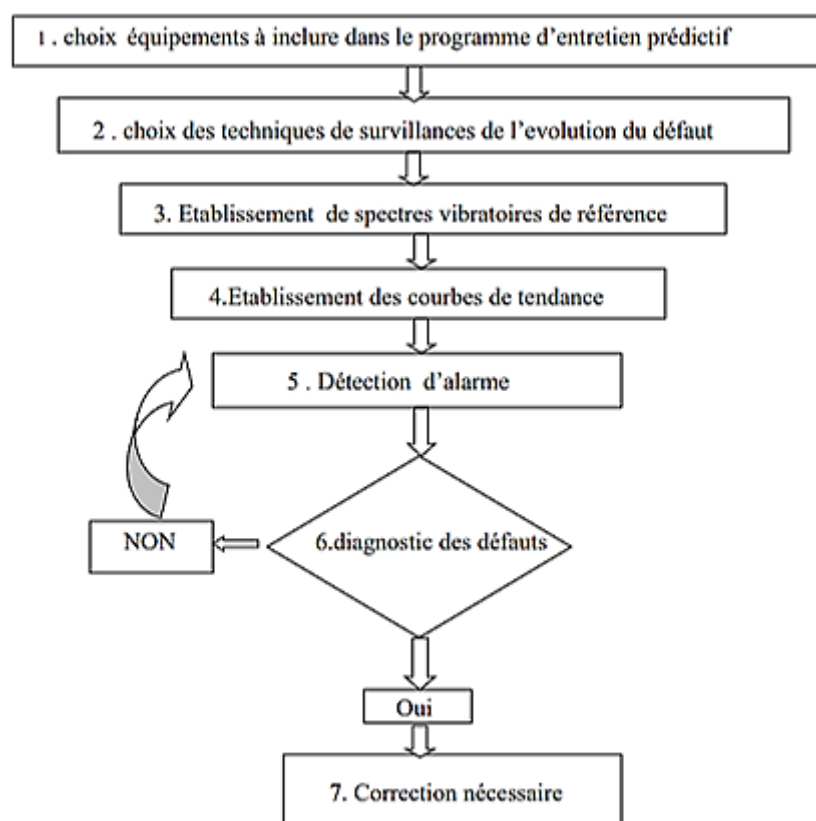


Figure I.2. Organisation de la maintenance conditionnelle

1. Cette étape comprend la codification des équipements, l'inventaire et la sélection du type d'entretien appliqué à chaque équipement.
2. Cette étape comprend le choix de la technique de mesure, leur périodicité, leur endroit et repérage, la création d'une route et des dossiers de suivi.
3. Cette étape s'occupe de la détermination des alarmes.
4. Cette étape comprend la prise de mesure, l'enregistrement et la gestion des données vibratoires.
5. Vérification du seuil d'alarme.
6. Déterminer l'élément défaillant.

7. Changer ou corriger l'élément défaillant. [2]

II. 5. Classement des machines :

Afin de ne pas surveiller inutilement des machines qui n'ont pas une importance capitale, les industriels établissent souvent le classement suivant : [3]

➤ Machines Vitales :

Machines non doublées dont la panne entraîne l'arrêt de la production. Les frais et les délais de remise en état sont importants. Les pertes de production sont inacceptables. [3]

➤ Machines Importantes :

Machines doublées ou non dont la panne entraîne une baisse sensible de la production. Les frais et délais de remise en état sont importants, les pertes de production aussi. [3]

➤ Machines Secondaires :

Machines doublées ou dont une panne ne remet pas en cause les capacités de production.

En fonction de ce classement, d'un indice de vétusté, d'un indice de complexité des machines, on détermine les outils de surveillance à employer, leur paramétrage et la fréquence des campagnes de relevés. [3]

II.6. Les principaux défauts :

II.6.1. Défaut de balourd :

Le défaut de balourd est le générateur de vibrations le plus commun dans une machine tournante et il est dû à la distribution non symétrique de la masse autour de l'axe de rotation. Un rotor est bien équilibré si son centre de masse appartient à l'axe de rotation et si cet axe est l'axe principal d'inertie. Ce balourd provient généralement de défauts d'usinage, d'assemblage et de montage, qui peuvent être la conséquence :

-D'une altération mécanique : perte d'ailette, érosion ou encrassement, ... (**Figure I.3.**)

-D'une altération thermique : déformation suite à des dilatations différentes des matériaux constituant le rotor ou à des différences de température localisées ... On distingue le balourd statique, de couple, et dynamique. [4]

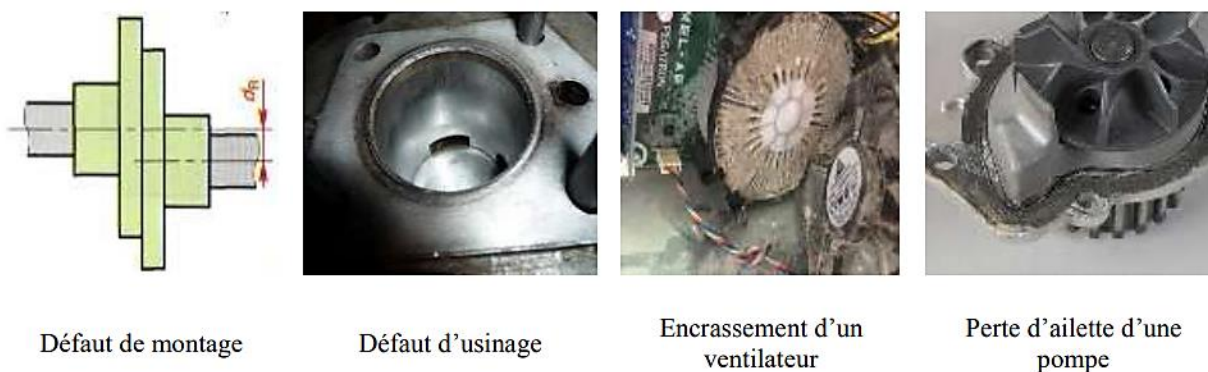


Figure I.3. Exemples de défauts induisant un balourd.

Le balourd va induire, dans un plan radial, une vibration dont la fréquence de base d'une composante du correspond à la fréquence de rotation F_r . Elle représente alors le pic le plus élevé avec d'autres pics d'amplitudes plus faibles sur les harmoniques de F_r . **Figure I.4** présente le spectre théorique d'un défaut de balourd. [4]

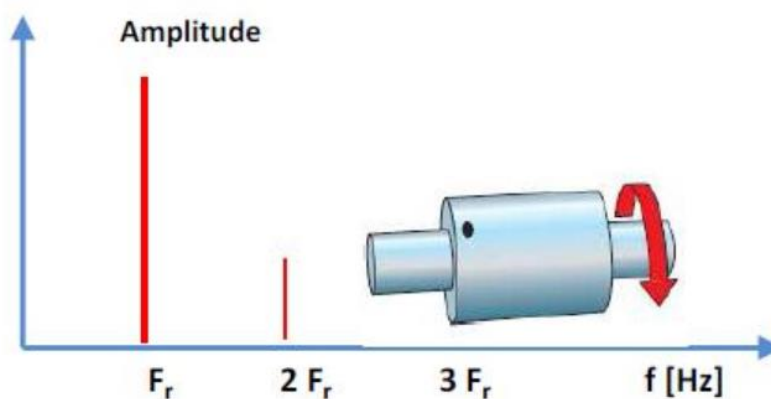


Figure I.4. Spectre théorique d'un défaut de balourd.

II.6.2. Désalignement :

Un désalignement (**Figure 1.5**) provoque des vibrations à la fréquence de rotation ainsi qu'aux harmoniques d'ordre 2, 3 et parfois 4 (double, triple, quadruple de la fréquence de rotation et parfois même davantage en particulier pour les accouplements à denture où l'on rencontre les harmoniques liés au nombre de dents et à la fréquence de rotation). La composante axiale de la vibration est particulièrement importante pour l'harmonique d'ordre 2. [4]

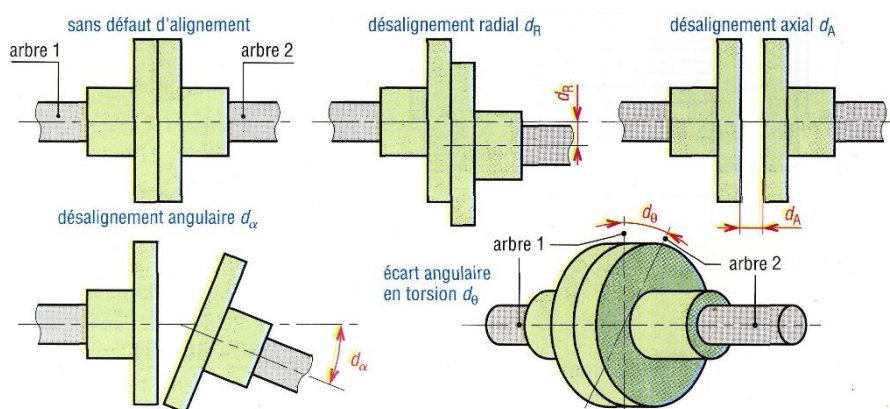


Figure I.5. Défaut d'alignement des arbres

II.6.3. Défauts de serrage :

Le mauvais serrage de la structure de la machine génère des vibrations et un certain bruit. Le spectre typique mesuré sur une machine dans laquelle il existe un jeu contient un grand nombre de pic à des fréquences multiples de la fréquence de rotation. . Les causes d'un jeu sont

principalement l'usure ou un mauvais montage. Il est également parfois possible de retrouver des pics à l'harmonique $\frac{1}{2}$ 2 de la fréquence de rotation de l'arbre) et ses multiples. [4]

II.6.4. Défauts des engrenages :

Un engrenage est composé de l'ensemble de deux roues dentées Z_1 et Z_2 tournant avec des vitesses n_1 , n_2 correspondant aux fréquences de rotation f_1 et f_2 . Les deux roues dentées s'engrènent à une fréquence dite la fréquence d'engrènement F_e (Gear Mesh Frequency GMF), elle est donnée par la formule suivante : [2]

$$F_e = Z_1 * f_1 = Z_2 * f_2 \quad (1)$$

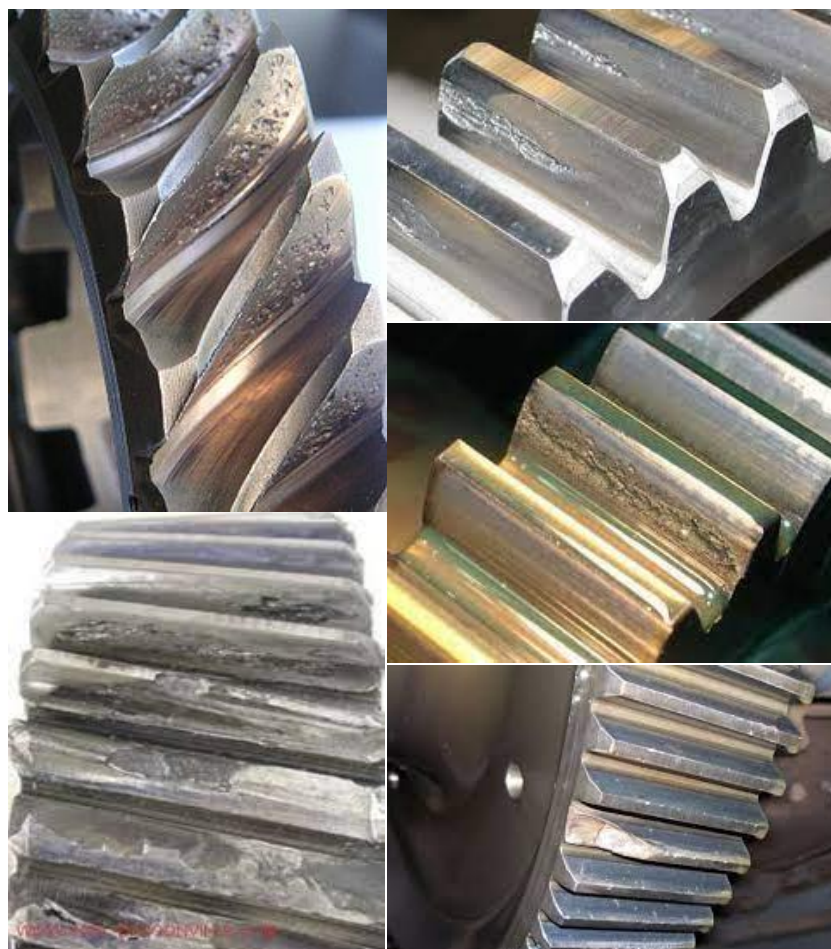


Figure 1.6. Défauts d'engrenage

II.6.5. Défauts de roulements :

Les roulements sont les éléments mécaniques les plus importantes des machines tournantes. Ils sont employés pour guider et soutenir les arbres de machines tournantes. Etant donné leurs grandes sollicitations elles sont la source de panne fréquente. De manière générale, les roulements sont constitués de quatre composants essentiels : Une bague extérieure, une bague intérieure, des organes roulants (billes) et un organe de lubrification (cage) **Figure I.7.** [4]

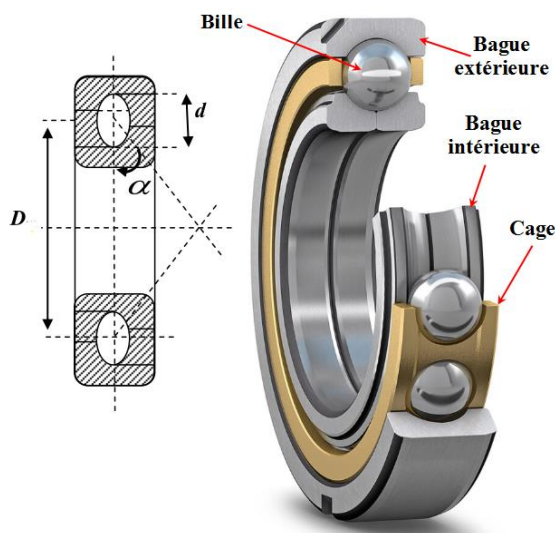


Figure I.7. Les éléments d'un roulement standard

II.6.5.1. Défaut sur la bague extérieure :

Un défaut de type écaillage affectant la bague externe d'un roulement a pour image vibratoire un peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence du défaut. À chaque composante de ce peigne, est associée une paire de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation, en cas de charge dynamique importante. (Figure I.8). Sa fréquence caractéristique est donnée dans l'équation :

$$f_{BE} = \frac{n}{2} f_r (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha) \tag{2}$$

Où, f_r est la fréquence de rotation, d le diamètre de la bille, D le diamètre du cercle primitif, n le nombre de billes et α l'angle de contact. [4]

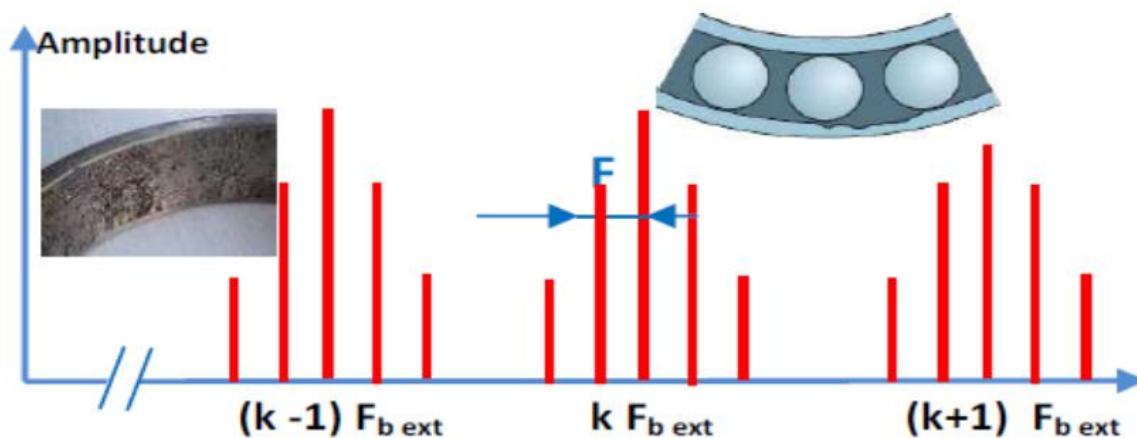


Figure I.8. Image vibratoires théorique d'un défaut de bague extérieure.

II. 6. 5.2. Défaut sur la bague intérieure :

Un défaut de type écaillage affectant la bague interne de roulement a pour image vibratoire un peigne de raies. A chaque composante de ce peigne, sont associées plusieurs paires de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation (**Figure I.9**). Sa fréquence caractéristique est donnée dans l'équation : [4]

$$f_{BI} = \frac{n}{2} f_r (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha) \quad (3)$$

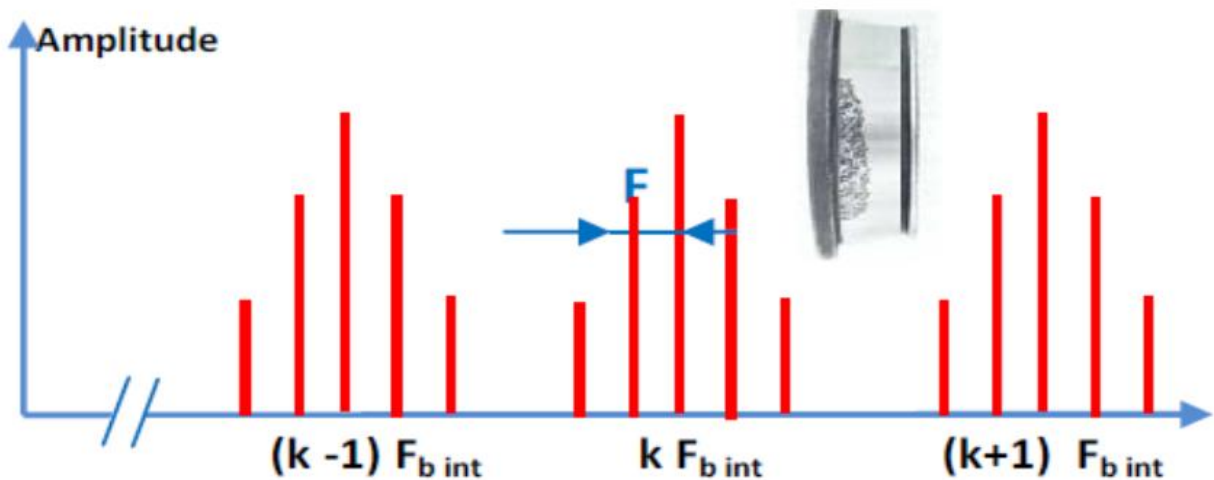


Figure I.9. Image vibratoires théorique d'un défaut de bague intérieure.

II. 6. 5.3. Défaut sur l'élément roulant :

Un défaut de type écaillage sur un élément roulant (bille, rouleau ou aiguille) a pour image vibratoire un peigne de raies. A chaque composante de ce peigne, sont associées plusieurs paires de bandes latérales espacées de la fréquence de la cage (**Figure I.10**) Sa fréquence caractéristique est donnée dans l'équation : [4]

$$f_B = \frac{Df_r}{d} (1 - (\frac{d}{D} \cos \alpha)^2) \quad (4)$$

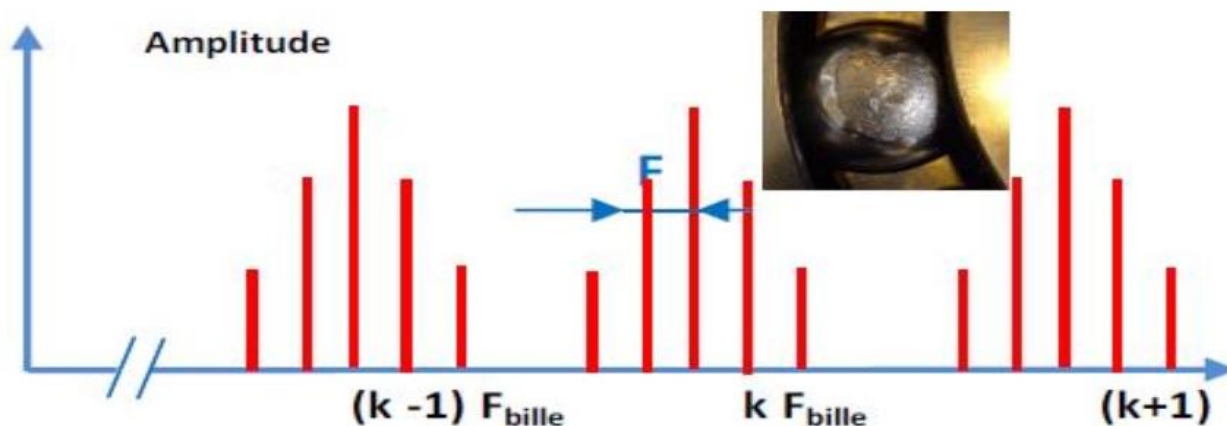


Figure I.10. Image vibratoire théorique d'un défaut de bille

II. 6. 5.4. Défaut sur la cage :

Ce défaut se manifeste par la présence de raies à la fréquence f_c et ses harmoniques. Sa fréquence caractéristique est donnée dans l'équation : [4]

$$f_c = \frac{f_r}{2} (1 \pm \frac{d}{D} \cos \alpha) \quad (5)$$

III. Causes des défauts :

III.1.1. Usure :

L'usure généralement provient de trois causes principales :

-L'usure peut provenir à cause de particules qui pénètrent entre le corps roulant, et les bagues interne et externe. Cela se manifeste généralement lorsqu'il y a un manque de propreté lors de l'assemblage du roulement, ou si le lubrifiant est contaminé par des particules. Une légère dentelure apparaît alors sur les bagues externe et interne, et sur le corps roulant. (Figure (a))

-L'usure peut encore se montrer à cause d'une lubrification légère ou manquante. Dans une telle situation, le lubrifiant n'est pas capable d'atteindre l'intérieur du roulement, on a besoin d'une ré-lubrification fréquente. Le roulement possède les différentes parties usées et de surface réfléchissante comme un miroir. (Figure (b)).

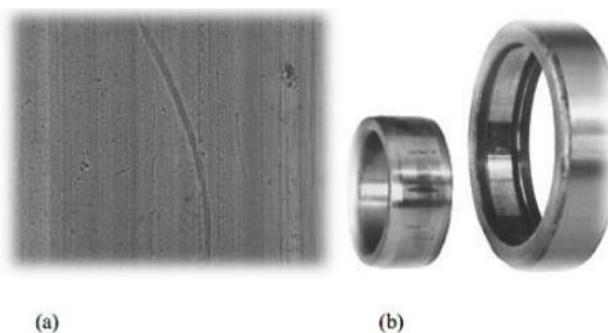


Figure 1.11. Défaut de roulement – usure

III.1.2. Dentelure :

La dentelure apparaît généralement lorsque le roulement n'est pas correctement monté, ou lorsque le roulement est soumis à une grande charge lorsqu'il est immobile. Une dentelure alors apparaît dont la distance entre les fissures est égale à la distance entre les corps roulants.

III.1.3. Bavure :

Le phénomène de bavure apparaît sous forme d'un transfert de la matière d'une surface à une autre. Cela peut être causé par plusieurs facteurs : un manque de lubrification, pénétration du corps roulant dans la zone chargée, une charge légère par rapport à la vitesse de rotation et d'autres... Chaque cas doit être traité de façon à éliminer la cause. Le développement de la bavure conduit à une cassure totale de la bague ou du corps roulant.

III.1.4. Ecaillage :

L'écaillage apparaît normalement à cause du vieillissement du roulement, mais ce n'est pas la raison unique pour que cet écaillage apparaisse, celui-ci peut arriver à cause d'une grande différence de température entre la bague interne et externe, de même, si le boîtier qui porte le roulement possède la forme ovale, on obtient le même résultat, il faut changer le boîtier immédiatement. D'autres causes peuvent être : un montage incorrect du roulement, ou une liberté axiale légère qui n'est pas suffisante pour le mouvement de la dilatation.

III 1.5. Corrosion :

Elle apparaît après la présence de l'eau ou de l'humidité pour une longue période dans le roulement. La corrosion peut entraîner à la cassure d'une bague ou du corps roulant. Pour la corriger, il faut utiliser un meilleur lubrifiant antirouille.

III 1.6. Cassure :

La cassure provient dans la plupart des cas d'une mauvaise manipulation du roulement, par exemple lui donner un coup de marteau au temps de montage. la cassure peut encore provenir d'une corrosion ou d'une bavure.

III 1.7. Choc électrique :

Le passage d'un courant électrique dans un roulement en rotation ou non, peut endommager ces différentes parties. [2]

III. 2.1. Les types roulements :

Il existe différents types de roulements représentés dans le tableau suivant : [5]


































TYPE	BAGUE EXTERIEURE	BAGUE INTERIEURE	ÉLÉMENTS ROULANTS	CAGE		
				Matière synthétique	Tôle emboutie	Massive usinée
 Roulements à billes						
 Roulements à rouleaux cylindriques						
 Roulements à rouleaux coniques	Cuvette 	Cône 				
 Roulements à rouleaux sphériques						
 Roulements à aiguilles						

Tableau I.2. Différents types de roulements

IV. Synthèse bibliographique :

De nombreux travaux de recherches ont été réalisés dans le domaine de la maintenance conditionnelle par analyse vibratoire, dont l'objectif est de déterminer la signature vibratoire de défauts isolés d'engrenages ou de roulements à partir des signaux d'accélération. Ils ont permis de développer et de définir les principaux outils de traitement de mesures adaptés pour le suivi de comportement des machines tournantes. Dans cette partie, nous présentons une synthèse de quelques travaux de recherches sur les différentes méthodes utilisées et les résultats du diagnostic vibratoire des défauts détectés soit sur les engrenages soit sur les roulements.

L'analyse vibratoire, vu son efficacité, prend actuellement une place très importante dans le cadre de la mise en place d'une maintenance conditionnelle [6,7]. Elle permet de suivre l'état de la machine tournante en fonctionnement afin d'éviter les arrêts indésirables. À ce propos plusieurs indicateurs de détection ont été proposés et utilisés comme mesure globale du niveau vibratoire tels que la valeur crête, l'énergie, le RMS, la valeur moyenne, et autres. Des indicateurs plus spécifiques aux défauts induisant des chocs, à l'image de ceux des roulements et des engrenages, sont également utilisés, notamment le kurtosis et le facteur de crête. Ces indicateurs, étant sensibles à la forme du signal, peuvent détecter la présence du défaut car ils augmentent avec la propagation de la longueur de la fissure [8-9]. Néanmoins, le kurtosis s'est montré plus sensible que le facteur de crête et permet donc une détection plus précoce. En réalité les applications du kurtosis pour la détection des défauts d'engrenages sont multiples. Dans une étude la réciproque du kurtosis de la distribution bêta des signaux vibratoires segmentés a été utilisée, cet indicateur a permis de suivre la progression d'une fissure jusqu'à une certaine longueur [10]. Dans la référence [11], l'auteur montre que la valeur du kurtosis augmente avec l'augmentation de la taille du défaut (piqûres) et pourrait par ce fait être un bon indicateur de son évolution, voire de sa gravité.

Dans le domaine fréquentiel, l'apport de l'utilisation de l'analyse spectrale et cepstrale a été démontré dans plusieurs travaux [12-13]. En effet, l'amplitude de la fréquence d'engrènement augmente progressivement avec l'augmentation de la taille de la fissure. En plus dans le cas d'un écaillage les bandes latérales apparaissent autour de la fréquence d'engrènement dont l'espacement correspond à la fréquence de rotation de la roue portant la dent défectueuse. Dans certains cas, ces bandes ne sont pas toujours visibles sur le spectre, la raison pour laquelle on utilise un autre outil de traitement de signal appelé cepstre qui a la particularité de séparer les familles de raies permettant une détection claire du défaut. Dans le cas des défauts mixtes le spectre montre non seulement les deux peignes de raies correspondant aux fréquences de rotation de chaque arbre, mais aussi un peigne de pas correspondant à une fréquence très basse nommée fréquence

de coïncidence (f_c), ce qui peut traduire le choc des deux dents défectueuses 35 entre elles roue/pignon [14].

A. Djebala et al. [15], ont proposé une étude théorique, expérimentale et statistique, qui aide à la détection de défauts de roulement par l'analyse multirésolution en ondelette (AMRO) ou la transformée en ondelette discrète. Elle est utilisée comme un filtre passe bande. L'étude consacrée à l'optimisation des différents paramètres de l'AMRO pour une bonne détection de défaut. Ces paramètres sont le choix optimal du nombre de niveaux de décomposition, la fréquence maximale du signal, le vecteur optimal de décomposition, le choix optimal de la fréquence d'échantillonnage et le choix de l'ondelette analysante. La validation expérimentale est effectuée par l'application des choix précédents sur des signaux réels mesurés sur un banc d'essai conçu spécialement pour ce type de défauts (défauts de type chocs : BPFO, BPFI, BPF, CF).

J. Rafiee et al. [16], ont présenté un système d'extraction automatique d'indicateurs, pour le diagnostic des défauts d'engrenage et de roulement, en utilisant la transformée en ondelette pour le traitement des signaux. Des signaux de vibration enregistrés à partir de deux installations expérimentales ont été traités pour la détection des défauts d'engrenages et de roulements. Quatre indicateurs statistiques ont été choisis : l'écart type, la variance, le kurtosis, et le quatrième moment central des coefficients d'ondelette continus d'un signal de vibration synchronisée CWC-SVS (fourth central moment of continuous wavelet coefficients of synchronized vibration signals). Dans ce travail, le choix d'ondelette mère est largement discuté. 324 familles d'ondelette mère ont été étudiées, et les résultats trouvés montrent que la Daubechies 44 (db44) a la forme la plus semblable aux signaux de vibration d'engrenage et de roulement. Ils trouvent également que le quatrième moment central de CWC-SVS est un indicateur approprié pour le diagnostic de défaut de roulement et d'engrenage. L'écart type et la variance de CWC-SVS ont donné des résultats plus appropriés pour les roulements que pour les engrenages. Les résultats montrent également que malgré que db44 soit la fonction d'ondelette mère la plus semblable à travers le signal de vibration, elle n'est pas la fonction appropriée pour tous les traitements des signaux basé sur l'ondelette.

Jian-Da Wu et al. [17], ont présenté une méthode de diagnostic intelligente pour l'identification des défauts d'engrenage et présentent leurs classification, basée sur le signal vibratoire, par l'utilisation de la transformée d'ondelette discret, et l'ANFIS (adaptive neuro- fuzzy inference system). La technique de la transformé d'ondelette discret (DWT) joue un rôle très important pour l'extraction des indicateurs de défaut dans le système proposé. Dans la présente étude, Ils proposent la méthode d'extraction d'indicateur de défaut basée sur la transformée d'ondelette discret avec le spectre d'énergie, et l'ANFIS pour l'identification et la classification des positions des défauts

d'engrenage dans le système de diagnostic des défauts. Les résultats expérimentaux montrent que l'ANFIS proposé offre plus de possibilités d'identification des défauts d'engrenage, et il a réalisé un taux d'identification plus satisfaisant que l'inspection traditionnelle de vision dans le système proposé. L'étude vérifie correctement l'efficacité de DWT dans la détection des défauts dans les signaux transitoires anormaux et prouve qu'elle est une technique prometteuse pour la surveillance d'engrenage.

X. Milisen et V. Lenaerts [18], ont entrepris une étude théorique et expérimentale dans le cadre de la comparaison entre 3 méthodes (méthode d'enveloppe, la transformée en ondelette et la décomposition en valeurs singulières), appliquées pour la détection du défaut de roulement dans la bague intérieure (BPFI). L'étude se scinde en deux parties, l'une aborde les différentes méthodes de détection d'un point de vue théorique et l'autre étudie l'application de ces méthodes sur des mesures réelles de vibrations prises sur le banc d'essai "SpectraQuest" du laboratoire du service de Vibrations et Identification des Structure se trouvant à l'université de Liège, à l'aide d'accéléromètres (capteurs piézo-électriques) qui sont placés le plus proche possible de la source des vibrations. Les signaux relevés sont alors amplifiés, enregistrés et traités afin de pouvoir les visualiser et exploiter. La fréquence du défaut est modulée par celle de rotation de l'arbre puisque le défaut est sur la bague intérieure du roulement. L'amplitude de la vibration est influencée par la zone dans laquelle se trouve le défaut au moment de l'impact et la charge exercée. En fin, ils ont conclu que la méthode de l'enveloppe est robuste pour l'élimination du bruit, par le filtrage effectué autour de la fréquence de résonance, mais elle a comme inconvénient, la difficulté de la recherche préalable de la fréquence de résonance.

Chimentin et al. [19], ont proposé une nouvelle forme d'ondelette adaptée aux signaux chocs, avec une méthodologie d'utilisation réduisant le temps de calcul, qui est la démodulation par une semi-ondelette. Elle est adaptée à la structure étudiée et elle n'a plus la propriété d'être admissible. L'importance de cette semi-ondelette réside dans une meilleure représentation des signaux et son utilisation instantanée. La structure étudiée est un carter constitué d'un arbre et deux roulements. Un défaut de 2 mm est simulé sur la bague extérieure par électroérosion. "Siglab" est le système d'acquisition utilisé avec un accéléromètre piézo-électrique placé au meilleur point de mesure. Le signal vibratoire enregistré est de 8192 points dans une bande de fréquence de 20 KHz, il est fortement bruité tels que les chocs sont noyés ou masqués dans le bruit. Trois méthodes sont appliquées, deux méthodes d'ondelette classiques et l'autre la démodulation par une semi-ondelette. Cette dernière a une particularité qui pourrait être utilisée à la détection des multi-défauts sur une même bague grâce à sa meilleure résolution due à sa forme, ainsi que le temps de calcul réduit, par contre les méthodes classiques ne peuvent détecter qu'un seul défaut, avec un temps de

calcul très important. La démodulation par semi-ondelette est instantanée et facile d'être appliquée à l'industrie.

B. Bouzouane et al. [20], ont proposé une méthode de suivi et de diagnostic des défauts de machines tournantes par application de la transformée d'ondelettes. Deux types d'ondelettes ont été utilisés, la transformée continue telle que la Morlet, pour l'identification du défaut d'engrènement et celle discrète ou la Daubechies d'ordre 2 avec 5 approximations, pour l'identification du balourd. Les mesures ont été effectuées sur un palier par l'intermédiaire d'un accéléromètre relié directement à l'analyseur du type OROS 25. La fréquence d'échantillonnage utilisée est $F_e=5120$ Hz, avec 2048 échantillons. Les résultats montrent que la Daubechies est bien adaptée aux signaux stationnaires tels que ceux générés par un balourd et la Morlet est bien adaptée aux signaux non-stationnaires générés par un défaut de dentures d'engrenages.

Alia et al. [21] Ils ont suggéré une étude pour surveiller et à détecter les défauts de roulement à partir des signaux mesurés sur une éolienne pendant 50 jours de fonctionnement en utilisant deux méthodes. La 1ère méthode Parmi les 50 sons mesurés, 8 sons ont été sélectionnés pour le test d'écoute. Une première sélection a été basée sur une écoute préliminaire qui a permis de sélectionner parmi eux les sons les plus différents. La deuxième méthode de sélection des sons, proposée dans cette étude, était basée sur les valeurs les plus significatives des indicateurs scalaires calculés. Le Kurtosis est l'indicateur de choc le plus sensible ; les 8 sons ayant les valeurs du Kurtosis les plus significatives ont donc été sélectionnés parmi les 50 sons mesurés. Les résultats obtenus montrent que la première méthode perceptive permet de classer les sons dans l'ordre de dégradation, du son le moins dégradé (S1) au son le plus dégradé (S8). Les bonnes corrélations entre les aspects objectifs et subjectifs mettent en évidence la relation importante entre les indicateurs de vibration et les distances entre les sons porteurs dans l'espace de proximité (kurtosis 83%, SNR et SF 95%). La méthode de perception sonore est efficace pour détecter la gravité des défauts, même pour des signaux très bruyants, ce qui ne serait pas possible avec les méthodes classiques de traitement du signal. La deuxième méthode SOM a permis de comprendre le processus de dégradation des roulements en identifiant les stades de dégradation des roulements (stade normal, stade de défaut naissant, stade de défaut grave et défaillance complète). La distinction du stade de défaillance naissante est très importante car elle permet une détection précoce de la dégradation du roulement. Il a été constaté qu'après 25 jours (50% de la durée de vie totale), la phase de défaillance initiale est détectée. À ce stade, le défaut est encore petit et localisé et n'a pas d'influence significative sur la performance du système, ce qui signifie que les décisions de maintenance peuvent être prises au bon moment à ce stade, c'est-à-dire au stade de défaillance naissante. Lorsque la phase de défaillance sévère a lieu, les dommages augmentent de façon

significative, ce qui affecte les performances du système et celui-ci doit alors être arrêté. SOM a fourni les résultats obtenus par la méthode de perception sonore dans le cadre du suivi des défauts des roulements et notamment l'identification des étapes de la vie des roulements en fonction de la gravité du défaut. Les résultats du SOM basés sur les valeurs de kurtosis confirment les résultats de la méthode de perception sonore en termes de classification de la gravité des défauts.

Li et al. [22] ont proposé une nouvelle méthode de diagnostic des défauts des roulements basés sur la décomposition de la moyenne locale (LMD), l'entropie floue multi-échelle améliorée (IMFE), le score laplacien (LS) et l'arbre binaire basé sur une machine à vecteurs de support améliorée (ISVM-BT). Lorsque le défaut se produit dans les roulements, le signal de vibration mesuré est un signal à composantes multiples modulé en amplitude et en fréquence (AM-FM). Par conséquent, la méthode LMD est introduite pour prétraiter le signal de vibration. En outre, l'IMFE, qui est conçu pour éviter l'estimation inexacte de l'entropie floue, peut être utilisé pour quantifier la complexité et l'autosimilarité des séries temporelles pour une gamme d'échelles basées sur l'entropie floue. Par la suite, les caractéristiques obtenues sont introduites dans le classifieur multi-fautes ISVM-BT pour remplir automatiquement les identifications de modèles de fautes. Les résultats expérimentaux valident l'efficacité de la méthodologie et démontrent que l'algorithme proposé peut être appliqué pour reconnaître les différentes catégories et sévérités de roulements. Enfin, le diagnostic expérimental des défauts de roulements confirme que l'approche proposée a des performances supérieures dans l'identification des différentes catégories et gravités de roulements. De plus, la méthode proposée est prometteuse, elle ne se limite pas au diagnostic des défauts des roulements mais pourrait être appliquée au diagnostic des défauts d'autres équipements mécaniques.

D'autre part, d'autres travaux ont porté sur l'application des méthodes du réseau de neurone artificiel (ANN) dans la surveillance et le diagnostic des machines tournantes. Un réseau neuronal artificiel est un système qui a été conçu à l'origine pour être basé sur le fonctionnement des neurones biologiques. Un type particulier d'ANN est la carte auto-organisée (SOM), qui consiste à regrouper de grands vecteurs de données selon la mesure de la similarité [23].

Plusieurs documents de recherche ont porté sur l'évaluation des performances des roulements par le suivi de leur dégradation. Qiu et al. [24] ont proposé une combinaison de filter et de SOMs basés sur des ondelettes pour obtenir l'indicateur de dégradation pour les PDA robustes de roulements à éléments roulants. L'espace de caractéristiques est composé du RMS (Root Mean Square), du Kurtosis et du facteur de crête des domaines temporel et fréquentiel.

Ferles et ses collaborateurs [25] ont proposé une série complète d'expériences, y compris le regroupement optique. La reconnaissance de textes et d'images basée sur la visualisation, ainsi que

le regroupement et la catégorisation des types de cancer, sont utilisés pour démontrer l'efficacité, la performance et les capacités de projection de la carte auto-organisée de débruitage (DASOM). En outre, Hu et al. [26] ont indiqué que les cartes des différents niveaux de dégradation sont ensuite présentées par DASOM avec des caractéristiques multifractales optimales, qui aident à différencier chaque étape de dégradation et à décrire une trajectoire de dégradation du roulement en service. Une étude comparative a été réalisée par les auteurs et les résultats obtenus ont été validés par une série d'expériences visant à vérifier l'efficacité de la méthode proposée.

Dans [27], Moshou et al. ont utilisé la SOM pour visualiser la variation des coefficients d'approximation des ondelettes afin de faciliter la détection de la fatigue musculaire. Les résultats montrent qu'un SOM 2D sépare les signatures EMG des muscles frais et fatigués, ce qui permet de visualiser l'apparition de la fatigue dans le temps. La carte permet de détecter si les muscles ont temporairement récupéré. En outre, Li et al. [28] ont développé un indice de surveillance de l'état des roulements pour le diagnostic des défauts basé sur un SOM afin de détecter rapidement les défauts de roulements naissants. Les auteurs ont déclaré que la méthode proposée nécessite un faible coût de calcul et qu'elle est robuste aux variations du niveau de charge et de la vitesse du moteur, ce qui la rend très adaptée à la surveillance en ligne de l'état des roulements.

Dans [29], Zhao et al. ont utilisé l'approche d'identification de systèmes multi-modèles basée sur la SOM pour obtenir plusieurs modèles linéaires locaux. Les auteurs ont réalisé des expériences sur le contrôle des vibrations pneumatiques, piézoélectriques et hybrides, en utilisant plusieurs types de contrôle tels que : proportionnel et dérivé (PD), contrôleur de placement de pôles à amortissement variable et inverse multi-modèle basé sur SOM. De plus, Rai et al. [30] ont étudié l'utilisation de la SOM et de l'évaluation de la dégradation des performances (PDA) basée sur la Fuzzy c-means (FCM) pour une détection plus précise de la dégradation à un stade précoce. Ainsi, l'analyse de l'enveloppe (EA) peut être utilisée comme une méthode d'accompagnement pour confirmer le défaut détecté à un stade précoce par l'approche PDA proposée pour le roulement.

V. Conclusion :

Compte tenu du coût en capital élevé des composantes des projets qui sont dépensés jusqu'à l'achèvement du projet, qui dans la plupart des cas s'élève à des millions de riyals. Il est évident que ces précieux composants sont préservés de toutes les influences qui entraînent des dommages ou réduisent leur durée de vie utile. Ces composants sont préservés et nous effectuons la maintenance.

Dans ce chapitre, nous avons présenté plusieurs méthodes de maintenance conditionnelle, fournissant un résumé bibliographique des différentes méthodes de diagnostic les plus couramment utilisées pour les systèmes mécaniques (engrenages et roulements).

Références Bibliographiques :

- [1] BAC PRO MELEC (établi à partir du cours des Bac MEI).
- [2] REDJIL KHAOULA (Etude des défauts du roulement par analyse Spectrale et cepstrale), mémoire de Master, Université bdji Mokhtar Annaba 2017.
- [3] cours ANALYSE VIBRATOIRE DES MACHINES TOURNANTES
- [4] Techniques de Détection des Défaillances (Chapitre II : Analyse vibratoire).
- [5] BELHADJ NORA BELMAHDI FATIHA (Application des réseaux de neurones à la détection et la classification des défauts dans les machines tournantes.) Université mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2010
- [6] R. Bigret, J.L. Feron ; Diagnostic, maintenance, disponibilité des machines tournantes, Masson 1998.
- [7] R. Roger, L'analyse des vibrations, outil de maintenance conditionnelle des machines tournantes. Dossiers ES-Siyana N°9, 1991.
- [8] J.P. Dron, F. Bolaers, L. Rasolofondraibe, Optimization of the detection of rolling bearing defects using spectral subtraction de-noising of the signal, *Mécanique & Industries* 4 (2003) 213–219.
- [9] A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui et S. Guenfoud, Optimisation de utilisation des indicateurs scalaires dans le cadre de la maintenance prédictive des paliers à roulement, CAMC 2007, Alger 29-30 Avril 2007.
- [10] F. M. Ismail, R. Hugh et O. Farag, A statistical index for monitoring tooth cracks in a gearbox ASME. *Design Engineering Technical Conferences*, 3 (1995), 1413- 1418.
- [11] P.D. Mcfadden, Detection of gear faults by decomposition of matched differences of vibration signals, department of Engineering Science. University of Oxford, Oxford OX1 3PJ, UK.
- [12] B. Alain, C. Pachaud, Surveillance des machines par analyse des vibrations 2^e tirage Afnor, 1998, 141-151.
- [13] H. Zheng, Z. Li and X. Chen, Gear fault diagnosis based on continuous wavelet transform *Mechanical Systems and Signal processing* 16(2002), 447.
- [14] Hamzaoui N., rapport sur la maintenance conditionnelle des machines tournantes, Henri Campagna société H.C. consulting. laboratoire vibratoire acoustic I.N.S.A Lyon.
- [15] A. Djebala, N. Ouelaa, N. Hamzaoui, Detection of bearing defects using discrete wavelet analysis, *Meccanica* 43 (2008), 339 - 348.

- [16] Rafiee, J., M. A. Rafiee, and P. W. Tse. "Application of mother wavelet functions for automatic gear and bearing fault diagnosis." *Expert Systems with Applications* 37.6 (2010): 4568-4579.
- [17] Jian-Da Wu, Chiu-Hong Liu, Investigation of engine fault diagnosis using discrete wavelet transform and neural network, *Expert systems with applications* 35 (2008), 1200-1213.
- [18] X. Milisen et V. Lenaerts, Comparaisons de différentes méthodes de détection de défauts dans les roulements, *Revue Scientifique des ISILF*, N° 20, 2006.
- [19] X. Chiementin, L. Rasolofondraibe, F. Bolaers et B. Pottier, J. P. Dron, Détection précoce de défaut de roulement par adaptation d'ondelette aux signaux de type choc, 12^{ème} colloque National de la Recherche en IUT, Brest, 1-2 juin 2006
- [20] B. Bouzouane, A. Miloudi, N. Hamzaoui et A. Benchaala, Détection de défauts demachines tournantes par la méthode des ondelettes, 16^{ème} Congrès Français de Mécanique, Nice, 1-5 Septembre 2003.
- [21] Alia S, Nasri R, Meddour I, Younes R (2020) Comparison between sound perception and self-organizing maps in the monitoring of the bearing degradation. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 110 (7):2003-2013. doi:10.1007/s00170-020-06009-yb
- [22] Yongbo Li, Minqiang Xu n, Rixin Wang, Wenhua Huang A fault diagnosis scheme for rolling bearing based on local mean decomposition and improved multiscale fuzzy entropy
- [23] Kohonen T (1982) Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological cybernetics* 43 (1):59-69.
- [24] Qiu H, Lee J, Lin J, Yu G (2003) Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics. *Advanced Engineering Informatics* 17 (3-4):127-140.
- [25] Ferles C, Papanikolaou Y, Naidoo KJ (2018) Denoising autoencoder self-organizing map (DASOM). *Neural Networks* 105:112-131.
- [26] Hu J, Zhang L, Liang W (2013) Dynamic degradation observer for bearing fault by MTS–SOM system. *Mechanical Systems and Signal Processing* 36 (2):385-400.
- [27] Moshou D, Hostens I, Papaioannou G, Ramon H (2005) Dynamic muscle fatigue detection using self-organizing maps. *Applied Soft Computing* 5 (4):391-398.
- [28] Li Z, Fang H, Huang M, Wei Y, Zhang L (2018) Data-driven bearing fault identification using improved hidden Markov model and self-organizing map. *Computers & Industrial Engineering* 116:37.

- [29] Zhao Z-l, Qiu Z-c, Zhang X-m (2016) Vibration control of a pneumatic driven piezoelectric flexible manipulator using self-organizing map based multiple models. *Mechanical Systems and Signal Processing* 70:345-372.
- [30] [30] Rai A, Upadhyay S (2017) Bearing performance degradation assessment based on a combination of empirical mode decomposition and k-medoids clustering. *Mechanical Systems and Signal Processing* 93:16-29.

Chapitre II

Analyse vibratoire et réseau de neurones artificiels

I. Introduction :

L'analyse des vibrations pour les machines industrielles existe depuis de nombreuses décennies, mais elle a pris de l'importance avec l'introduction et l'utilisation généralisée de l'ordinateur personnel. L'analyse des vibrations fait référence au processus de mesure des niveaux et fréquences de vibration des machines industrielles et à l'utilisation de ces informations pour déterminer la santé de la machine.

Dans ce chapitre on présente une étude théorique sur l'analyse et les méthodes vibratoires utilisées dans le cas de signaux des machines tournantes.

II. Définition d'une vibration :

Un système mécanique est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement de va-et-vient autour d'une position moyenne, dite position d'équilibre, si l'on observe le mouvement d'une masse suspendue à un ressort on constate qu'il se traduit par :

- Un déplacement: la position de la masse varie de part et d'autre du point d'équilibre.
- Une vitesse de déplacement: variation du déplacement par rapport au temps.
- Une accélération : variation de la vitesse par rapport au temps. [1]

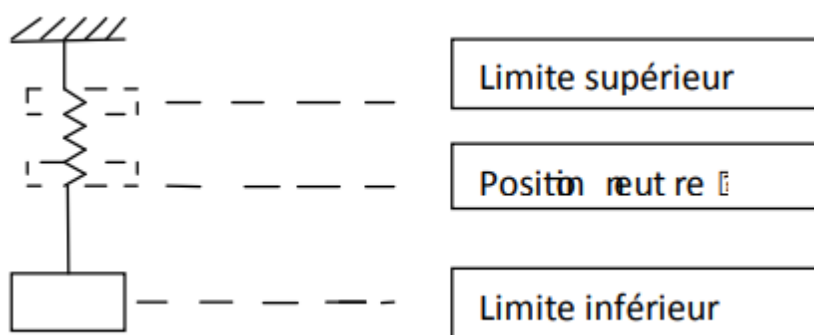


Figure II.1. Exemple de vibration

II.1. Nature d'une vibration :

Les vibrations mécaniques sont des mouvements oscillants autour d'une position moyenne d'équilibre. Ces mouvements oscillants, caractéristiques de l'effort qui les génère, peuvent être, soit périodiques, soit apériodique (c'est-à-dire transitoires ou aléatoire) selon qu'ils se répètent ou non, identiquement à eux même après une durée déterminée. [1]

II.1.1. Caractéristiques d'une vibration :

II.1.1.1. Fréquence :

La fréquence est le nombre de fois qu'un phénomène se répète en un temps donné. Lorsque l'unité de temps choisie est la seconde, la fréquence s'exprime en hertz [Hz].

1 hertz = 1 cycle/seconde. Une vibration qui se produira 10 fois par seconde aura donc une fréquence "f" de 10 hertz.

Si la fréquence "f" d'un phénomène est de 50 hertz, c'est-à-dire 50 cycles par seconde, la durée d'un cycle ou période (T) est de 1/50 de seconde. La fréquence "f" est l'inverse de la période T : [2]

$$f = 1/T$$

(1)

II.1.2. Unités :

Si l'unité normalisée de la fréquence est l'Hertz [Hz], on rencontre parfois des valeurs exprimées en CPM (cycle par minute) ou RPM rotation par minute). D'où : 1 hertz = 1 CPM/60 = 1 RPM/60. [2]

II.1.3. Amplitude :

On appelle amplitude d'une onde vibratoire la valeur de ses écarts par rapport au point d'équilibre et on peut définir :

L'amplitude maximale par rapport au point d'équilibre appelé amplitude crête (A_c) ou niveau crête.

- L'amplitude double, aussi appelée l'amplitude crête à crête Acc (*peak to peak, en anglais*) ou niveau crête-crête.
- L'amplitude efficace A_{eff} , aussi appelée RMS (*Root Mean Square, en anglais*) ou niveau efficace :

$$A_{eff} = \frac{A_c}{\sqrt{2}} = \frac{Acc}{2\sqrt{2}} \quad (2)$$

II .2.1. Les types de vibrations :

Il existe plusieurs types de vibrations selon les propriétés de leur évolution temporelle :

II.2.2. Vibration harmonique :

C'est une vibration où la courbe $A(t)$ est représentée par une forme sinusoïdale, elle est reproductible de la même façon.

L'équation de mouvement de ce type de vibration est donnée par :

$$A(t) = A \sin(\omega t + \varphi) \quad (3)$$

Avec :

ω : La pulsation, $\omega = 2\pi f$, (f : la fréquence du mouvement).

φ : La phase du mouvement par rapport à un repère dans le temps. [1]

II.2.3. Vibration périodique :

Elle peut correspondre à un mouvement sinusoïdal pur ou, plus généralement, à un mouvement complexe périodique que l'on peut décomposer en une somme de mouvements sinusoïdaux élémentaires, plus faciles à analyser.

Les mouvements sinusoïdaux élémentaires sont appelés « composantes harmoniques » et leurs fréquences sont des multiples entiers de la fréquence du mouvement étudié (vibration périodique) qui est appelée « fréquence fondamentale » ou fréquence de l'harmonique d'ordre 1.

Les vibrations transitoires sont générées par des forces discontinues (chocs). Elles peuvent présenter ou non un aspect oscillatoire revenant à une position d'équilibre après amortissement. Lorsqu'il existe des oscillations, comme pour une structure qui vibre après un choc et pour laquelle le coefficient d'amortissement est faible, on dit qu'il y a un amortissement sub-critique, et le mouvement est pseudo-périodique. Si l'amortissement est très important, la structure revient à sa position d'équilibre sans oscillation, on dit alors que l'amortissement est sur-critique et le mouvement est apériodique.

La vibration périodique est décrite par :

$$A(t) = \sum A_i \cdot \sin(\omega_i t + \varphi_i) \quad (4)$$

II.2.4. Vibration aléatoire apériodique (choc) :

Comme par exemple la vibration générée par le phénomène de cavitation sur une pompe) est caractérisée par un mouvement oscillant aléatoire qui ne se produit pas identiquement à lui-même comme un mouvement périodique.

La vibration aléatoire ne peut être représentée mathématiquement que par une série de relations de probabilités car il faudrait théoriquement un temps infini pour les analyser, mais on peut considérer que la fonction aléatoire est une fonction périodique dont la périodicité est égale à l'infini et que cette fonction est constituée d'une infinité de fonctions sinusoïdales dont la fréquence varie de façon continue.

Cette vibration caractéristique est donc toute identifiable et mesurable. La tendance à l'accroissement de sa intensité est représentative de l'évolution de l'effort qui la génère et révélatrice du défaut qui se développe. [1]

Elle est décrite par l'expression suivante :

$$A(t) = \sum_{i=1}^{\infty} A_i \cdot \sin(\omega_i + \varphi_i) \quad (5)$$

II.3. Les paramètres vibratoires :

Comme tout phénomène physique, la vibration peut être caractérisée de différentes façons selon le paramètre utilisé. Ainsi, une vibration peut être traduite par un déplacement, une vitesse ou une accélération.

II.3.1. Déplacement vibratoire :

On constate que le déplacement (Dép.) est inversement proportionnel au carré de la fréquence, c'est-à-dire plus la fréquence augmente plus le déplacement du mouvement vibratoire augmente, ce qui confirme que son utilisation est réservée pour des vibrations de très basse fréquence ($f \leq 100$ Hz). Le déplacement du mouvement vibratoire est : [3]

$$D_{\text{ép}} = V_{\text{it}} / 2\pi f \quad ; (\text{m}) \quad (6)$$

II.3.2. Vitesse vibratoire :

La vitesse d'un objet vibrant passe de zéro à une valeur maximale pendant chaque cycle de vibration. Elle est maximale lorsque l'objet passe par la position fixe qu'il occuperait en l'absence de vibration, en déplacement vers une position extrême. L'objet vibrant ralentit à mesure qu'il s'approche de sa position extrême, où il s'arrête, pour repartir ensuite dans le sens contraire vers la position fixe et l'autre position extrême. La vitesse s'exprime en mètres par seconde (mm/s).

L'amplitude de la vitesse d'une vibration (V_{it}) est aussi inversement proportionnelle à la fréquence, c'est-à-dire plus la fréquence augmente plus la vitesse diminue, elle est généralement utilisée dans le cas des phénomènes vibratoire à moyenne fréquence ($100 \text{ Hz} \leq f \leq 1000 \text{ Hz}$). [3]

La vitesse vibratoire est donnée par :

$$V_{\text{it}} = \text{Acc} / 2\pi f \quad ; (\text{mm/s}) \quad (7)$$

II.3.3. Accélération d'un mouvement vibratoire :

L'accélération est une grandeur qui indique dans quelle mesure la vitesse varie en fonction du temps et elle s'exprime par conséquent en unités de vitesse (mètres par seconde) par seconde ou en mètres par seconde carrée (mm/s^2). L'accélération passe de zéro à une valeur maximale pendant chaque cycle de vibration. Elle augmente à mesure que l'objet s'approche de la position fixe qu'il occuperait en l'absence de vibration.

L'accélération (Acc) c'est la grandeur représentative des forces dynamiques qui ne dépend pas de la fréquence, c'est le paramètre privilégié en analyse vibratoire sur une large bande de fréquence ($0 \text{ Hz} \leq f \leq 20 \text{ KHz}$). Ces grandeurs physiques sont liées entre elles par des relations

mathématiques, ces relations sont assez simples dans le cas des vibrations sinusoïdales (simples). Le choix de l'une ou de l'autre de ces grandeurs joue un rôle très important dans la qualité du diagnostic. Dans le cas d'une vibration purement sinusoïdale, les valeurs mesurées en déplacement, vitesse et en accélération sont liées par des fonctions simples et qui faisant intervenir la fréquence (f). L'accélération d'une vibration à son déplacement est donnée par : [3]

$$D \approx Acc / 2\pi^2 \cdot f^2 ; (g) \quad (8)$$

II.4. Les capteurs de vibrations :

Le capteur est un instrument de mesure qui transforme des informations (vibrations, pression, température, ... etc.), à partir d'une grandeur physique, en un signal électrique. [2]

II.4.1. Principales caractéristique des capteurs :

Un capteur se caractérise principalement par les propriétés suivantes :

- **La sensibilité** : c'est la plus petite variation d'une grandeur physique que peut détecter un capteur.
- **La rapidité** : c'est le temps de réaction du capteur entre la variation de la grandeur physique qu'il mesure, et l'instant où l'information est convertie en signal électrique.
- **La précision** : c'est l'aptitude de répétabilité de l'information convertie par le capteur.
- **L'étendue de la mesure** : c'est la différence entre le plus petit signal détecté et le plus grand perceptible sans risque de destruction pour le capteur.
- **La linéarité** : le capteur présente la même sensibilité sur toute l'étendue de sa plage d'emploi.
- **La fidélité** : un capteur est fidèle si le signal qu'il délivre ne varie pas pour une série de mesures concernant la même valeur de la grandeur. [2]

II.4.2. Différents type de capteurs :

Les capteurs de vibrations utilisés actuellement en industrie dans le cadre de la maintenance conditionnelle sont les capteurs de déplacements (proximètre), de vitesses (vélocimètre) et d'accélération (accéléromètre).

II.4.3. Les proximètres :

Le proximètre, ou sonde de proximité (Figure 1), est un capteur de déplacement sans contact qui produit un signal électrique directement proportionnel au déplacement relatif de la vibration d'un arbre ou d'un rotor. Il est monté en permanence à l'intérieur du palier (Figure II.2). Les mesures en déplacement ne sont pas quantifiables dans toutes les gammes de fréquence. Ces mesures seront limitées aux basses fréquences (<100Hz). [1]

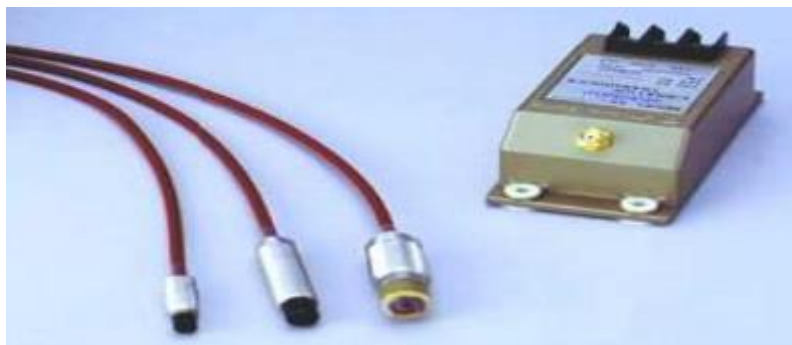


Figure II.2. proximètres et leur driver.

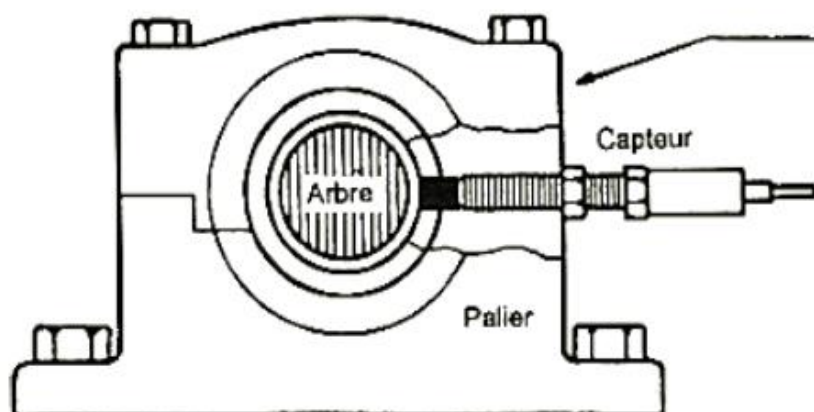


Figure II.3. proximètre monté sur un palier

Le capteur de déplacement est utilisé pour toutes les applications où la surveillance des jeux entre les arbres et les paliers s'avère essentielle. C'est pourquoi l'on retrouve des capteurs de déplacement installés sur la plupart des turbines hydroélectriques et des turbomachines. A partir des connaissances des jeux radiaux réels d'un palier ou des jeux axiaux Rotor-stator, il est beaucoup plus facile de déterminer des seuils d'alerte et de danger en termes de déplacement qu'en termes de vitesse ou d'accélération. [1]

II.4.4. Vélocimètres :

Les capteurs de vitesse, ou vélocimètres, sont constitués d'une sonde à contact dite sonde sismique qui mesure le mouvement absolu de l'organe sur lequel elle est fixée. Les vélocimètres les plus courants sont constitués d'une masse sismique reliée au boîtier par un ressort et solidaire d'une bobine qui se déplace dans un champ magnétique permanent créé par un barreau aimanté (**Figure II.4**). La vibration du palier sur lequel est fixé le capteur, génère une tension proportionnelle à la vitesse de mouvement de la bobine. [1]

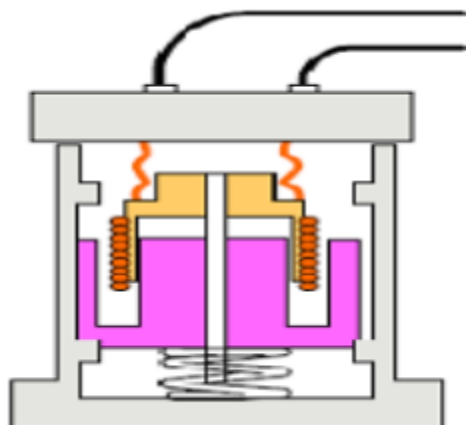


Figure II.4. Schéma de principe d'un vélocimètre.

La fréquence de résonance de ce type de capteurs se situe généralement entre 8 et 15 Hz et la gamme dynamique s'étend de 10 -20 Hz à 2000 Hz environ.

II.4.5. Les accéléromètres :

Un accéléromètre piézoélectrique (**Figure II.5**), est composé d'un disque en matériau piézoélectrique (quartz), qui joue le rôle d'un ressort sur lequel repose une masse sismique précontrainte. Quand la masse se déplace sous l'effet d'une accélération, elle exerce sur le disque des contraintes, induisant à la surface de ce dernier une charge électrique proportionnelle à cette accélération. Les accéléromètres piézoélectriques tendent à devenir les capteurs de vibration absolue les plus utilisés pour la surveillance. [1]

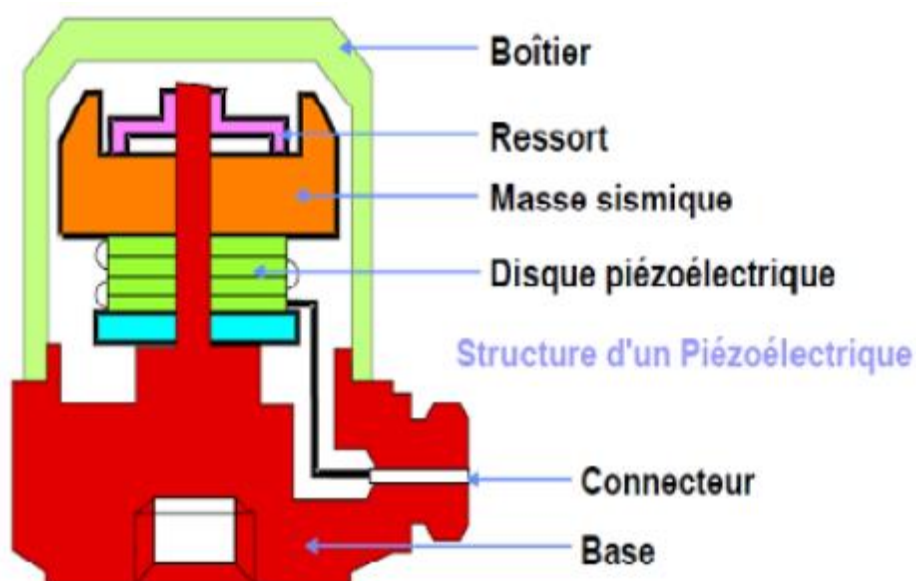


Figure II. 5. schéma d'un accéléromètre

III. La représentation du signal vibratoire :

Le signal d'une vibration peut être représenté sous plusieurs forme, et ce d'après leur nature (sinusoïdal, périodique...), afin de le rendre exploitable à cet effet, on trouve :

III.1. La représentation temporelle (fonction du temps) :

La représentation en fonction du temps est utilisée pour suivre le comportement vibratoire d'une machine en fonction de ces paramètres de fonctionnement. Cette représentation est simple à exploiter (analyser) s'il s'agit d'une vibration sinusoïdal (simple), elle devient inexploitable lorsque le signal est considéré complexe.

III.2. La représentation fréquentielle (fonction de la fréquence) :

Afin de rendre un signal vibratoire complexe sous une représentation temporelle exploitable, il faut le représenter par rapport à la fréquence, c'est-à-dire, chacune des composantes du signal complexe doit être représenté par son amplitude par rapport à sa fréquence qui représente inverse da période, par cette représentation chaque composante caractérise une anomalie affectant la machine.

III.3. Représentation vectorielle :

Le signal vibratoire est la somme vectorielle de deux vecteurs imaginaires qui tournent en sens inverse à une fréquence (f) et une amplitude $A_0/2$, (**Figure II.6.**). A chaque instant (t) les parties imaginaires des deux vecteurs s'annulent. Les parties réelles s'additionnent et donnent

$$A(t) = 2.A_0.\cos(\omega t + \varphi_0) \quad (10)$$

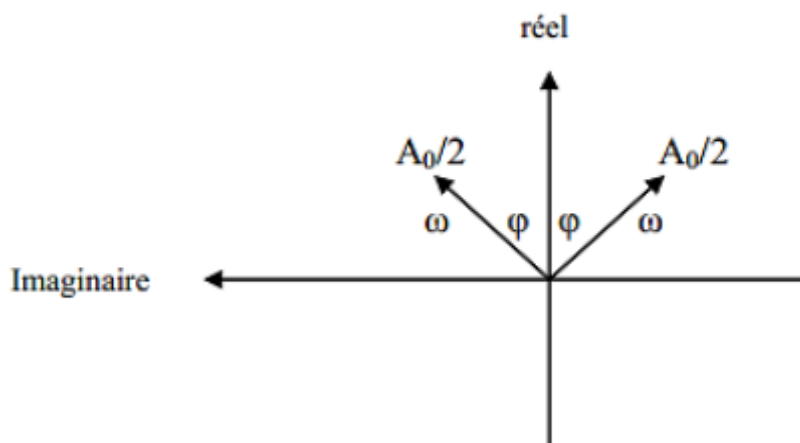


Figure II.6. Représentation vectorielle d'un signal vibratoire.

IV. Analyse vibratoire :

IV.1. Objectifs analyse vibration :

L'analyse vibratoire poursuit deux objectifs:

- ✓ La détection des défauts
- ✓ L'analyse détaillée des défauts.

On utilise à cet effet des paramètres calculés :

- ✓ Soit dans le domaine temporel.
- ✓ Soit dans le domaine fréquentiel.
- ✓ Soit dans les deux à la fois.

IV.2. Surveillance :

La comparaison des mesures vibratoires effectuées à intervalles de temps déterminés dans des conditions de fonctionnement identiques permet de suivre l'évolution d'un défaut en exploitant le signal vibratoire. A partir de ces mesures, il est possible d'obtenir un historique de l'évolution du défaut par rapport à un niveau de référence caractérisé par la signature vibratoire de la machine en bon état. La norme fixe des critères d'évaluation des niveaux vibratoires permettant d'estimer la sévérité des défauts et donc de l'état de fonctionnement de la machine. La sévérité vibratoire représente la valeur efficace de la vitesse de vibration mesurée dans la bande fréquentielle [10-1000 Hz] sachant que les critères d'évaluation dépendent de la classe dans laquelle la machine se situe. Mais ces méthodes dites « mesures des niveaux globaux » restent imprécises et ne permettent pas la détermination de la cause de l'augmentation du niveau vibratoire.

IV.2.1. Les indicateurs scalaires :

Les indicateurs scalaires associent à un signal vibratoire, observé le plus souvent sous sa forme temporelle sur une durée déterminée en relation avec la cinématique de l'installation, un nombre ou scalaire. Divers indicateurs sont utilisés dans le suivi vibratoire des machines tournantes, on peut citer à cet effet ; la valeur efficace, la valeur crête ou une combinaison de ces deux grandeurs représentée par le kurtosis et le facteur de crête. [1]

IV.2.1.1. La valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square) :

C'est un indicateur scalaire « large bande » très utilisé bien qu'il présente des inconvénients. Il est sensible à l'effet de masque, c'est à dire qu'il peut s'avérer inefficace l'apparition de certains défauts et il s'écrit sous forme discrétisée : [1]

$$V_{efficacz}(RMS) = \sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2} \quad (11)$$

Où $x(n)$ est le signal temporel mesuré, N_e représente le nombre d'échantillons prélevés dans le Signal. Permet de contrôler rapidement l'état de la machine et d'indiquer si les conditions defonctionnement ont évoluées de manière inquiétante depuis la dernière mesure. Ce critère n'évolue pas de manière significative au cours de la 1ère phase de dégradation, il ne commence à croître que pendant la 2ème phase de dégradation. Ceci est un point faible pour la maintenance conditionnelle et rend la détection précoce impossible. Globalement, la valeur efficace ne détecte pas tous les défauts et donne une alarme tardive, ce qui représente un inconvénient majeur dans le cadre de la maintenance conditionnelle. Son efficacité dépend de son bon paramétrage en termes de bandes de Fréquences d'analyse liées à la structure même des machines. [1]

IV.2.1.2. La valeur crête :

VC Représente la valeur maximale du signal. Pour un signal $x(n)$ la valeur crête est donnée par :

$$\text{Valeur crête} = \text{Sup}|x(n)| \quad (12)$$

Est un indicateur qui caractérise l'amplitude maximale des chocs. Il se manifeste dès l'apparition de la première écaillage et donne une information très précoce de la prédiction. Malheureusement, c'est un mauvais indicateur une fois que la dégradation s'accroît. [30] Il faut remarquer aussi, que ces deux indicateurs (VRMS, V_c) dépendent de la vitesse de rotation, des charges de la machine et des dimensions des roulements. Ceci est un inconvénient pour la surveillance des roulements (seuil de la surveillance). [1]

IV.2.1.3. Le facteur de crête :

Le facteur crête est le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace du signal. Plus la vibration devient impulsive, plus la valeur de crête augmente, cependant ce facteur présente les même valeurs pour les deux extrêmes de l'état d'une machine.

$$\text{Facteur de crête} = \frac{\sup |x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [x(n)]^2}} \quad (13)$$

Etant donné que le facteur crête d'un signal dont la distribution des amplitudes est gaussienne, est compris entre 3 et 6, cet indicateur n'est apte à la détection de défaut que si sa valeur est supérieure ou égale à 6. [1]

IV.2.1.4. Le kurtosis :

Le Kurtosis est le moment d'ordre 4 normé de la distribution statistique du signal. C'est un indicateur permettant de caractériser la nature impulsive d'un signal et la détection précoce d'un défaut de roulement. Dans le cas d'un roulement sans écaillage, la distribution des amplitudes contenues dans le signal recueilli est gaussienne ce qui entraîne une valeur de Kurtosis proche de 3 (Moment d'ordre 4 d'un signal gaussien égale à 3). Lorsqu'un défaut est détecté, sa valeur devient supérieure à 3. L'analyse des défauts de roulement par le Kurtosis peut également être réalisée dans différentes bandes de fréquences liées aux résonances de la structure.

$$\text{Kurtosis} = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [(x(n) - \bar{x})^2]^2 \right]} \quad (14)$$

Où M_4 et M_2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2, $x(n)$ est le signal temporel, \bar{x} est la valeur moyenne des amplitudes, N est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal. Le principal avantage du Kurtosis réside dans le fait qu'il ne tient pas compte de l'historique, et qu'il donne une valeur intrinsèque de l'état du roulement [31]. Le Kurtosis doit cependant être utilisé avec beaucoup de précaution, car il est très sensible aux chocs ce qui oblige un emploi du Kurtosis dans un environnement peu complexe afin de ne pas commettre d'erreurs de diagnostic. [1]

IV.3. Diagnostic vibratoire :

Lors d'un relevé périodique, l'agent d'entretien préventif du secteur a signalé une augmentation du niveau global de vibration.

-Suite à ce constat, le responsable d'entretien a demandé un diagnostic de la machine par analyse vibratoire.

-Suite à des graphes du niveau vibratoire en fonction de la fréquence, relevés sur les paliers ou sur le carter on définit l'élément défaillant après une série de traitement.

L'analyse vibratoire des machines tournantes cherche à identifier l'origine des vibrations engendrées par un mécanisme (groupe alternateur, boîte à vitesse, roulement...) soit dans l'optique

d'une réduction des vibrations, soit parce que celles-ci sont la traduction d'une dégradation et annonciatrices d'une future panne.

Il existe différents outils d'analyse vibratoire permettant de détecter et de diagnostiquer l'apparition des défauts dans les machines tournantes. De nombreuses publications synthétisent ces différentes méthodes ou outils. Elles sont généralement classées en quatre grandes catégories d'analyse des données vibratoire : analyse temporelle, analyse fréquentielle, analyse temps-fréquence et analyse cepstrale.

IV.3.1. Analyse spectrale :

Un défaut peut être quantifié en mesurant l'amplitude de la vitesse vibratoire du signal relevée aux fréquences de défaut de roulement, ou à leurs harmoniques. L'évolution de la dégradation d'un défaut de roulement provoquera non seulement l'augmentation de l'amplitude de la vibration aux fréquences de roulements, mais générera également des vibrations aux harmoniques de ces fréquences ainsi qu'à des fréquences connexes dues à la modulation d'amplitude. La clef du diagnostic par analyse spectrale est donc le nombre d'harmoniques des fréquences de défaut présentes, ainsi que leurs fréquences de modulation. Elle permet de diagnostiquer un problème d'un roulement, afin d'amplifier visuellement les défauts et de faciliter un diagnostic précoce, et de lire les fréquences sur une échelle linéaire, pour visualiser les harmoniques. [1]

IV.3. 2. Analyse cepstrale :

Le cepstre a pour but d'identifier et de quantifier toutes les structures périodiques contenues dans le spectre. Il permet de définir des indicateurs adaptés à la détection précoce des défauts induisant, à des stades plus ou moins avancés, des énergies vibratoires que les indicateurs issus de techniques traditionnelles mettraient difficilement en évidence. Le cepstre et ses dérivées représentent les amplitudes des composantes dont les fréquences correspondent aux périodes de répétition des chocs induits par les défauts de la machine surveillée. Il est utilisé pour la détection de mesure pour les défauts de roulements.[1]

IV.3.3.Transformée de Fourier (FFT):

La transformée de Fourier analyse le contenu fréquentiel d'un signal, elle permet donc le passage entre deux domaines de représentations complémentaires ; temporelle et fréquentielle. Basée sur les travaux du physicien Français Jean Baptiste Joseph Fourier, elle permet ce passage grâce à l'intégrale qui porte son nom et qui s'exprime, pour une fonction $f(t)$, par :

$$F(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (15)$$

La transformée de Fourier est en fait une projection de la fonction à analyser $f(t)$ sur l'espace des sinus et cosinus représenté par les exponentielles complexes. Dans le cas d'un signal physique $s(t)$, celui-ci est connu sur un temps de longueur finie et de façon discrète. La version discrète de la transformée de Fourier peut s'écrire sous la forme :

$$f(z) = \sum_{i=1}^{Ne} S(i) e^{-2\pi k j \frac{i}{Ne}} \quad (16)$$

Un algorithme rapide de cette transformée a été introduit par les Américains Cooley et Tukey en 1965. Appelé Transformée de Fourier Rapide ou FFT (Fast Fourier Transform), il est à l'origine de l'extension de l'analyse de Fourier dans plusieurs domaines, notamment l'analyse spectrale en diagnostic vibratoire.

Pour illustrer l'analyse fréquentielle d'un signal par la transformée de Fourier rapide, on montre sur la figure (9) un signal somme de trois sinusoïdes et son spectre correspondant. Sur le spectre on voit bien les trois fréquences simulées dans le signal. [4]

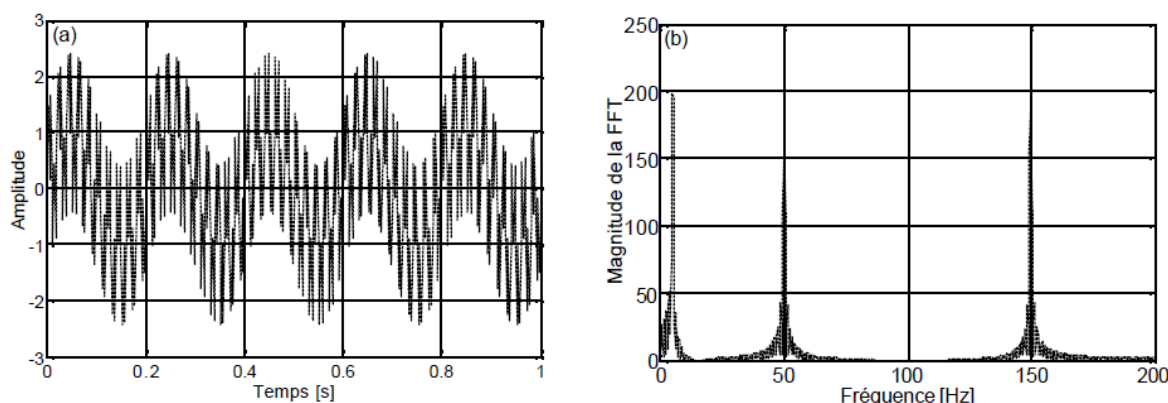


Figure II.7 (a) Signal somme de trois sinusoïdes : 5 Hz, 50 Hz et 150 Hz et (b) Son spectre

IV.3.4. Transformée en ondelettes :

La transformée en ondelettes remplace les sinusoïdes de la transformée de Fourier par une famille de translations et de dilatations d'une même fonction appelée ondelette. Mathématiquement la famille d'ondelettes se met sous la forme :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (17)$$

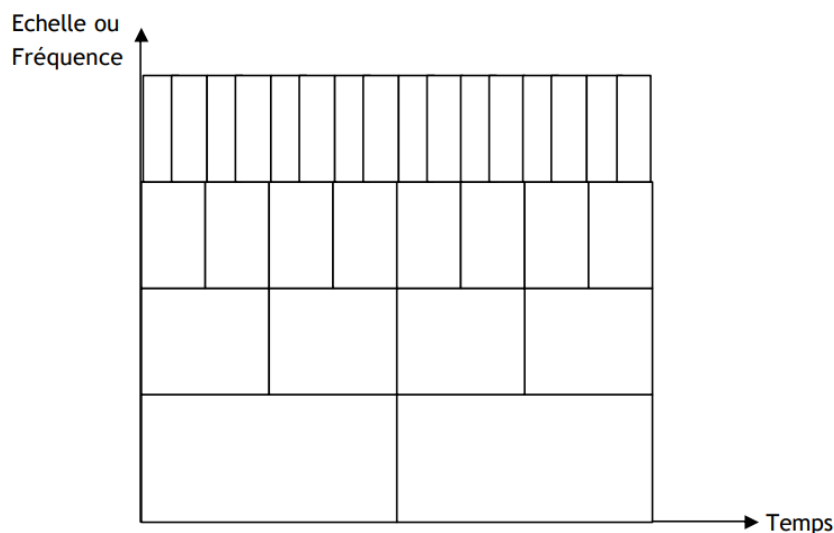
Avec a paramètre d'échelle ou de dilatation et b paramètre de translation.

En notant ψ^* la conjuguée de ψ

La transformée en ondelettes d'une fonction $f(t)$ est définie par :

$$\text{CWT}(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) * \psi * \left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (18)$$

Cette transformée est dite continue, notée CWT (Continuous Wavelets Transform). En pratique des algorithmes de calcul rapide existent dans plusieurs logiciels notamment Matlab©. La transformée correspondante est souvent nommée TOR (Transformée en Ondelettes Rapide). La figure (3.4) représente l'échelle de décomposition pour la transformée en ondelettes, on remarque bien que la résolution est différente, chaque fréquence est analysée avec une résolution adaptée. L'analyse en ondelettes, contrairement à la transformée de Fourier, fait donc la projection d'une fonction $f(t)$ sur une famille de fonctions (les ondelettes) déduites d'une fonction élémentaire (l'ondelette mère) par des translations et des dilatations. Ceci permet aux hautes fréquences d'avoir une précision en temps accrue correspondant à des phénomènes brefs, pour lesquels l'instant d'apparition et la durée sont des caractéristiques importantes. Aux basses fréquences, la précision fréquentielle s'améliore au détriment de l'aspect temporel, puisque les phénomènes sont de durées beaucoup plus longues. Une très bonne présentation des méthodes temps-fréquence et de l'analyse par ondelettes est disponible dans [Arq 05], [Mar 05], [Coh 05], [Pre 05]. En réalité ce type d'analyse est beaucoup plus utilisé pour les phénomènes transitoires et non continus.



FigureII.8. Echelle de décomposition par la TOR

La transformée en ondelettes discrète (DWT) est une discrétisation de la transformée en ondelettes continue (CWT). En remplaçant respectivement a et b par 2^m et $n2^m$, avec m et n des entiers, son expression devient :

$$\text{DWT}(m,n) = 2^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) * \psi * (2^{-m}t - n) dt \quad (19)$$

Une version pratique de cette transformée, appelée Analyse Multirésolution en Ondelettes (AMRO), a été introduite pour la première fois par Mallat en 1989 [Mal 89], elle consiste à faire passer la fonction $f(t)$, ou plus pratiquement on dira le signal $s(t)$, dans deux filtres passe-bas (L) et passe-haut (H). A ce niveau, deux vecteurs seront obtenus : $cA1$ et $cD1$. Les éléments du vecteur $cA1$ sont appelés coefficients d'approximation, ils correspondent aux plus basses fréquences du signal, tandis que les éléments du vecteur $cD1$ sont appelés coefficients de détail, ils correspondent aux plus hautes d'entre elles. La procédure peut être répétée avec les éléments du vecteur $cA1$ et successivement avec chaque nouveau vecteur cAk obtenu. Le processus de décomposition peut être répété n fois, avec n le nombre maximal de niveaux.

Lors de la décomposition, le signal $s(t)$ et les vecteurs cAk subissent un sous échantillonnage, c'est la raison pour laquelle les coefficients d'approximation cAk et de détail cDk passent à nouveaux à travers deux filtres de reconstruction (LR) et (HR). Deux vecteurs en résultent : Ak appelés approximations et Dk appelés détails, satisfaisant la relation :

$$A_{k-1} = A_k + D_k \quad (20)$$

$$S = A_k + \sum_{i \leq k} D_i \quad (21)$$

Où i et k sont des entiers.

Chaque ondelette possède donc sa propre banque de filtres, qu'on nomme généralement g_n et h_n qui lui permettent de procéder à l'analyse multirésolution. Désignant par F_{\max} la fréquence maximale du signal mesuré, la bande de fréquence. [4]

Propriétés de l'AMRO :

Pour montrer les fabuleuses propriétés de l'analyse multirésolution en ondelettes, nous proposons trois simulations numériques. La première simulation tend à démontrer les capacités de l'AMRO à analyser chaque fréquence avec une résolution adaptée, c'est donc son pouvoir de décomposition. Le signal somme de trois sinusoïdes de la figure (3.1.a) est pris comme exemple. La figure (10) montre l'allure de l'ondelette analysante (db'5) ; l'ondelette de Daubechies d'ordre 5, une des familles les plus utilisées pour une telle analyse. La figure (II.11) montre les détails et les approximations issus de l'analyse de ce signal. [4]

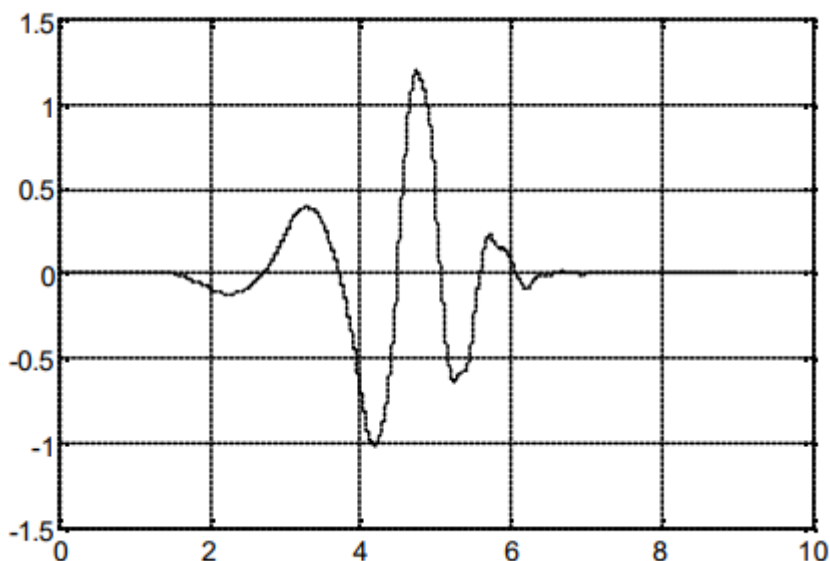


Figure II.9. Ondelette utilisée pour l'analyse de cet exemple, 'db'5

V. Présentation du Matlab :

Matlab est à la fois un logiciel de calcul et un langage de programmation haut niveau. C'est un logiciel payant, dont il existe deux équivalents gratuits

– Octave est un logiciel qui utilise le langage de Matlab et peut donc utiliser les fonctions écrites en Matlab. Il est plus lent et un peu moins beau.

– Scilab est développé par l'INRIA et la syntaxe diffère un peu de celle de Matlab mais l'esprit est le même. Il est de mon point de vue encore un peu moins pratique que Matlab.

Matlab est un logiciel de calcul numérique pas de calcul formel à la différence de Maple. Il ne sait résoudre que des équations numériques. Le nom Matlab vient de Matrix Laboratory. En Matlab les objets sont tous par défaut des matrices. Une variable réelle est donc vue par Matlab comme une matrice 1×1 . Le produit est donc par défaut un produit matriciel. Il faut se méfier. Le type des variable n'est pas très important. Matlab peut additionner un booléen et un réel, multiplier un entier par un complexe sans problème. Pour lancer Matlab, il suffit de lancer la commande Matlab dans un terminal. S'ouvre alors la fenêtre principale de Matlab. On peut y lancer directement des lignes de commande mais la plupart du temps on passera par l'éditeur de Matlab qui permet de réaliser des scripts et des fonctions.[6]

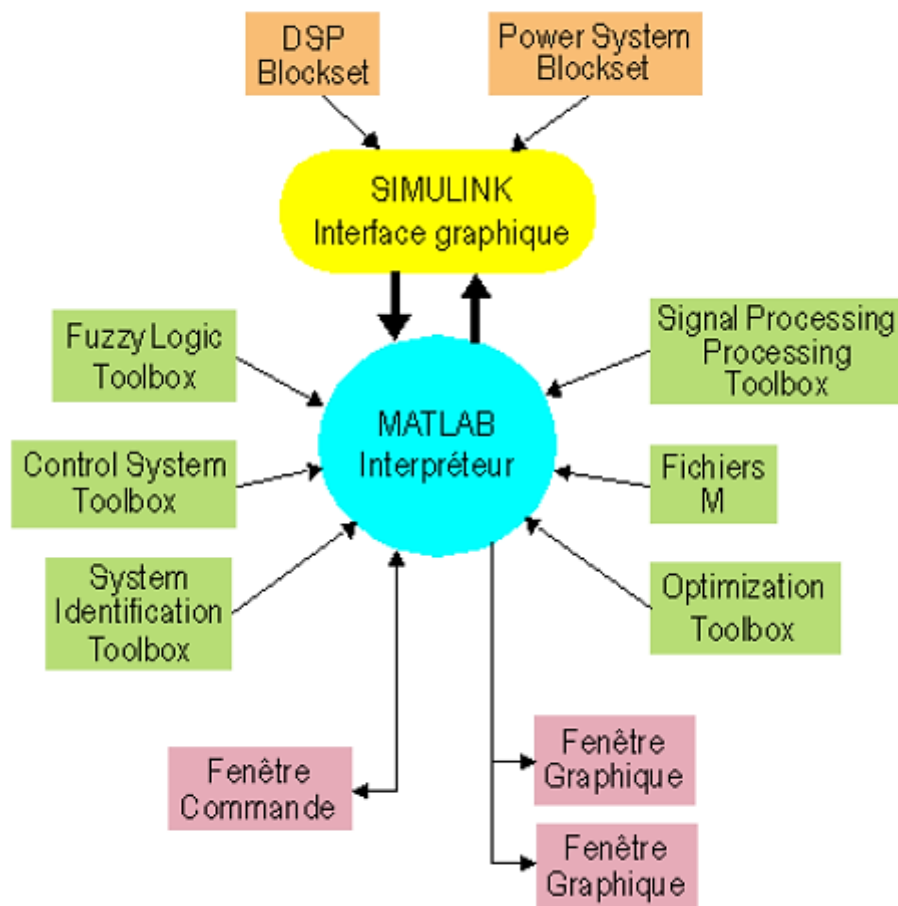


Figure II.10. Environnement MATLAB

Fenêtre Commande: Dans cette fenêtre, l'utilisateur donne les instructions et MATLAB retourne les résultats.

Fenêtres Graphique: MATLAB trace les graphiques dans ces fenêtres.

Fichiers M: Ce sont des programmes en langage MATLAB (écrits par l'utilisateur).

Toolboxes: Ce sont des collections de fichiers M développés pour des domaines d'application spécifiques (Signal Processing Toolbox, System Identification Toolbox, Control System Toolbox, u-Synthesis and Analysis Toolbox, Robust Control Toolbox, Optimization Toolbox, Neural Network Toolbox, Spline Toolbox, Chemometrics Toolbox, Fuzzy Logic Toolbox, etc.)

Simulink: C'est l'extension graphique de MATLAB permettant de travailler avec des diagrammes en blocs.

Blocksets: Ce sont des collections de blocs Simulink développés pour des domaines d'application spécifiques (DSP Blockset, Power System Blockset, etc.).[5]

VI. Méthodes de classification :

La classification est un moyen utile d'organiser et de hiérarchiser les données, a un objectif d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de traits descriptifs (attributs, caractéristiques, etc.) [6].

On distingue essentiellement deux types de classification :

- Classification Supervisée.
- Classification Non-supervisée.

	Apprentissage supervisé	Apprentissage non supervisé
Données d'entrée	Utilise les données connues et étiquetées comme entrées	Données inconnues en entrée
Complexité informatique	Très complexe	Moins de complexité informatique
Temps réel	Utilise l'analyse hors ligne	Utilise l'analyse en temps réel des données
Sous-domaines	Classification et régression	Exploitation de règles de clustering et d'association
Précision	Produit des résultats précis	Génère des résultats modérés
Nombre de classes	Nombre de classes connues	Le nombre de classes n'est pas connu

Tableaux II.1. Comparaison entre l'apprentissage supervisé et non supervisé

On peut utiliser la classification dans toutes les sciences et techniques qui font appel à la statistique multidimensionnelle.

VI.1. Classification basée sur l'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé consiste en des variables d'entrée (**x**) et une variable de sortie (**Y**). On utilise un algorithme pour apprendre la fonction de mappage de l'entrée à la sortie selon la fonction de mappage : **Y = f (X)**. Le but est d'appréhender si bien la fonction de mappage que lorsque vous avez de nouvelles données d'entrée (**x**), vous pouvez prévoir les variables de sortie (**Y**) pour ces données [7].

Les méthodes d'apprentissage supervisé :

- ✓ Decision trees
- ✓ Random forest

- ✓ K-nearest neighbors
- ✓ SVM (support vector machine)
- ✓ Neural Networks

VI.2. Classification basées sur l'apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé consiste à ne disposer que des données d'entrée (X) et pas de variables de sortie correspondantes [8].

L'objectif de l'apprentissage non supervisé est de modéliser la structure ou la distribution sous-jacente dans les données afin d'en apprendre davantage sur les données.

Les méthodes d'apprentissage non-supervisé

- ✓ K-means
- ✓ Expectation-maximization
- ✓ Hierarchical clustering
- ✓ Isodata
- ✓ **Self-organizing map:**

Self-organisation maps (SOM) est l'une des méthodes d'apprentissage non-supervisé qui nous allons utiliser dans la partie pratique.

VI.3. Cartes auto-organisatrices(SOM) :

Les cartes auto-organisatrices (Self-OrganizingMaps (SOM)), furent inventées par Kohonen (1984). Inspirée par le principe neuronal du cerveau des mammifères, une carte auto-organisatrice est un type de réseau de neurones artificiels dont l'apprentissage se déroule de manière non supervisée.[Leur rôle principal est de faire une projection non linéaire des données de haute dimension sur un espace de faible dimension]. Les cartes auto-organisatrices sont largement utilisées dans la classification de données [9].

VI.4. Réduire les dimensions des données :

La méthode SOM ne nécessite aucun vecteur cible, SOM apprend à classer les données sans aucune supervision externe.

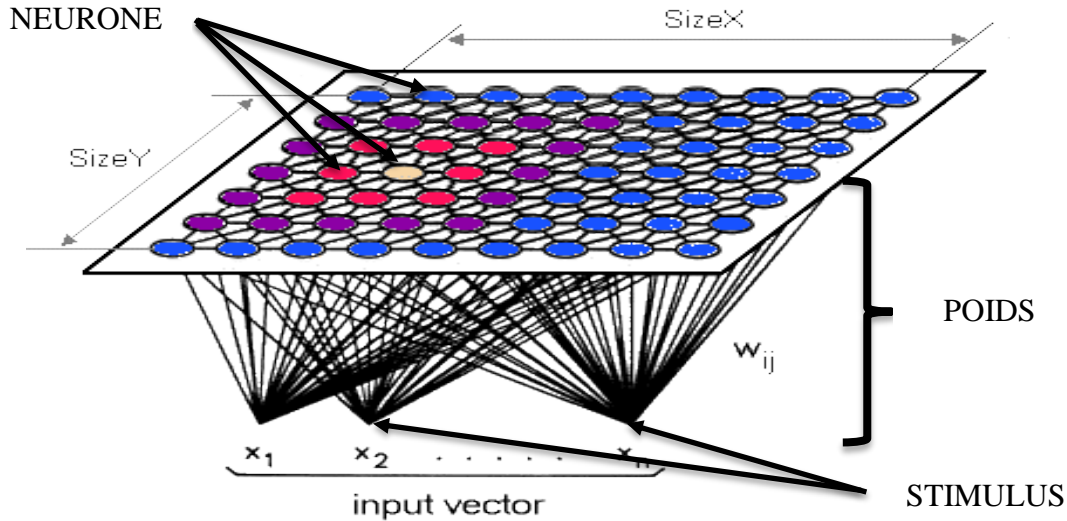


Figure II.11. Schéma d'une carte de Kohonen connectée à un stimulus.

VI.5. Algorithme des Cartes Auto-Organisatrices

Une SOM consiste en une carte de neurones en deux dimensions. Ces neurones sont connectés avec leurs voisins selon des connexions topologiques (où connexions de voisinage). L'ensemble de données à analyser est utilisé pour organiser la SOM sous des contraintes topologiques de l'espace d'entrée. Ainsi, une correspondance entre l'espace d'entrée et l'espace de la carte est construite. Deux observations proches dans l'espace d'entrée doivent activer le même neurone ou deux neurones voisins de la SOM. Pour vérifier ces contraintes, les neurones voisins du neurone le plus représentatif d'une donnée mettent à jour leur prototype pour une meilleure représentation de cette donnée. Cette mise à jour est d'autant plus importante que les neurones sont de proches voisins du meilleur neurone [10].

L'apprentissage de la SOM peut être vu comme la minimisation d'une fonction de coût :

$$\tilde{R}(w) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^M K_{ju(x^{(k)})} \|x^{(k)} - w_j\|^2 \quad (22)$$

Avec : N le nombre de données, M le nombre de neurones de la carte, $\mathbf{u}^*(\mathbf{x}^{(k)})$ est le neurone i dont le vecteur prototype, \mathbf{W}_i est le plus proche de la donnée $\mathbf{x}^{(k)}$, Il s'agit donc de minimiser la distance entre les données et les prototypes, selon une pondération donnée par la fonction noyau \mathbf{K}_{ij} qui représente les contraintes topologiques à respecter, par exemple :

$$K_{ij} = \frac{1}{\lambda(t)} \times e^{-\frac{d_M^2(i,j)}{\lambda^2(t)}} \quad (23)$$

Ainsi : $\lambda(\mathbf{t})$ la fonction température qui fait diminuer les contraintes topologiques avec le temps, de façon à assurer la convergence de l'apprentissage (pour un rayon de voisinage fixe, cf. Cheng (1997)). $d_M(\mathbf{i}, \mathbf{j})$ est la distance de voisinage entre deux neurones \mathbf{i} et \mathbf{j} de la SOM, calculée par la distance de *Manhattan*. Il s'agit du nombre minimal de connexions topologiques entre \mathbf{i} et \mathbf{j} (voir la Figure 5 comme un exemple).

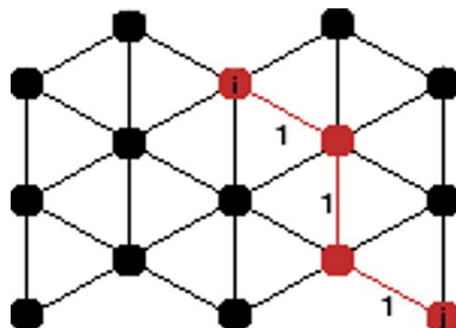


Figure II.12. Distance de Manhattan pondérée entre les neurones \mathbf{i} et \mathbf{j} pour une topologie hexagonale.

Ici $d_M(\mathbf{i}, \mathbf{j}) = 3$, il s'agit du nombre minimal de connexions topologiques entre \mathbf{i} et \mathbf{j} .

L'algorithme est adapté de la version Batch de SOM, qui se présente de la façon d'apprendre les contraintes topologiques dans les cartes auto-organisatrices :

Phase d'initialisation :

- Choisir la topologie de la SOM.
- Initialiser des prototypes \mathbf{w}_i de la carte.

Phase d'affectation :

- Déterminer le prototype le plus représentatif (ou BMU : Best Mach Unit) \mathbf{u}^* pour chaque donnée d'entrée $\mathbf{x}^{(k)}$

$$\mathbf{u}^*(\mathbf{x}^{(k)}) = \underset{1 \leq i \leq M}{\text{Arg min}} \left\| \mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{w}_i \right\|^2 \quad (24)$$

Phase de représentation :

- Mettre à jour les prototypes \mathbf{w}_i de la carte pour chaque neurone \mathbf{i} de façon à minimiser la fonction de coût :

$$\mathbf{u}^* = \frac{\sum_{k=1}^N K_{i\mathbf{u}^*(\mathbf{x}^{(k)})} \cdot \mathbf{x}^{(k)}}{\sum_{k=1}^N K_{i\mathbf{u}^*(\mathbf{x}^{(k)})}} \quad (25)$$

Répéter les phases 2 et 3 : jusqu'à ce que $\mathbf{t} = \mathbf{t}_{\max}$

VII. Conclusion :

L'utilisation d'analyse vibratoire pour surveiller des machines opérant à basses vitesses est une technique développée depuis un bon nombre d'années. Pour cela on constate que la méthode la plus communément utilisée dans le suivi d'un défaut de roulement est l'analyse vibratoire.

Ce travail présente une étude sur la surveillance des défauts des roulements par analyse vibratoire spectrale kurtosis.

Références Bibliographiques :

- [1] REDJIL KHAOULA (Etude des défauts du roulement par analyse spectrale et cepstrale) université Badji Mokhtar ANNABA 2017.
- [2] Techniques de Détection des Défaillances (Chapitre II : Analyse vibratoire).
- [3] BELHADJ NORA et BELMAHDI FATIHA (Application des réseaux de neurones à la détection et la classification des défauts dans les machines tournantes.). Université mouloud Mammeri de tizi-ouzou, 2010
- [4] Abderrazak DJEBALA UNIVERSITY UNIVERSITE BADJI MOKHTAR (application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques) en Année 2008.
- [5] Mémoire « Combinaison de classification supervisée et non-supervisée par la théorie des fonctions de croyance » [Fatma Karem ; Mounir Dhibi ; Arnaud Martin]
- [6] Hoang Le-Huy Professeur Département de génie électrique et de génie informatique Université Laval Québec, Septembre 1998.
- [7] [Intelligence Artificielle - WayToLearnX](#)
- [8] <https://waytolearnx.com>
- [9] Utilisati des cartes auto-organisatrices de Kohonen dans la recherche documentaire » Bessai F.Z., Krelifaoui Mohamed, Guergab Mohamed Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique (CERIST) Division Base de Données et Système multimédia
- [10] Apprendre les contraintes topologiques dans les cartes auto-organisatrices » [Guénaël Cabanes*, Younes Bennani

Chapitre III

Application de l'AMRO pour la détection des défauts de roulements

I. Introduction :

Le diagnostic de défauts est une tâche extrêmement importante dans la surveillance. Il fournit aux opérateurs l'information sur le processus. Le diagnostic précoce peut aider à éviter une progression anormale des événements et à réduire la perte de productivité. Différentes techniques de surveillance ont été développés, tels que la dynamique, les vibrations, la tribologie et la non-destruction les techniques.

L'analyse du signal de vibration est l'une des plus importantes méthodes utilisées pour le diagnostic des défauts des machines tournantes, car le signal vibratoire porte des informations dynamiques sur les systèmes. Les vibrations causées par les roulements défectueux représentent la grande majorité des problèmes des machines. Chaque élément tel que la bague intérieure ou la bague extérieure a une fréquence de rotation caractéristique. Avec un défaut sur un élément particulier, une augmentation du niveau de vibration à cette fréquence peut se produire. La surveillance de ces éléments a une priorité importante pour le bon fonctionnement de la machine. L'analyse des signaux de vibration dépend de l'efficacité de la technique de traitement. Plusieurs techniques ont été utilisées telles que: l'analyse temporelle et l'analyse fréquentielle, Malheureusement, ces techniques ne sont pas capables de révéler les informations inhérentes du signal due à la non stationnarité. Pour résoudre ce problème, l'analyse d'ondelette, a été proposé. L'analyse d'ondelette est efficace et bien adaptée aux signaux induisant périodiques ou Modulation en amplitude.

II. Plan expérimental :

II.1. Présentation du banc d'essai :

Les signaux de vibration utilisés dans cette étude ont été obtenus à partir d'un système de surveillance en ligne, fourni par Green Power Monitoring Systems (USA). Ces signaux de vibrations ont été obtenus à partir d'un essai de fonctionnement jusqu'à la défaillance d'un roulement conique à rouleaux effectué sur une éolienne d'une puissance nominale de 2,2 MW. L'arbre à grande vitesse d'éolienne était entraîné par une boîte de vitesses, la vitesse de rotation est de 1800 tr/min pendant la production d'énergie (Fig. 1). Le roulement testé est un type SKF 32222 J2 supportant un arbre dont la vitesse nominale est de 30 r/s. Le diamètre extérieur, l'alésage et la largeur du roulement étaient respectivement de 200 mm, 110 mm et 56 mm. Le défaut a été initié au niveau de la bague intérieure du roulement. La figure 2 illustre les dimensions du roulement testé.

La base de données contenait 50 mesures de vibrations de 50 jours de surveillance consécutifs, c'est-à-dire toute la durée de vie du roulement testé jusqu'à la panne. Le signal de vibration a été mesuré par un accéléromètre placé selon la direction radiale. La fréquence d'échantillonnage est de 97656 Hz et le temps de mesure était de 6 secondes. Le signal brut de vibration a été traité pour extraire les indicateurs communs de vibration dans le domaine temporel, le domaine fréquentiel et le domaine temps-fréquence.

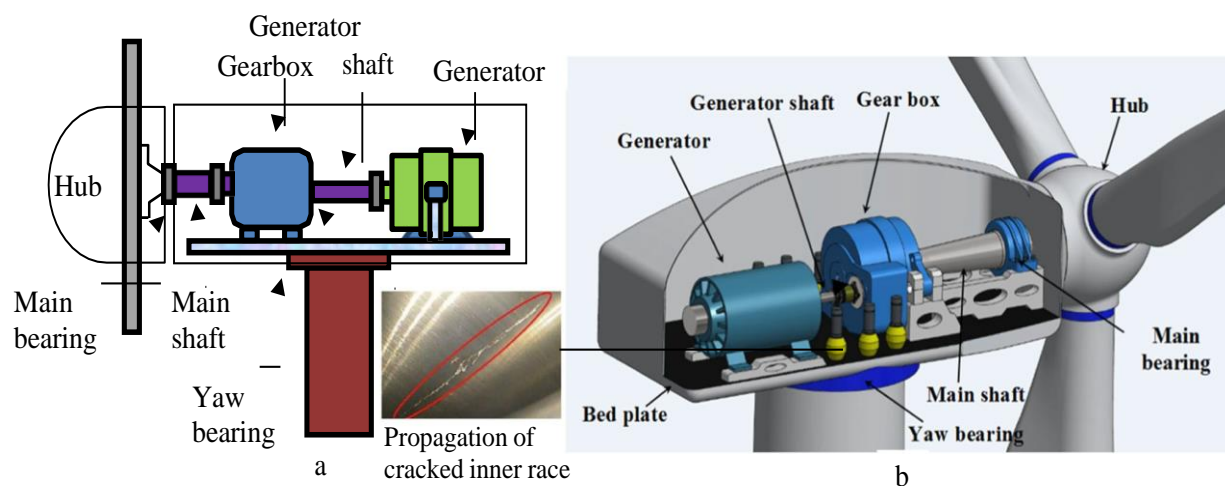


Figure III.1. Schéma cinématographique et photo b d'une éolienne [1]

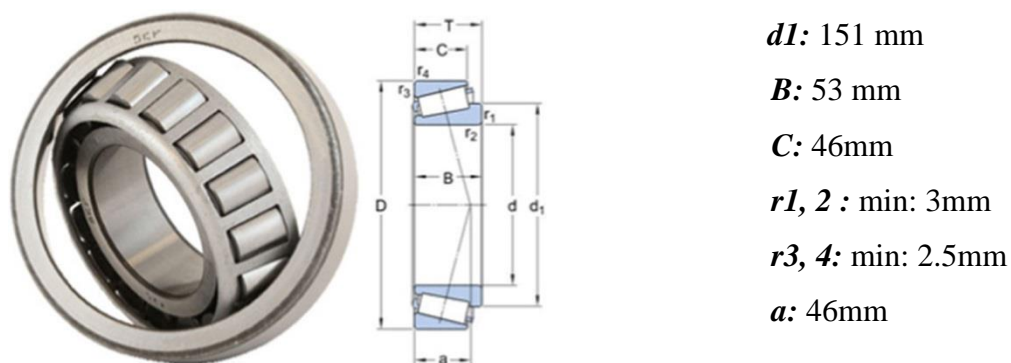


Figure III.2. Dimensions du roulement à rouleaux coniques (SKF 32222 J2) [1]

II.2. Diagnostic des défauts par AMRO, traitement de signal et résultats :

Dans cette partie nous allons faire le diagnostic des défauts de roulements de type SKF 32222 J2 utilisé dans l'éolien, en utilisant l'AMRO.

En raison de la difficulté du traitement de tous les signaux (50) et de détecter les défauts qui évoluent rapidement, et afin de balayer toute la période, nous avons divisé ces signaux en quatre périodes. Ensuite, nous avons pris deux signaux de chaque période afin de les traiter, Tableau III.1.

Périodes	Signaux
<i>Période 1</i>	1 ^{ère} Journée
	3 ^{ème} Journée
<i>Période 2</i>	15 ^{ème} Journée
	20 ^{ème} Journée
<i>Période 3</i>	34 ^{ème} Journée
	37 ^{ème} Journée
Période 4	49 ^{ème} Journée
	50 ^{ème} Journée

Tableau III.1. Identification des signaux de chaque Période

Les fréquences caractéristiques des défauts de roulements sont présentées dans le tableau 2.

Défaut	coefficient de défaut	Fréquence de rotation (Hz)	Fréquence de défaut (Hz)
FTF	0.42	30	12.6
BPFO	6.72	30	201.6
BPMF	9.47	30	283.2
BSF	1.435	30	43.05

Tableau III.2. Fréquences caractéristiques des défauts

Pour le traitement de signal par l'analyse multirésolution en ondelette des signaux mesurés, nous avons utilisé un programme Matlab, développé par Prof. Abderrazek DJEBALA, du Laboratoire de Mécanique et Structures Groupe Comportement Dynamique des Structures et Maintenance Industrielle de l'Université de Guelma.

L'AMRO permet d'avoir un certain nombre de vecteurs constitués de détails, correspondant aux hautes fréquences, et des approximations correspondant aux plus basses d'entre elles. Le vecteur optimal de la décomposition, qu'on nommera signal reconstruit, est dans notre cas celui qui permet la détection du défaut avec la meilleure résolution possible, cela nous conduit à sélectionner celui le mieux filtré.

Notre objectif est de chercher les symptômes des défauts, par exemple le Kurtosis est l'indicateur le plus sensible aux chocs, son utilisation comme un critère de choix du vecteur optimal est tout à fait justifiée. Ce vecteur sera donc le détail ou l'approximation ayant le plus grand **kurtosis**. Nous présentons dans ce qui suit l'application de l'analyse multirésolution en ondelettes sur les signaux choisis.

- **Période 1 :**

- ✓ **1^{ère} journée**

La **figure III.3** présente le signal mesuré la 1^{ère} journée. On constate que le signal ne donne pas aucune information utile. L'application de l'AMRO nous permet d'avoir plus d'informations, le signal est divisé en 4 vecteurs de détails (**D**) et 4 vecteurs d'approximation (**A**).

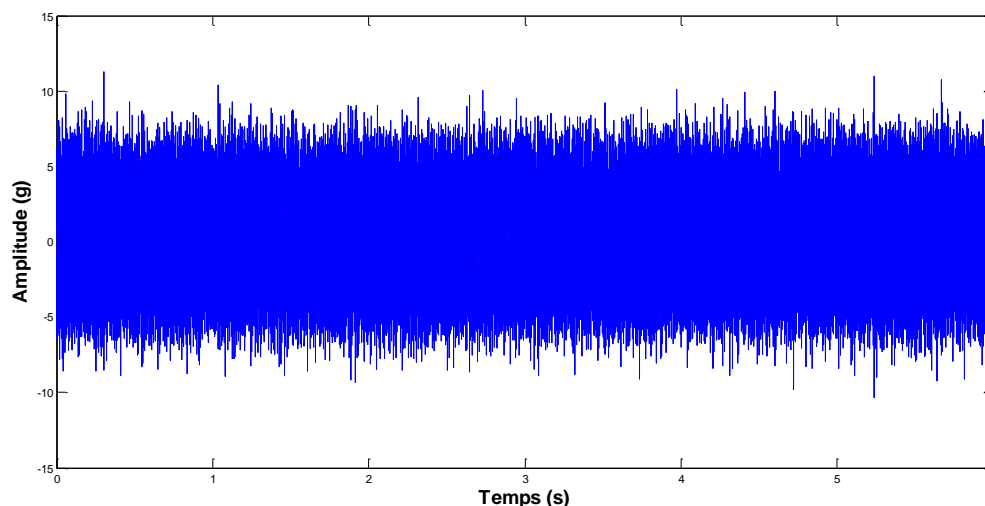


Figure III.3. Signal temporel de la 1^{ère} journée

La **figure III.4** représente les différents détails et approximations issus de la décomposition en ondelettes de ce signal. En se basant sur le **kurtosis** comme critère de choix, le détail 2 (**D2**) est celui le vecteur optimal, suivi par le détail 3 (**D3**).

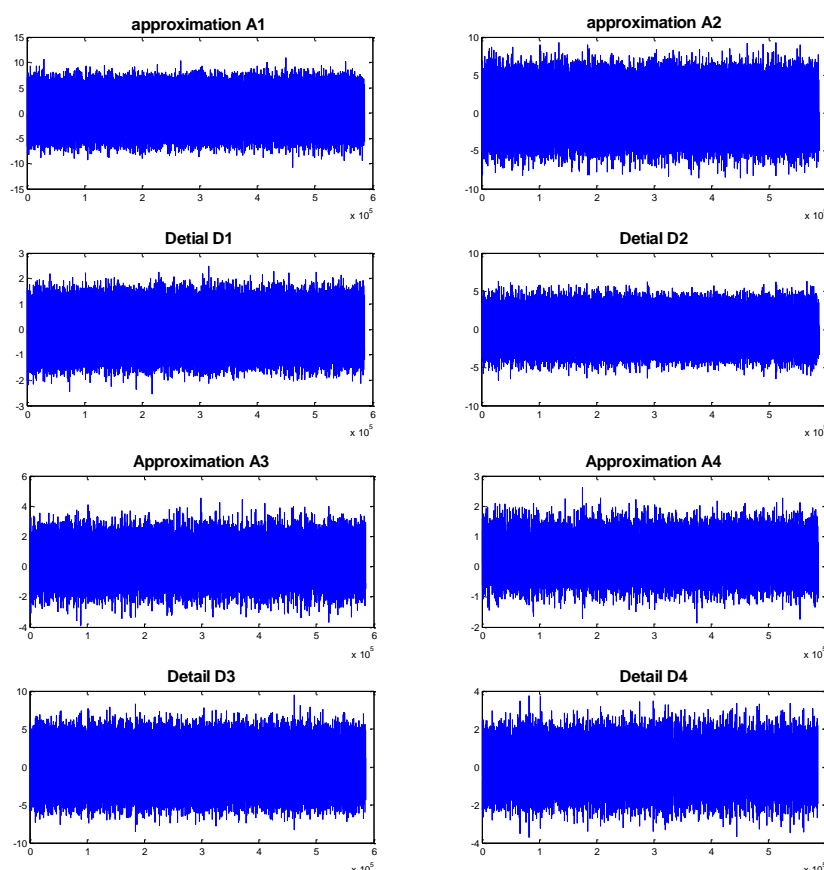


Figure III.4. Différents détails et approximations du signal de la 1^{ère} journée

La **figure III.5** montre le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes des signaux reconstruits (**D2** et **D3**) de la 1^{ère} journée. On constate après le traitement du signal, l'apparition de la fréquence de rotation (**Fr = 30 Hz**) ainsi que leurs harmoniques, on remarque aussi qu'aucun pic clair correspond aux défauts de roulement est apparu sur ces signaux.

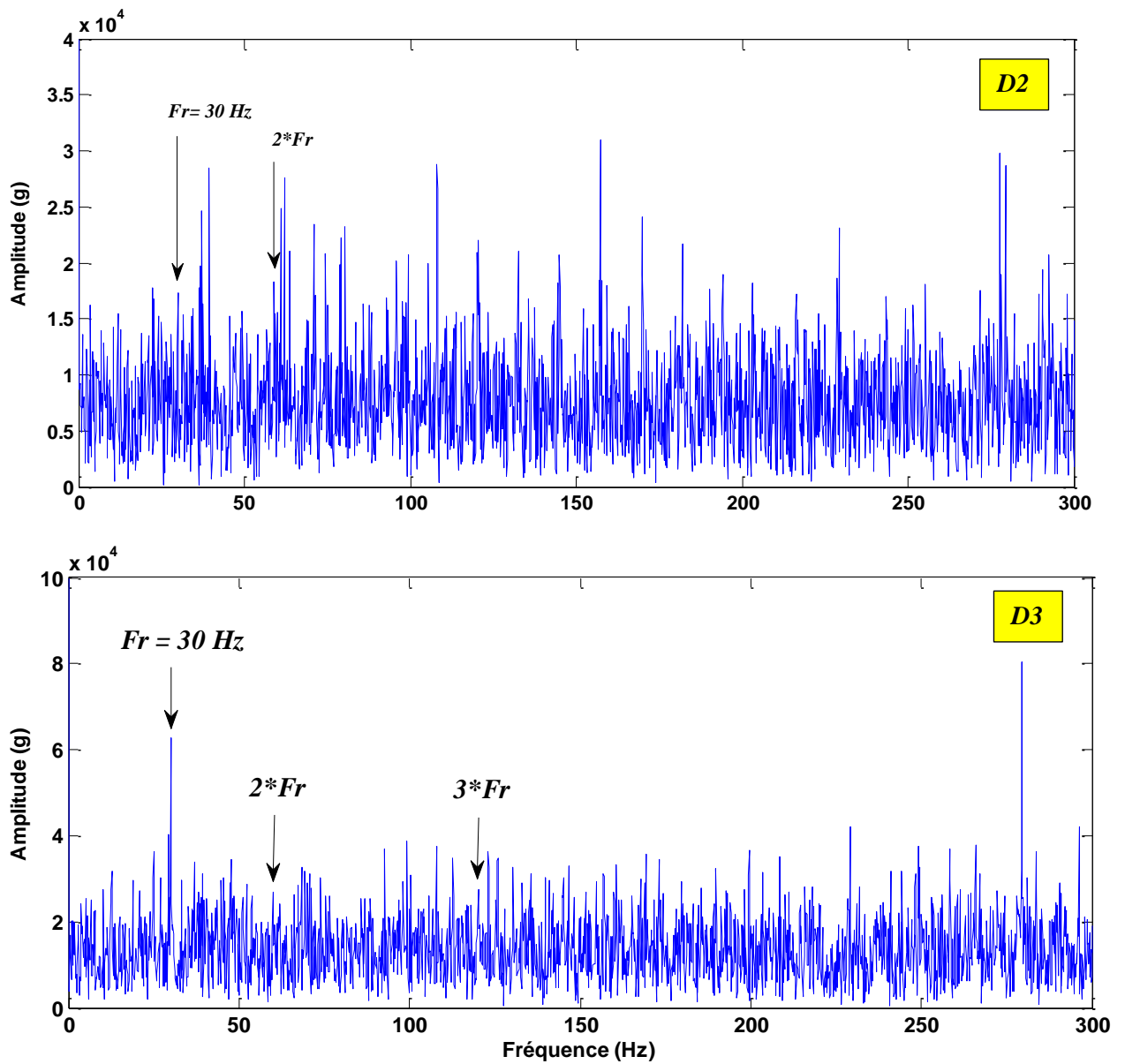


Figure III.5. Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2 et D3)

✓ **3^{ème} Journée**

La **figure III.6** présente le signal mesuré la 3^{ème} journée.

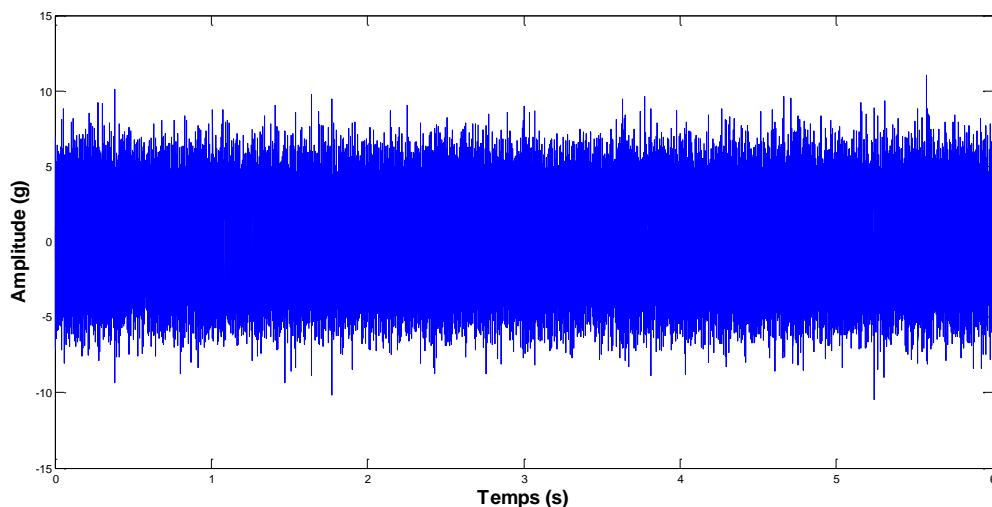


Figure III.6. Signal temporel de la 3^{ème} journée

La **figure III.7** représente le détail **D2** et l'approximation **A4** issus de la décomposition en ondelettes du signal mesuré la 3^{ème} journée.

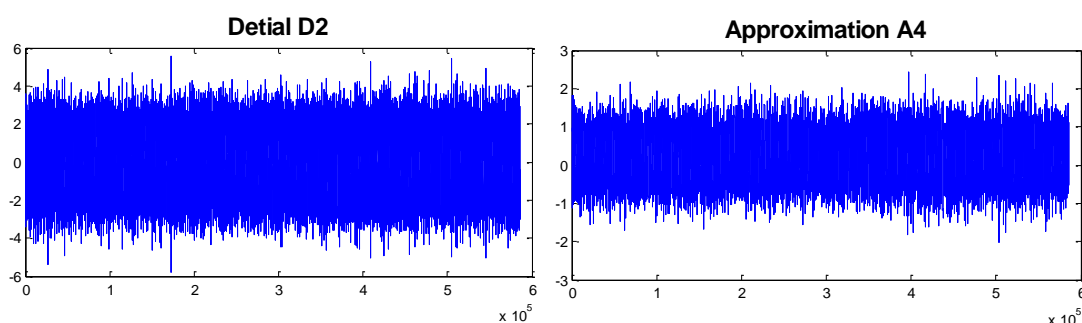


Figure III.7. Détail D2 et approximation A4 du signal de la 3^{ème} journée

La **figure III.8** montre le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes des signaux reconstruits (**D2** et **A4**) de la 3^{ème} journée. Les résultats montrent l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation réelle **Fr = 29.67 Hz**, et leurs harmoniques. Aucun pic correspondant aux défauts de roulement est apparu.

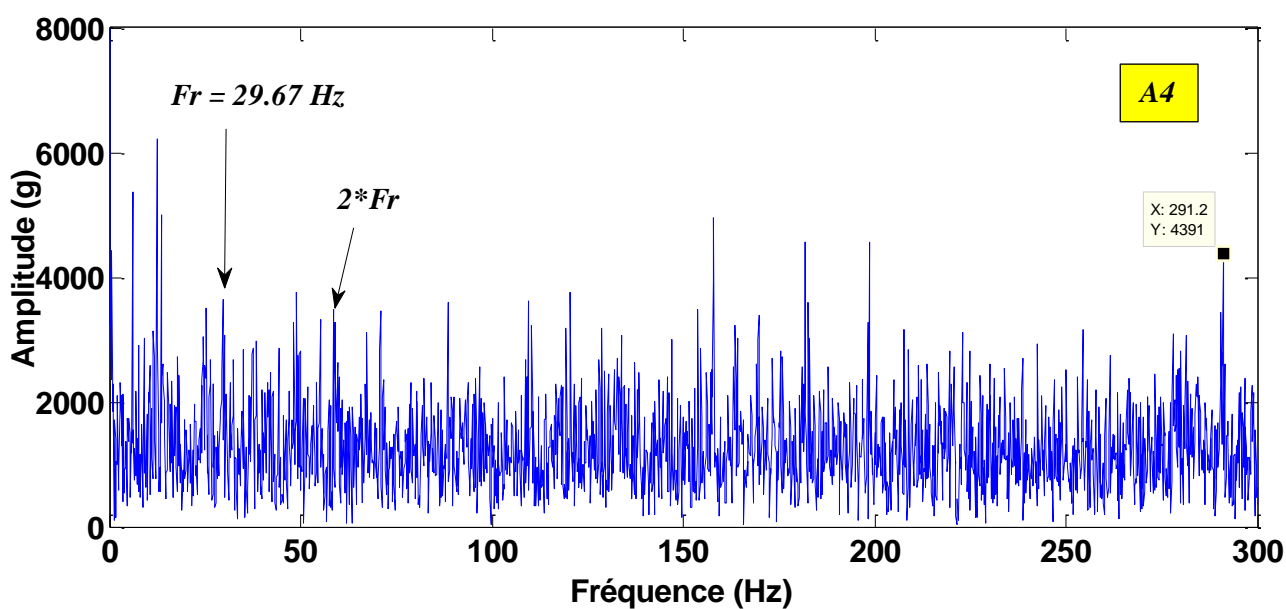
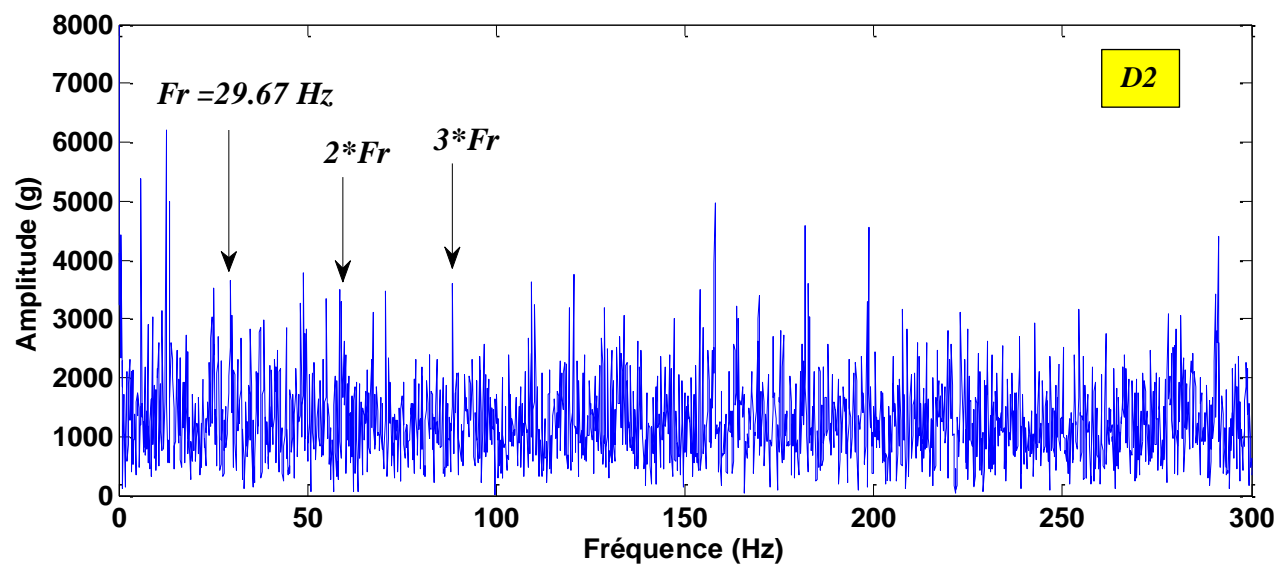


Figure III.8. Spectre d'enveloppe des signaux reconstruits (D2, A4)

- **Période 2 :**

- ✓ **15^{ème} journée**

La figure III.9 présente le signal mesuré la 15^{ème} journée. Le signal est divisé en 4 détails et 4 approximations.

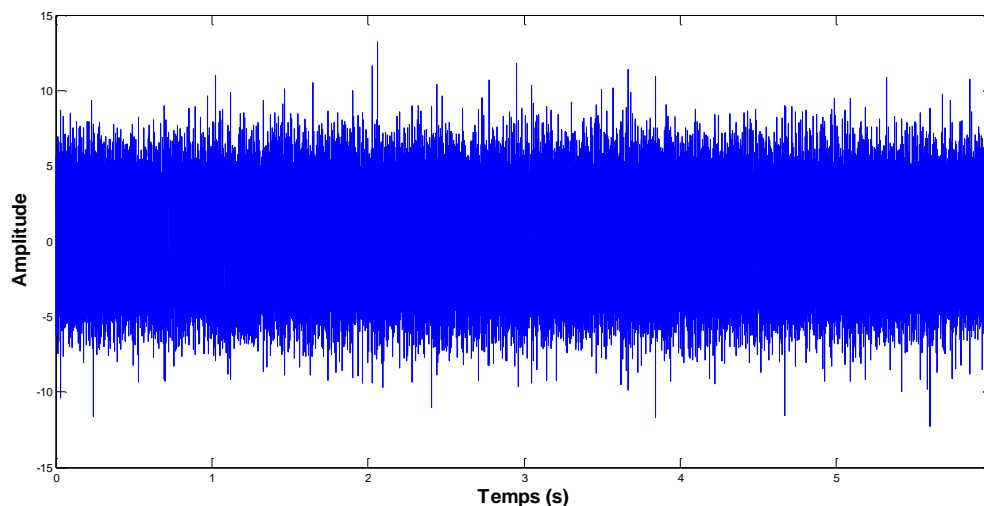


Figure III.9. Signal temporel

La **figure III.10** représente les détails **D2** et **D3** issus de la décomposition en ondelettes du signal mesuré la 15^{ème} journée.

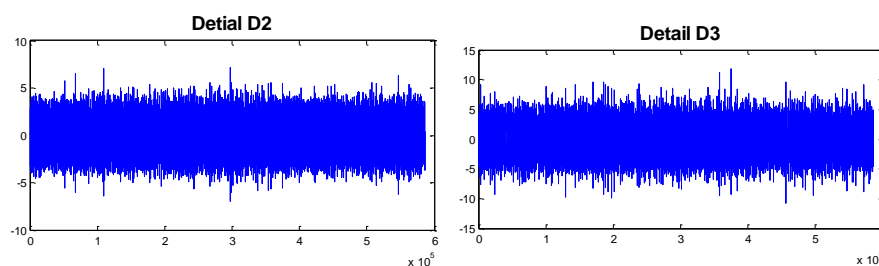


Figure III.10. Détails D2 et D3

La **figure III.11** montre les spectres d'enveloppe des coefficients d'ondelettes des signaux reconstruits (**D2** et **D3**) du signal mesuré la 15^{ème} journée. Les résultats du traitement des signaux **D2** et **D3** montrent l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation réelle **$F_r = 31.33$ Hz** et leurs harmoniques. Aussi, on remarque l'apparition des pics correspondant au défaut de la bague intérieure, **BPMI = 297 Hz**, ainsi que leur harmonique. Cela confirme la présence du défaut sur la bague intérieure du roulement.

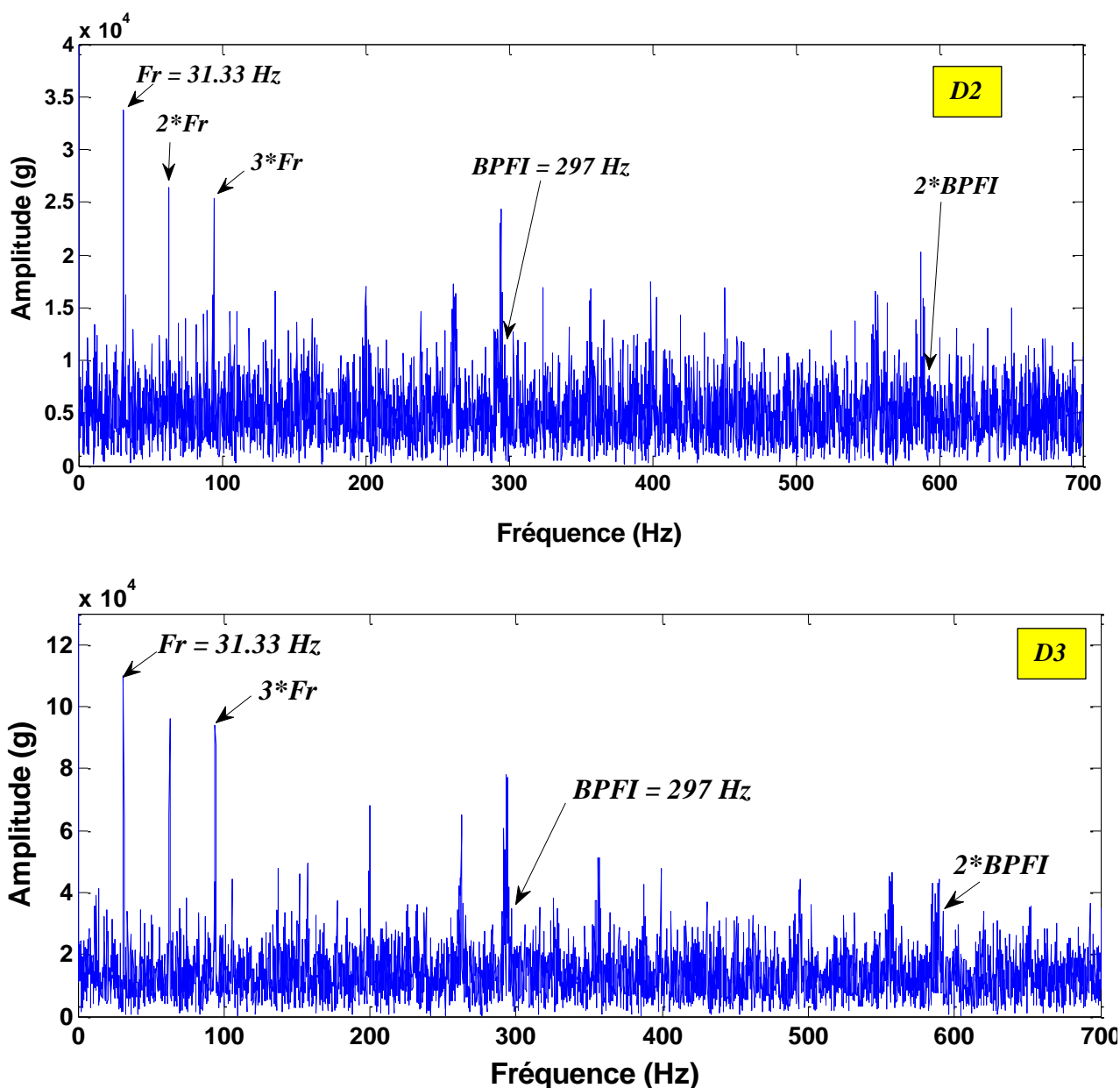


Figure III.11. Spectre d'enveloppe du signal reconstruit (D2, D3)

✓ 20^{ème} Journée

La figure III.12 présente le signal mesuré le 26/03/2013. Quatre détails et quatre approximations sont issus de la décomposition en ondelettes de ce signal. En se basant sur les valeurs du *Kurtosis* comme critère de choix, le détail 3 (D3) est celui le vecteur optimal (figure 13).

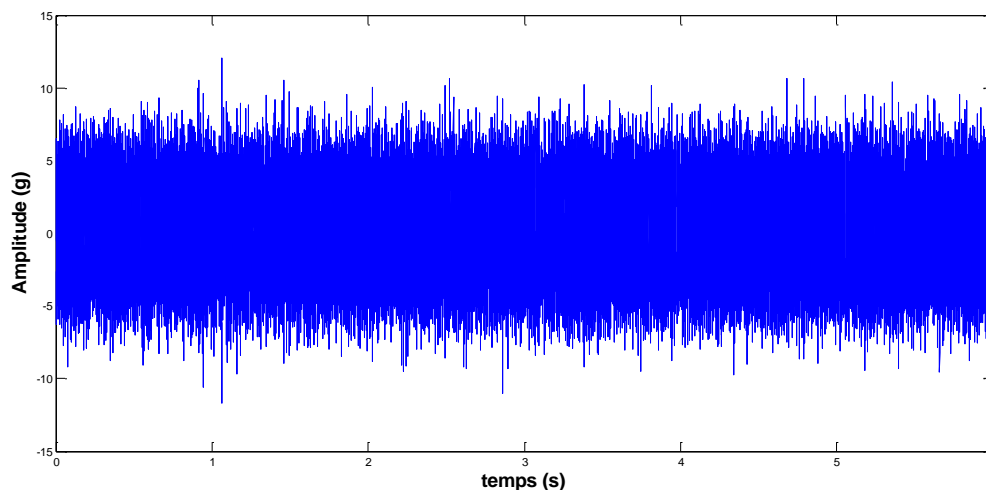


Figure III.12. Signal temporel

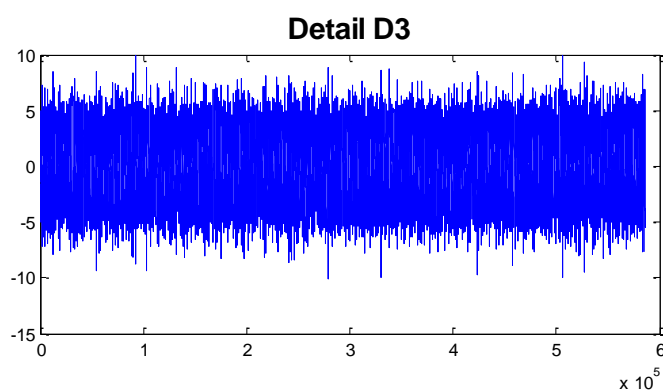


Figure III.13. Détails D3

La **figure III.14.** présente le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3). Les résultats montrent l'apparition du pic correspondant à la fréquence de rotation réel $F_r = 30 \text{ Hz}$., Ainsi que le pic correspondant à 283.7 Hz et ses harmoniques ce qui confirme la présence du défaut sur la bague intérieur (BPFI). La comparaison entre les résultats des deux journées (15 et 20), montre clairement qu'il y a une augmentation d'amplitudes ($3,8 \cdot 10^4$ et $5,10^4$), ce qui confirme l'évolution de défaut vers l'état grave, et par conséquent la dégradation de l'état du roulement.

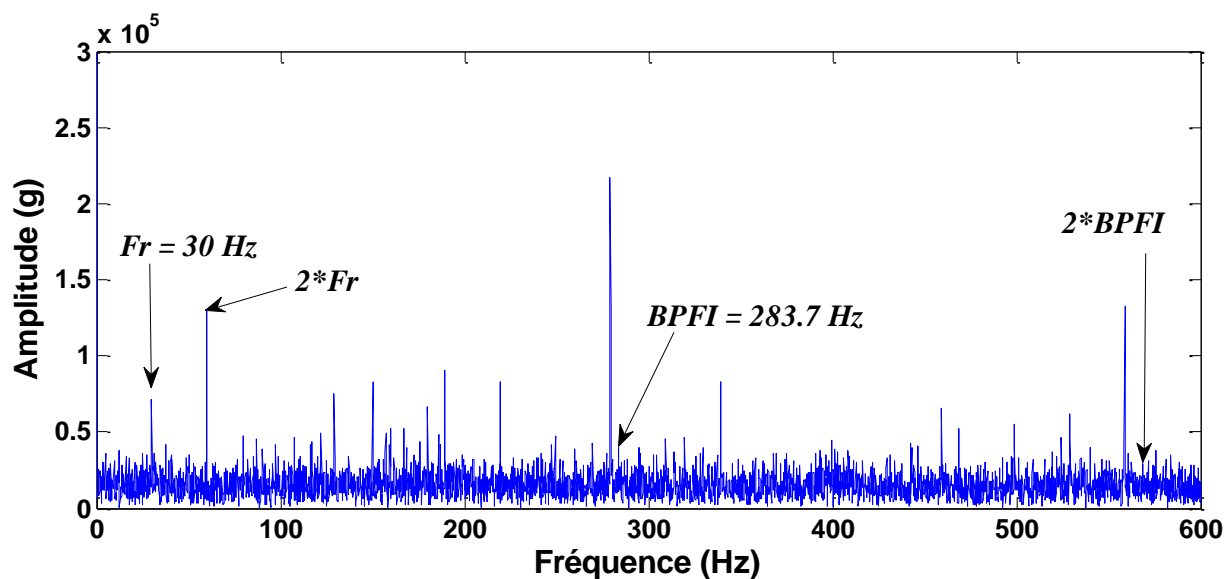


Figure III.14 Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

- Période 3 :

- ✓ 34^{ème} Journée

La figure III.15. présente le signal mesuré le 9/04/2013. On constate que le signal ne permet de détecter aucune information claire. Quatre détails et quatre approximations sont issus de la décomposition en ondelettes de ce signal. En se basant sur le **kurtosis** ($K = 6.9202$) comme critère de choix, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**Figure III.16.**).

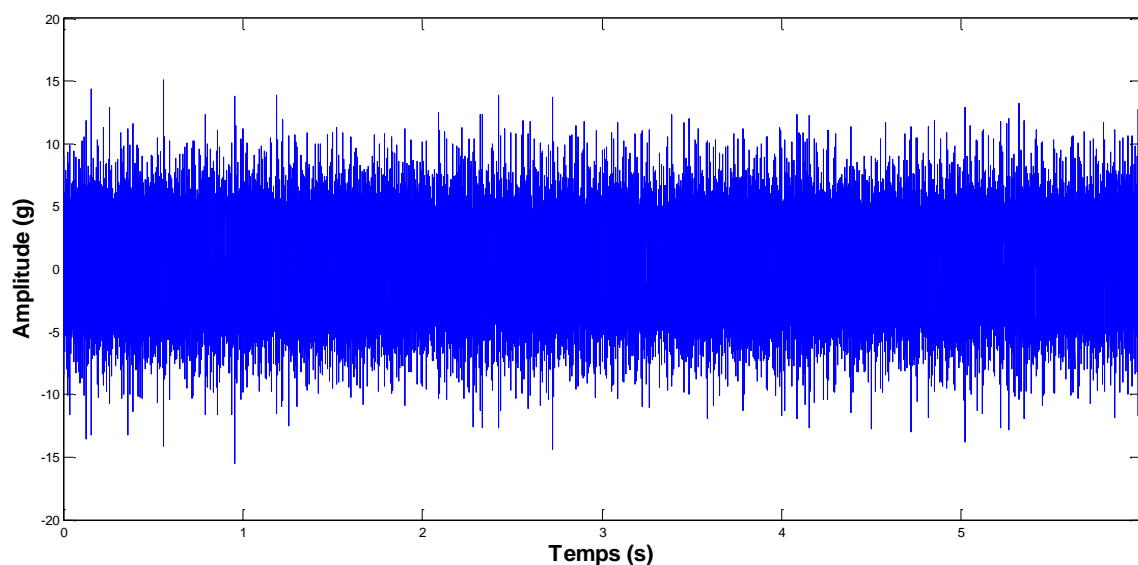


Figure III.15. Signal temporel du 9/04/2013

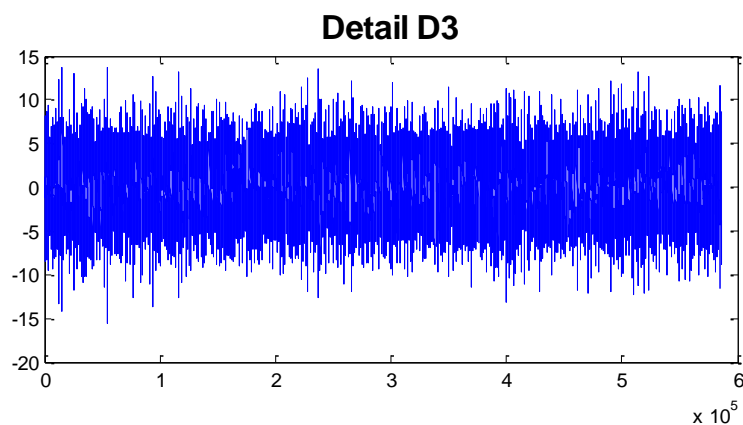


Figure III.16. Détails D 3

On présente sur la **Figure III.17** le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**), qui montre l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation réel **Fr = 29.56 Hz**, et de ses harmoniques. On remarque aussi l'apparition des pics à **279.8 Hz** et ses harmoniques qui correspondent à un défaut sur la bague intérieure (**BPMI**). Nous remarquons aussi que l'amplitude de défaut (**BPMI**) est augmentée presque **six fois** ($6 \cdot 10^5$) par rapport au **20^{ème}** journée ($0,5 \cdot 10^5$), ce qui implique que la taille de défaut (**BPMI**) est augmentée.

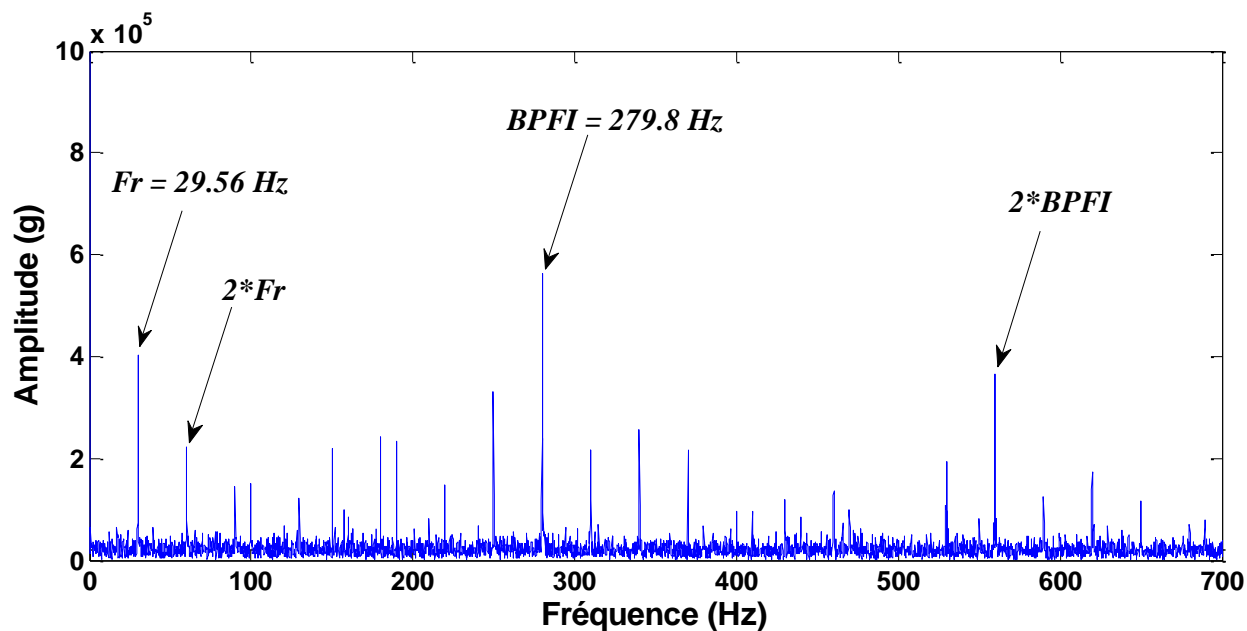


Figure III.17. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

✓ **37^{ème} Journée**

La **Figure III.18** présente le signal mesuré le **12/04/2013**. D'après la valeur du **Kurtosi**, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**Figure III.19**).

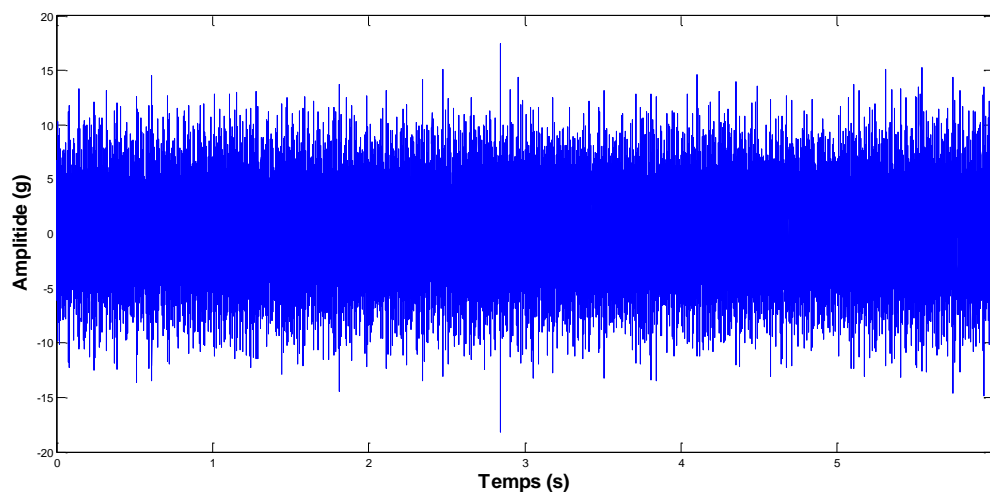


Figure III.18. Signal temporel du 12/04/2013

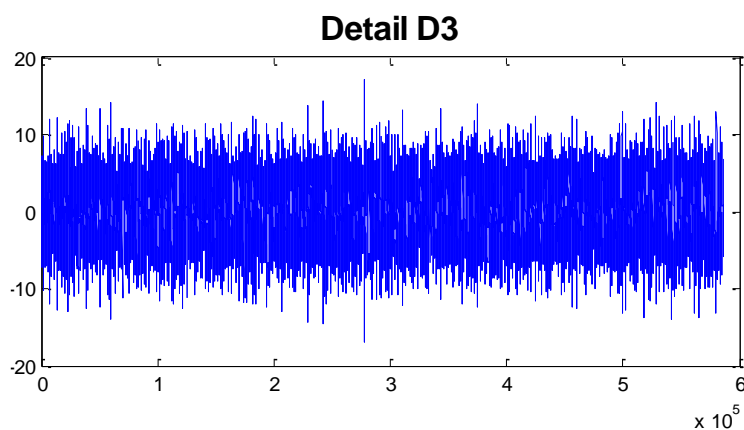


Figure III.19. Détails D 3

On présente sur la **figure III.20** le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**). De la même manière que précédemment on remarque la présence des pics qui correspondent aux fréquences de rotation **Fr = 29.52 Hz** et de défaut **BPFI = 280 Hz** ainsi que leurs harmoniques. Nous remarquons aussi que l'amplitude de défaut (**BPFI**) est clairement remarqué (**$10 \cdot 10^5$**) par rapport aux journées précédentes, ce qui implique que le défaut (**BPFI**) est aggravé.

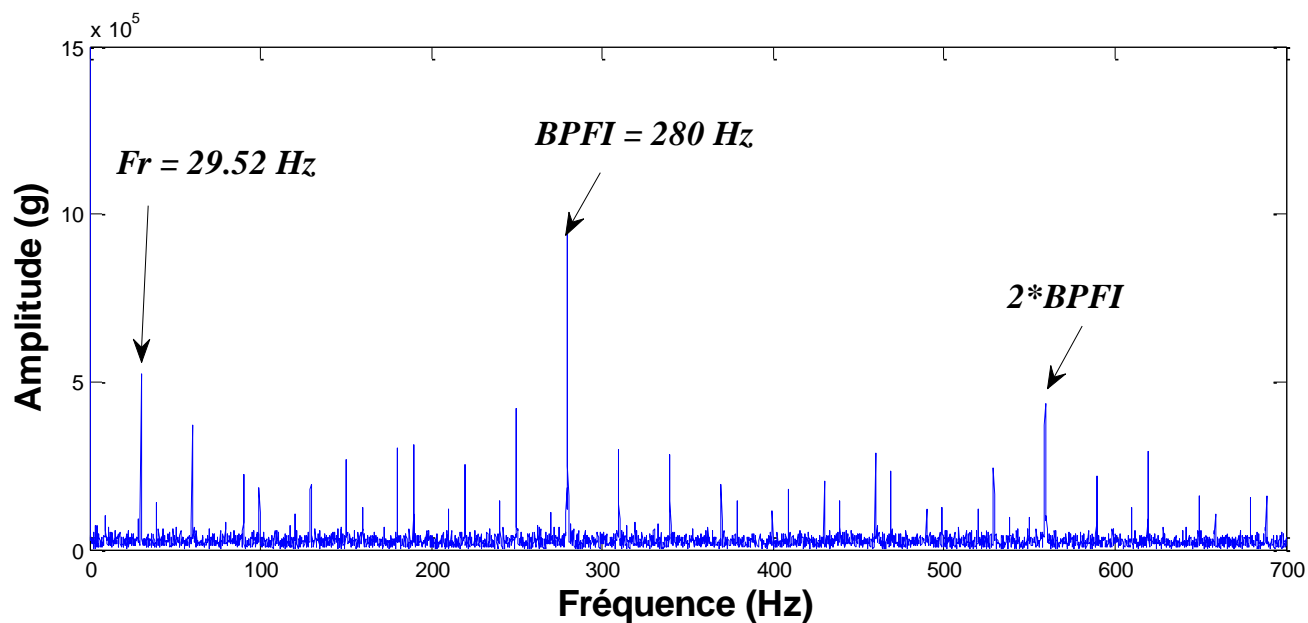


Figure III.20. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

- **Période 4 :**

- ✓ **49^{ème} Journée**

La **figure III.21** présente le signal mesuré le **24/04/2013**. D'après la valeur du **Kurtosi**, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**Figure III.22.**).

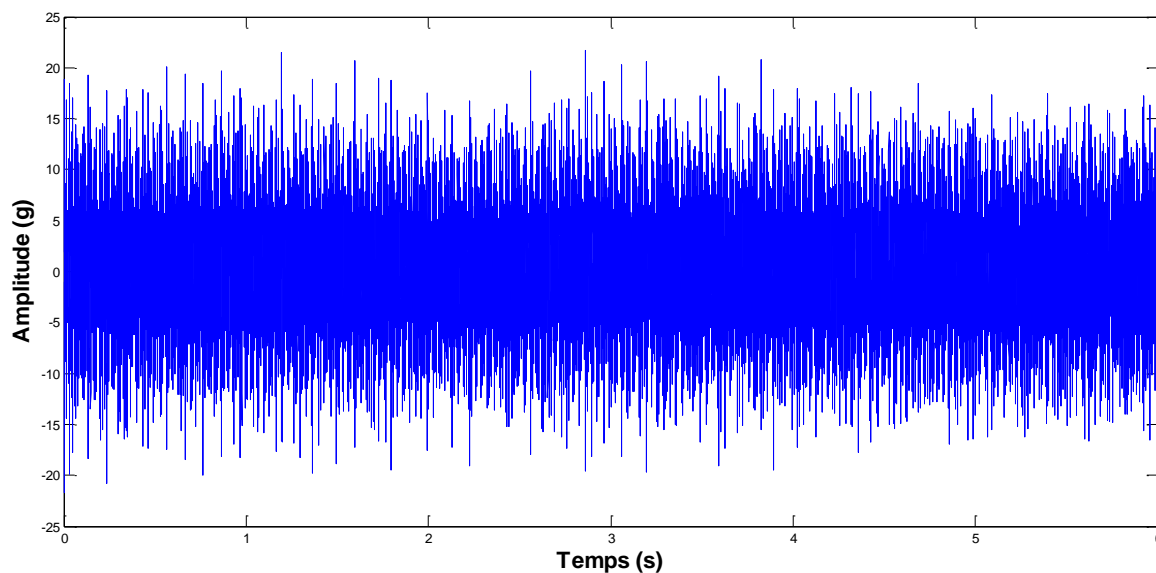


Figure III.21. Signal temporel du 24/04/2013

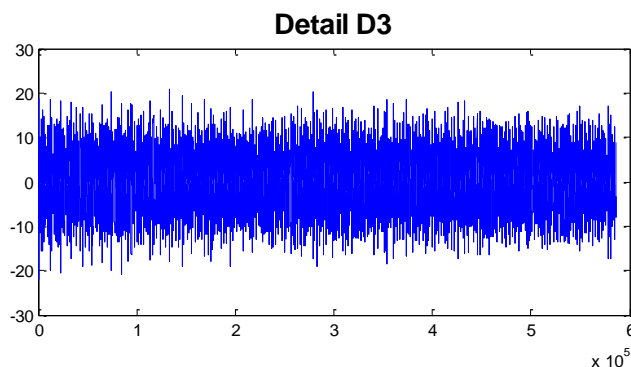


Figure III.22. Détails D3

La **Figure III.23** montre le spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**). Les résultats montrent l'apparition de pics correspondant à la fréquence de rotation **Fr = 29.56 Hz**. Aussi des pics correspondant au défaut de la bague intérieure **BPFI = 280 Hz**. Il est clairement remarquable que l'amplitude a augmenté jusqu'à **52 fois ($2 \cdot 10^6$)** dès les premiers jours. Cela signifie que le roulement atteint la phase finale de sa vie, et par conséquent l'état de défaillance de roulement.

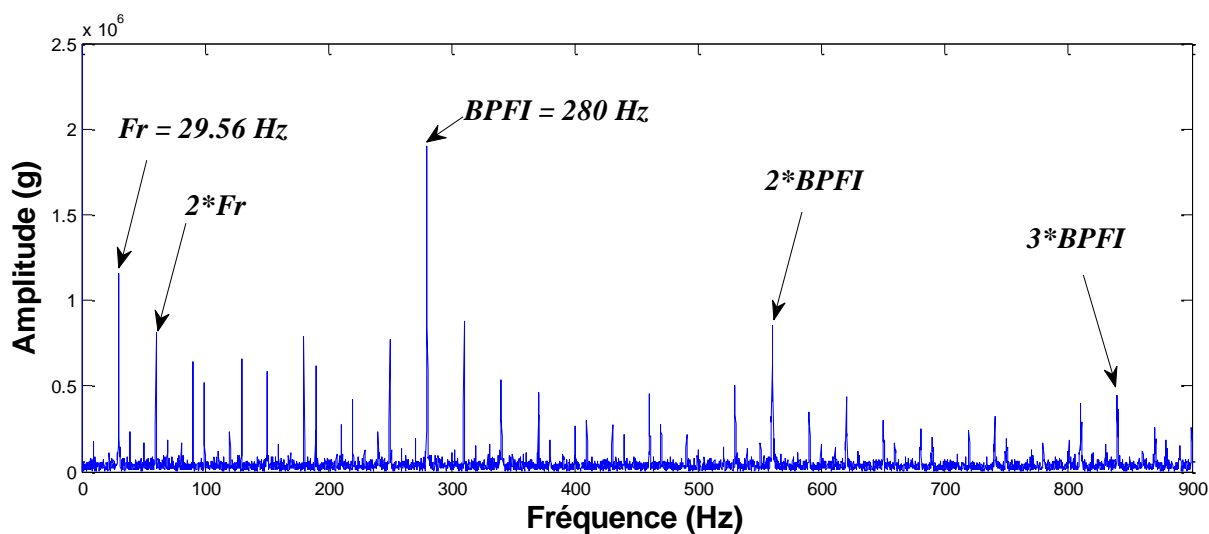


Figure III.23. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

✓ 50^{ème} Journée

La **figure III.24** présente le signal mesuré le **dernier jour**. On remarque clairement que le signal est trop bruité, et cela à cause de défaillance du roulement (Roulement cassé). D'après la valeur du **Kurtosi**, le détail 3 (**D3**) est celui le vecteur optimal (**figure 25**).

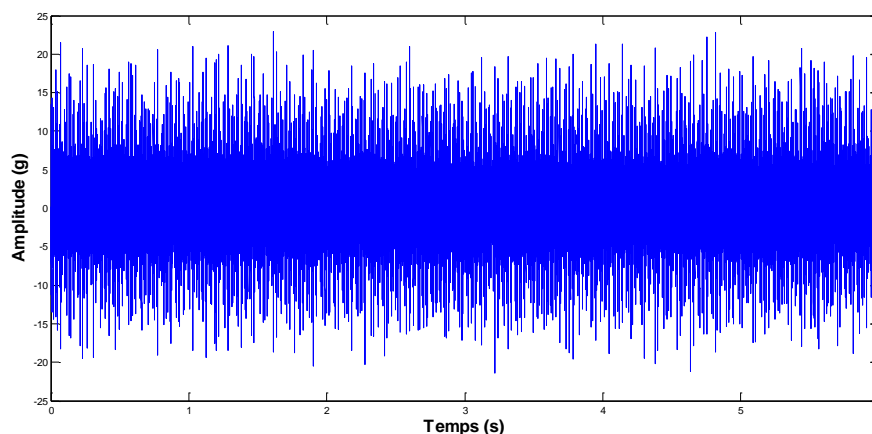


Figure III.24. Signal temporel du 25/04/2013

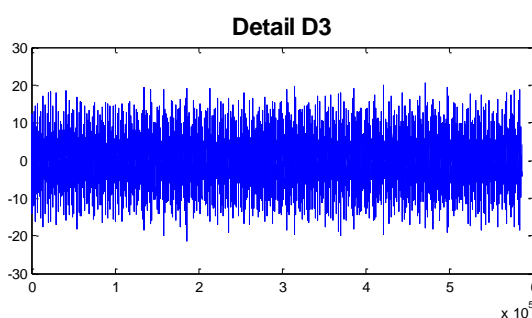


Figure III.25. Détails D3

La **figure III.26** montre spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (**D3**). Les résultats montrent l'apparition des pics correspondant à la fréquence de rotation. Aussi des pics correspondant au défaut de la bague intérieure **BPFI**. Après 50 jours de fonctionnement la défaillance du roulement se produit, et le signal devient très bruité, le diagnostic devient aussi difficile. Dans ce cas il faut chercher d'autres méthodes plus sophistiqué pour le diagnostic et la localisation des défauts.

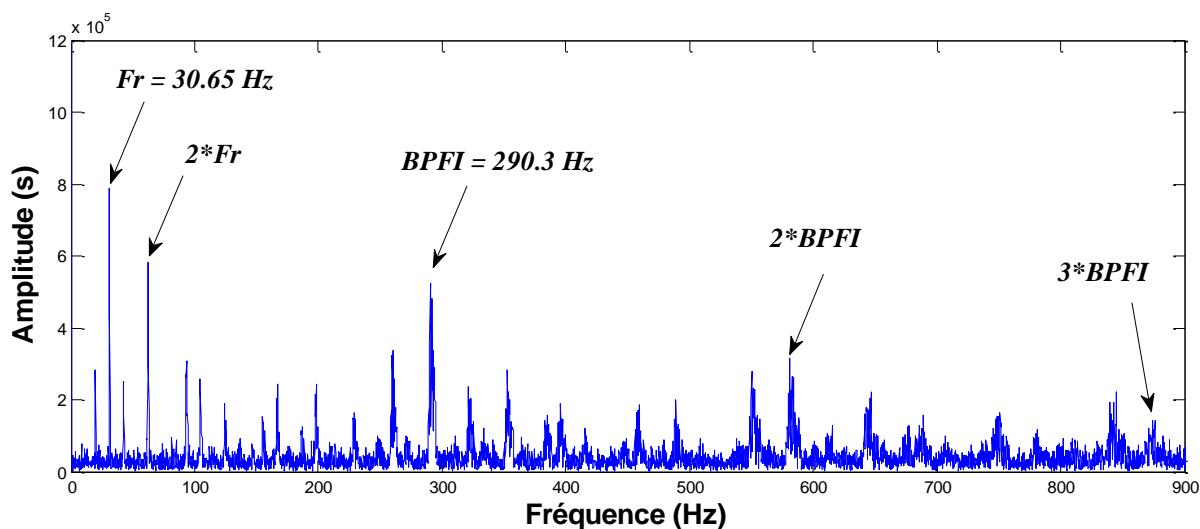


Figure III.26. Spectre d'enveloppe des coefficients d'ondelettes du signal reconstruit (D3)

III. Concluions :

Dans la partie expérimentale, nous avons appliqué l'analyse multirésolution en ondelettes sur des signaux réels sous forme de fichiers MATLAB, mesurés par un accéléromètre placé sur un palier de roulement d'une éolienne industrielle pour la production d'électricité, un défaut au niveau de la bague intérieure du roulement a été initié et les mesures sont effectuées pendant 50 jours de fonctionnement.

D'après les résultats obtenus on peut conclure que le Kurtosis est l'indicateur le plus fiable pour la sélection des vecteurs optimaux de coefficients d'ondelettes.

L'application de l'AMRO, qui est l'une des méthodes de traitement de signal classiques pour le diagnostic des défauts dans les machines tournantes, montre l'efficacité de ces méthodes pour la détection et la localisation des défauts. Toutefois, cette méthode nous permet de localiser le défaut mais ne donne pas une indication claire sur le degré de détérioration. Pour surmonter les limitations des méthodes de l'analyse vibratoire, dans le chapitre 4 on va essayer d'utiliser les réseaux de neurones artificiels pour la classification des signaux traités dans ce chapitre.

Chapitre IV

Application de la méthode SOM pour le diagnostic des défauts de roulements

I. Introduction :

Tous les systèmes d'exploitation génèrent des signaux vibratoires et acoustiques qui ont le même mécanisme de génération. La surveillance d'une machine en fonctionnement s'effectue par l'analyse des signaux vibratoires ou acoustiques. La combinaison des méthodes vibratoires et acoustiques permet de définir une méthode vibro-acoustique, incluant une variété de domaines avec des approches et des techniques très différentes. En ce qui concerne la perception du son, une incertitude apparaît comme conséquence de la variabilité individuelle. La perception sonore est donc une question d'acoustique physiologique bien que toutes les lois définissant les relations psychologiques entre les quantités physiques et les sensations soient statistiques et que les limites de la validité apparaissent dès que l'incertitude devient plus grande que le phénomène mesuré.

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont appliqués aussi pour la surveillance et le diagnostic des machines tournantes. Un réseau de neurone artificiel est un système qui a été conçu à l'origine pour être basé sur le fonctionnement des neurones biologiques. Un type particulier d'ANN est les cartes auto-organisatrices (SOM), qui consiste à regrouper de grands vecteurs de données selon la mesure de la similarité.

Ce chapitre présente une étude réalisée sur une éolienne pendant 50 jours, ce travail se concentre sur l'application de la méthode des cartes auto-organisées SOM pour la classification des défauts de roulement, permettant à partir d'enregistrements vibratoires ou sonores, de déterminer l'état de fonctionnement de la machine.

II. Exploration des données :

Dans cette base de données, il y a 50 signaux de vibration de 6 secondes, mesurés pendant 50 jours consécutifs. Pour visualiser les signaux de vibration dans le domaine temporel on a tracé sur la figure 1 les 50 signaux de vibration l'un après l'autre.

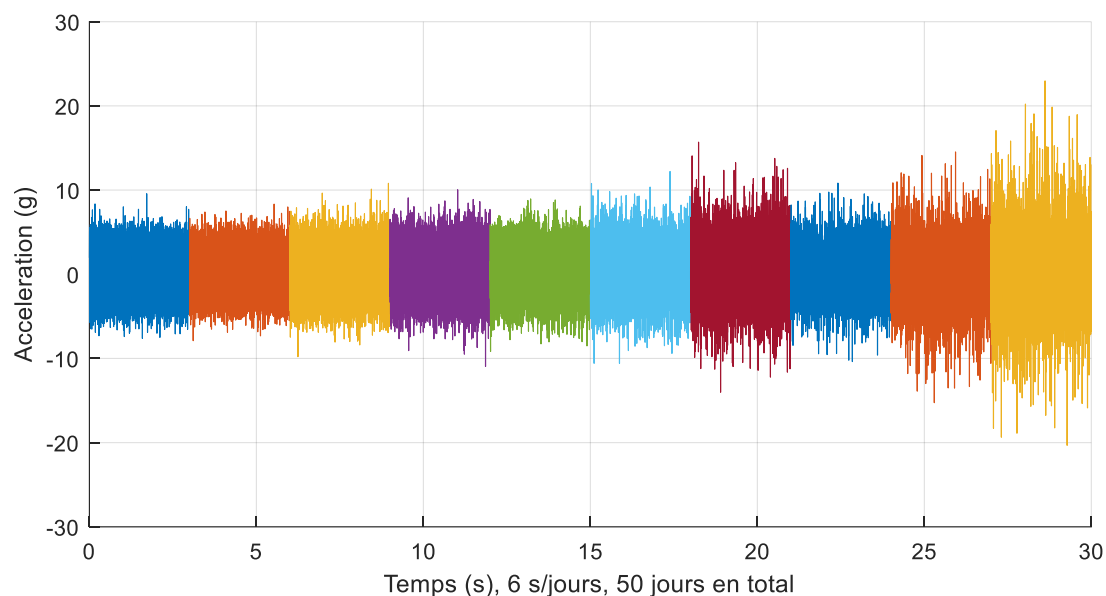


Figure IV.1. Les signaux temporels

Les signaux de vibration dans le domaine temporel révèlent une tendance croissante de l'impulsivité du signal. Les indicateurs quantifiant l'impulsivité du signal, tels que le kurtosis, la valeur crête à crête, le facteur de crête, etc., sont des caractéristiques pronostiques potentielles pour cet ensemble de données portant sur les éoliennes. [1]

D'autre part, le kurtosis spectral est considéré comme un outil puissant pour le pronostic des éoliennes dans le domaine fréquentiel [2].

On présente sur la figure 2 les valeurs du kurtosis spectral en fonction de la fréquence et du jour de mesure.

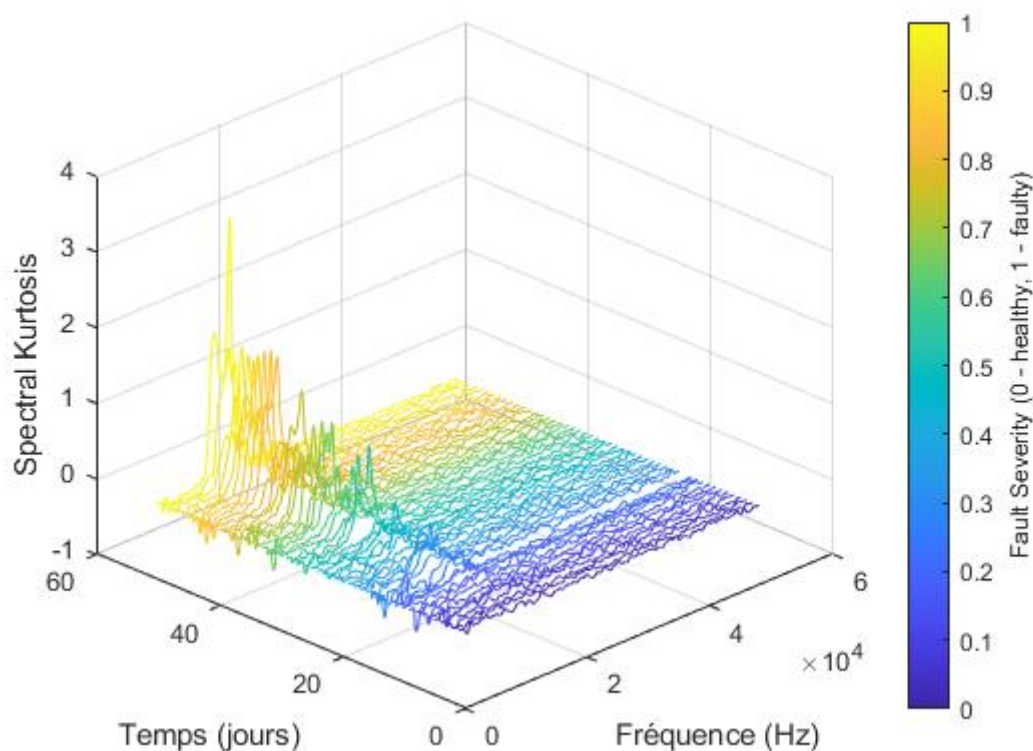


Figure IV.2. Les valeurs du kurtosis spectral

La gravité du défaut indiquée dans la barre de couleur est la date de mesure normalisée sur une échelle de 0 à 1. On observe que la valeur du kurtosis spectral autour de 10 kHz augmente progressivement à mesure que l'état de la machine se dégrade. Les caractéristiques statistiques du kurtosis spectral, telles que la moyenne, l'écart type, etc., seront des indicateurs potentiels de la dégradation du roulement [2].

II.1. Extraction de caractéristiques :

La classification des signaux mesurés par la méthode non-supervisée SOM a été réalisée en introduisant comme entrées les valeurs des indicateurs scalaires. On présente dans ce qui suit les valeurs de 15 indicateurs scalaires les plus utilisés dans la surveillance de l'état de santé des machines. Un code Matlab a été utilisé pour calculer les indicateurs scalaires présentés dans le tableau 1.

Les indicateurs scalaires calculés sont :

1. Mean : Valeur moyenne
2. Std : Écart-type
3. Skewness : Asymétrie
4. Kurtosis : Aplatissement

5. Peak2Peak : Valeur crête à crête
6. RMS : Valeur efficace
7. Crest Factor : Facteur de crête
8. Shape Factor : Facteur de forme
9. Factor Impulse : Facteur Impulsion
10. Margin Factor : Facteur de marge
11. Energy : Énergie
12. SKMean : le kurtosis spectral de la valeur moyenne
13. SK Std: le kurtosis spectral de l'écart-type
14. SK Skewness : le kurtosis spectral de l'asymétrie
15. SK Kurtosis : le kurtosis spectral du kurtosis

Jour	Mean	Std	Skewness	Kurtosis	Peak2Peak	RMS	Crest Factor	Shape Factor	Impulse Factor	Margin Factor	Energy	SK Mean	SK Std	SK Skewness	SK Kurtosis
1	0,35	2,27	0,004	3,00	21,62	2,30	4,91	1,25	6,16	3,36	3,09E+06	0,001	0,03	-0,23	3,36
2	0,24	2,06	0,003	3,02	19,31	2,08	4,91	1,25	6,16	3,72	2,53E+06	0,005	0,02	0,06	3,35
3	0,22	2,10	-0,001	3,02	21,47	2,11	5,21	1,25	6,54	3,88	2,62E+06	-0,001	0,02	-0,50	5,00
4	0,21	2,01	0,001	3,04	19,52	2,02	5,29	1,26	6,64	4,13	2,39E+06	0,009	0,03	1,47	8,12
5	0,22	2,06	0,001	3,04	21,22	2,07	5,01	1,26	6,28	3,81	2,51E+06	0,014	0,03	0,11	3,85
6	0,29	2,08	-0,008	3,02	20,05	2,10	4,80	1,25	6,01	3,59	2,58E+06	0,002	0,03	-0,13	3,81
7	0,21	1,97	-0,001	3,02	18,84	1,98	4,85	1,25	6,08	3,84	2,31E+06	0,004	0,03	-1,47	8,12
8	0,24	1,81	0,002	3,01	17,86	1,83	4,86	1,25	6,10	4,18	1,96E+06	0,001	0,02	0,27	2,86
9	0,21	2,00	0,002	3,07	21,12	2,01	5,43	1,26	6,83	4,27	2,36E+06	0,002	0,05	-2,58	20,17
10	0,23	1,98	-0,002	3,01	18,83	2,00	5,05	1,25	6,33	3,97	2,34E+06	0,008	0,03	0,52	4,01
11	0,22	2,11	-0,001	3,12	21,86	2,12	5,49	1,26	6,90	4,09	2,64E+06	0,008	0,04	2,38	11,49
12	0,19	2,13	-0,013	3,09	21,59	2,14	4,76	1,26	5,98	3,51	2,69E+06	0,020	0,06	3,20	17,80
13	0,22	2,13	0,000	3,16	24,05	2,14	5,79	1,26	7,29	4,29	2,68E+06	0,016	0,06	2,87	11,63
14	0,36	2,25	-0,002	3,08	22,63	2,28	5,28	1,26	6,63	3,65	3,05E+06	0,001	0,05	-0,06	7,07
15	0,19	2,18	0,000	3,15	25,51	2,19	6,05	1,26	7,63	4,39	2,80E+06	0,004	0,07	-0,40	12,11
16	0,21	2,19	0,002	3,27	26,44	2,20	6,18	1,26	7,80	4,49	2,83E+06	0,021	0,08	2,60	11,09
17	0,21	2,20	0,001	3,35	25,09	2,21	5,57	1,27	7,05	4,05	2,86E+06	0,029	0,09	3,10	12,50
18	0,35	2,21	0,002	3,11	23,87	2,24	5,33	1,26	6,71	3,77	2,93E+06	0,010	0,04	1,82	7,31
19	0,20	1,93	0,002	3,03	17,82	1,94	4,69	1,26	5,89	3,82	2,20E+06	0,011	0,03	1,78	9,30
20	0,26	2,23	-0,001	3,09	23,71	2,24	5,37	1,26	6,75	3,78	2,95E+06	0,016	0,03	0,74	4,07
21	0,32	1,92	-0,007	3,14	19,94	1,95	5,22	1,26	6,58	4,25	2,23E+06	0,013	0,06	3,16	14,41
22	0,28	2,24	0,002	3,13	21,84	2,26	5,12	1,26	6,45	3,60	2,99E+06	0,022	0,05	2,17	8,99
23	0,20	2,07	0,006	3,11	21,65	2,08	5,75	1,26	7,24	4,38	2,53E+06	0,027	0,08	3,96	22,49
24	0,20	2,03	0,003	3,16	21,81	2,03	5,43	1,26	6,84	4,24	2,43E+06	0,016	0,06	2,41	8,68
25	0,25	2,13	-0,003	3,11	22,56	2,15	5,17	1,26	6,51	3,81	2,71E+06	0,013	0,04	1,95	9,95
26	0,17	1,88	0,002	3,05	19,51	1,89	5,34	1,26	6,71	4,45	2,09E+06	0,015	0,04	1,93	9,32

27	0,20	2,14	-0,010	3,72	29,34	2,15	6,83	1,28	8,73	5,19	2,71E+06	0,056	0,19	3,49	15,78
28	0,26	2,33	0,001	3,35	25,38	2,35	5,53	1,27	7,01	3,79	3,23E+06	0,028	0,09	2,70	10,14
29	0,20	2,20	0,001	3,28	23,42	2,21	5,19	1,26	6,57	3,76	2,86E+06	0,043	0,13	4,20	24,14
30	0,21	2,25	0,009	3,36	25,09	2,26	5,77	1,27	7,32	4,11	2,99E+06	0,050	0,13	3,20	14,19
31	0,26	2,42	0,000	3,37	26,56	2,43	5,41	1,27	6,86	3,58	3,47E+06	0,029	0,09	3,05	12,56
32	0,17	2,09	-0,003	3,54	26,68	2,10	6,42	1,27	8,16	4,95	2,59E+06	0,046	0,14	3,26	12,88
33	0,18	2,16	-0,003	3,74	28,17	2,17	6,53	1,28	8,35	4,92	2,76E+06	0,066	0,24	3,34	13,98
34	0,30	2,49	-0,004	3,57	30,55	2,51	6,00	1,28	7,66	3,89	3,70E+06	0,040	0,12	2,93	11,09
35	0,33	2,60	0,003	3,93	33,83	2,62	6,63	1,28	8,52	4,17	4,03E+06	0,068	0,20	3,40	14,37
36	0,17	2,34	0,002	3,93	34,25	2,35	7,49	1,28	9,62	5,27	3,22E+06	0,061	0,20	3,25	13,44
37	0,30	2,67	-0,005	3,73	35,60	2,69	6,49	1,28	8,33	3,98	4,24E+06	0,052	0,15	3,28	12,96
38	0,19	2,54	0,006	4,65	34,05	2,55	6,69	1,31	8,76	4,49	3,81E+06	0,124	0,30	2,72	10,10
39	0,18	2,33	-0,001	3,41	26,04	2,34	5,48	1,27	6,97	3,78	3,21E+06	0,049	0,13	3,20	14,58
40	0,35	2,07	-0,007	3,87	26,45	2,10	6,32	1,28	8,11	4,95	2,59E+06	0,068	0,20	2,83	9,79
41	0,20	2,22	-0,001	3,40	24,39	2,23	5,40	1,27	6,86	3,91	2,90E+06	0,045	0,13	3,08	12,89
42	0,19	2,36	-0,001	4,83	36,81	2,37	7,57	1,31	9,91	5,48	3,28E+06	0,124	0,34	3,17	12,50
43	0,16	2,29	0,000	4,38	31,16	2,29	7,00	1,30	9,07	5,13	3,08E+06	0,094	0,30	3,59	16,36
44	0,14	2,26	0,002	4,30	31,79	2,27	6,87	1,29	8,88	5,06	3,01E+06	0,098	0,31	3,26	13,96
45	0,16	2,39	-0,010	4,64	33,62	2,39	7,36	1,30	9,58	5,22	3,36E+06	0,121	0,35	3,08	11,61
46	0,19	2,47	0,002	4,03	30,73	2,48	6,10	1,30	7,91	4,13	3,61E+06	0,121	0,28	2,90	11,90
47	0,16	2,28	0,000	3,85	29,41	2,28	5,97	1,28	7,66	4,31	3,05E+06	0,111	0,28	3,28	14,97
48	0,17	2,45	-0,005	3,95	30,21	2,46	5,90	1,29	7,62	4,01	3,54E+06	0,133	0,30	3,02	12,59
49	0,27	3,18	-0,005	5,09	43,38	3,19	6,82	1,34	9,13	3,84	5,95E+06	0,135	0,35	3,14	11,83
50	0,26	2,96	0,030	5,56	44,38	2,98	7,72	1,33	10,28	4,60	5,19E+06	0,175	0,53	3,55	15,94

III. Méthodologie :

Le principe de l'algorithme des SOM consiste à effectuer une classification non linéaire des bases de données complexes en identifiant des groupes semblables.

Deux métriques sont proposées dans [3] pour quantifier le mérite des indicateurs à des fins de pronostic : La monotonicité (Monotonicity) et la tendance (Trendability).

La monotonicité d'un indicateur est calculée comme suit :

$$\text{Monotonicity}(x_i) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{|\text{nombre de positive diff}(x_i^j) - \text{nombre de negative diff}(x_i^j)|}{n-1}$$

où n est le nombre de points de mesure, dans ce cas $n=50$. m est le nombre de machines surveillées, dans ce cas $m=1$. x_i^j est la $i^{\text{ème}}$ indicateur mesurée sur la $j^{\text{ème}}$ machine.

$\text{diff}(x_i^j) = x_i^j(t) - x_i^j(t-1)$, c'est-à-dire la différence du signal x_i^j .

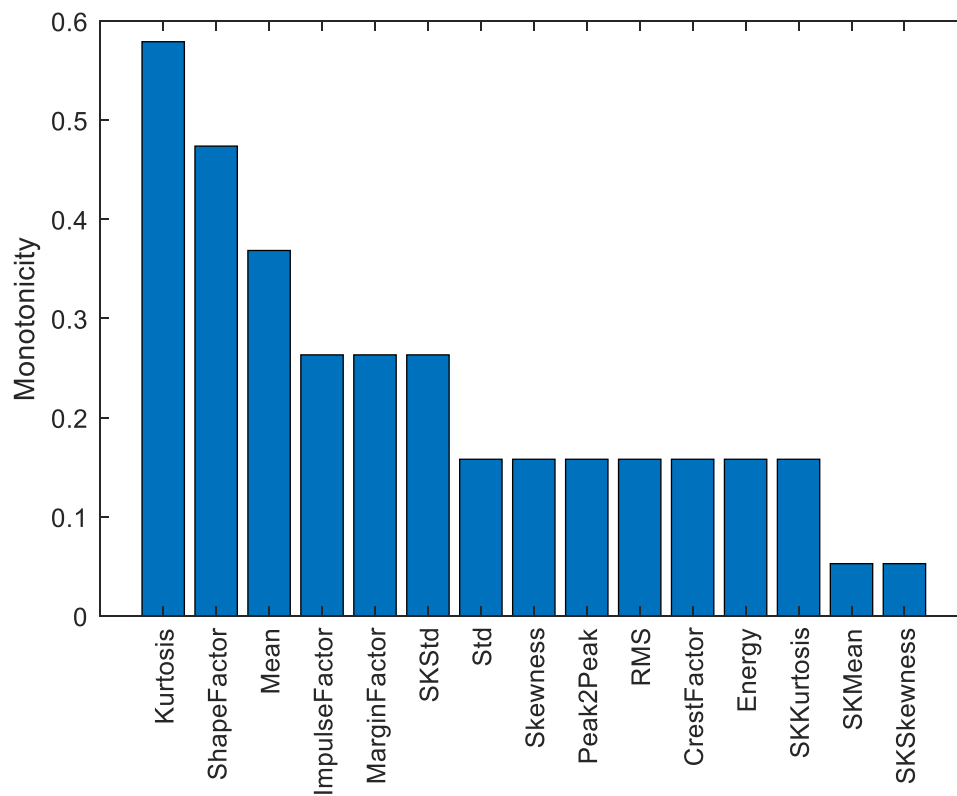


Figure IV.3. La monotonicité des indicateurs scalaires

La tendance d'un indicateur est calculée comme suit :

$$\text{Trendability}(x_i) = \min_k (|\text{corr}(x_i, x_k)|)$$

Où N est le nombre de caractéristiques. La tendance est le calcul des coefficients de corrélation absolus minimums de cette caractéristique avec toutes les autres caractéristiques.

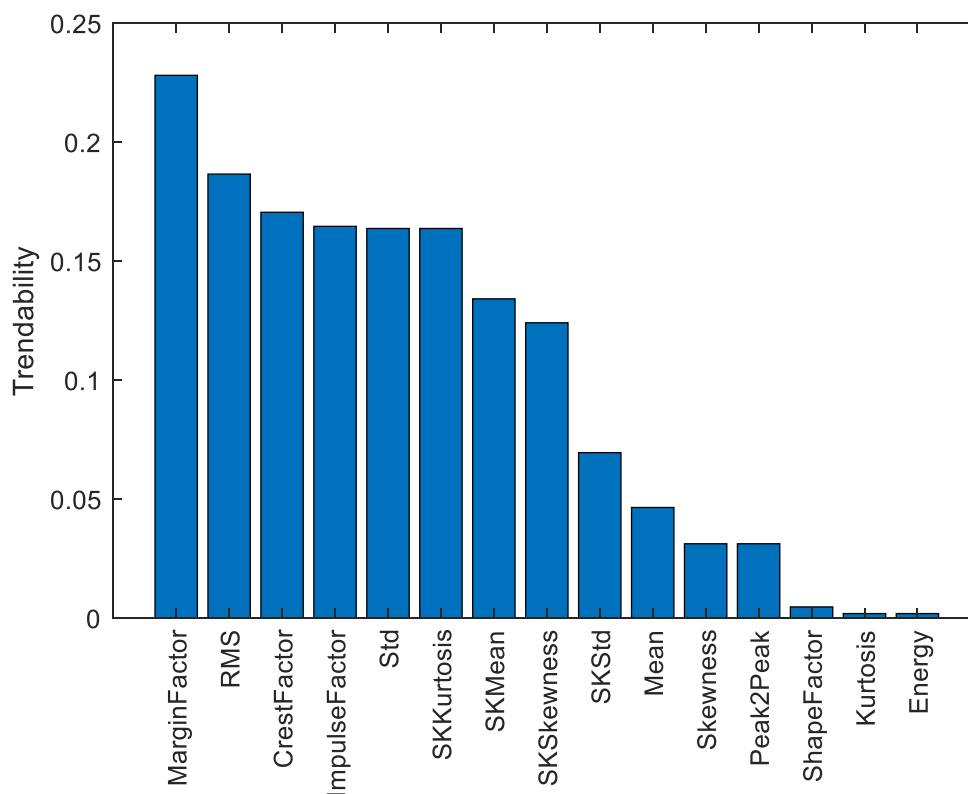


Figure IV.4. La tendance des indicateurs scalaires

La monotonie et la tendance sont tous les deux comprises dans l'intervalle [0, 1], et la valeur la plus élevée indique une meilleure performance de la métrique correspondante. Il est donc raisonnable d'ajouter ces deux métriques avec les mêmes pondérations et d'obtenir un score global d'importance des indicateurs.

Le Kurtosis du signal est le meilleur indicateur basé sur l'importance combinée des indicateurs. Les indicateurs dont le score d'importance est supérieur à 0,5 sont sélectionnés pour la section suivante.

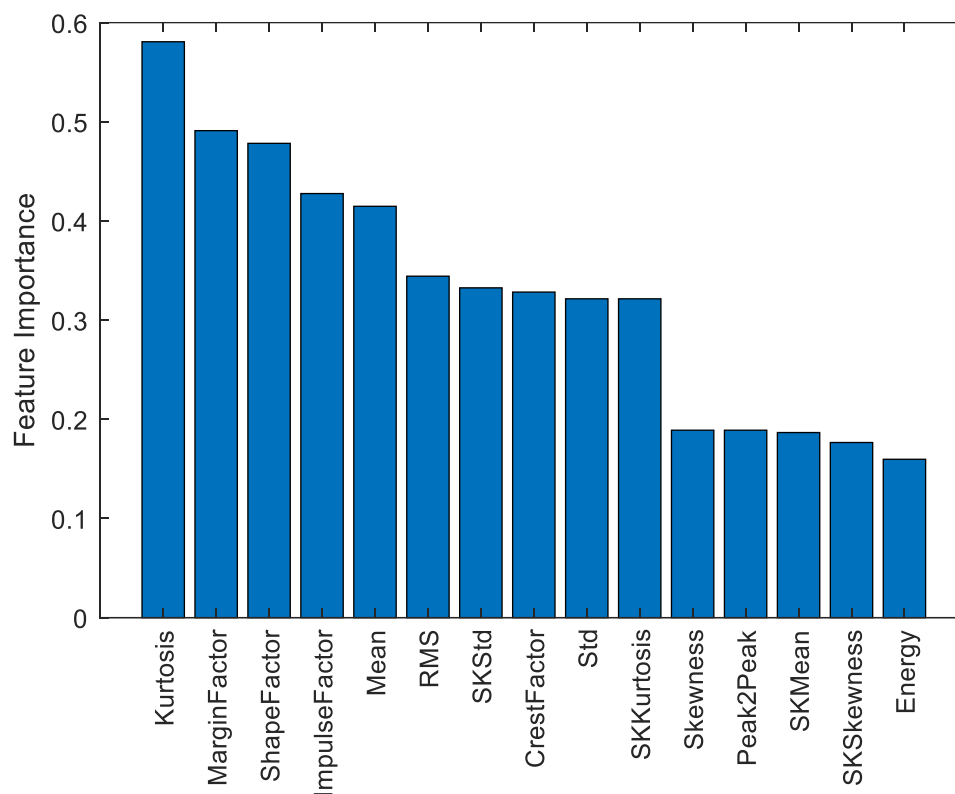


Figure IV.5. L'importance des indicateurs scalaires

Une carte auto-organisatrice (selforgmap) consiste en une couche compétitive qui peut classer un ensemble de données de vecteurs avec un nombre quelconque de dimensions en autant de classes que la couche a de neurones. Les neurones sont disposés dans une topologie 2D, ce qui permet à la couche de former une représentation de la distribution et une approximation bidimensionnelle de la topologie de l'ensemble de données.

Pour l'entraînement SOM, le vecteur de poids associé à chaque neurone se déplace pour devenir le centre d'un groupe de vecteurs d'entrée. De plus, les neurones adjacents les uns aux autres dans la topologie doivent également se rapprocher les uns des autres dans l'espace d'entrée, il est donc possible de visualiser un espace d'entrée de grande dimension dans les deux dimensions de la topologie du réseau.

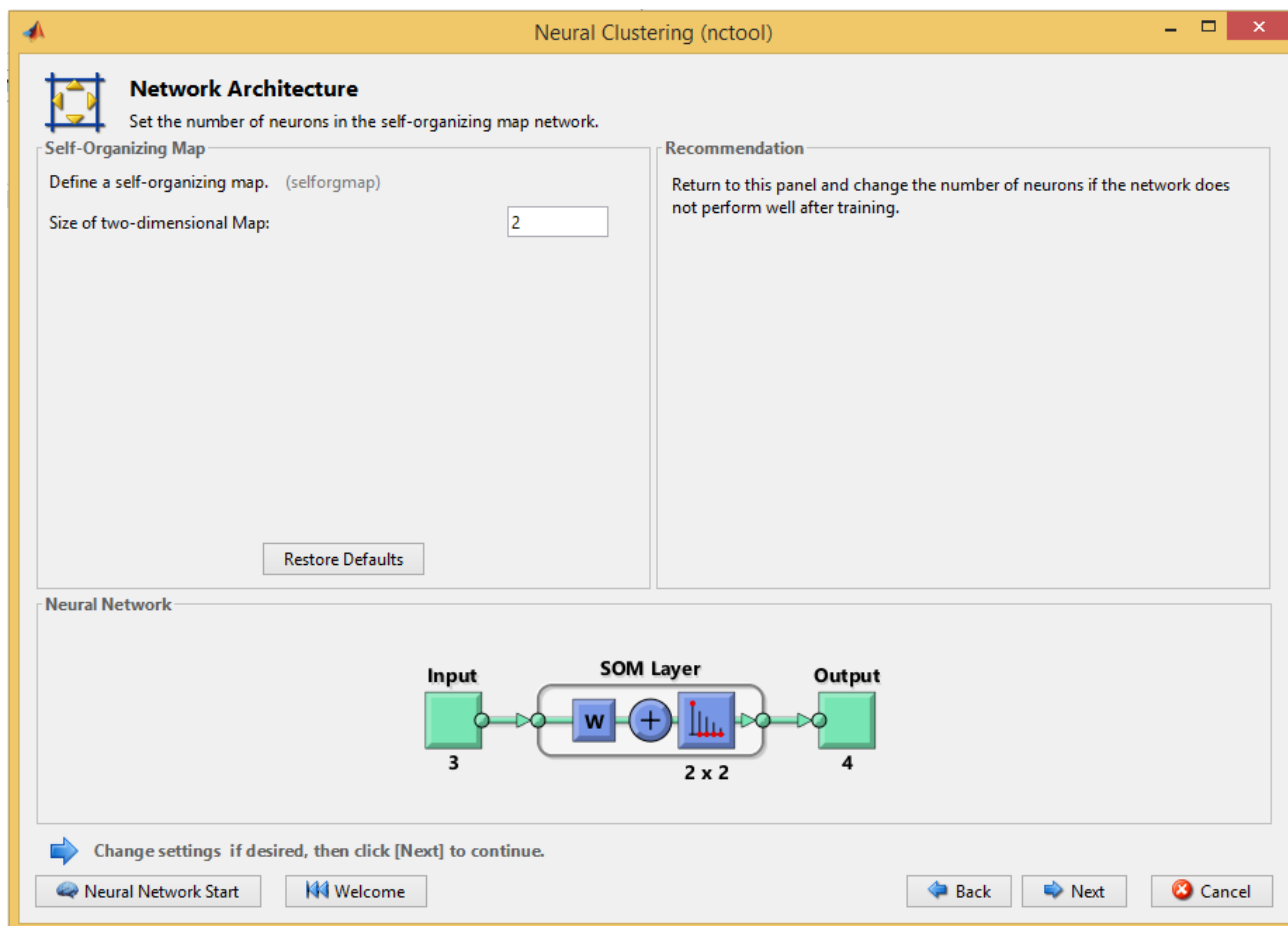


Figure IV.6. Architecture de réseau

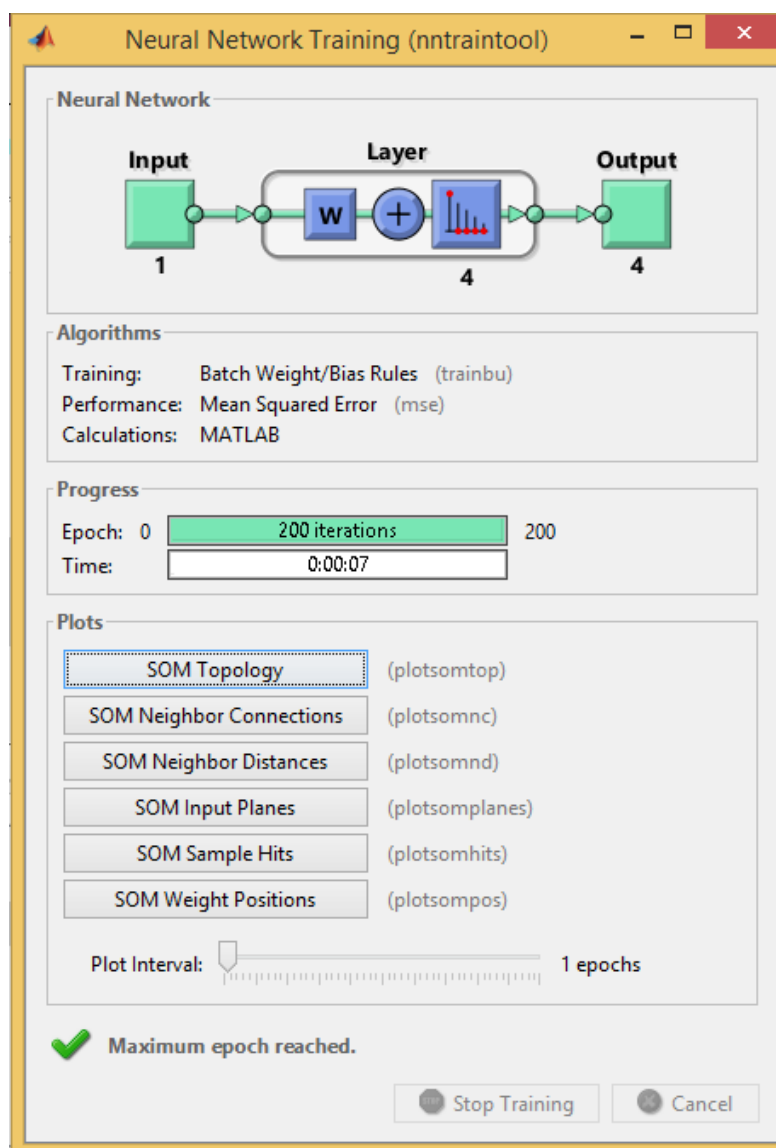


Figure IV.7. Apprentissage du réseau de neurones

IV. Résultats de la SOM :

Comme le Kurtosis est le meilleur indicateur basé sur l'importance et aussi le plus sensible aux chocs que les autres indicateurs scalaires, il est utilisé pour définir les stades de vie des roulements à l'aide de la méthode SOM.

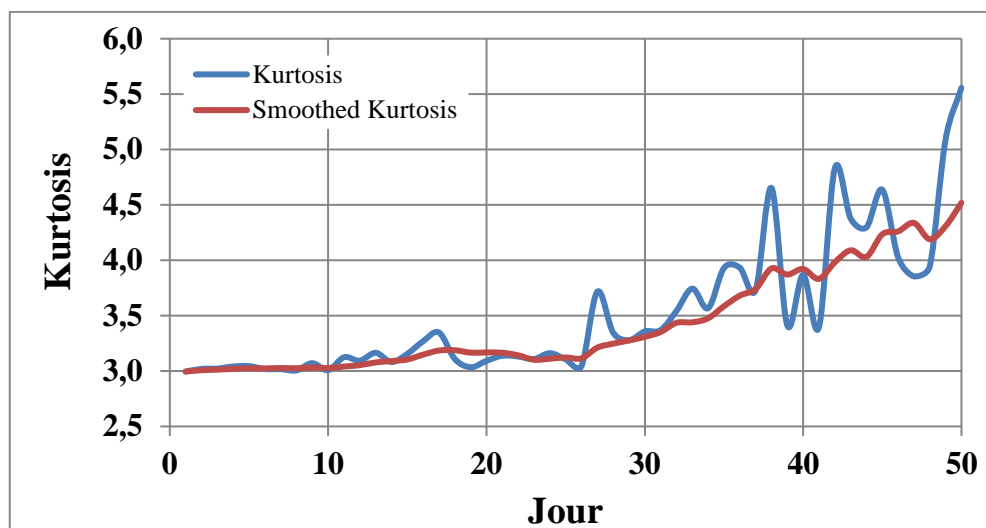


Figure IV.8. Évolution de la kurtosis avec le temps

Le comportement de Kurtosis pendant la période de test est illustrée à **la figure IV.8**. En général, on peut observer que les valeurs de Kurtosis suivent une tendance croissante dans le temps. L'objectif de SOM est de définir les groupes existant dans l'ensemble de données en fonction des valeurs de Kurtosis. De cette façon, tous les éléments sont utilisés pour la formation de SOM. L'application de SOM a permis de définir quatre groupes de valeurs de Kurtosis qui sont en corrélation avec quatre stades de la vie des roulements. Une fois que le modèle SOM est construit, la future valeur de Kurtosis sera attribuée au groupe le plus proche.

Le résultat de la classification non supervisée des valeurs de Kurtosis, mesurées pendant les 50 jours de l'expérience, selon la méthode SOM, est présenté à **la figure IV.9**. On peut voir que les valeurs de Kurtosis sont regroupées en quatre groupes correspondant aux quatre stades de vie du roulement, à savoir, état normal, défaut naissant, défaut grave et défaillance du roulement. Ce résultat est très satisfaisant car il permet de distinguer les différents états du roulement, et donc de mieux le surveiller. Le regroupement des valeurs de Kurtosis permet d'estimer la durée de chaque phase de la vie du roulement, ce qui est très intéressant pour le décideur.

Il a été constaté que l'état normal représente 14 % de la vie entière. Il est suivi par la phase de défaut naissant, qui est relativement importante (50 % de la vie entière), puis le défaut devient plus grave. Ce stade sévère représente environ 16 % de la vie entière. Enfin, la défaillance du roulement se produit, où des valeurs plus élevées de Kurtosis sont enregistrées.

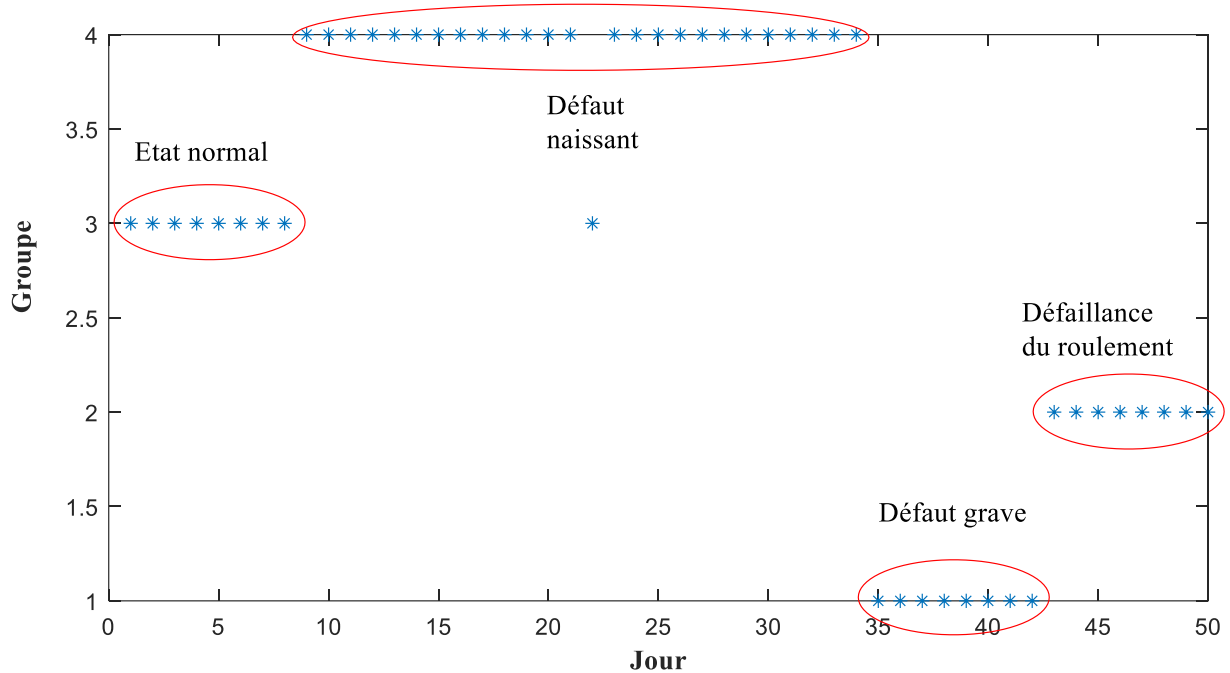


Figure IV.9. Classification de l'état des roulements par SOM sur la base des valeurs de Kurtosis

On peut donc dire que la méthode SOM pourrait être très utile dans la surveillance de l'éolienne puisqu'elle permet de suivre l'évolution de la dégradation des roulements.

D'autre part, SOM peut évaluer automatiquement l'état des roulements quel que soit l'environnement de fonctionnement, et donne une meilleure estimation de la durée des différentes étapes de la vie des roulements. En outre, l'avantage que présente le modèle neuronal est sa capacité potentielle de généralisation en termes de classification de nouvelles valeurs de Kurtosis.

Les méthodes conventionnelles de traitement du signal, qu'il s'agisse du suivi par des indicateurs scalaires (K, RMS, CF, etc.) ou du diagnostic par des indicateurs spectraux (spectre, cepstre, enveloppe) ne fournissent pas d'informations utiles sur la présence ou l'aggravation des défauts. Les méthodes utilisant les réseaux de neurones donnent des résultats intéressants sur l'évolution de la gravité des défauts.

V. Conclusion:

Ce chapitre visait à évaluer l'état de santé des roulements, en appliquant la méthode des cartes auto-organisatrices (SOM), ce qui est une tâche difficile en raison de la nature stochastique du processus de dégradation des roulements.

Les conclusions suivantes peuvent être tirées :

- L'application du SOM a permis de comprendre le processus de dégradation du roulement en identifiant les stades de dégradation du roulement (stade normal, stade de défaut naissant, stade de défaut grave et défaillance complète).
- La distinction du stade de défaillance naissante est très importante car elle permet une détection précoce de la dégradation du roulement. Il a été constaté qu'après 8 jours la phase de défaillance initiale est détectée. À ce stade, le défaut est encore petit et localisé, et n'a pas d'influence significative sur les performances du système, ce qui signifie que les décisions de maintenance peuvent être prises au bon moment à ce stade, c'est-à-dire à la phase de défaillance naissante.
- Lorsque la phase de défaillance sévère a lieu, les dommages sont considérablement accrus, ce qui affecte les performances du système et celui-ci doit alors être arrêté.
- D'autre part, le SOM peut évaluer automatiquement l'état du roulement quel que soit l'environnement de fonctionnement, et donne une meilleure estimation de la durée des différentes phases de vie du roulement. En outre, l'avantage que donne le modèle neuronal est sa capacité potentielle de généralisation en termes de classification de nouvelles valeurs de kurtosis.

Références Bibliographiques :

- [1] Ali, Jaouher Ben, et al. "Online automatic diagnosis of wind turbine bearings progressive degradations under real experimental conditions based on unsupervised machine learning." *Applied Acoustics* 132 (2018): 167-181.
- [2] Saidi, Lotfi, et al. "Wind turbine high-speed shaft bearings health prognosis through a spectral Kurtosis-derived indices and SVR." *Applied Acoustics* 120 (2017): 1-8.

Conclusion générale

L'identification des indicateurs objectifs et pertinents présentant le comportement des machines tournantes pour une optimisation de détection de défauts, en tenant compte de l'aspect vibratoire et acoustique, était l'objectif de ce projet de fin d'étude.

La détection des défauts pose de nombreux problèmes dont les deux principaux sont, d'une part la complexité et la diversité des formes géométriques des machines réelles et d'autre part, sur le plan expérimental, la difficulté d'isoler un défaut particulier en présence d'autres défauts. Le retour d'expérience est basé en grande partie sur la compétence des hommes qui s'appuient sur l'expérience technique et surtout la perception sonore et vibratoire liées aux défauts mécaniques.

En premier lieu, nous avons commencé par une étude bibliographique sur la maintenance conditionnelle des installations et des machines tournantes. Les différents types de maintenance, et la définition des différents tests et méthodes utilisées dans le domaine de l'analyse vibratoire sont présentées.

En deuxième lieu une étude théorique sur l'analyse vibratoire et les réseaux de neurones artificiels ANN et leurs applications dans le domaine de la surveillance des défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes.

Ensuite, Ce travail visait à évaluer la santé des roulements en appliquant la méthode AMRO et la méthode SOM, ce qui est une tâche difficile en raison de la nature stochastique du processus de dégradation des roulements. L'objectif de la première partie était l'application de l'AMRO pour l'étude et la détection des défauts des roulements. D'après les résultats obtenus on peut conclure que le Kurtosis est l'indicateur le plus fiable pour la sélection des vecteurs optimaux de coefficients d'ondelettes. L'application de l'AMRO, qui est l'une des méthodes traitements de signal classiques pour le diagnostic des défauts dans les machines tournantes, montre l'efficacité de ces méthodes pour la détection et la localisation des défauts. Toutefois, cette méthode nous permet de localiser le défaut mais ne donne pas une indication claire sur le degré de détérioration.

L'application de SOM a permis de comprendre le processus de dégradation des roulements en termes d'identification des stades de dégradation des roulements (état normale, défaut naissant, défaut grave et défaillance complète). La distinction de l'étape de défaillance naissante est très importante car elle permet de détecter rapidement la dégradation des roulements.