

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE ABDERRAHMANE MIRA BEJAIA
FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE MÉCANIQUE

MEMOIRE
PRÉSENTÉ POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME DE
MASTER
FILIÈRE : GÉNIE MÉCANIQUE
SPÉCIALITÉ : FABRICATION MÉCANIQUE ET PRODUCTIQUE

PAR :
SADOUN YOUSRA
SADAT KATIA

THÈME

**SURVEILLANCE ET DIAGNOSTIC DES DÉFAUTS MÉCANIQUES DES
MACHINES TOURNANTES PAR ANALYSE VIBRATOIRE**

SOUTENU LE : 21/09/2021
ENCADRÉ PAR : DR. HARROUCHE FATEH

ANNÉE UNIVERSITAIRE 2021-2022

Remerciements

Nos remerciements s'adressent tout d'abord à Mr HRROUCHE Fateh, enseignant au département de génie mécanique, université de Bejaïa, qui sous sa supervision ce travail a été effectué, nous sommes tellement reconnaissants pour sa disponibilité, sa patience et pour la confiance qu'il avait en nous.

Nous tenons à remercier chaleureusement Mr HADJOU Abd el Madjid et Mr SAHALI Mohand Akli enseignants au département de génie mécanique, université de Bejaïa, pour leurs soutiens et leurs précieux conseils.

Nous tenons d'exprimer notre reconnaissance au membres de jury Mlle. HHIMED Lynda et Mr. BENSAID Nasreddin, d'avoir accepté de participer à ce jury ; à l'ensemble des enseignants de département de génie mécanique pour leur rôle important durant tout le parcours de notre formation.

Nos très sincères remerciement s'adressent à nos familles, qui nous ont toujours encouragé, et soutenu dans les moments difficiles.

En fin, nous tenon à exprimer notre gratitude envers toutes les personnes qui ont contribué scientifiquement et humainement à la réalisation de ce travail.

Je dédie ce travail :

À mes chers parents que je dois toutes ma gratitude

À toute ma famille

À tous ceux qui me sont chers en dieu

À toutes la communauté pédagogique de l'université de Bejaïa

Radoun yousra

Radat katia

Sommaire

Introduction Générale	1
Chapitre I :Défauts mécaniques dans les machines tournantes	3
I. Introduction	3
II. Défauts mécanique dans les machines tournantes.....	3
II.1. Défauts liés aux arbres	3
II.1.1. Balourd.....	3
II.1.2. Défaut d'alignement	5
II.2. Défauts de roulement	6
II.2.1. Usure	7
II.2.2. Corrosion.....	7
II.2.3. Ecaillage	8
II.2.4. Bavure	8
II.2.5. Dentelure	9
II.2.6. Choc électrique.....	9
II.2.7. Coup, fissure,cassure	9
II.3. Défauts d'engrenages	10
II.3.1. Défaut réparties	11
II.3.1.1. Usure	11
II.3.1.2. Piqures	11
II.3.2. Défaut localisés	12
II.3.2.1. Ecaillage	12
II.3.2.2. Fissuration.....	12
III. les indicateurs de surveillance	13
III.1. les indicateurs scalaire.....	13
III.1.1. RMS	13
III.1.2. Kurtosis	14
III.1.3. Skewness	14
III.1.4. la valeur de crete.....	14
III.1.5. le facteur de crete	15
III.1.6. la valeur moyenne.....	15
III.1.7. Ecartype.....	15
IV. Conclusion.....	15
Chapitre II :Etat d'art d'application des techniques d'analyse vibratoire pour le diagnostic des défauts des machines tournantes.....	16
I. Introduction	16
II. les déferentes méthodes de l'analyse vibratoire	16
II.1. Analyse temporelle.....	16
II.1.1. Limites de l'analyse temporelle	18
II.2. L'analyse fréquentielle	18

II.2.1.	Analyse spectrale.....	19
II.2.1.1.	Méthodes paramétriques	19
II.2.1.2.	Méthodes non paramétriques	19
II.2.1.3.	Limites de la méthode spectrale	22
II.2.2.	Analyse d'enveloppe	22
II.2.2.1.	Limites de la méthode d'enveloppe	25
II.2.3.	Analyse cepstrale.....	25
II.2.3.1.	Limites de la méthode cepstrale	32
II.2.4.	Analyse temps frequence	32
II.2.4.1.	Limites de l'analyse temps frequence.....	33
III.	les méthodes de sélection des indicateurs	33
II.1.	Sélection des indicateurs par l'analyse en composantes principales (ACP).....	34
II.2.	Sélection des indicateurs par le critère de Fisher (CF).....	35
II.3.	Sélection des indicateurs par la factorisation de matrice non négative (NMF).....	35
II.4.	Sélection des indicateurs par analyse des composantes indépendantes(ACI)	36
IV.	Conclusion	36
Chapitre III :	Démarche expérimentale	37
I.	Introduction	37
II.	Signaux de roulement bearing data center	37
III.	Mise en œuvre de la méthode de traitement statique	40
III.1.	Calcul des indicateurs temporels	40
III.2.	Filtrage passe bande autour de la fréquence de résonance.....	40
III.3.	Calcul du spectre d'enveloppe	40
III.4.	Calcul des bandes spectrales	41
IV.	Déroulement de la classification des défauts	41
IV.1.	Acquisition des signaux	41
IV.2.	Prétraitement des données	41
IV.3.	Traitement des données	41
IV.4.	Construction du vecteur forme	41
IV.5.	Classification des paramètres selon le pouvoir de séparation(critere de Fisher)....	41
IV.6.	Exploitation	42
V.	Implémentation de la méthode de traitement sous matlab	42
V.1.	Importation des signaux	42
V.2.	Décomposition des signaux.....	42
V.3.	Visualisation des tranches	42
V.4.	Calcul des indicateurs temporels.....	42
V.5.	Calcul des indicateurs fréquentiels.....	42
V.1.	Calcul des bandes spectrales	42
V.2.	Calcul des paramètres fréquentiels.....	43
V.	Implémentation de la méthode de sélection par critere de fisher sousmatlab	43
VI.	Conclusion.....	43

Chapitre IV :Résultats et discussion.....	45
I. Introduction	45
II. Diagnostic de défauts de roulements.....	45
II.1. Division des signaux	45
II.2. Prétraitement et calcul des indicateurs	46
II.2.1. Indicateurs temporels	46
II.2.2. Indicateurs fréquentiels	47
II.3. Interprétation des résultats obtenus	51
II.3.1. Représentation graphique des 11 paramètres	51
II.3.2. Discussion des résultats obtenus	53
II.4. Sélection des indicateurs les plus pertinents d'une manière manuelle.....	53
II.5. Sélection des indicateurs les plus pertinents par le critère de Fisher	54
II.5.1. Discussion de résultats	54
III. Conclusion.....	57
Conclusion Générale.....	58
Références Bibliographiques	59
ANNEXES	62
Résumé/Abstract	68

Liste des figures

Chapitre I : les défauts mécaniques dans les machines tournantes

Figure I.1 : Défaut de balourd dans un rotor	3
Figure I.2 : Balourd statique.....	4
Figure I.3 : Balourd couple_	4
Figure I.4 : Balourd quasi-statique	4
Figure I.5 : Désalignement parallèle et angulaire.....	5
Figure I.6 : Désalignement combiné	5
Figure I.7 : les grandeurs géométrique d'un roulement	6
Figure I.8 : Différents types de roulements	7
Figure I.9 : Défauts de roulement- Usure.....	7
Figure I.10: Défaut de roulement- corrosion	8
Figure I.11 : Défaut de roulement- écaillage.....	8
Figure I.12 : Défaut de roulement- Bavure	8
Figure I.13 : Défaut de roulements- dentelure	9
Figure I.14 : Défauts de roulements- choc électrique	9
Figure I.15 : Défauts de roulements – cassure	10
Figure I.16 : Exemples des engrenages à axes parallèles et non parallèles	11
Figure I.17 : Défaut d'usure... ..	11
Figure I.18 : Défaut de piqure	12
Figure I.19 : Défaut d'écaillage.....	12
Figure I.20 : Défaut de fissure.....	13

Chapitre II : Etat d'art d'application des techniques d'analyse vibratoire pour le diagnostic des défauts des machines tournantes

Figure II.1 : Evolution de kurtosis en fonction de la taille du défaut.....	17
Figure II.2 : Evolution de F_c et RMS en fonction de la taille du défaut.....	18
Figure II.3 : Spectre de Fourier correspondant au différents cas de fonctionnement	21
Figure II.4 : Simulation d'un peigne d'impulsion module et son signal d'enveloppe	23
Figure II.5 : Spectre d'enveloppe à partir du signal modulé	23
Figure II.6 : Schéma de la méthode d'analyse d'enveloppe	24
Figure II.7 : Analyse cepstrale	26
Figure II.8 : Cepstre sur 2000 HZ - multiplicateur $n^{\circ}1$	28
Figure II.9 : Cepstre sur 2000 HZ - multiplicateur $n^{\circ}2$	28
Figure II.10 : Photographie de la dent détériorer par écaillage	29
Figure II.11 : Schéma cinématique du réducteur	29
Figure II.12 : Cepstre d'énergie des signaux vibratoires du motoréducteur en fonctionnement normal.....	30
Figure II.13 : Cepstre d'énergie avec défaut moyen	30
Figure II.14 : Cepstre d'énergie avec défaut important.....	31
Figure II.15 : Les deux premiers pics du cepstre d'énergie au 2 ^{ème} et 12ème jour.....	31
Figure II.16 : Evolution des premiers pics du cepstre d'énergie.....	31
Figure II.17 : La relation entre les domaines temps et fréquence.	32
Figure II.18 : Représentation graphique des 12 individus	34
Figure II.19 : Représentation du 1er axe de l'ACP	34
Figure II.20 : Représentation du 2eme axe de l'ACP.....	35

Chapitre III : Démarche expérimentale

Figure III.1 : Banc d'essai de roulements	38
Figure III.2 : Représentation des signaux temporels pour différents diamètres du défaut sur la bague intérieure	40

Chapitre IV : Démarche expérimentale

Figure IV.1 : Présente le découpage d'un signal en tranches ou sections	45
Figure IV.2 : Division en tranches de signal sans défaut	47
Figure IV.3 : Division en tranches de signal avec défaut de 0.028 inch _t	48
Figure IV.4 : Variation de l'indicateur (ET).	52
Figure IV.5 : Variation de l'indicateur (FC)	52
Figure IV.6 : Variation de l'indicateur (A_{cc})	52
Figure IV.7 : Variation de l'indicateur (K_s)	52
Figure IV.8 : Variation de l'indicateur (K_u)	52
Figure IV.9 : Variation de l'indicateur (EBT)	52
Figure IV.10: Variation de l'indicateur (EB1)	52
Figure IV.11 : Variation de l'indicateur (EB2)	52
Figure IV.12 : Variation de l'indicateur (EB3)	53
Figure IV.13 : Variation de l'indicateur (EB4)	53
Figure IV.14 : Variation de l'indicateur (EB5)	53
Figure IV.15 : Variation du critère de Fisher pour les 11 paramètres	55
Figure IV.16 : Critère de Fisher pour les différents indicateurs en ordre	56

Liste des tableaux

Chapitre I : les défauts mécaniques dans les machines tournantes

Tableau I.1 : Critère de sévérité de kurtosis	14
---	----

Chapitre III : Démarche expérimentale

Tableau II.1 : Caractéristiques des défauts de roulements	38
---	----

Tableau II.2 : Caractéristiques des roulements et leurs Fréquences des	39
--	----

Chapitre IV : Résultats et discussion

Tableau IV.1 : Matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches du signal (sans défaut)	50
--	----

Tableau II.2 :Matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches du signal (avec défaut)	51
---	----

Introduction Générale

L'évolution de la concurrence de la production industrielle sur le marché pousse les ingénieurs et les géants de la mécanique industrielle à concevoir et fabriquer des machines plus performantes qui répondent à leur besoin qualitatif et quantitatif mais au même temps ils doivent diminuer les coûts d'entretien et de réparations. Pour cela, ils ont cherché une méthode de maintenance efficace et performante permettant sans démontage ou arrêt de fabrication de prévenir la panne. Cette méthode est devenue aujourd'hui le pilier d'une stratégie de maintenance. C'est la maintenance conditionnelle.

La maintenance conditionnelle est basée sur une surveillance du fonctionnement des machines tournantes et des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent. Elle a une importance absolue pour assurer une production permanente et augmenter la durée de vie de ces machines.

L'analyse vibratoire est une technique basée essentiellement sur l'idée que les machines tournantes engendrent des vibrations dues aux différents défauts tels que : le balourd, l'usure, l'écailage, les défauts de roulements et engrenages...etc. Ce qui donne des signaux vibratoires variés entre simples et complexes selon la gravité du défaut. Ces signaux sont issus à l'aide d'un certain type de capteurs placés très proche de la source du défaut, et subissent une série de prétraitements temporels et/ou fréquentiels. Les techniques de surveillance sont aujourd'hui très fortement répandues dans l'industrie, chaque une nouvelle est plus performante par rapport à l'ancienne tout dépend de la gravité et la complexité du défaut analysé. Mais malgré cette diversité les spécialistes trouvent toujours des difficultés lors du déploiement du diagnostic, car il est évident que ces techniques ont leurs points forts et faibles.

Parmi les méthodes à base d'historique des données, on trouve les méthodes temporelles efficaces pour les phénomènes de faibles et moyennes fréquences. Les méthodes spectrales, temps-échelles, enveloppes, les mieux adaptées au diagnostic des défauts de roulements. L'analyse par les méthodes cepstrales présente des propriétés qui la rendent particulièrement adaptée à l'étude des vibrations d'engrenage, pour sa simplicité et sa capacité à fournir des informations compactes et faciles à interpréter.

Dans notre travail, nous essayons d'appliquer une méthode vibratoire de traitement temporel et fréquentiel pour le diagnostic des défauts de roulements, par la proposition d'un ensemble d'indicateurs de type temporels et fréquentiels pour la surveillance et le diagnostic, et ensuite la sélection des indicateurs les plus pertinents et les plus révélateurs à la présence de défaut.

Ce mémoire est organisé comme suit :

- Dans le premier chapitre, nous avons présenté les défauts mécaniques les plus courants pouvant affecter la sécurité d'une machine, leurs fréquences caractéristiques ainsi que les indicateurs de surveillances pour l'identification et le diagnostic de ces défauts.
- Le deuxième chapitre, présente un état de l'art sur les travaux de recherche des méthodes de traitement. Nous discutons les travaux sur l'analyse temporelle, l'analyse fréquentielle, l'analyse spectrale, l'analyse d'enveloppe, l'analyse cepstrale... qui sont utilisés en particulier dans le diagnostic des défauts de roulement et engrenages, accompagné par certaines méthodes de sélection des indicateurs.
- Le troisième chapitre est consacré à l'essentiel de la démarche expérimentale adoptée dans ce travail ; y compris la présentation du banc d'essai et les signaux vibratoire des roulements, les différentes étapes de la mise en œuvre, déroulement de diagnostic des défauts et l'implémentation du système de diagnostic sous Matlab.
- Le dernier chapitre est dédié à la présentation des résultats obtenus de l'analyse appliquée pour des signaux réels de roulements et leurs interprétations.

Finalement ce mémoire s'achève par une conclusion générale, annexes et les références bibliographiques.

Chapitre I : les défauts mécaniques dans les machines tournantes

I. Introduction

Récemment, l'utilisation des machines tournantes est devenue largement répandue, et occupe un énorme éventail dans de nombreuses installations industrielles. Mais aussi les machines tournantes ne sont jamais parfaites, car ne sont pas exemptes de défauts.

A cet égard, nous avons recours à la mesure des vibrations, qui joue un rôle principal dans le domaine de la maintenance mécanique industrielle et permet de diagnostiquer l'état de la machine, de déterminer le défaut en fonction des signaux obtenus, et donc connaître la situation défectueuse de la machine et le traiter.

Le présent chapitre donne un aperçu sur les défauts mécaniques les plus courants pouvant être rencontrés dans les machines tournantes, leurs fréquences caractéristiques, ainsi que les différents indicateurs de surveillance en vue de spécifier l'information dans le signal.

II. Défauts mécaniques dans les machines tournantes

II.1. Défauts liés aux arbres

II.1.1. Balourd

Le balourd c'est l'un des phénomènes principaux qui engendrent les vibrations sur une machine. C'est une force tournante engendrée par un déséquilibre de la masse tournante du rotor, qui peut avoir particulièrement deux causes : Le balourd de conception, produit par l'anisotropie de la matière, l'hétérogénéité, l'usinage et le montage. Le balourd accidentel résulte d'une déformation thermique ou plastique d'un arrachement ou dépôt de matière. La figure I.1 représente un défaut de balourd dans un rotor.

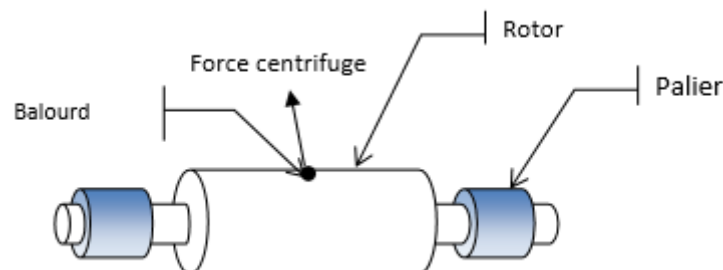


Figure I.1 Défaut de balourd dans un rotor [1]

On distingue quatre types de balourd :

- a. **Balourd statique** : il s'agit de la transition de l'axe centrale d'inertie (Δ) en parallèle à l'axe de rotation de l'arbre (Z)

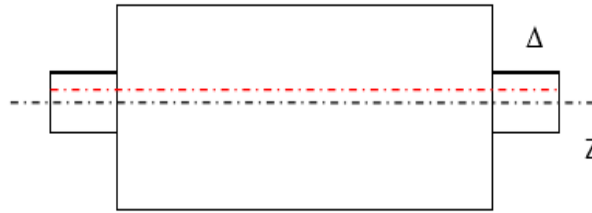


Figure I.2 Balourd statique [1]

- b. **Balourd couple** : c'est le cas de l'intersection de l'axe central d'inertie (Δ) et l'axe de rotation au centre de gravité G. (Figure I.2)

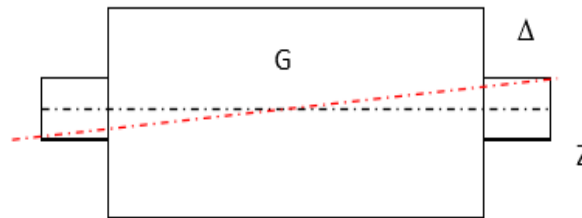


Figure I.3 Balourd couple [1]

- c. **Balourd quasi-statique** : réunie le déséquilibre statique et les déséquilibres couple. C'est le cas de l'intersection de l'axe central d'inertie (Δ) et l'axe de l'arbre en un point G' différent du centre de gravité. (Figure I.3)

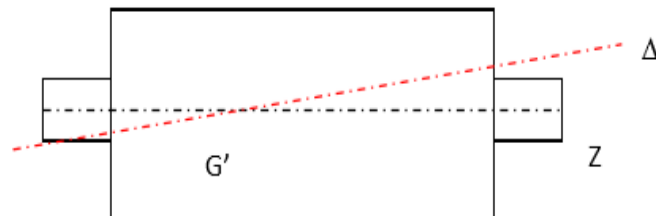


Figure I.4 Balourd quasi-statique [1]

- d. **Balourd dynamique** : c'est le cas où l'axe central d'inertie (Δ) et l'axe de rotation (Z) ne sont pas dans le même plan. (Figure I.4)

- **Fréquence caractéristique du balourd**

Le défaut de balourd se manifeste par : [1]

$$F_{\text{balourd}} = 1. F_r \quad (\text{I.1})$$

Avec : $F_r = N/60$

F_r : fréquence de rotation

N : vitesse de rotation (tr/min)

II.1.2. Défauts d'alignement

En dépit de l'usinage des palier auto-alignant et d'accouplement flexible, la difficulté de ranger les arbres ainsi que leur palier en vue d'assurer l'absence de toute force peut provoquer des vibrations reste présent.

Le défaut d'alignement est la conséquence peut être des forces de cisaillement sur les paliers, échauffements dissymétrique, dilatation thermique, autant de mauvais montage, déformation de châssis mais également d'un décalage des pattes de fixation.

On perçoit deux types de désalignement : parallèle et angulaire.

On parle de désalignement parallèle quand les lignes médianes des arbres sont montées parallèlement sans contact. le désalignement angulaire est obtenue lors du croisement des axes des arbres, la vibration sera radiale et axiale à la fois. (Figure I.5)

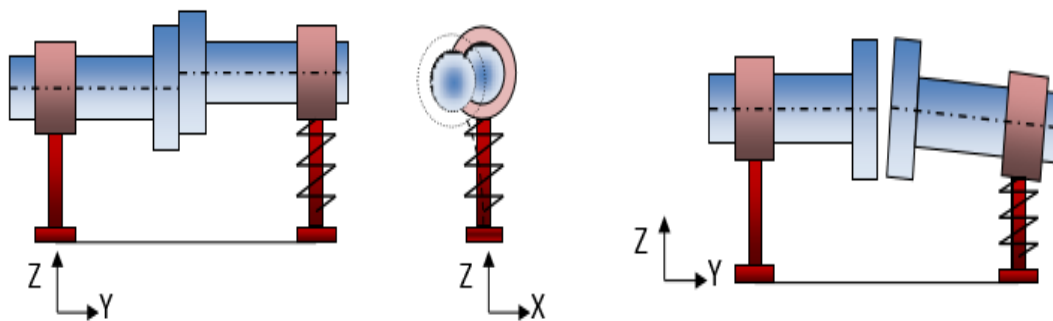


Figure I.5 Désalignement parallèle et angulaire [1]

Afin de produire un spectre avec composantes importantes de un à deux fois la vitesse de rotation, un combinaison des deux désalignement parallèle et angulaire est réaliser. (Figure I.6)

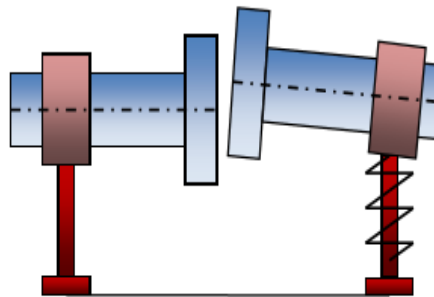


Figure I.6 Désalignement combiné [1]

- **Fréquence caractéristique de désalignements**

Le défaut de désalignement se manifeste par : [1]

$$F_{\text{désalignement}} = 2 \cdot F_r \quad (I.2)$$

Avec : $F_r = N/60$

F_r : fréquence de rotation

N : vitesse de rotation en (tr/min)

II.2. Défauts de roulements

Le roulement est considéré comme l'un des organes qu'on ne peut plus négliger l'importance quasiment dans les machines tournantes. Conçu pour effectuer de nombreuses fonctions dont la réduction des frottements de rotation de l'arbre, le maintien des jeux entre les éléments fixes et rotatifs, le transfert des charges sur les paliers fixes et support des charges axiales et radiales aussi bien que l'assurance d'un positionnement précis de l'arbre.

- **Composition d'un roulement**

Un roulement consiste en deux bagues concentriques, intérieur et extérieur incluant des chemins entre les quels existent des corps roulants peuvent être des billes, des rouleaux ou aiguilles, espacés d'une façon monotone par une cage positionnée entre les deux bagues à fin d'empêcher les éléments de se frotter. (Figure I.7)

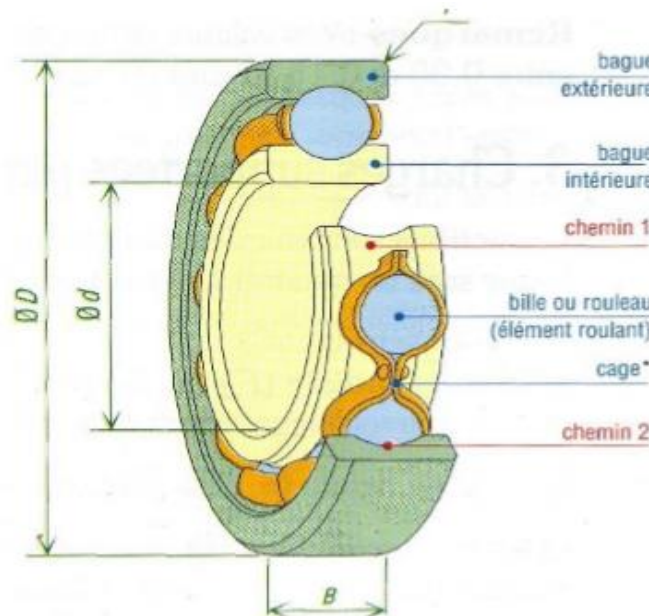


Figure I.7 les grandeurs géométrique d'un roulement

- **Types majeurs des roulements et leurs usages**

En terme de la fonction visée, la conception des organes de roulement varie. Le plus courant les roulements rigides à billes ; Conçus pour des charges radiales et axiales limitées. Les roulements à rouleaux offrent une plus grande capacité de charge grâce au contacte linière ; provoquant ainsi une charge plus important. Les roulements à aiguilles de forme cylindrique utilisés une fois un important rapport charge/encombrement est requis. Les roulements à aiguilles et grâce au grande nombre d'élément qu'ils possèdent, ils offrent une charge élevée. En additions d'autres types citons : les roulements d'orientation, les butées, les roulements polyacétal conçus spécialement pour des applications spécifiques dont les billes sont faites en verre contre la corrosion. La figure I.8 représente les types de roulement les très utilisées.

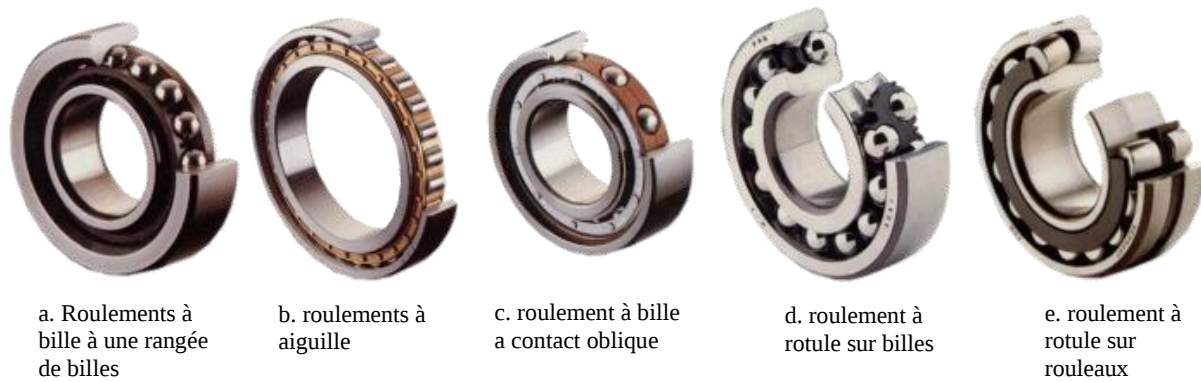


Figure I.8 Différents types de roulements [2]

Malgré l'extrême importance et les multiples fonctionnalités des roulements, ces derniers restent les organes les plus vulnérables, d'une grande probabilité de défaillance surtout dans les petites machines.

Généralement une perte locale des matériaux sur une surface mate, soit les deux bagues ou l'éléments roulant est le point de départ de l'apparition des défauts de roulements. Les défauts les plus répandus sont décrites ci-dessous :

II.2.1. Usure

L'usure est un phénomène qui se manifeste sous forme creux, rectangulaire sur la bague intérieure ou circulaire sur la bague extérieure à cause des vibrations excessives qui affectent les roulements lors du transport d'une machine. Donc, il vaut mieux utiliser des supports amortisseurs des vibrations ou bien un pré-chargement radial des roulements. Apparaît également comme dentelure sur les bagues ou l'éléments roulant à cause du manque de propreté. En addition de difficulté de pénétration des lubrifiants à l'intérieur. (Figure I.9)

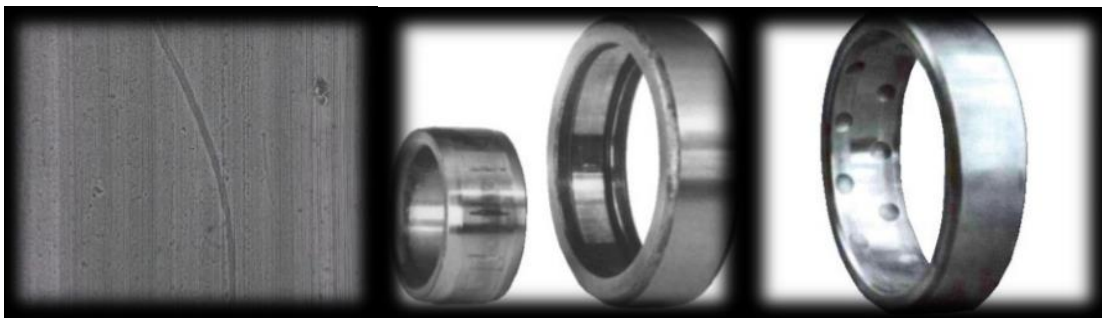


Figure I.9 Défauts de roulement- Usure [2]

II.2.2. Corrosion

Se caractérise par des taches d'oxydation sur les diamètres extérieurs, l'alésage et la face d'appui du roulement, causé par l'humidité, et la présence de l'eau pendant longtemps, ce qui provoque la corrosion et puis la cassure de la bague ou l'élément roulant. Pour éviter cela de se produire, il vaut mieux utiliser un lubrifiant anti-rouille. (Figure I.9)

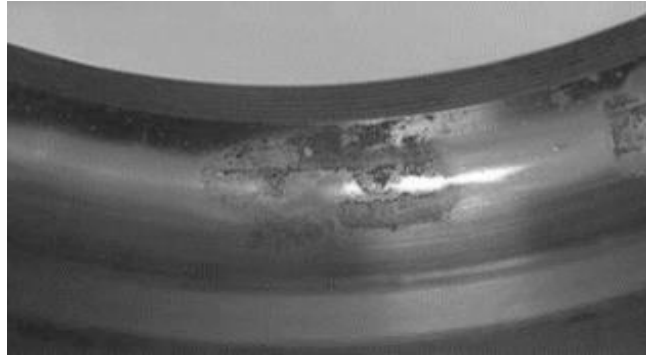


Figure I.10 Défaut de roulement- corrosion [2]

II.2.3. Ecaillage

C'est un phénomène qui se montre sous forme de fissuration et d'arrachement de matière ; conséquence de vieillissement des roulements, montage incorrecte, écart de température entre les deux bagues ou l'insuffisance d'une liberté axiale pour le mouvement de dilatation. (Figure I.11)



Figure I.11 Défaut de roulement- écaillage [2]

II.2.4. Bavure

C'est la transmission de la matière d'une surface à une autre. Elle peut être causée par un manque de lubrification, la pénétration de l'élément roulant dans la zone chargée, une charge légère par rapport à la vitesse de rotation ou autres. (Figure I.12)

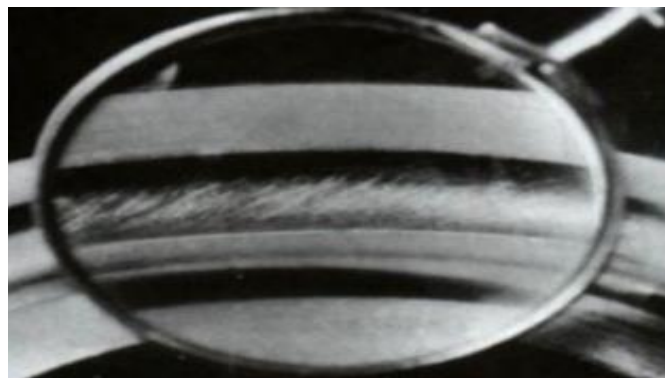


Figure I.12 Défaut de roulement- Bavure [2]

II.2.5. Dentelure

C'est la cause du montage erroné des roulements, ou une grande charge sollicitée sur les roulements dans le cas d'immobilité. (Figure I.13)

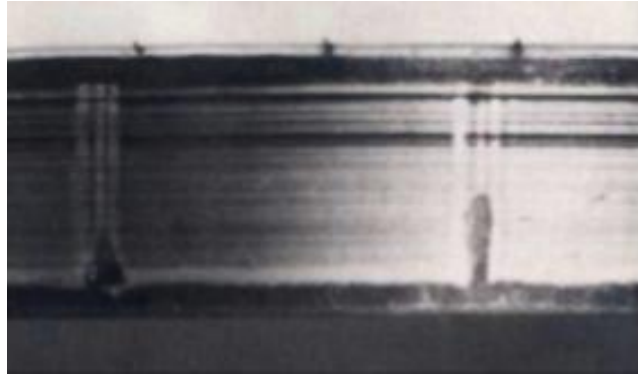


Figure I.13. Défaut de roulements- dentelure [2]

II.2.6. Choc électrique

L'endommagement des différentes parties d'un roulement peuvent être affecté lors du passage d'un courant électrique. (Figure I.14)

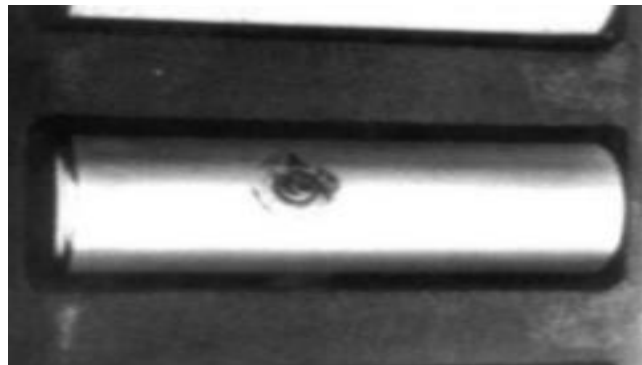


Figure I.14. Défauts de roulements- choc électrique [2]

II.2.7. Coup, fissure, cassure

Généralement c'est le résultat d'une manipulation défectueuse des roulements, défaut de montage, bavure ou corrosion. Apparaît sous forme de fracture des bagues ou empreintes laissée par l'outil de fabrication. (Figure I.15)

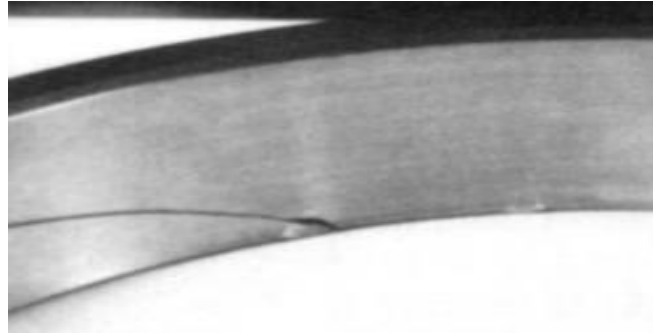


Figure I.15 Défauts de roulements – cassure [2]

• Fréquence caractéristique des roulements

Sont calculées en fonction de la vitesse de rotation et de la géométrie du roulement selon les formules suivantes [2] :

$$F_{\text{bague extérieure}} = \frac{N}{2} F_r \left(1 - \frac{D_b}{D_p} \cos \theta \right) \quad (\text{I.3})$$

$$F_{\text{bague intérieure}} = \frac{N}{2} F_r \left(1 + \frac{D_b \cos \theta}{D_p} \right) \quad (\text{I.4})$$

$$F_{\text{bille}} = \frac{D_b}{2D_p} F_r \left(1 - \left(\frac{D_b}{D_p} \cos \theta \right)^2 \right) \quad (\text{I.5})$$

$$F_{\text{cage}} = \frac{F_r}{2} \left(1 - \frac{D_b}{D_p} \cos \theta \right) \quad (\text{I.6})$$

Avec :

F_r : fréquence de rotation

D_b : diamètre de l'élément roulant

D_p : diamètre moyen du roulement

θ : angle de contact

N : nombre des éléments roulants

II.3. Défauts des engrenages

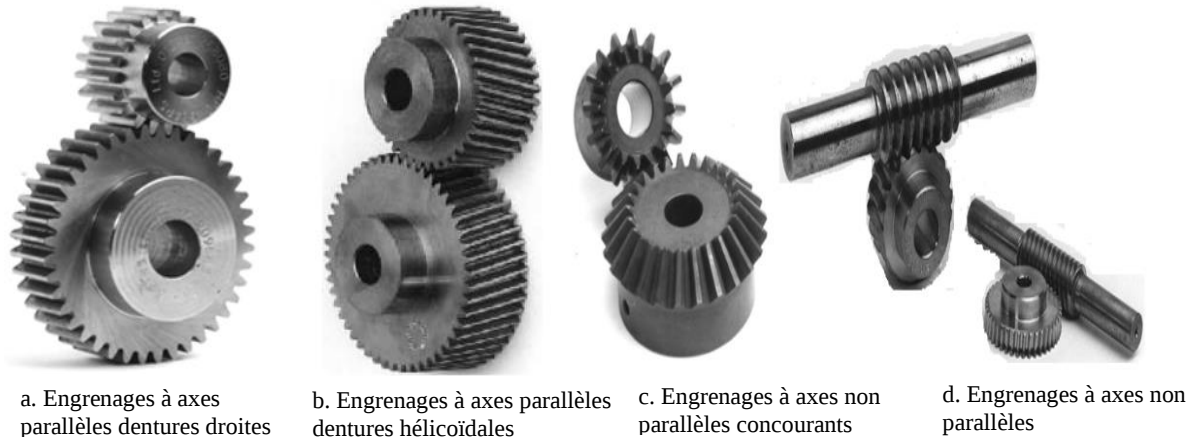
Les engrenages sont les mécanismes les plus complexes, couramment utilisés par l'industrie mécanique, en vue de leurs capacités de transmettre l'énergie et le mouvement entre deux arbres avec un rapport de vitesse constant, donné par la relation [3] $R_v = \frac{Z_1}{Z_2}$ (avec z_1, z_2 nombres de dents des roues menant et menée respectivement). Ils sont composés au moins de deux roues dentées tournantes autour d'axes de rotation fixe avec différentes vitesses ; tel que la roue menant entraîne la roue menée grâce à la manivelle.

On distingue deux classes d'engrenage selon au positionnements relatif des arbres :

- Engrenages à axes parallèles (alignement des arbres est parallèle)

- Engrenages à axes non parallèles (arbres en position relatives quelconque ou intersection).

La figure I.16 représente des exemples d'engrenages a axes parallèles et non parallèle.



Figures I.16 Exemples des engrenages à axes parallèles et non parallèles [3]

• Fréquence caractéristique d'engrènement

Lorsqu'un arbre tourne à une fréquence F_r sur lequel est monté un pignon ou une roue comptant (Z) dents sera soumise à (N) chocs par tour. La fréquence d'engrènement sera donc [3] :

$$F_{\text{engrènement}} = Z \cdot F_r \quad (\text{I.7})$$

Les engrenages sont les organes les plus susceptibles aux défaillances à cause des défauts de fabrication, de montage, d'installation, et même qui apparaissent pendant le fonctionnement. On différencie deux catégories de défauts :

II.3.1. Défauts répartis

II.3.1.1. Usure

C'est un phénomène qui se caractérise par une perte de matière due au frottement abrasif des deux surfaces entre eux (Figure I.17). Ce phénomène se produit lors de l'intervention des impuretés dans le lubrifiant, la vitesse de glissement, les contraintes réparties en surfaces, la charge mécanique entraînée...etc.



Figure I.17 Défaut d'usure [3]

II.3.1.2. Piqures

Dite pitting, sous forme des cavités plus ou moins profondes affectant tous les dents notamment les zones primitives (Figure I.18). Apparaissent sur des engrenages en acier de

construction dur, sous effets cumulatifs des surcharges, de légère désalignement d'axes, ainsi que l'insuffisance de filme de lubrification sur la rugosité composite du matériau.

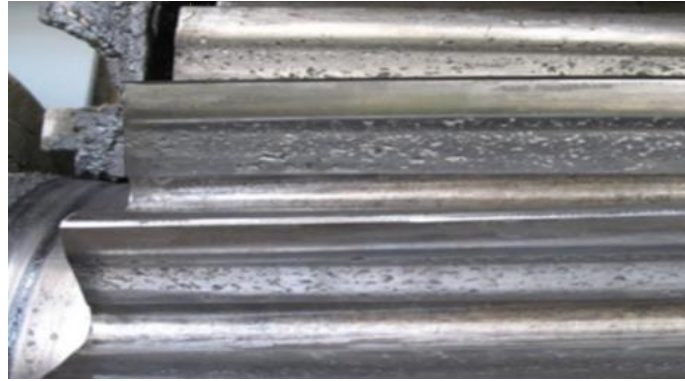


Figure I.18 Défaut de pique [4]

II.3.2. Défauts localisés

II.3.2.1. Ecaillage

Ce phénomène se manifeste sous forme de trous plus profondes et plus étendue mais moins nombreux par rapport aux défauts de piques (Voir figure I.19). Le défaut ce produit par la fatigue au point de cisaillement maximal, la fatigue superficielle du contact, et apparait surtout dans les engrenages cémenté affecté par l'usure.



Figure I.19 Défaut d'écaillage [4]

II.3.2.2. Fissuration

La fissuration se localise généralement dans les zones des contraintes importantes, tel que les pieds ou les bords des dents (Voir figureI.20). Apparaît surtout au niveau des aciers fins sensibles au contrainte de traction à cause du dépassement des limites d'élasticité et de fatigue.

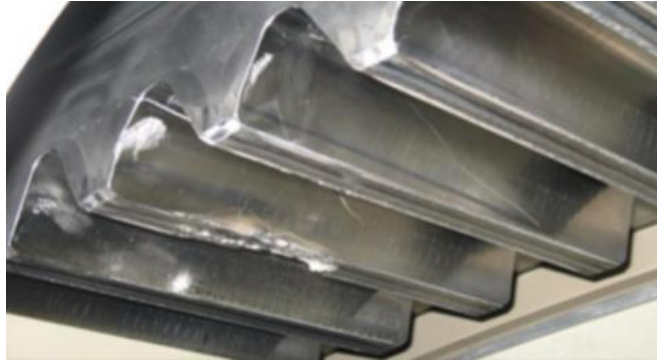


Figure I.20 Défaut de fissure [4]

III. Indicateurs de surveillance

Selon BOULENGER [5] : un indicateur est un quantificateur plus ou moins élaboré issu d'une grandeur dont l'acquisition est le plus souvent possible en fonctionnement. Il doit par définition, caractériser un ou plusieurs aspects de l'état ou de la performance de l'équipement surveillé. Son évolution ou sa transformation dans le temps doit être significative de l'apparition ou de l'aggravation d'une dégradation ou d'un dysfonctionnement. Selon leurs natures et leur degré d'élaboration, on peut définir quatre types d'indicateurs : Les indicateurs scalaire, temporels, spectraux et vectoriels.

III.1. Indicateurs scalaires

Un indicateur scalaire associe à un signal brut, ou ayant fait l'objet d'un traitement préalable (filtrage, démodulation, intégration...) une grandeur caractéristique de son amplitude (valeur efficace, amplitude crête, taux de modulation ...), sa distribution d'amplitude (facteur de crête, kurtosis...). L'utilisation très répandue de ce type d'indicateur s'explique aisément par la facilité de mise en œuvre : ils se réduisent à un nombre, se prêtent facilement à l'automatisation de leur gestion (archivage, courbe d'évolution, comparaison à des seuils) [5].

Les plus utilisés d'entre eux sont décrits comme suite :

III.1.1.RMS (Root Mean Square)

Nommé aussi la valeur efficace, parmi les indicateurs scalaires les plus utilisées pour détecter les défauts, de sorte que l'augmentation excessive de sa valeur le montre. Le RMS est donnée par [6] :

$$\text{RMS} = \sqrt{\sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (\text{I.8})$$

Où : x_i : l'amplitude de l'accélération du signal de l'échantillon du signal i et N : nombre d'échantillon du signal.

III.1.2. Kurtosis

S'exprime mathématiquement par [6] :

$$\text{Kurt} = \frac{M_4}{(M_2)^2} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{N \sigma^4} \quad (\text{I.9})$$

Où: M_2 et M_4 : sont les moment centrés statiques respectivement d'ordre 2 et 4.

x_i : l'amplitude de l'échantillon du signal i

$\bar{x}$: la valeur moyenne des amplitudes

N : nombre d'échantillons prélevés dans le signal

Le kurtosis représente le taux de répartition des amplitudes vibratoire dans le domaine temporel ce qui permet d'évaluer l'importance du pic au sommet de la courbe.

Dans le cas de présences des chocs répétés, la distribution des amplitudes sera plus étroite, dominée par la présence d'amplitude crête élevées extrêmement, pour une valeur de kurtosis supérieur à 3.

Dans le cas d'une distribution gaussienne, la répartition des amplitudes sera sous forme cloche autour d'une valeur moyenne pour une valeur de kurtosis vaut à 3.

Kurtosis	Sévérité
1.5	Bon : signal harmonique
2.8 à 3.2	Passable : signal aléatoire
3.2 à 4	Elevé
>4	Critique

Tableau I.1 critère de sévérité de kurtosis [8]

III.1.3. Skewness

C'est l'un des descripteurs utiliser pour la représentation des formes de distribution d'amplitude des données délivrés par divers capteurs à partir d'un roulement par rapport à la valeur moyenne. S'exprime par [6] :

$$\text{Skew} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((x_i - \bar{x}))^3}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right]^{\frac{3}{2}}} \quad (\text{I.10})$$

III.1.4. Valeur de crête

C'est un indicateur qui caractérise la valeur maximale des amplitudes, donne un concept prématuré dès qu'un défaut se manifeste. Données par [6] :

$$V_c = \sup |x_i|, \text{ avec : } 1 \ll i \ll N \quad (\text{I.11})$$

III.1.5. Facteur de crête

C'est un indicateur de surveillance qui détecte spécifiquement les impulsions dans un signal vibratoire s'exprime par le rapport entre la valeur de crête et la valeur efficace.

Le facteur de crête s'exprime par [6] :

$$F_c = \frac{V_{crete}}{RMS} \quad (\text{I.12})$$

III.1.7. Valeur moyenne

C'est la moyenne des amplitudes du signal ; s'exprime par [6] :

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (\text{I.13})$$

III.1.6. Ecart type

Utilisé pour mesurer la dissipation des données par rapport à la valeur moyenne. Il est égal à [6] :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{N}} \quad (\text{I.14})$$

III. Conclusion

Ce chapitre a pour objectif de présenter d'une manière succincte les différents défauts mécanique qui peuvent apparaître et affecter la santé des machines tournantes, dont les défauts de balourd, désalignement, roulement et engrenages, leurs causes de bases et leurs fréquences caractéristiques. Par ailleurs les indicateurs de surveillance qui aident l'utilisateur d'extraire l'information afin de diagnostiquer les machines. Il nous a semblé opportun de citer les indicateurs scalaires suivantes : RMS, kurtosis, skewness, facteur de crête...etc. Verrons dans le suivant chapitre, état d'art d'application des techniques d'analyse vibratoire pour le diagnostic des défauts dans les machines tournantes

Chapitre II : Etat d'art d'application d'analyse vibratoire pour le diagnostic des défauts des machines tournantes

I. Introduction

La surveillance par analyse des vibrations est un outil indispensable pour une maintenance moderne, grâce à l'évolution des techniques de traitement du signal, au logiciels et analyseurs des signaux. Elle contribue alors à effectuer un diagnostic approprié et bon.

La surveillance vibratoire et le diagnostic de défauts dans les machines tournantes fait l'objet de nombreux travaux, les engrenages et les roulements ont fait et font encore l'objet de nombreuses études. Ce sont des organes très sollicités et susceptibles de présenter des défauts qui évoluent rapidement vers la détérioration.

Le diagnostic dans la plupart des cas est établi en interprétant les signaux vibratoires recueillis par les machines en fonctionnement. Plusieurs techniques de traitement de ces signaux se sont développées dont l'analyse spectrale qui apparaît dans la majorité des cas, comme la plus efficace. Néanmoins, elle présente des limites donc elle nécessite des techniques complémentaires telles que l'analyse du signal d'enveloppe, l'analyse temps-fréquence, temps-échelle, l'analyse cepstrale...etc.

Ce chapitre est divisé en deux parties ; la première représente un état de l'art sur les méthodes de traitement largement utilisées dans le processus de surveillance et diagnostic. La deuxième partie traite certaines méthodes de sélection des indicateurs.

II. les différentes méthodes d'analyse vibratoire

II.1. Analyse temporelle

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal recueilli, utilisant les indicateurs scalaire (kurtosis, RMS, facteur de crête...). Le développement de ces types d'indicateurs signifie qu'un défaut se développe [7]. Cette analyse est une première approche facile et rapide pour extraire des informations des mesures expérimentales effectuées. Elle permet principalement de constater la présence ou non d'un défaut mais ne permet pas d'en déterminer l'origine. Cette analyse, en niveau globale, permet la comparaison de sévérité avec des normes d'une valeur calculée statiquement, à partir de l'ensemble du signal vibratoire [8].

Exemple d'application :

Le diagnostic vibratoire par analyse statistique a fait l'objet de nombreuses études, dans ce qui suit on présente un exemple d'application des indicateurs scalaire dans la détection des défaut d'engrenages par C. BENCHAAABANE, A. DJEBALA, N. OUELAA ET S. GUENFOUD [9].

Dans l'objectif de vérifier la sensibilité de l'approche temporelle dans la détection des défauts d'engrenages, les auteurs ont calculés plusieurs indicateurs scalaires dans différentes configurations prises dans la simulation.

La figure (II.1 : a, b) représente l'évolution de kurtosis en fonction de la taille du défaut de la dent de la roue et du pignon, pour quatre fréquences maximales du signal simulé, et pour deux vitesses de rotation $v=15\text{Hz}$ et $v=25\text{Hz}$.

Ils ont remarqué dans leur étude que cet indicateur augmente progressivement avec la taille du défaut simulé jusqu'à la gravité 4 correspondant à un grand défaut sur la roue, ses valeurs sont au-delà du seuil limite indicatif de la présence d'un défaut, soit 3. Il diminue alors dès qu'ils ont simulé un deuxième défaut sur le pignon et d'autant encore que sa gravité augmente. Il est également à noter que certaines valeurs sont très faibles dans ce cas et n'indiquent guère la présence de défauts, il s'agit donc d'une limite sérieuse du kurtosis.

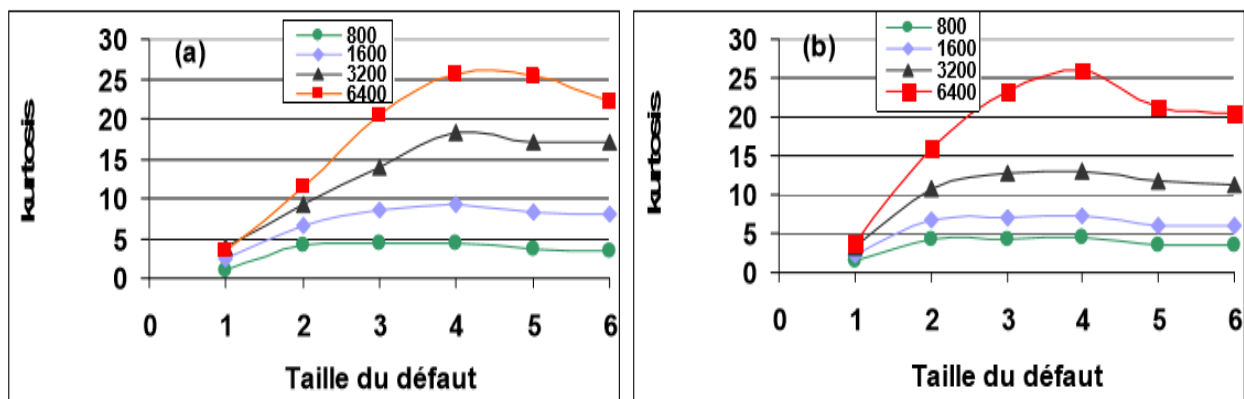


Figure II.1 Kurtosis en fonction de la taille du défaut de la dent de la roue et du pignon, pour quatre fréquences maximales du signal simulé, et pour deux vitesses de rotation (a) $v=15\text{Hz}$ et (b) $v=25\text{Hz}$.

Dans une étude déjà faite [11] à propos de ce phénomène, les auteurs ont entrepris une simulation de chocs correspondant à un défaut de roulement. Il a été montré que le kurtosis décroît progressivement dès que le nombre de chocs augmente, donc dès qu'un ou plusieurs défauts se manifestent sur le roulement. Dans ce cas, ceci se produit dès qu'un défaut se manifeste sur la roue ou le pignon, mieux évidemment de celui déjà existant. Il est noté également que les valeurs du kurtosis sont d'autant plus importantes que la fréquence maximale du signal est élevée, la détection du défaut est par conséquent plus évidente y compris dans le cas de défauts combinés roue-pignon.

Le facteur de crête également, augmente progressivement avec l'augmentation de la taille du défaut même dans le cas de défauts combinés roue-pignon (Figure II.2) ; sauf que dans le cas d'un grand défaut sur la roue associée à un moyen défaut sur le pignon (taille 6), les valeurs

du facteur de crête se stabilisent voire diminuent pour certaines fréquences maximales et affichent donc la même tendance que le kurtosis.

Le RMS a été calculé dans les mêmes configurations d'aparavant (Figure II.2). Cet indicateur est très sensible à la taille du défaut puisqu'il augmente progressivement avec son augmentation. Le plus important c'est qu'il augmente, à l'inverse du kurtosis, même dans le cas de défauts combinés roue-pignon. En réalité le RMS est sensible à l'énergie du signal, celle-ci est d'autant plus importante que la taille est le nombre de défauts sont élevés. Le RMS peut être donc un bon indicateur de l'évolution de la gravité d'un défaut ou de la création d'un ou plusieurs autres, mais ne peut détecter en lui-même sa présence car ses valeurs ne sont plus significatives ou comparables à un seuil limite à l'image du kurtosis et du facteur de crête.

La figure (II.3) représente facteur de crête (F_c) et RMS en fonction de la taille du défaut, pour quatre fréquences maximales du signal simulé pour une vitesse de rotation $v_1=15\text{Hz}$ [9].

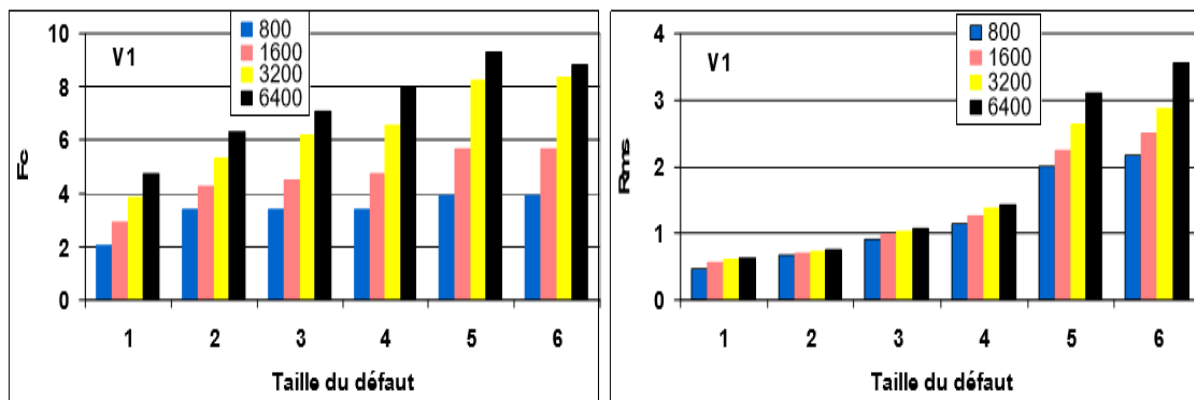


Figure II.2 Evolution de F_c et RMS en fonction de la taille du défaut
1-4 Taille du défaut sur dent de la roue, 5 et sur dent du pignon [9]

II.1.1. Les limites de l'analyse temporelle

Les indicateurs temporels montre qu'ils ne sont pas efficaces à faible vitesse, mais peuvent interagir dans les stades de dégradation avancée [7]. Au fur et à mesure que la sévérité du défaut augmente, le signal vibratoire devient de plus en plus aléatoire, ce qui influence les valeurs de certains indicateurs de défaut comme le facteur de crête et le kurtosis. En effet ces valeurs diminuent pour atteindre des niveaux associés à un roulement sain. [23]

II.2. L'analyse fréquentielle

Comme on le sait, la surveillance utilisant les indicateurs scalaires permet de juger de manière approximative la présence de défaut qui affecte la machine. Afin de bien déterminer la nature du défaut, il faut nécessairement faire appel à des méthodes élaborées à savoir les méthodes fréquentielles (méthode spectrale, méthode d'enveloppe...) qui s'appuient sur la transformée de Fourier.

Les méthodes fréquentielles s'appliquent à des machines complexes contenant plusieurs composants. Ces méthodes sont décrites ci-dessous.

II.2.1. Analyse spectrale

L'analyse spectrale est une méthode claire et exploitable qui permet la décomposition du signal complexe difficile à interpréter en une série de composantes élémentaires définies par leurs fréquences et amplitudes. Elle est basée sur la transformée de Fourier, cette fonction mathématique réalise une transformation du signal de l'espace temporelle vers l'espace fréquentiel, représenté dans un diagramme dit spectre. C'est la représentation spectrale.

L'analyse spectrale facilite l'interprétation du spectre et l'identification des défauts issus des composants mécaniques, dont chacun est caractérisé par une ou plusieurs fréquences caractéristiques du défaut et qui dépend de la vitesse de rotation et de la géométrie de l'élément mécaniques.

On distingue principalement deux approches permettant l'obtention du spectre en fréquence :

- Les méthodes paramétriques
- Les méthodes non paramétriques

II.2.1.1. Méthodes paramétriques :

Les méthodes d'analyse fréquentielle paramétriques sont basées sur la détermination d'un modèle représentant le signal à analyser et pour lequel les paramètres sont utilisés pour estimer le spectre de puissance. L'estimation du spectre nécessite trois étapes. La première consiste à sélectionner un type de modèle. Ensuite, on estime les paramètres du modèle retenu en utilisant les échantillons du signal, et enfin, la dernière étape concerne l'estimation spectrale à partir des paramètres du modèle estimé.

L'analyse spectrale par la modélisation autorégressive (AR) est l'une des techniques haute résolution d'analyse spectrale paramétrique les plus utilisées. Elle doit son succès surtout à sa facilité de mise en œuvre. [10].

II.2.1.2. Méthodes non paramétriques :

Pour les méthodes non paramétriques on trouve tous les estimateurs à base d'analyse de Fourier et les méthodes d'analyse par banc de filtres.

Les spectres basés sur l'utilisation directe de la transformation de Fourier sont obtenus soit par le calcul direct sur des segments d'échantillons temporels, puis moyennage de la transformée Fourier des segments pondérés par une fenêtre d'apodisation (périodogramme moyenné), soit par le calcul du spectre sur la fonction d'autocorrélation (corrélogramme) [11]. Dans le cas de l'analyse par banc de filtre on trouve la méthode du minimum de variance (MV) qui a été développée par Szego en 1955 [12] et utilisée pour la première fois en 1969 par Capon [13] en traitement du signal dans le cas de signaux sismiques.

A la différence de la transformée de Fourier qui analyse le signal à l'aide d'un banc de filtres fixes (le banc de filtres n'est qu'un décalage en fréquence d'un même filtre), la méthode du MV adapte le banc de filtres à chaque fréquence en fonction du signal analysé. A chaque fréquence est donc construit un filtre adapté précisément à la quantité d'information spectrale

contenu dans le signal à cette fréquence. Les lobes latéraux sont ainsi réduits, l'énergie en sortie est de ce fait minimisée, puisque les contributions aux autres fréquences sont atténuées. La méthode du MV donne une bonne approximation du spectre estimé avec un nombre d'échantillons relativement réduit [10].

Exemple d'application :

De nombreuses études sur le diagnostic par analyse spectrale ont été appliquées, on peut mentionner :

EN 1998, Y. Gao, R.B. Randall et Ford dans leur article [14], ont supposées deux techniques : la DFT avec l'interpolation et l'analyse spectrale d'entropie, tel que les deux techniques produisent une résolution spectrale supérieure à celle de l'analyse de l'enveloppe conventionnelle avec l'analyse spectrale d'entropie maximale produisant le plus fin des deux.

En 2006 BDIRINA El Khansa [16] fait une application sur les techniques d'estimation spectrale par les méthodes de décomposition harmonique et celles des modèles autorégressifs AR au signal vibratoire émis par le système d'engrenage sous test.

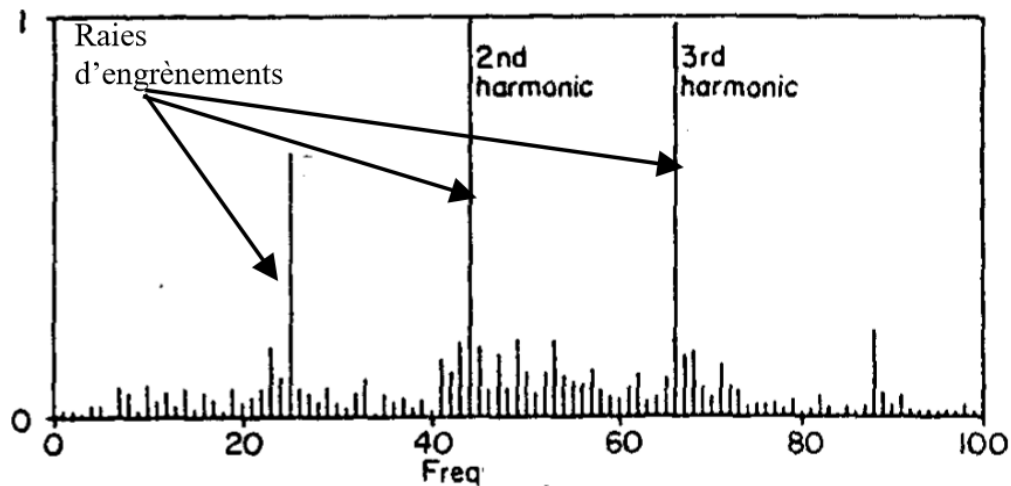
Dans l'article [15], McFadden P.D et Smith J.D dans leur étude en 1985, ont obtenu le spectre d'énergie après avoir calculé la transformée de Fourier sur le signal vibratoire moyenné de manière synchrone par rapport à la période de rotation de la roue à surveiller. L'acquisition du signal vibratoire a été sur un réducteur d'hélicoptère sain avec présence d'un défaut de fissure en pied de denture grandissant.

La figure II.3 représente les spectres correspondants au différents cas de fonctionnement du réducteur :

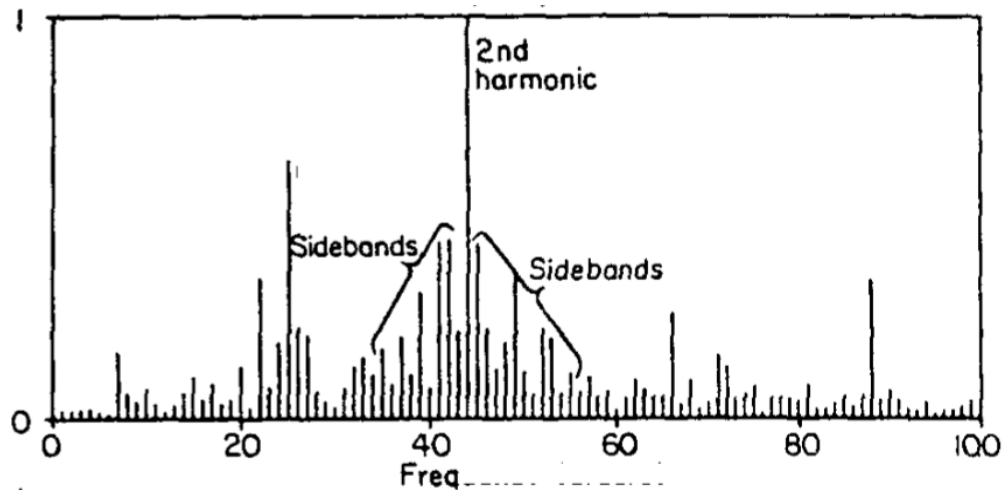
Spectre a : représente le cas sans défaut. On remarque des raies d'engrènement entourées par l'ensemble de raie latérales, périodique de période égale à la fréquence de rotation de l'élément analysé.

Spectre b : on note une augmentation des amplitudes des raies latérales ce qui indique la présence d'un petit défaut de fissure au niveau de pied de denture.

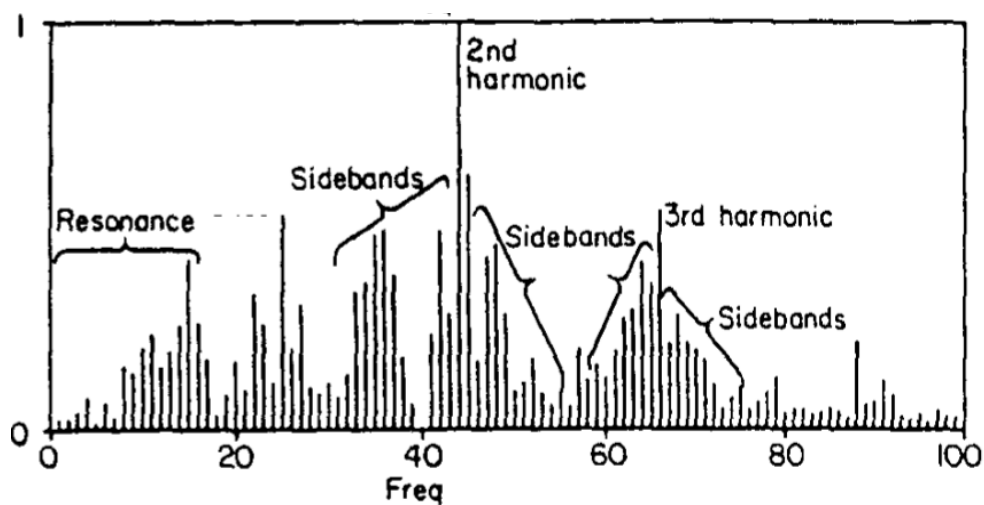
Spectre c : représente le cas avec défaut important. On note encore une augmentation des amplitudes des raies latérales, indiquant l'évolution de la fissure.



a. Cas sans défaut



b. Petit défaut de fissure



c. Défaut important de fissure

Figure II.3 spectres de Fourier correspondant au différent cas de fonctionnement [16]

II.2.1.3. Limites de la méthode spectrale

La méthode spectrale a des limites dans le cas de défauts de choc, qui sont généralement caractéristiques des défauts de roulements ou d'engrènement. Dans ce cas-là, il est difficile d'extraire les fréquences caractéristiques des défauts sur le spectre [6]. L'inconvénient de l'analyse spectrale classique est son caractère global. L'aspect temporel du signal disparaît. En effet, la transformée de Fourier suppose que les signaux sont stationnaires, elle ne fournit donc pas d'information sur l'évolution du spectre du signal en fonction du temps. De plus les signaux issus des machines tournantes sont typiquement non stationnaires [23]. Le diagnostic dans le domaine fréquentiel prend plus de temps que le domaine temporel afin de pouvoir analyser les bandes de fréquences d'intérêt et avoir des spectres moyennés. Le temps d'acquisition très long permet de différencier entre les fréquences relatives à la structure et sa résonance et les fréquences d'intérêt. Les fréquences sont le plus souvent noyées dans le bruit dans l'analyse spectrale ce qui rend difficile la visibilité des signatures des défauts de roulement si le niveau du bruit de la machine est élevé [7]. Pour pallier à ce problème, l'analyse d'enveloppe a été proposée.

II.2.2. Analyse d'enveloppe

C'est un outil de traitement du signal très performant pour le suivi vibratoire. Il est important de comprendre que la modulation d'amplitude des fréquences de défauts primaires peut s'apparaitre lors de l'analyse spectrale de vibrations des roulements et des engrenages. Cependant, parfois, ce phénomène peut être difficile à voir s'il y a de forts signaux périodiques présents en raison d'autres composants ou s'il y a un contenu de bruit élevé. Une méthode souvent utilisée pour identifier ces fréquences de défaut et leurs bandes latérales consiste à effectuer une analyse d'enveloppe [17].

Cette méthode est une technique qui utilise la résonance de structure haute fréquence (HFRT, High Frequency Résonance Technique) ça permet de détecter des chocs périodiques à fin d'extraire le défaut et traiter le signal temporel primaire par filtrage passe-bande centrée sur la région de résonance de structure en adoptant la transformée d'Hilbert. Cette dernière est utilisée pour calculer un signal complexe à partir du signal réel brut où la composante imaginaire est une copie déphasée du signal réel. Ce signal complexe peut ensuite être filtré passe-bas [17]. Cette méthode est intéressante pour réaliser un diagnostic à un stade précoce, car elle permet de s'affranchir des signaux parasites basse fréquence émis par d'autre défaut de la machine (balourd, désalignement, etc.), et de garder que les signaux émis par des défauts à haute fréquence. [18]

Les indicateurs de défauts et les harmoniques de cette fréquence sont calculés à partir de la transformée de Fourier de l'enveloppe. Cette technique est puissante pour la détection des défauts de roulement, car elle est basée sur la démodulation de la résonance haute fréquence associée aux impacts des éléments porteurs [7].

La transformée de Hilbert d'un signal $x(t)$ est définie comme la transformée dans laquelle l'angle de phase de toutes les composantes du signal est décalé de ± 90 . La transformée de

Hilbert de $x(t)$ est représentée par $\hat{x}(t)$ et elle est donnée par [7] :

$$\hat{X}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (\text{II.1})$$

Exemple d'application

La figure (II.4) montre une partie d'un peigne d'impulsions simulé qui a été modulé et son signal d'enveloppe. Les impulsions se répètent à une fréquence de 75 Hz et la fréquence de modulation est de 10 Hz. [17]

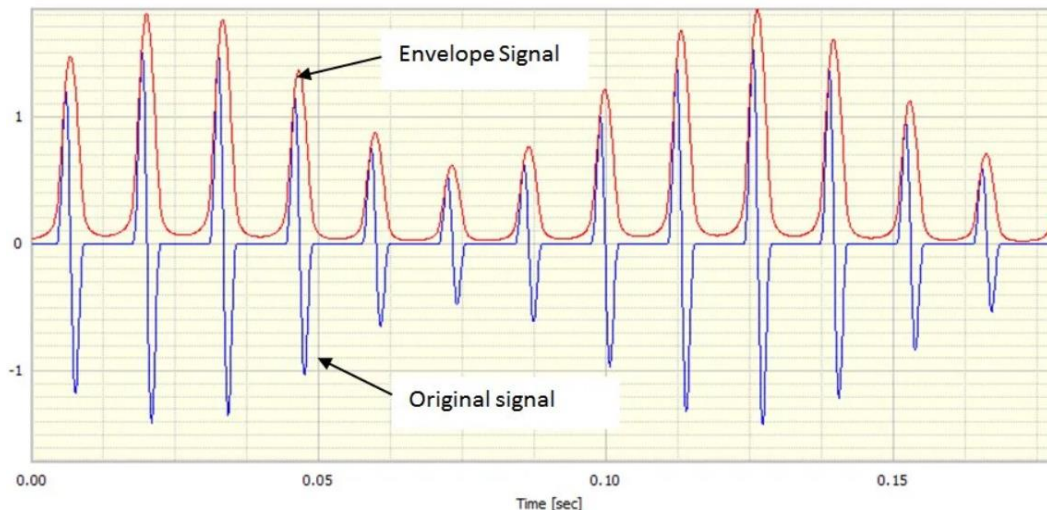


Figure II.4 Simulation d'un peigne d'impulsions modulé et son signal d'enveloppe [17]

Le spectre d'enveloppe est formé en effectuant une FFT de l'enveloppe du signal temporel. Ceci est souvent utilisé lorsque le signal vibratoire a un contenu de bruit élevé. [17]

Dans la figure (II.5) ci-dessous, nous voyons le spectre d'enveloppe de notre signal modulé qui montre clairement la composante de 10 Hz correspondant à la vitesse de rotation, puis la fréquence d'impact (75 Hz) et ses harmoniques avec les bandes latérales. Les bandes latérales sont positionnées à ± 10 Hz de chacune des harmoniques. [17]

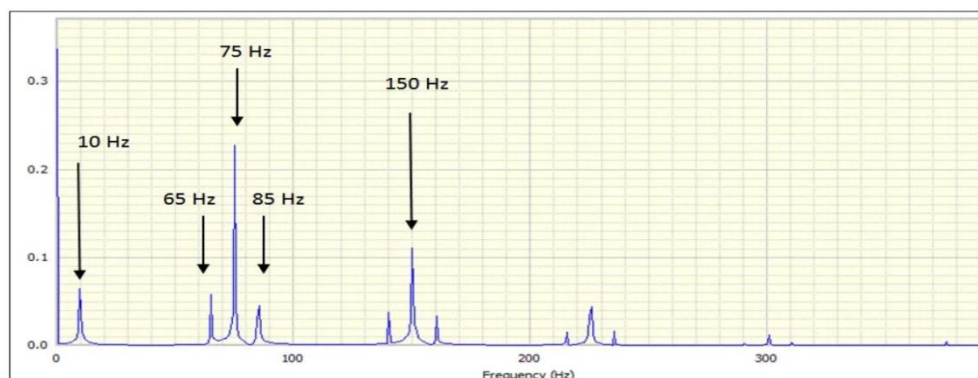


Figure II.5 Spectre d'enveloppe à partir du signal modulé [17]

Le signal d'enveloppe est rarement directement employé comme outil d'analyse, on utilise plutôt le spectre et le cepstre d'enveloppe. Ainsi, il devient alors possible d'extraire des informations basses fréquences difficiles à détecter sur une porteuse haute fréquence [19].

La technique présentée ici avec utilisation de la transformée d'Hilbert, est une des techniques de démodulation, la plus utilisée dans le cas des défauts de roulements [19].

En pratique, la méthode d'analyse l'enveloppe demande une série de traitements du signal temporel brut avant d'obtenir le résultat final (figure II.6) [19].

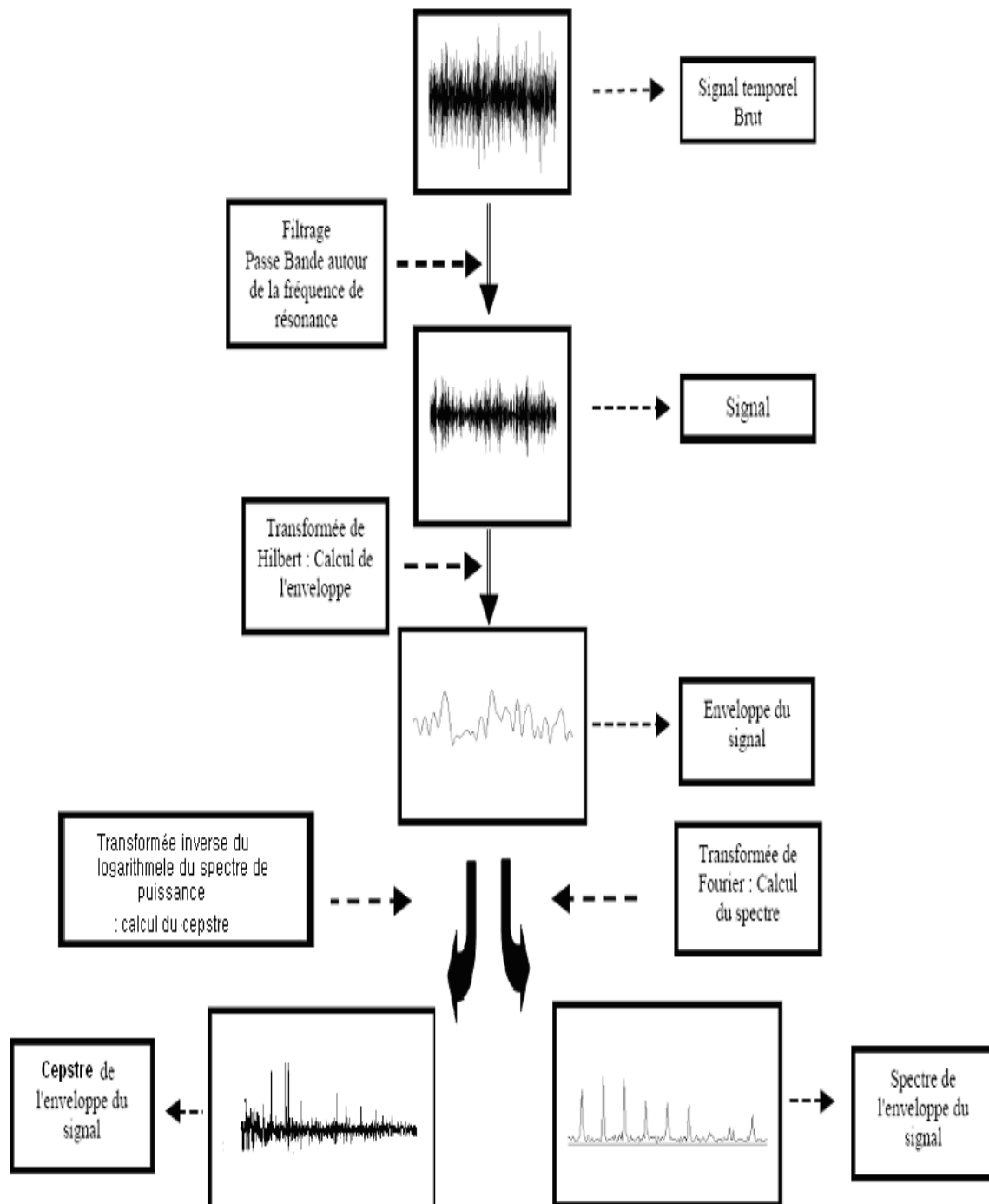


Figure II.6 Schéma de la méthode d'analyse d'enveloppe [19]

Une autre étude sur les roulements a été menée par McFadden et JD Smith [29]. Dans cette étude ils ont développé un modèle de vibration monomode pour expliquer l'apparition de divers lignes spectrales relatives aux emplacements différents dans le spectre d'enveloppe.

II.2.2.1. Limites de la méthode d'enveloppe

L'inconvénient majeur de cette technique est le choix de la fréquence de résonance autour de laquelle est effectué le filtrage. Le résultat risque de varier selon que le filtrage s'effectue autour de telle ou telle fréquence de résonance [6]. Elle est inefficace devant un bruit trop élevé [23].

II.2.3. L'analyse cepstrale [20]

Le cepstre « anagramme du mot spectre » est un opérateur mathématique qui permet d'identifier et de quantifier immédiatement toutes les composantes périodiques (peignes de raies ou familles de bandes latérales de modulation) contenues dans un spectre. Le cepstre d'un signal $s(t)$ est la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de sa transformée de Fourier directe :

$$S(\tau) = C(\tau) = TF^{-1} \log |TF[s(t)]|^2 \quad (II.1)$$

La variable τ du cepstre a la dimension d'un temps et est appelée "quéfrency" anagramme du mot "fréquence". Elle représente les périodes d'oscillation des réponses impulsionnelles et les périodes de répétition ou de modulation des forces d'excitation. Comme une vibration $s(t)$ peut être considérée comme le produit de convolution d'une force d'excitation $e(t)$ par la réponse impulsionnelle de la structure $h(t)$ au point de fixation du capteur c'est à dire :

$$S(t) = h(t) * e(t) \quad (II.2)$$

Alors le cepstre de ce signal $s(t)$ peut être trouvé égal à :

$$C[s(t)] = C[h(t)] + C[e(t)] \quad (II.3)$$

Donc, le cepstre d'un signal vibratoire peut être considéré comme la somme de deux fonctions :

- Une fonction représentant le cepstre de la réponse impulsionnelle de la structure sur laquelle est fixé le capteur.
- Une fonction représentant le cepstre des forces d'excitation. En effet, nous avons :

$$C[s(t)] = TF^{-1} \log [\log TF[h(t) * e(t)]] \quad (II.4)$$

En tenant compte des propriétés suivantes :

$$TF[h(t) * e(t)] = TF[h(t)] \cdot TF[e(t)] \quad (II.5)$$

$$\log [TF[h(t)] \cdot TF[e(t)]] = \log [TF[h(t)]] + \log [TF[e(t)]] \quad (II.6)$$

La relation (III.4) peut alors s'écrire :

$$C[s(t)] = TF^{-1}[\log TF[h(t) * e(t)]] = TF^{-1}[\log TF[h(t)]] + TF^{-1}[\log TF[e(t)]] \quad (II.7)$$

$$C[s(t)] = c[h(t)] + c[e(t)] \quad (II.8)$$

Un phénomène périodique dans le temps n'est représenté que par un seul pic sur un spectre (figure III.7. a1). De la même façon, un phénomène représenté par un spectre périodique ne donne qu'un seul pic sur un cepstre (figure III.7. a2)

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 traditionnelle mettraient difficilement en évidence. Le cepstre et ses dérivées représentent les amplitudes des composantes dont les quéfrences correspondent aux périodes de répétition des chocs induits par les défauts de la machine surveillée. Il est largement utilisé pour la détection de défauts d'engrenage et dans une moindre mesure pour les défauts de roulement..

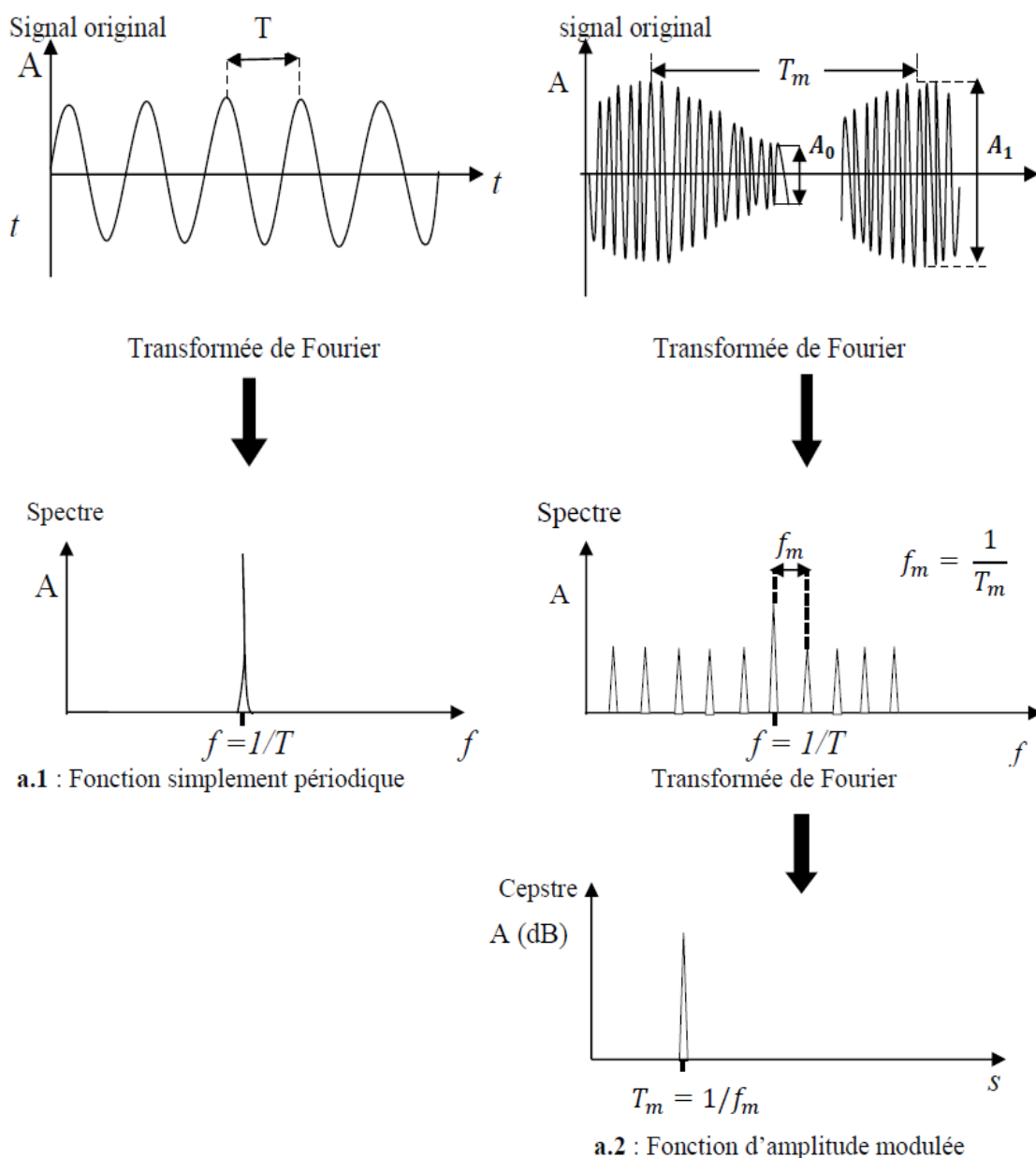


Figure II.7 Analyse cepstrale

Exemple d'application

En 1999, EL BADAoui [10] a étudié les possibilités offertes par le cepstre d'énergie pour le diagnostic vibratoire des réducteurs, il a proposé dans son étude un indicateur robuste d'avaries, indépendant de la position du capteur, de l'amplitude des signaux et de rapport signal à bruit. Lorsque les signaux sont acquis sous échantillonnage angulaire, le moyennage synchrone permet d'isoler chacun des engrenements d'un réducteur complexe. Cet indicateur a été défini pour un engrenage simple train et fournit un seul paramètre facilement interprétable : valeur nulle en l'absence de défaut et tendance vers + ou - 1, selon que la roue ou le pignon développe un défaut. Il ne doit pas être considéré comme un détecteur absolu, mais comme un révélateur : c'est un outil de surveillance qui doit être initialisé à zéro pendant une phase de fonctionnement sain du réducteur. Son utilisation sur des cas concrets de diagnostic a montré son efficacité, puisqu'il a permis par exemple, de déceler la présence d'un défaut le jour même de sa manifestation constatée par un expert.

En 2004, OLIVIER.C, PHILIPPE.R, FARRICE.B, et PATRICK.M [21], ont proposés une évaluation de l'analyse cepstrale dans le suivi vibratoire des machines tournantes afin de mettre en œuvre une maintenance prévisionnelle.

Ils ont présenté deux applications de l'analyse cepstrale en milieu industriel :

La première application concerne un diagnostic par comparaison de 4 multiplicateurs de vitesse de forte puissance dans une usine agroalimentaire. Ils ont testé l'efficacité du cepstre pour la détection de défauts sur des systèmes à engrenages tournant à grande vitesse.

La deuxième application présente une expertise réalisée sur un réducteur entraînant un broyeur dans une usine de fabrication d'engrais agricole. On teste l'efficacité du cepstre pour la détection de défauts sur des systèmes à engrenages tournant à très faible vitesse.

Les multiplicateurs entraînent des compresseurs centrifuges à roues (figure II.8).

Fonctionnant en continu 350 jours par an, destinés à faire de la re-compression de vapeur.

Chacun d'eux est composé d'un seul étage d'engrenages à denture hélicoïdale guidé par des paliers fluides. Ils sont entraînés par des moteurs de 860 KW à 3000 tr.min⁻¹ (50 Hz).

– Vitesse de rotation de l'arbre d'entrée du multiplicateur : 3000 tr.min⁻¹ (50 Hz)

– Vitesse de rotation de l'arbre de sortie : 11214 tr.min⁻¹ (187 Hz)

– Nombre de dents du pignon menant : 157 dents

– Nombre de dents du pignon mené : 42 dents

– Fréquence d'engrènement : 7850 Hz.

Résultats d'analyse cepstrale :

Le cepstre sur 2000Hz du multiplicateur n° 1 (figure II.8) présente un faible peigne de raies associé aux fréquences de 0.0053 s (187 Hz) et 0.02 s (50 Hz). Le cepstre de la figure (II.9) fait clairement apparaître sur le multiplicateur n° 2 un peigne de raies significatif associé à la fréquence de 0.02 s. ils ont obtenus la séparation de la partie intéressante du signal de la

partie correspondante à la réponse de la structure ainsi que la décroissance en $1/n$ décrite dans leur travail.

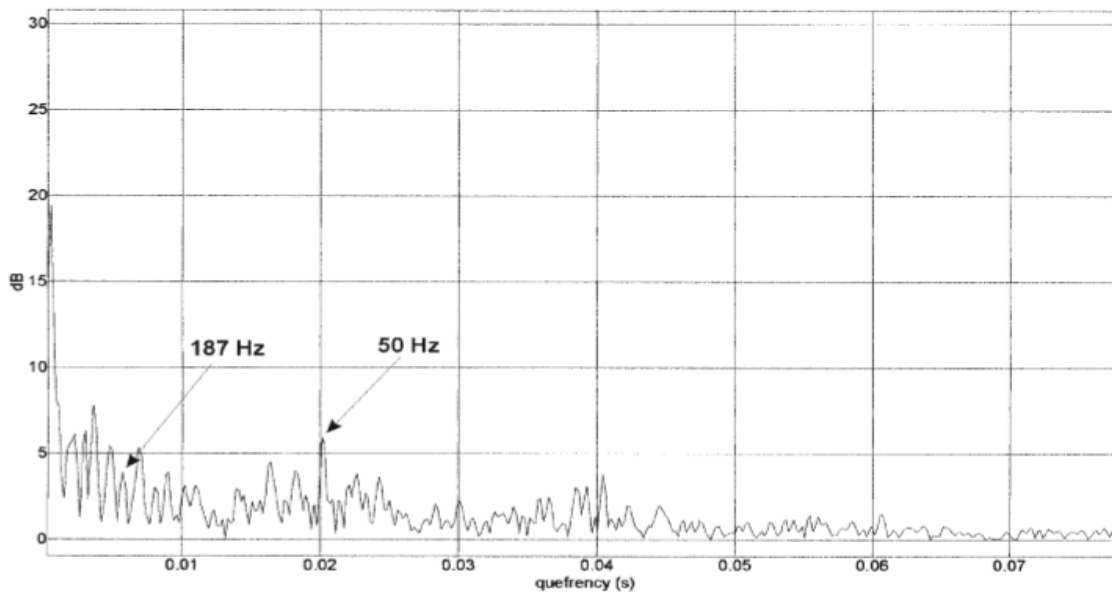


Figure II.8 Cepstre sur 2000 HZ - multiplicateur n°1 [21]

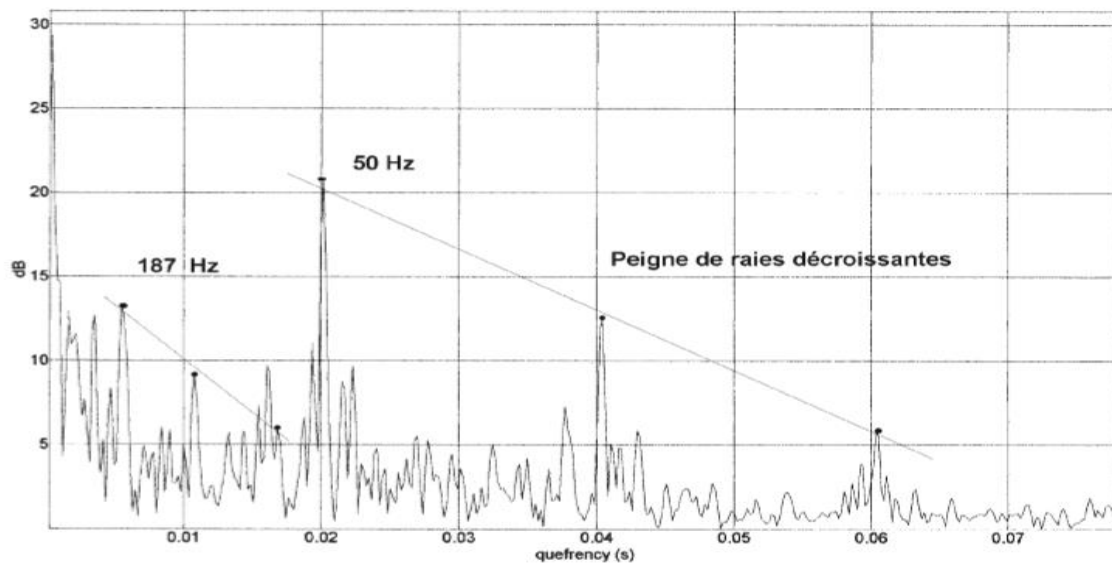


Figure II.9 Cepstre sur 2000 HZ - multiplicateur n°2 [21]

La comparaison des cepstres sur les quatre multiplicateurs, leur ont permis de construire le diagnostic sur le multiplicateur n°2. C'est un choc à la fréquence de 50 Hz caractéristique d'un défaut de type écaillage sur une dent du pignon menant du multiplicateur (figure II.10). Nous n'avons pas constaté de phénomène de rodage du défaut. Le réducteur a été arrêté et ouvert à la suite de ce diagnostic afin de vérifier l'état du pignon. Cette intervention a permis de confirmer l'écaillage de la dent du pignon menant et de prévoir une opération de maintenance.



Figure II.10 Photographie de la dent détériorer par écaillage [21]

Dans l'article [22] M. EL BADAoui, F. GUILLET, N. NEJJAR, P. MARTINI et J. DANIERE, en 1997 exposent leurs résultats concernant l'acquisition et le traitement de signal vibratoire issus d'accéléromètres placés sur des réducteurs à engrenages. Ils montrant que l'analyse cepstrale appliqué sur des signaux obtenus sous échantillonnage angulaire constituer un outil de diagnostic simple et efficace.

Ils ont calculé la contribution au cepstre de la modulation due à plusieurs périodes de rotation ; montrant que la somme des première pics cepstraux associés à chaque période est constante égale à 0.5.

Le 1^{er} réducteur est composé de deux train d'engrenages R_1 - R_2 et R_3 - R_4 (voir la figure II.10). Ce réducteur est entraîné par un moteur électrique triphasé asynchrone et est chargé par un frein à poudre.

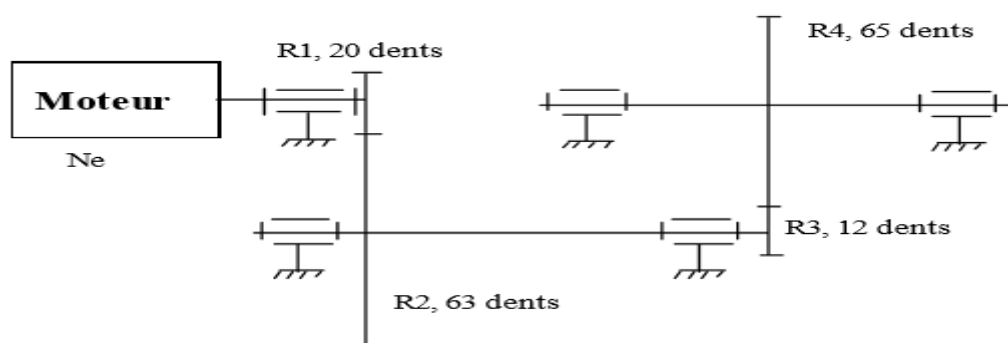


Figure II.11 Schéma cinématique du réducteur [22]

Après échantillonnage angulaire ; ils ont obtenu le cepstre d'énergie du signale vibratoire issu du motoréducteur (voir la figure II.12) ou les peignes associés aux périodicités des trois axes de rotation sont présents :

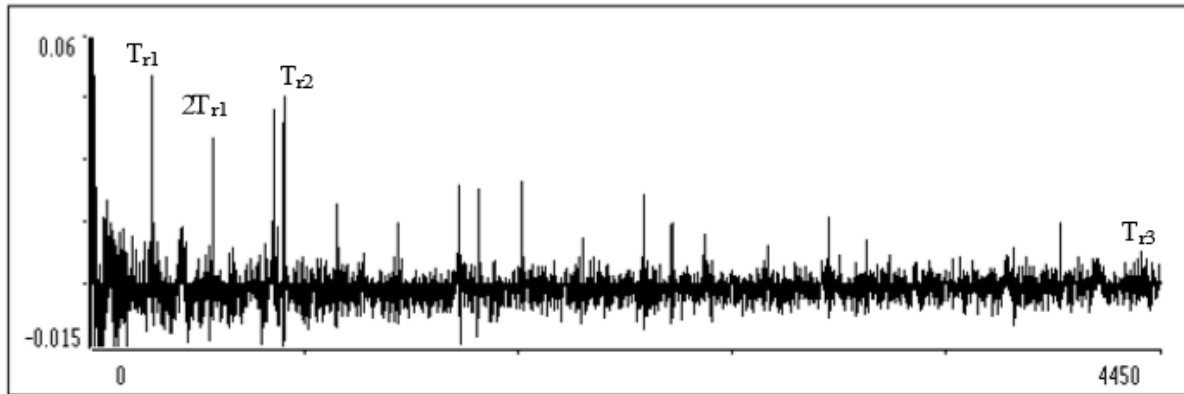


Figure II.12 Cepstre d'énergie des signaux vibratoires issus du motoréducteur en fonctionnement normal [22]

Tr_1 est la période de rotation de l'arbre moteur, Tr_2 est la période de rotation de l'arbre intermédiaire, Tr_3 est la période de rotation de l'arbre de sortie.

La somme des premiers pics Tr_1 , Tr_2 , Tr_3 est égale à 0.43

Après avoir réalisé un léger défaut de type choc sur l'arbre de sortie, ils ont calculés le cepstre d'énergie des signaux émis par le réducteur. Ils ont constaté l'augmentation de l'amplitude du pic Tr_3 qui caractérise la période de rotation de l'arbre de sortie au détriment des autres pics (voir la figure II.13).

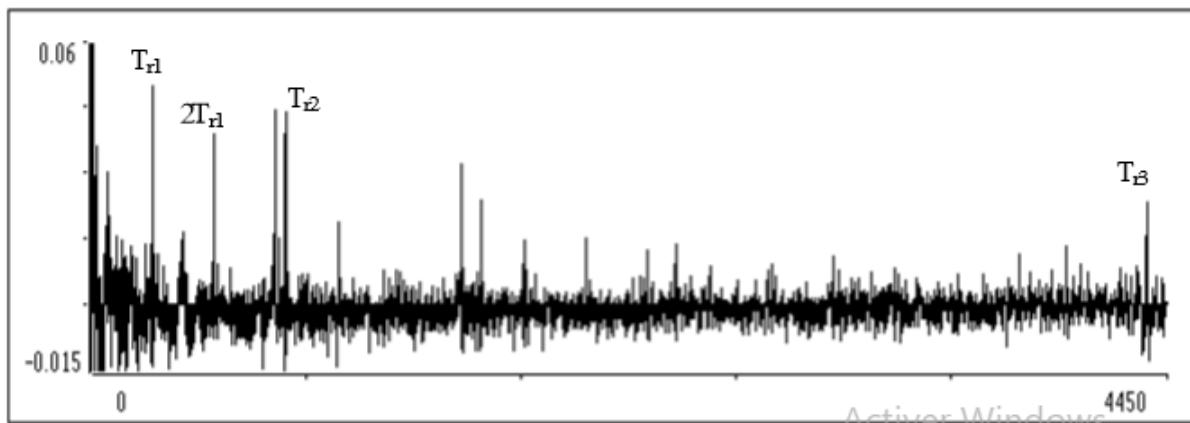


Figure II.13 Cepstre d'énergie avec défaut moyen [22]

La somme des premiers pics Tr_1 , Tr_2 , Tr_3 est égale à 0.52.

Ils ont augmenté l'intensité du défaut en sortie de l'arbre réducteur, et recalculé le cepstre d'énergie des signaux associés. Ils ont constaté que l'amplitude du pic Tr_3 augmente dans les mêmes proportions au détriment des autres (voir la figure II.14).

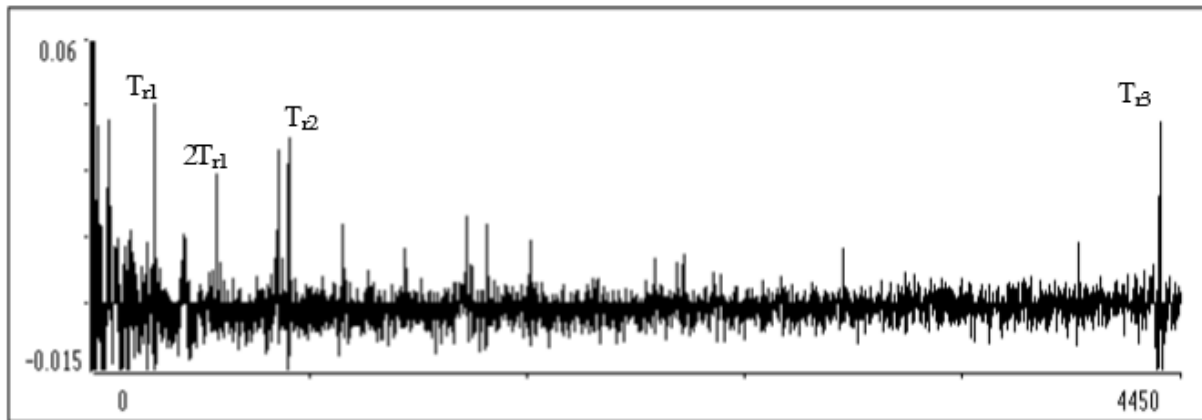
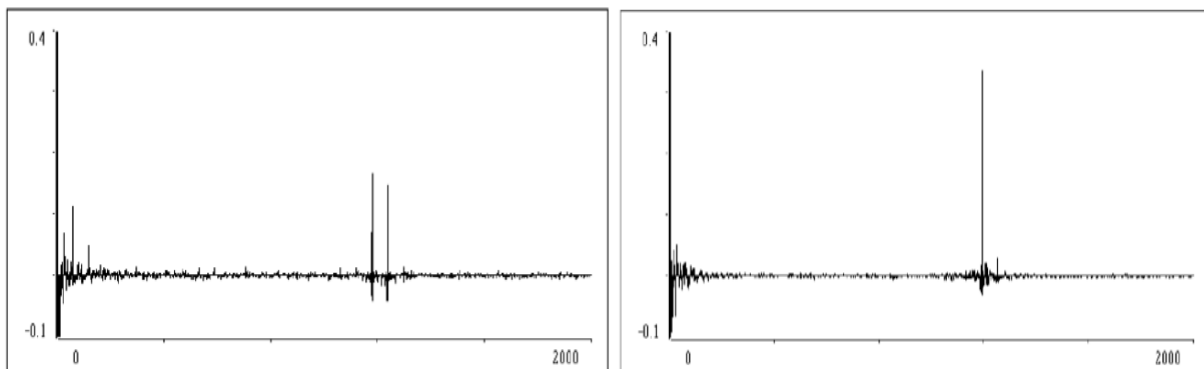


Figure II.14 Cepstre d'énergie avec défaut important [22]

La deuxième application de cette méthode a été faite à des signaux extraits d'une campagne de mesures réalisée sur un banc d'essai du CETIM fonctionnant 24h/24h pendant 12 jours.

Les cepstres dans la figure II.15 montrent l'évolution des premiers pics entre le 2^{ème} et le 12^{ème} jour.

Figure II.15 : Les deux premiers pics du cepstre d'énergie au 2^{ème} et 12^{ème} jour [22]

Au 12^{ème} ils ont noté un écaillage de la dent de la roue 1. Le pic correspondant a fortement augmenté au détriment de l'autre.

La figure II.16 montre l'évolution des premiers pics du cepstre d'énergie, donc une dégradation de la roue 1 qui accentue l'amplitude du pic cepstral dû à sa période de rotation.

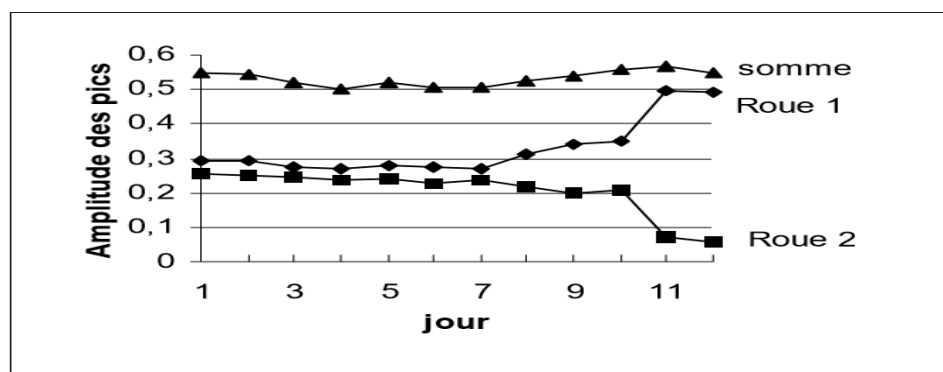


Figure II.16 Evolution des premiers pics du cepstre d'énergie [22]

Une diminution du pic cepstrale de la roue 2 et stabilité de la somme des premiers pics. En pratique la somme des premiers pics est comprise entre 0.43 et 0.52. Cette différence avec la théorie due peut-être au repliement des pics négatifs, et au fort niveau du bruit de fond du signal acquis.

II.2.3.1. Les limites de la méthode cepstrale

Cette méthode présente certains inconvénients ; le cepstre génère de nombreux grand pics indésirable proches du point zéro, ce qui rend la sortie difficile à interpréter. Aussi, la fréquence fondamentale de cette technique se trouve à droite de la courbe, qui est opposé à la méthode standard de trouver la fréquence fondamentale [24].

II.2.4. L'analyse temps fréquence

Le représentation temps-fréquence permet de caractérisée le signal simultanément dans les deux domaines temporel et fréquentiel en trois dimensions (amplitude, temps, fréquence) elle donne des résultats plus convaincants que les méthode fréquentielles et temporelles classique pour l'étude des signaux non stationnaires.

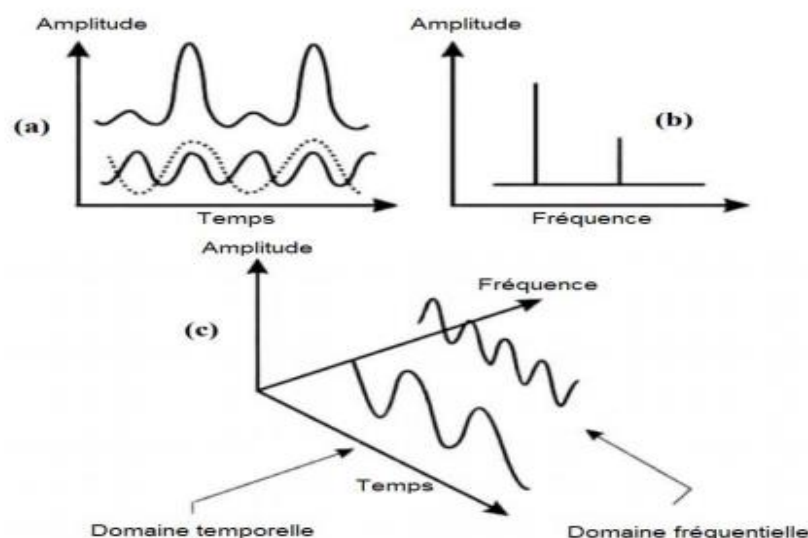


Figure II.17 La relation entre les domaines temps et fréquence. (a) domaine temporel, (b) domaine fréquentiel, (c) coordonnées tridimensionnelles représentant le temps, la fréquence et l'amplitude [7].

L'analyse temps fréquence est obtenue à partir de la transformée de Fourier à court terme (TFCT), et la transformée de Wigner-ville [7].

La transformée de Fourier à court terme (TFCT) est une technique qui divise le signal original supposé non stationnaire, en plusieurs segments qu'on assume stationnaire localement. Dans cette méthode la transformée de Fourier est appliquée sur le signal segmenté, et ainsi de suite sur les autres segments. [7]

La transformée de Fourier à fenêtre glissante (TFCT) est donnée par la formule suivante [25] :

$$\text{TFCT}(\tau, f) = \int_{\tau} x(t) \cdot w^*(t - \tau) \cdot e^{-2\pi j f t} dt \quad (\text{II.9})$$

Avec :

$x(t)$ est le signal à analyser

$w(t)$ est la fenêtre de longueur σw est centré en τ qui permet d'extraire une portion du signal (w^* Dénote le complexe conjugué de w)

La transformation de Wigner-Ville est une méthode d'analyse efficace grâce à sa bonne résolution en temps et en fréquence. La Wigner-Ville permet une représentation précise des évolutions spectrales associées à des changements rapides de la signature vibratoire des roulements [7]

La transformation de Wigner-Ville (TWV) s'écrit :

$$w_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (\text{II.10})$$

Le temps t et la fréquence f sont les deux variables de l'énergie finie de fonction, $w_x(t, f)$

Exemple d'application

Des applications de la transformée de Fourier à fenêtre glissante, et la distribution de Wigner-Ville en diagnostic des défauts mécaniques peuvent être consulté dans les articles [26] [27] et [28].

II.4.2.1. Les limites de l'analyse temps fréquence

La principale limite de la transformée de Fourier à court terme est que la taille de la fenêtre de réduction est fixe, et que le compromis entre le temps et la résolution de la fréquence peut être optimale pour une certaine fréquence, mais pas pour d'autres. Il existe cependant un inconvénient bien connu à l'utilisation de Wigner ville Distribution. Lorsqu'un signal comporte plusieurs composantes, la distribution de Wigner ville peut devenir difficile à interpréter. L'interférence entre les deux composantes rend parfois difficile l'interprétation des propriétés du signal provenant de la distribution de Wigner ville [7].

III. les méthodes de sélection des indicateurs

Lors d'un jeu de données contenant un très grand nombre de variables on cherche toujours à savoir lesquelles d'entre eux sont les plus pertinents. A cet égard on fait appel aux méthodes de sélection qui font aujourd'hui l'objet de nombreuses études.

La sélection des indicateurs constitue une étape très importante dans le traitement des données, étant donné qu'elle facilite la classification, la visualisation, permet une meilleure compréhension des phénomènes étudiés et donc une réduction du temps d'exécution.

Dans cette partie nous nous attachons à décrire les méthodes les plus couramment utilisées.

III.1. Sélection des indicateurs par l'analyse en composantes principales (ACP)

L'analyse en composantes principale est une méthode bien connue de réduction de dimension qui va permettre de transformer des variables très corrélées en nouvelles variables décorréliées les unes des autres. Il s'agit en fait de résumer l'information qui est contenue dans une base de données en un certain nombre de variables synthétique appelées : composantes principale.

L'idée est ensuite de pouvoir projeter ces données sur l'hyperplan le plus proche afin d'avoir une représentation simple de nos données, tout en conservant un maximum d'information [30].

Pour bien comprendre l'idée derrière l'analyse en composantes principales, un simple exemple [31] est illustré en ce qui suit.

On prend 12 individus pour lesquelles on connaît l'âge et le salaire et on les représente sur un graphique (II.18). Evidemment avec 2 variable c'est très simple mais on garde en tête l'objectif d'une ACP est de simplifier les informations avec bien plus de variables.

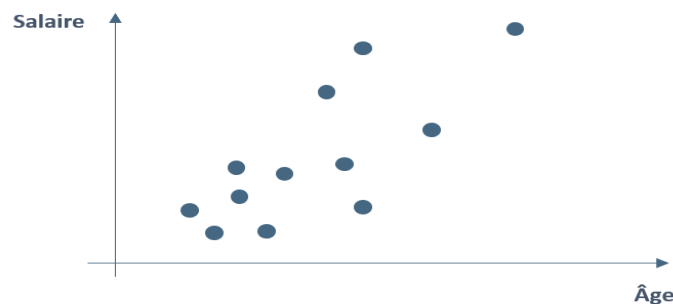


Figure II.18 Représentation graphique des 12 individus [31]

Au lieu d'utiliser le salaire et l'âge, l'ACP va chercher à construire de nouvelles variables (combinaison linéaires des variables initiales) qui permettent d'expliquer plus d'informations
1^{er} axe de l'ACP :

On cherche une première variable (figure II.19) qui permettra de résumer le plus possible le salaire et l'âge. C'est à dire un axe pour lequel la variance des projections des points sur cet axe est maximale. On part du centre de gravité du nuage de point et on cherche donc l'axe qui explique mieux les données. Ça donne :

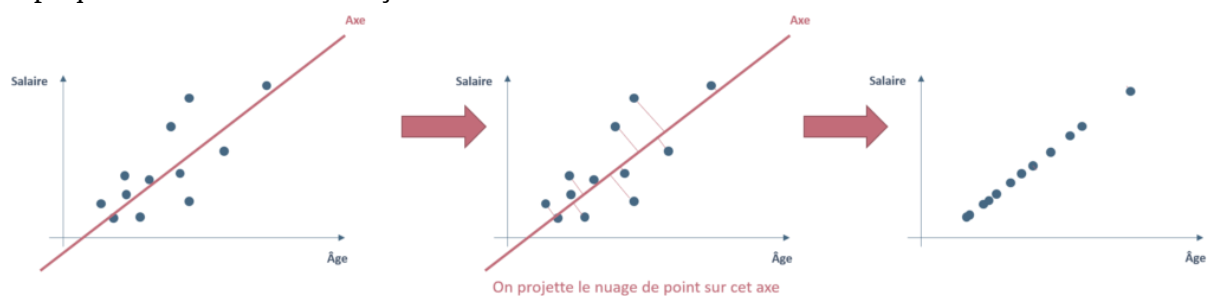


Figure II.19 Représentation du 1^{er} axe de l'ACP [31]

Avec le deuxième axe, on résume moins d'information. Notamment pour les premiers points, on voit qu'il est plus difficile de les différencier.

Puisque la variance des projections est plus élevée, le 1^{er} axe est celui qui serait retenu.

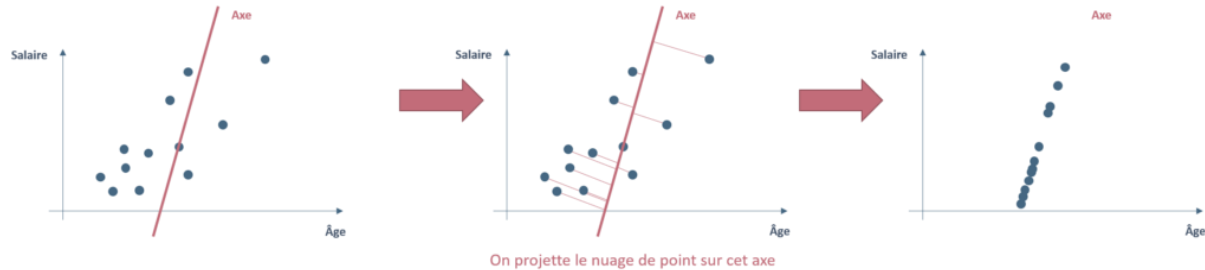


Figure II.20 Représentation du 2eme axe de l'ACP [31]

III.2. Sélection des indicateurs par le critère de Fisher (CF)

L'analyse de Fisher est une technique d'analyse factorielle discriminante, qui permet la projection de la base de données sur une surface informative de dimension réduite.

Contrairement à l'ACP (analyse en composante principale), il ne s'agit plus d'extraire les paramètres les plus représentatifs de la base de données, mais les paramètres les plus discriminants, vis-à-vis des classes représentées dans la base de données. Le problème est donc la détermination d'un sous ensemble d'axes discriminants (Kudo et al, 2000), (Dubuisson, 1990).

L'objectif est d'augmenter la séparabilité des classes. La détermination des axes discriminants est effectuée de manière à ce que la variation interclasses soit maximisée (dispersion des classes entre elles) au regard de la variation intra-classes (dispersion à l'intérieur d'une classe) (casimir, 2003) et (Casimir et al, 2006).

D'une manière générale, pour M classes et pour un paramètre α , le critère de Fisher $J(\alpha)$ s'écrit:

$$J(\alpha) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{M-1} \frac{(m_i(\alpha) - m_j(\alpha))^2}{N_i \sigma_i^2(\alpha) + N_j \sigma_j^2(\alpha)} \quad (\text{II.11})$$

Avec: α : un paramètre parmi l'ensemble globale des paramètres.

m_i : Centre de gravité de la classe w_i .

σ_i^2 : Variance de la classe w_i .

N_i : Nombre de vecteurs dans la classe w_i .

III.3. Sélection des indicateurs par la factorisation de matrice non négative (NMF)

La factorisation de matrice non négatives comme son nom l'indique, est un ensemble d'algorithmes qui permet de factoriser une matrice M en deux matrices (P et V) contenant des valeurs soit positives ou nulles, contrairement à l'ACP.

III.4. Sélection des indicateurs par analyse des composantes indépendantes (ACI)

C'est une méthode d'analyse qui est devenue populaire lors de son utilisation dans le domaine du traitement de signal pour la séparation de sources aveugles. L'objectif est d'exprimer un ensemble de n variable aléatoire $x_1; \dots x_n$ comme une combinaison linéaire de n variable aléatoire statiquement indépendants s_j [32].

IV. conclusion

Ce chapitre a été consacré à la représentation d'un état de l'art des différentes méthodes d'analyse vibratoire temporelle et fréquentielle, largement utilisées en maintenance industrielle.

Nous avons présenté une synthèse bibliographique de quelques exemples, d'une manière assez détaillée sur les applications des différentes méthodes présentées pour le diagnostic des machines tournantes. Les méthodes d'analyse temporelle alors, sont souvent simple à mettre en œuvre et donnent des résultats intéressants, mais les méthodes fréquentielles sont certainement prédominantes, puisqu'il est souvent possible d'établir un lien direct entre les événements mécaniques et leurs contenant spectrale. Dans l'autre partie nous avons présenté un bref aperçu sur les méthodes de sélection des indicateurs les plus célèbres, où nous avons adopté le critère de Fisher.

Le bon choix et la bonne utilisation des méthodes de traitement en analyse vibratoire, nécessite des connaissances a priori sur les signaux à traiter et le bon choix des paramètres pour la classification. Le suivant chapitre va traiter la démarche expérimentale approuvée dans la partie pratique de notre travail, suivie d'une description du banc d'essai étudié.

Chapitre III : Démarche expérimentale

I. Introduction

L'analyse vibratoire est l'un des moyens utilisé pour suivre la santé des machines tournantes en fonctionnement. Cela s'inscrit dans le cadre d'une politique de maintenance prévisionnelle de l'outil de production industrielle.

La recherche bibliographique traitée en deuxième chapitre, nous a permis de former une idée générale sur les différentes méthodes d'analyse vibratoire et leurs applications en matière de maintenance des machines tournantes.

Aux cours des dernières années, nous avons constaté que plusieurs applications des méthodes temporelles et fréquentielles ont été réalisées comme outil de classification des défauts en vue de diagnostic. Dans notre travail, nous avons adopté ces méthodes en diagnostic des défauts de roulement.

Ce chapitre est structuré en trois parties. Dans la première partie nous présentons le banc d'essais de roulements étudié et les signaux prélevés pour la réalisation de l'étude expérimentale. La deuxième partie contient les étapes de la mise en œuvre du processus du diagnostic par les méthodes temporelles et fréquentielles. La troisième partie est consacrée à l'implémentation de ces méthodes sous environnement MATLAB.

II. Banc d'essais de roulements étudié "bearing data center" [32]

Ce site Web "www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/welcome_overview.htm" ⁽¹⁾ ; permet d'accéder à la base de données des essais de roulements à billes, normaux ou défectueux. Cette base de données a été utilisée dans plusieurs études pour valider l'efficacité des nouveaux algorithmes de diagnostic des défauts de roulements (Gryllias et Antoniadis, 2012); (Harrouche et Felkaoui, 2014) ; (Zhang et al, 2013); (Shen et al, 2013) ; (Fedala, 2005) ; (Loparo, 2013)

Comme représenté sur la Figure (III.1) ci-dessous, le banc d'essai se compose principalement d'un moteur "2HP" ⁽²⁾ (à gauche de l'image), d'un accouplement transducer/encoder (centre), d'un dynamomètre (à droite de l'image) et des circuits de commande (non montrés).

⁽¹⁾: The Case Western Reserve University - Bearing Data Center. Cleveland, Ohio. USA

⁽²⁾ HP: horsepower, 1hp = 745, 69987 wat

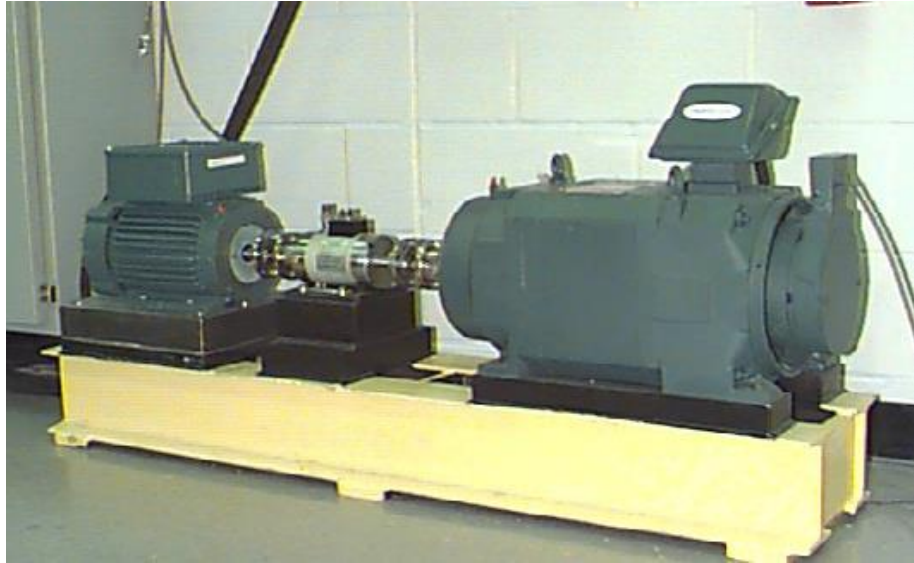


Figure III.1 Banc d'essai de roulements [33]

Les roulements testés soutiennent l'arbre du moteur des deux côtés (coté entraînement et coté ventilateur). De simples défauts sous forme de points ont été créés sur les roulements d'essai, en utilisant l'usinage électro-décharge.

Le Tableau (III.1) Représente les diamètres des défauts, leurs profondeurs et les marques de roulements utilisés

Position du roulement	Emplacement du défaut	Diamètre [inches] ¹	profondeur [inches]	Marque du roulement
(2) coté entraînement	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021	0.050	NTN
		0.028		
	bague extérieur	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021	0.050	NTN
		0.028		
	Bille	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021	0.150	NTN
		0.028		
coté ventilateur	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
		0.014		
		0.021		
	bague extérieur	0.007		
		0.014		
		0.021		
	Bille	0.007		
		0.014		
		0.021		

Tableau III.1 Caractéristiques des défauts de roulements [33]

Des roulements **SKF** ont été utilisés pour les défauts de diamètre 0.007, 0.014 et 0.021 [inches]. Et des roulements équivalents **NTN** ont été utilisés pour les défauts de diamètre 0.028 et 0.05 [inches].

[inches]⁽¹⁾= [pouces=25,4mm](#)

Les caractéristiques des roulements des deux côtés (accouplement et ventilateur), y compris les fréquences des défauts et la géométrie du roulement sont énumérées dans le tableau (III.2) ci-dessous :

Caractéristique du roulement coté accouplement:6205-2RS JEM SKF, roulement à Billes de cannelure profonde.

Taille: (inches)

Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de Bille	Diamètre primitif
0.9843	2.0472	0.5906	0.3126	1.537

Fréquences du défaut : (multiple de vitesse courante en Hz)

Bague Intérieur	Bague Externe	Cage	Élément Roulant
5.4152	3.5848	0.39828	4.7135

Caractéristique du roulement coté ventilateur:6203-2RS JEM SKF, roulement à billes de cannelure profonde.

Taille: (inches)

Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de bille	Diamètre primitif
0.6693	1.5748	0.4724	0.2656	1.122

Fréquences du défaut : (multiple de vitesse courante en Hz)

Bague Intérieur	Bague extérieur	Cage	Élément Roulant
4.9469	3.0530	0.3817	3.9874

Tableau III.2 Caractéristiques des roulements et leurs Fréquences des défauts [33]

Les signaux ont été enregistrés à l'aide des accéléromètres, qui ont été fixés à la cage du moteur par aimant. Ces capteurs ont été placés à la position 12 heures "vertical", des deux côtés "accouplement et ventilateur" de la cage du moteur.

Les défauts de la bague externe sont des défauts stationnaires, donc le placement du défaut relativement à la zone de charge du roulement à un impact direct sur la réponse vibratoire du système "moteur/roulement". Afin de mesurer cet effet, des essais ont été effectués des deux côtés "accouplement et ventilateur", avec des défauts de bague situés à 3 heures (directement dans la zone de charge), à 6 heures (orthogonale à la zone de charge), et à 12 heures.

Les données ont été enregistrées pour :

- Les roulements sans défauts.
- Les défauts seulement sur le côté accouplement (12.000 et 48.000 points/seconde)
- Les défauts seulement sur le côté ventilateur (12.000 points/seconde).

La vitesse [tr/min] et les puissances [HP] pour chaque essai ont été enregistrées manuellement en utilisant le couple transducer/encoder. Tous les fichiers de données sont au format (*.mat) Matlab. Chaque fichier contient trois données : signaux de vibration des deux côtés et la vitesse de rotation du moteur. Pour notre étude ; nous avons considéré seulement les signaux coté accouplement.

La Figure (III.2) représente les signaux temporels recueillis du côté de l'accouplement, pour différents diamètres de défauts, réalisés sur la bague intérieure, pour un couple moteur de 3HP. (HP : Horse Power)

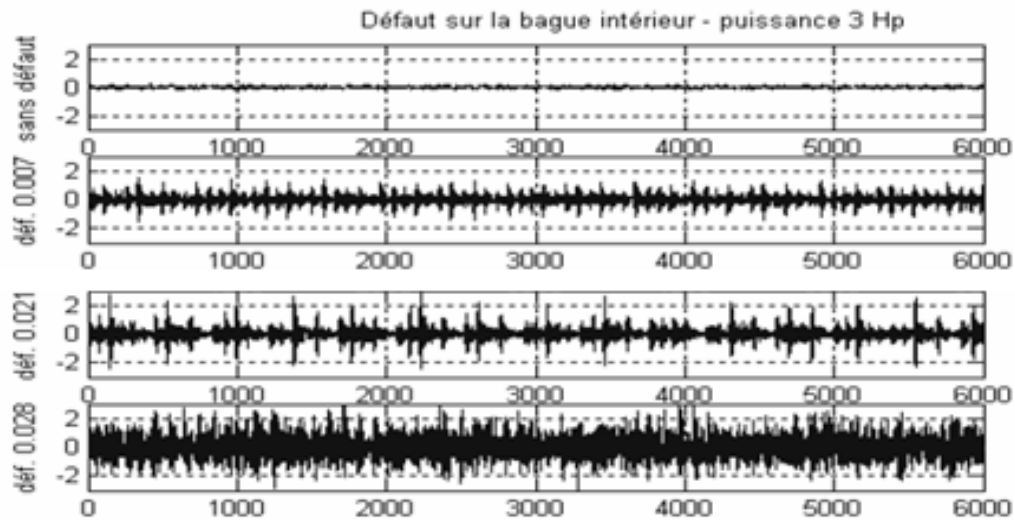


Figure III.2 Représentation des signaux temporels pour différents diamètres du défaut sur la bague intérieure.

III. Mise en œuvre de la méthode vibratoire à base du traitement statistique

En pratique, il existe un ensemble d'étapes principales dans la mise en œuvre de cette méthode avant d'obtenir le résultat (la décision concernant le défaut). Ces étapes sont décrites dans ce qui suit :

III.1. Filtrage passe bande autour d'une fréquence caractéristique de défaut

L'apparition d'un défaut de roulement met la machine dans un état ou un mode de fonctionnement anormal. Pour la détection de ce type de défaut, on filtre notre signal de manière à ne laisser passer que la partie intéressante où l'information se trouve. Cette étape consiste à utiliser un filtre passe bande centré autour des fréquences caractéristiques des défauts, qui permet d'atténuer les composantes indésirables.

III.2. Calcul des indicateurs statistiques temporels

Cette étape consiste à choisir une série d'indicateurs statistiques fiables, extraits de diverses mesures et analyse pour poster le diagnostic. Ces indicateurs nous renseignent si la machine présente un défaut ou non, après avoir calculé et comparé leurs valeurs.

III.3. Calcul des bandes spectrales

Dans cette étape il s'agit de calculer les indicateurs fréquentiels dans différentes bandes spectrales. Ces indicateurs sont dans notre cas la puissance de Welch (énergie du signal), dans le but de mélanger entre les indicateurs temporels et fréquentiels.

III.4. Calcul du spectre d'enveloppe : transformée d'Hilbert

Pour calculer le spectre d'enveloppe du signal, on passe à l'application de la transformée d'Hilbert, qui se résume à une démodulation du signal filtré pour isoler l'enveloppe du signal modulé en amplitude par le défaut.

IV. Déroulement du diagnostic des défauts

La méthodologie choisie pour le diagnostic des défauts d'une machine tournante est présentée dans ce qui suit :

IV. 1. Acquisition des signaux

Dans cette étape, on procède à un enregistrement des signaux vibratoires correspondant aux différents états de fonctionnement du dispositif étudié. Cette étape s'applique à l'aide d'une chaîne de mesure (capteur, conditionneur, convertisseur, système numérique de calcul...etc.).

IV.2. Prétraitement des données

Etant donné que, la qualité des données doit être vérifiée avant de les alimenter à l'algorithme de classification ou d'exploitation de données, l'étape de prétraitement s'applique du fait qu'elle comprend la modification, la transformation, ou l'isolation de toute sorte d'informations inutiles (bruit) dans la base de données brute.

Plus clairement, à chaque fois que les données sont collectées à partir de différentes sources au format brut, il est nécessaire de convertir le format brut en format propre et lisible (graphique par exemple) afin de faciliter l'interprétation.

IV.3. Traitement des données

Pendant cette étape, les données importées lors de l'étape précédente sont traitées pour pouvoir les interpréter par la suite. Elle consiste à l'extraction des paramètres statistiques et fréquentiels.

On procède aussi à une sélection des paramètres par des méthodes automatiques selon les types des défauts qu'on veut étudier. Pour notre cas on étudie des défauts de roulement.

IV.4. Construction du vecteur forme

L'étape précédente permet de former le vecteur de forme qui représente la base de données sous forme d'une matrice ($N \times M$), tel que N c'est le nombre d'observation et M c'est le nombre de paramètres pertinents sélectionnés.

IV.5. Sélection des paramètres selon leur pouvoir de séparation (critère de Fisher)

Cette opération consiste à faire une sélection automatique pour l'ensemble des paramètres calculés selon leurs pouvoirs de séparation entre les différentes classes de défauts, pour cette étape on a choisi la méthode de critère de Fischer pour effectuer cette tâche de sélection. Les

paramètres sont classés après la sélection du paramètre qui a le plus grand pouvoir vers le paramètre qui a le plus faible pouvoir.

V. Implémentation des méthodes de traitement temporelles et fréquentielles sous Matlab

V.1. Importation des signaux

On importe les quatre signaux issus de la bague intérieure du roulement. Les signaux s'affichent dans l'espace du travail.

Le script commence par la commande **clear all** et **clc** qui suppriment toutes les variables et tous les textes de l'espace de travail.

On utilise la commande **Load ('file name')** pour charger chacun des quatre signaux.

V.2. Décomposition des signaux

Le premier sous-programme (annexe 4.1) sous environnement Matlab a été conçu pour effectuer l'opération de la décomposition des quatre signaux en tranches. Il s'agit de la boucle **for ..end** qui permet d'exécuter un certain nombre de fois un même bloc d'instructions. En d'autre terme la boucle **for..end** créé exécute quatre fois la division des quatre signaux.

V.3. Visualisation des tranches

Une autre boucle **for .. end** a été exécuter pour visualiser les 28 tranches de chaque signal. La boucle **for .. end** fait apparaitre à chaque fois la figure de décomposition correspondant à chacun des quatre signaux.

V.4. Calcul des indicateurs temporels

Le sous-programme dans l'annexe 4.1, permet de centrer d'abord le signal. Filtrer ensuite avec un filtre passe bande, les bandes fréquentielles facilitent la recherche des défauts. Le filtrage électronique a été fait par les commandes **fir1** et **filter**. On aura 4 bandes fréquentielles pour chaque signal. Après filtrage, les cinq indicateurs temporels l'écart-type (ET), le facteur de crête, la valeur crête-crête (A_{cc}), le facteur dissymétrie (skewness (K_s)), et le facteur d'aplatissement (kurtosis (K_u)) ont été calculé pour chaque bande (1-1500) Hz, (1500-3000) Hz, (3000-4500) Hz, (4500-6000) Hz, plus la bande totale (1-6000) Hz.

V.5. Calcul des indicateurs fréquentiels

V.5.1. Calcul des bandes spectrales

Les indicateurs fréquentiels sont calculés sur le spectre d'enveloppe et cela dans la bande totale et en 5 bandes fréquentielles de largeur de 1000HZ : la bande totale [0-6000HZ], la bande 1 [0-1000HZ], la bande 2 [1000-2000HZ], la bande 3 [2000-3000HZ], la bande 4 [3000-4000HZ], et la bande 5 [4000-5000HZ].

Pour calculer le spectre d'enveloppe, un sous-programme a été conçu (annexe 4.1).

V.5.2. Calcul des paramètres fréquentiels

Le sous-programme (annexe 4.1) permet de calculer les indicateurs fréquentiels sont des énergies issues du spectre d'enveloppe des différentes tranches calculés dans la bande totale et en 5 bandes fréquentielles de largeur de 1000HZ. Les indicateurs fréquentiels sont : E_{BT} (énergie calculée dans la bande totale [0-6000HZ]), E_{B1} (énergie dans la bande 1 [0-1000HZ]), E_{B2} (énergie dans la bande 2 [1000-2000HZ]), E_{B3} (énergie dans la bande 3 [2000-3000HZ]), E_{B4} (énergie dans la bande 4 [3000-4000HZ]) et E_{B5} (énergie dans la bande 5 [4000-5000HZ]).

Le problème qui se pose maintenant après l'exécution du programme précédent (annexe 4.1), c'est que les indicateurs calculés ne sont pas tous valables pour le diagnostic c'est-à-dire ne donnent pas de bons résultats sur l'état réel du banc d'essai. Donc on fait recours à une méthode de sélection de paramètres pour classer ces derniers selon leurs pouvoirs de diagnostic.

V. Implémentation sous Matlab de la méthode de sélection par le critère de Fisher

Pour implémenter la méthode de sélection par le critère de Fisher un deuxième programme a été ainsi développé (annexe 4.2). Ce programme permet de sélectionner les différents indicateurs de la base de données selon leurs pouvoirs de séparation entre les différentes classes de la base de données, après exécution du programme, et comme résultat les indicateurs seront classés de l'indicateur qui a le plus grand pouvoir de séparation jusqu'au l'indicateur qui a le plus faible pouvoir.

VI. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la démarche expérimentale suivie pour le diagnostic des défauts mécaniques des machines tournantes, par la classification des différents signaux correspondant aux différents états de la machine. Nous avons présenté le banc d'essais de roulements ainsi que les signaux issus. L'exploitation de ces derniers est nécessaire pour la validité de l'analyse temporelle et fréquentielle suivie dans ce travail. Nous avons ensuite expliqué les étapes qui nous ont conduit à enregistrer les résultats expliqués et discutés dans le suivant chapitre.

Chapitre IV : résultats et discussion

I. Introduction

Le choix des signaux de roulement est basé sur l'expertise de l'utilisateur concernant le problème étudié sous environnement Matlab pour la sélection des indicateurs calculée les plus pertinents pour la classification en utilisant la méthode du critère de Fisher et le savoir-faire dans la technique proposée pour leur traitement. La variété et la diversité de ces paramètres et la difficulté dans leur choix, rendent l'élaboration de ces paramètres un peu difficile, c'est pour cette raison qu'il faut donner une attention particulière à cette étape.

Dans ce chapitre est discutée le choix des signaux et des paramètres pour la méthode de classification choisi sous environnement Matlab et leurs influences sur les résultats trouvés.

II. Diagnostic des défauts des roulements

Les signaux que nous avons choisis dans cette partie sont les signaux prélevés du banc d'essai data centre bearing (défauts de roulement), et qui est déjà présenté dans la section II de chapitre précédent. La méthode de traitement utilisée pour le diagnostic consiste d'abord à calculer les 11 paramètres temporels et fréquentiels que nous lui avons choisis, les signaux étudiés ont été enregistrés pour les défauts de la bague intérieure dans les conditions suivantes :

- L'arbre tourne à une vitesse de 1730 tr /min.
- La puissance du couple résistant est de 3HP.
- Trois défauts de diamètres 0.007, 0.021, et 0.028 inch, ont été créés sur la bague intérieure.

Les quatre signaux (états) étudiés sont prélevés du coté accouplement, un signal sans défaut, et les trois autres avec défaut (trois défauts de diamètre 0.007, 0.021, et 0.028 inch). Mais, un prétraitement des signaux est nécessaire avant de commencer le diagnostic des défauts. Nous décrivons ci-dessous les différentes étapes de prétraitement et traitement des données et la construction du système du diagnostic à base de l'analyse vibratoire (temporelle et fréquentielle).

II.1. Division des signaux

La base de données initiale disponible contient quatre signaux ; un signal sans défaut et les trois autres avec défauts., et pour avoir suffisamment de données, nous avons divisé chaque signal en K_t tranche de N_M points à condition que le nombre d'échantillons pour

chaque tranche soit suffisamment grand, afin de couvrir un nombre suffisant du plus grand cycle correspondant à la plus grande période (la plus petite vitesse de rotation).

Nous disposons des signaux de longueur de 120800 points. L'arbre tourne avec une vitesse de 1730 RMP.

$$fr_{arbre} = \frac{1730}{60} = 28.83hz$$

On a quatre fréquence caractéristiques correspondantes aux différents éléments du roulement (cage, bague extérieure et intérieure et les éléments roulants). La plus grande période correspond à la plus petite fréquence.

Dans notre cas la plus grande période est la période de la cage :

$$f_{cage} = 0.9382 \times 28.83 = 11.48hz$$

-la période :

$$T_{cage} = \frac{1}{f_{cage}}$$

-la fréquence d'échantillonnage :

$$f_e = 12khz = 12000hz$$

-la période d'échantillonnage :

$$\Delta t = \frac{1}{f_e}$$

-le nombre de points par période :

$$N_p = \frac{T_{cage}}{\Delta t} = \frac{f_e}{f_{cage}} = \frac{12000}{11.48} = 1045.29pts \cong 1046pts.$$

Si nous prenons un coefficient de 5. La longueur nécessaire pour chaque tranche sera :

$$N_T = N_p \times 5 = 5230pts.$$

Où : 5 : coefficient utilisé pour multiplier le nombre de points constituant la plus grande période (parmi les périodes des différents éléments du roulement), et cela pour que le nombre d'échantillons pour chaque tranche soit suffisamment grand.

Si on prend pour N_M une valeur de 2^n supérieur à N_T :

$$N_M = 2^{13} = 8192 \text{ échantillons.}$$

Alors le nombre de tranches dans le cas d'un recouvrement de 50%, soit $s_1 = \frac{N_M}{2}$

Alors :

$$K_t = \frac{N_S - S_1}{N_M - S_1} = \frac{120800 - 4096}{4096} \cong 28 \text{tranches}.$$

Donc, nous avons obtenu 112 signaux ; 28 tranches pour chaque classe.

La Figure IV.1 présente le découpage d'un signal en tranches ou sections.

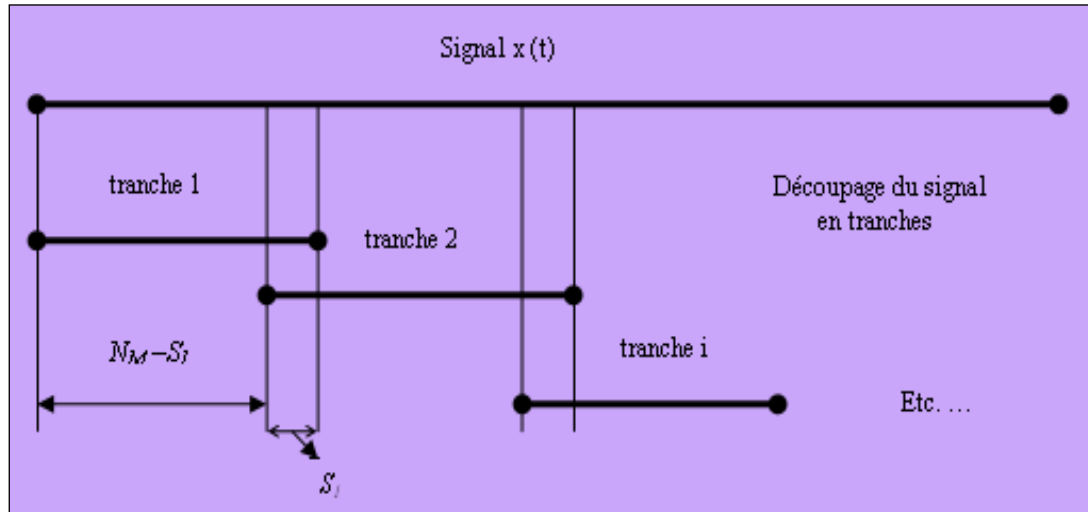


Figure IV.1 Présente le découpage d'un signal en tranches ou sections.

II.2. Prétraitements et calcul des indicateurs

Un prétraitement des signaux est nécessaire pour éliminer toute sorte d'information inutile, et faciliter la tâche d'extraction des indicateurs de surveillances les plus pertinents.

Nous avons choisi initialement de calculer les indicateurs (temporels et fréquentiels) suivants : l'écart-type (ET), le facteur de crête (F_c), la valeur crête-crête (A_{cc}), le facteur dissymétrie (skewness (K_s)) et le facteur d'aplatissement (kurtosis (K_u)), ainsi que les énergies issues du spectre d'enveloppe. Ces indicateurs peuvent être des bons indicateurs de surveillance dans le cas des roulements.

Après une analyse préliminaire nous avons choisi de calculer ces indicateurs comme suit :

II.2.1. Indicateurs temporels :

Les indicateurs temporels cités précédemment sont calculés dans 5 bandes fréquentielles issues de la bande d'analyse '6KHZ', 4 sous bandes adjacentes de largeur 1500HZ, plus la bande totale. Les indicateurs considérés sont les moyennes des indicateurs calculés dans les cinq bandes. Les bandes de calcul sont alors : [0-1500HZ], [1500-3000HZ], [3000-4500HZ], [4500-6000HZ] et [0-6000HZ]. Le signal de chaque tranche a donc été centré puis filtré par des filtres de type passe-bande.

II.2.2. Indicateurs fréquentiels

Les indicateurs fréquentiels sont des énergies issues du spectre d'enveloppe des différentes tranches calculés dans la bande totale et en 5 bandes fréquentielles de largeur de 1000HZ. Les indicateurs fréquentiels sont : E_{BT} (énergie calculée dans la bande totale [0-6000HZ]), E_{B1} (énergie dans la bande 1 [0-1000HZ]), E_{B2} (énergie dans la bande 2 [1000-2000HZ]), E_{B3} (énergie dans la bande 3 [2000-3000HZ]), E_{B4} (énergie dans la bande 4 [3000-4000HZ]) et E_{B5} (énergie dans la bande 5 [4000-5000HZ]).

Remarques :

- ✓ A la fin de cette phase de préparation des observations, on peut visualiser la division des 4 signaux en 28 tranches. L'exécution d'un sous-programme, sous environnement Matlab (voir [annexe \(IV.1\)](#)) conçu pour cet objectif, nous donne la division en tranches des 4 signaux. Les Figures IV.2 et IV.3 présentent respectivement la division du signal (sans défaut), et du signal avec défaut de diamètre de (0.028) inch.
- ✓ On remarque sur les deux Figures qui suivent une distinction claire entre les comportements vibratoires des tranches du signal (sans défaut) et les tranches du signal avec défaut (0,028inch). Cette distinction est due au défaut créé sur la bague intérieure du roulement (0,028inch), Ce défaut entraîne une augmentation sur les deux niveaux vibratoire et énergétique pour les vibrations associées à ce dernier.

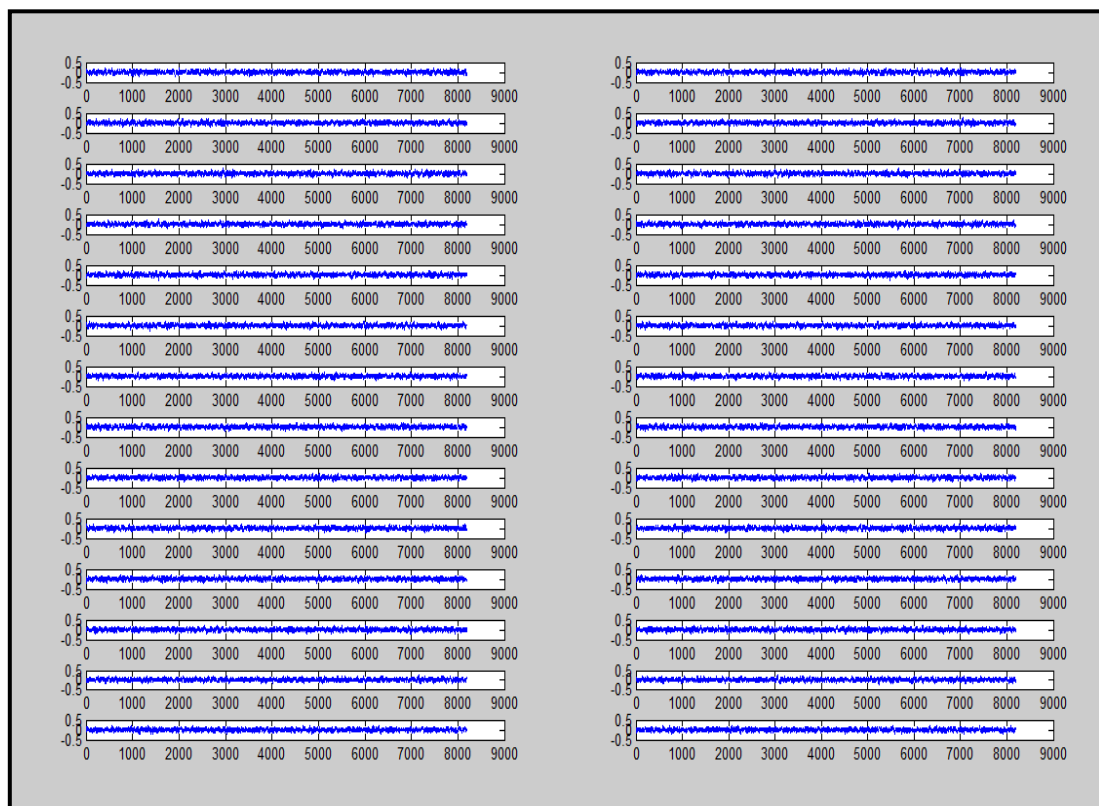


Figure IV.2 Division en tranches du signal sans défaut.

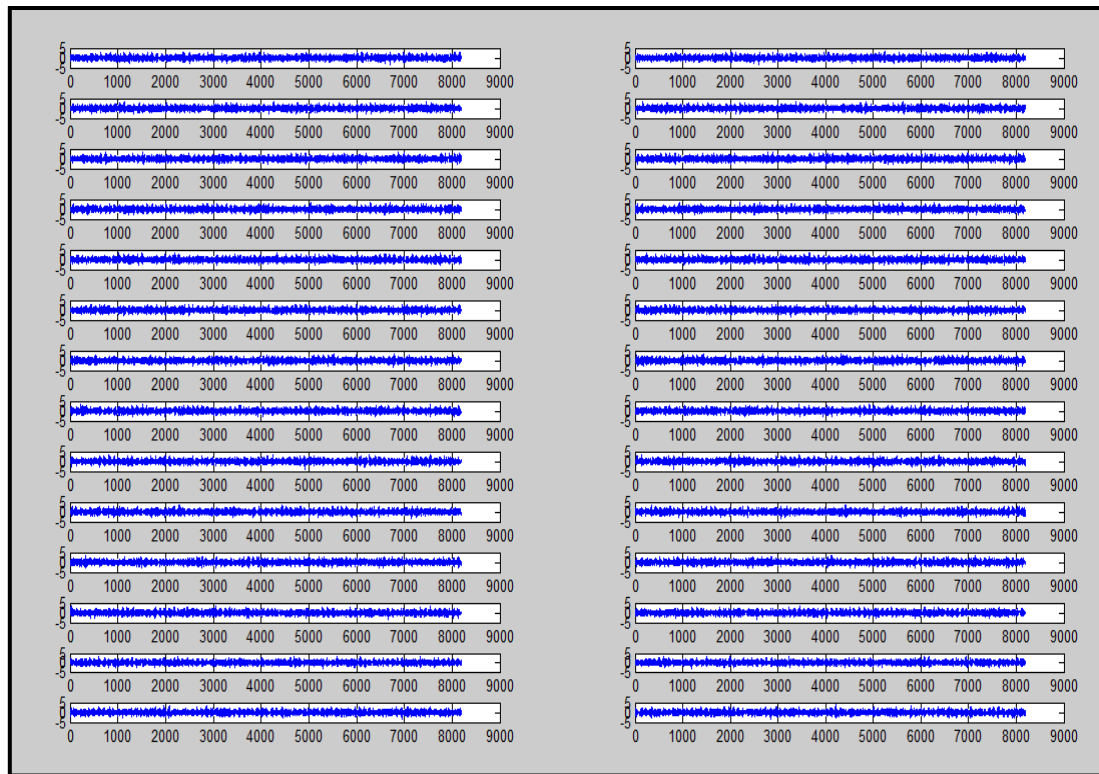
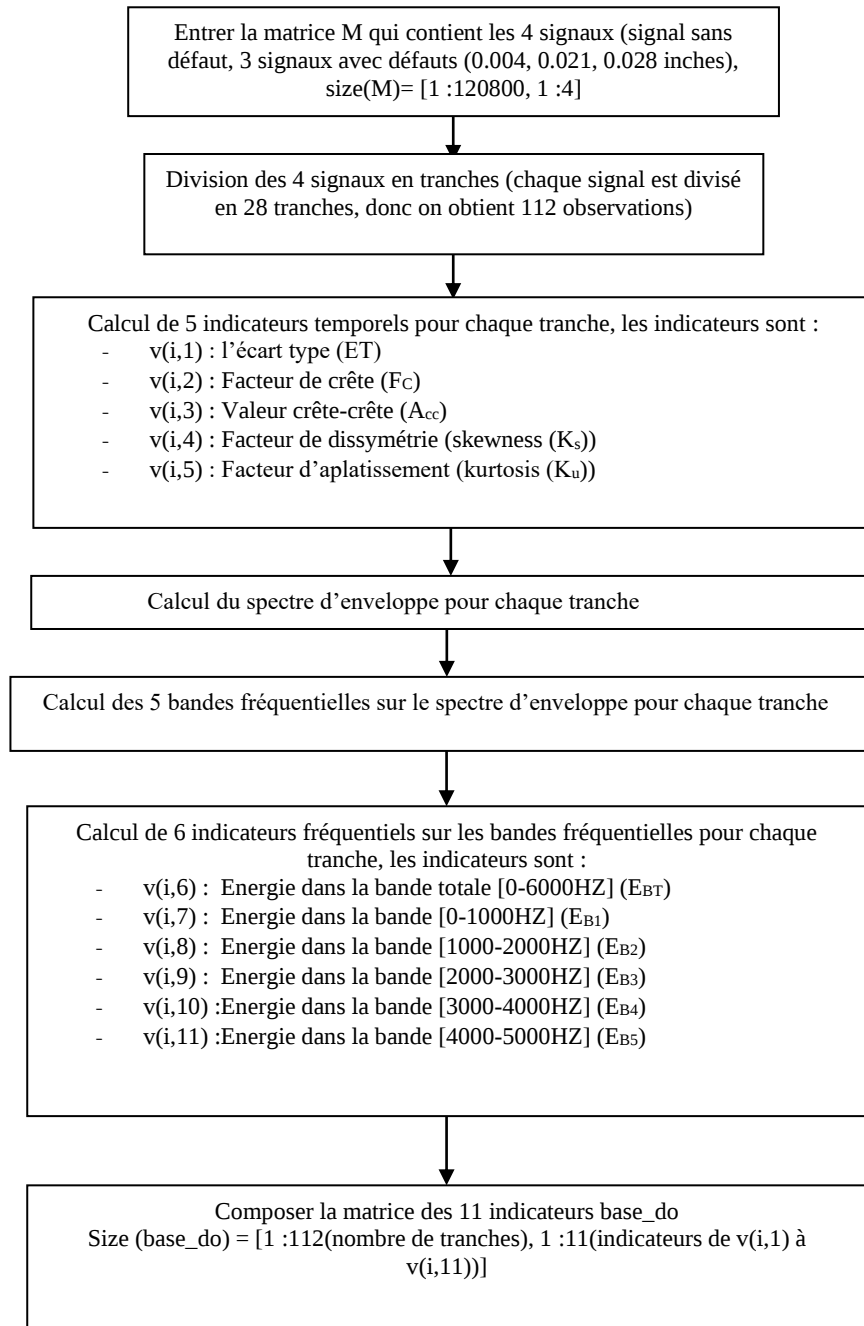


Figure IV.3 Division en tranches du signal avec défaut de 0.028 inch.

- ✓ Pour le calcul des indicateurs temporels et fréquentiels (voir Organigramme IV.1), un programme sous environnement Matlab est conçu pour cet objectif (voir [annexe \(IV.2\)](#)).



Organigramme IV.1 Calcul des 11 indicateurs temporels et fréquentiels

- ✓ Les Tableaux IV.1 et IV.2 montrent respectivement la matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches du signal sans défaut et signal avec défaut (diamètre (0.007inch)), les indicateurs de 1 à11 sont respectivement : ET, F_C, A_{cc}, K_s, K_u, E_{BT}, E_{B1}, E_{B2}, E_{B3}, E_{B4}, E_{B5}.

Tableau IV.1 – Matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches du signal (sans défaut).

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.030957	3.2566	0.19069	-0.01665	2.8269	-1.3323e+005	-8541.3	-8764.7	-9032.4	-9308	-10767
2	0.031044	3.5109	0.2037	0.00035599	2.7847	-1.3302e+005	-8508.5	-8671.6	-9007.8	-9297.5	-10778
3	0.031006	3.8276	0.20338	0.0046177	2.8565	-1.3263e+005	-8527	-8627.6	-9000.6	-9305.5	-10785
4	0.030798	3.7729	0.21194	-0.025439	2.9176	-1.33e+005	-8516.7	-8613.8	-8994.3	-9325.2	-10744
5	0.031367	3.8035	0.2132	-0.048633	3.0986	-1.323e+005	-8458.4	-8600	-8934	-9311.2	-10725
6	0.031065	4.2071	0.219	-0.028562	3.2119	-1.3257e+005	-8494.8	-8642.2	-8994.1	-9348.7	-10749
7	0.030597	3.837	0.2054	-0.0035019	2.8706	-1.3327e+005	-8575.8	-8690.8	-9022.7	-9355.9	-10775
8	0.031342	3.5703	0.2306	-0.014419	2.8901	-1.3257e+005	-8471.1	-8600.9	-8998.5	-9320	-10803
9	0.031722	3.6375	0.23167	-0.011709	3.0041	-1.324e+005	-8387.4	-8570	-8972	-9310	-10793
10	0.031145	4.1436	0.21308	-0.035041	3.0593	-1.329e+005	-8458.1	-8689.5	-8982.9	-9343.3	-10774
11	0.031168	3.7193	0.2112	-0.045249	2.9514	-1.3338e+005	-8489.6	-8667.7	-8976.1	-9320.4	-10796
12	0.03057	3.4267	0.20528	-0.028437	2.8852	-1.3317e+005	-8495.1	-8648.5	-8986.8	-9311.5	-10785
13	0.030119	3.3094	0.20316	-0.024947	2.8535	-1.3361e+005	-8586.7	-8743.8	-9063.8	-9351.9	-10841
14	0.031153	3.5077	0.19621	-0.016166	2.8711	-1.3316e+005	-8520.7	-8671.7	-8991	-9303.3	-10793
15	0.031349	3.5513	0.20794	0.00025797	2.8934	-1.3293e+005	-8539	-8657.9	-8977.5	-9330.7	-10726
16	0.031043	3.5381	0.20678	-0.0089068	2.8831	-1.3295e+005	-8568	-8661.8	-8993.7	-9348.3	-10764
17	0.0311	3.4771	0.19916	-0.016952	2.8268	-1.3333e+005	-8630.1	-8633.9	-9027.6	-9328.8	-10758
18	0.030964	3.5872	0.20573	-0.0084451	2.8169	-1.3315e+005	-8541.9	-8650.4	-8994.5	-9321.1	-10784
19	0.030642	3.4983	0.2033	-0.01228	2.8225	-1.3274e+005	-8553.4	-8738	-8998.8	-9294.8	-10801
20	0.031158	3.4325	0.20775	-0.010471	2.8361	-1.3319e+005	-8470.5	-8689.3	-8948.5	-9329.8	-10788
21	0.031499	4.9532	0.21575	-0.00028631	3.3266	-1.3258e+005	-8483.5	-8625.9	-8976.5	-9313.2	-10777
22	0.030855	3.8135	0.21309	-0.029545	2.9604	-1.3313e+005	-8538.8	-8656.1	-9008.9	-9382.4	-10777
23	0.031034	3.4383	0.19394	-0.036363	2.7992	-1.3251e+005	-8509.8	-8729.8	-8965.7	-9378.1	-10756
24	0.031144	3.4994	0.19991	-0.03063	2.8696	-1.3295e+005	-8488.2	-8656.6	-9001.2	-9363.6	-10829
25	0.031118	3.9521	0.20805	-0.012897	2.9889	-1.3321e+005	-8493.8	-8635.4	-8942.6	-9318.7	-10817
26	0.031505	4.8908	0.21904	-0.0049052	3.3431	-1.3289e+005	-8437.8	-8580.7	-8919.8	-9262	-10735
27	0.031138	4.6204	0.21405	-0.025611	3.3488	-1.3252e+005	-8486.7	-8619.6	-8946.6	-9355.5	-10754
28	0.030622	6.2096	0.21353	0.0045282	4.784	-1.324e+005	-8599.1	-8690.7	-9012.9	-9345.4	-10764

Tableau IV.2 – matrice des 11 indicateurs pour les 28 tranches du signal du roulement Avec défaut (diamètre (0.007inch)).

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1	0.16645	4.5867	1.5349	-0.0092705	4.519	-93687	-5153.1	-5746.8	-5750.4	-6353.4	-5825.2
2	0.16251	4.5268	1.4311	-0.0080025	4.5388	-92397	-5287.7	-5924.3	-5852.3	-6479.5	-5993.3
3	0.16114	4.4029	1.3838	-0.0097401	4.5837	-93715	-5315.8	-6007.5	-5846.1	-6463.7	-6029.1
4	0.1614	4.8301	1.405	-0.0080057	4.795	-93433	-5274.1	-5916.3	-5874.8	-6470.4	-6014.6
5	0.16201	4.3806	1.4026	-0.0019278	4.5768	-91932	-5244.8	-5838.1	-5854.7	-6439.4	-5965.2
6	0.16392	4.4167	1.4373	-0.0021543	4.5348	-94095	-5213.8	-5789.4	-5742.5	-6366.7	-5904.9
7	0.16665	4.3239	1.4371	-0.0054967	4.4883	-90757	-5187.3	-5790	-5704.2	-6306.1	-5820.6
8	0.16675	4.3222	1.4589	-0.0067694	4.475	-91285	-5170.1	-5746.1	-5696.4	-6334.3	-5791.2
9	0.16663	4.3783	1.4659	0.0003266	4.4961	-92580	-5183.1	-5765.9	-5680	-6346.8	-5845.8
10	0.16563	4.3621	1.4321	-0.0057054	4.4774	-92715	-5250.8	-5849.6	-5731	-6349.3	-5882.5
11	0.16366	4.4137	1.4353	-0.0095217	4.5129	-92733	-5263.2	-5840.9	-5778.1	-6365.8	-5902.1
12	0.1641	4.519	1.4495	-0.0092049	4.5735	-93448	-5235.9	-5825.1	-5778.4	-6414.4	-5941.7
13	0.16433	4.6574	1.4523	-0.01028	4.6687	-91865	-5250.6	-5887.1	-5779.5	-6406.4	-5960.8
14	0.16557	4.64	1.4825	-0.000956	4.6711	-92173	-5168	-5857.5	-5782.7	-6359.3	-5906.2
15	0.16721	4.5186	1.4717	-0.0049412	4.617	-90232	-5103.8	-5797.3	-5697	-6346	-5840.6
16	0.1661	4.566	1.4695	-0.0065709	4.6532	-90970	-5090.3	-5817.6	-5723.5	-6319.7	-5878.2
17	0.16393	4.5999	1.4529	0.0048165	4.6731	-92126	-5177.3	-5896.1	-5880.3	-6401.1	-6001.2
18	0.16336	4.5403	1.4317	0.0058761	4.666	-91483	-5228.3	-5814.7	-5888	-6430.6	-5998.9
19	0.16448	4.5922	1.4741	0.0057128	4.6065	-90553	-5185.3	-5807.7	-5735.8	-6367.1	-5932.7
20	0.1659	4.4845	1.447	0.0026887	4.6588	-91855	-5136.9	-5780.1	-5741	-6353.3	-5907.4
21	0.16747	5.2683	1.4867	-0.004002	4.962	-92079	-5114.6	-5718.4	-5715.7	-6304.7	-5864.1
22	0.17026	4.4653	1.5609	-0.0071344	4.6521	-90790	-5052.7	-5653.4	-5631.7	-6281.7	-5814.3
23	0.17001	4.3757	1.5515	-0.013806	4.7079	-91319	-4969.5	-5645.8	-5691.3	-6310.8	-5792
24	0.1656	4.4906	1.5025	-0.0090402	4.6717	-93496	-5117.4	-5799	-5804.9	-6411.9	-5910.5
25	0.16366	4.3626	1.428	-0.0031413	4.6019	-93512	-5239.9	-5893.3	-5842.9	-6416.4	-6041.3
26	0.1686	4.5515	1.5702	-0.0066552	4.6478	-92146	-5087.2	-5731.1	-5703.5	-6321.2	-5839.4
27	0.17096	5.0472	1.5909	-0.004835	4.8301	-91890	-5016.3	-5679.6	-5668	-6328.3	-5776.4
28	0.16519	4.9027	1.455	-0.0064024	4.8177	-92358	-5119.2	-5789.8	-5780	-6393.6	-5902.6

II.3. Interprétation des résultats obtenus (valeurs d'indicateurs temporels et fréquentiels et ces variations)

II.3.1. Représentation graphique de la variation des 11 paramètres en fonction des 112 tranches (signaux divisés)

Les figures IV.4 à IV.14 représentent graphiquement la variation des 11 indicateurs en fonction des 112 tranches (signaux divisés).

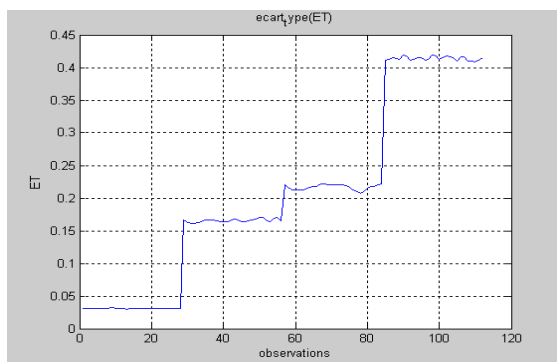


Fig. IV.4 Variation de l'indicateur(ET).

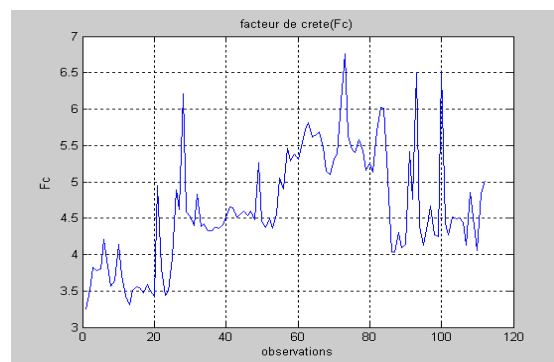


Fig. IV.5 Variation de l'indicateur(Fc).

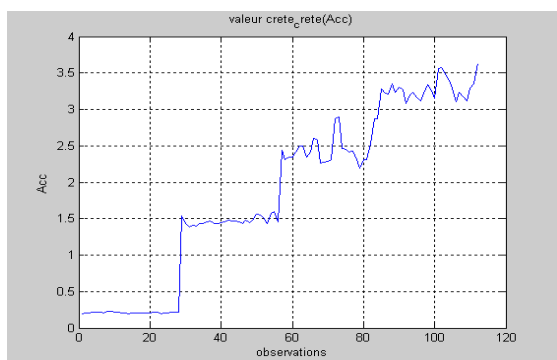


Fig. IV.6 Variation de l'indicateur(Acc).

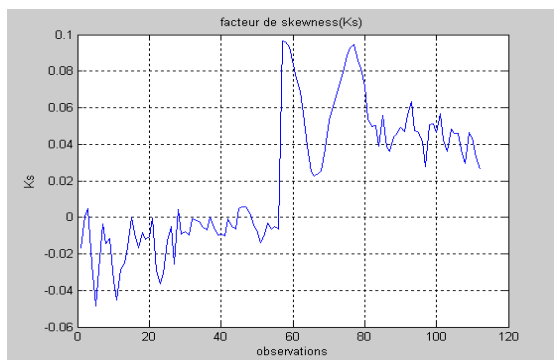


Fig. IV.7 Variation de l'indicateur(Ks).

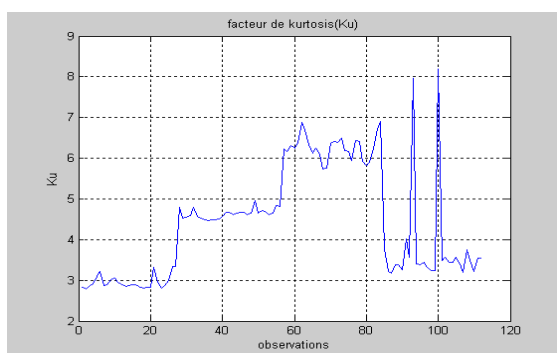


Fig. IV.8 Variation de l'indicateur(Ku).

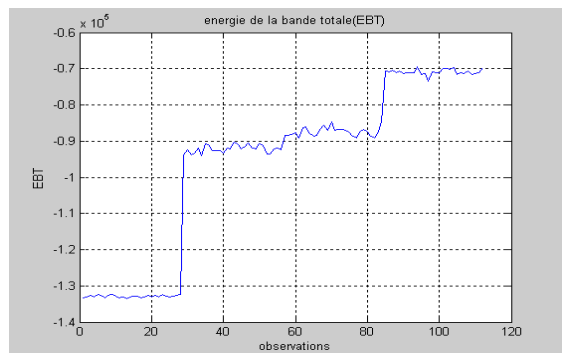


Fig. IV.9 Variation de l'indicateur(EBT).

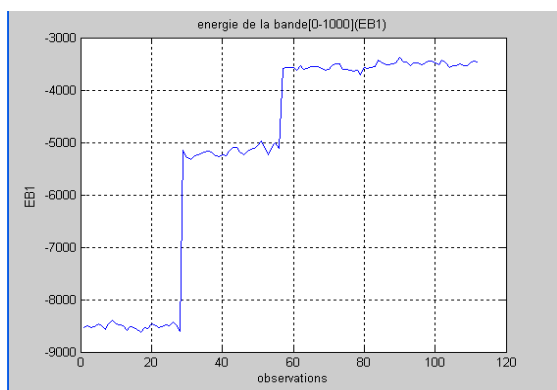


Fig. IV.10 Variation de l'indicateur(EB1).

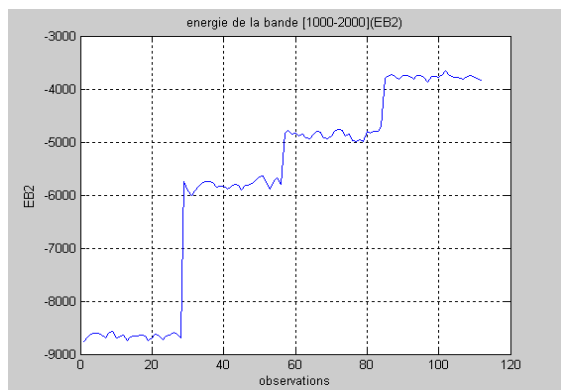


Fig. IV.11 Variation de l'indicateur(EB2).

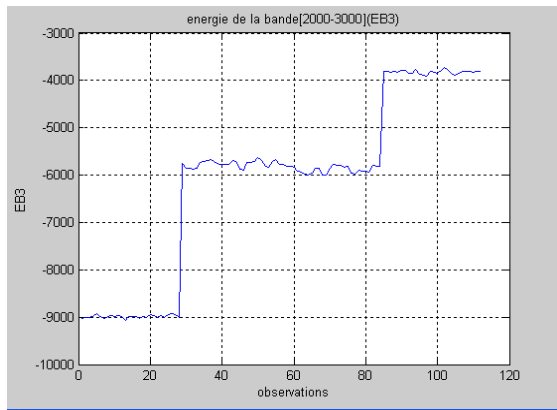


Fig. IV.12 Variation de l'indicateur(EB3).

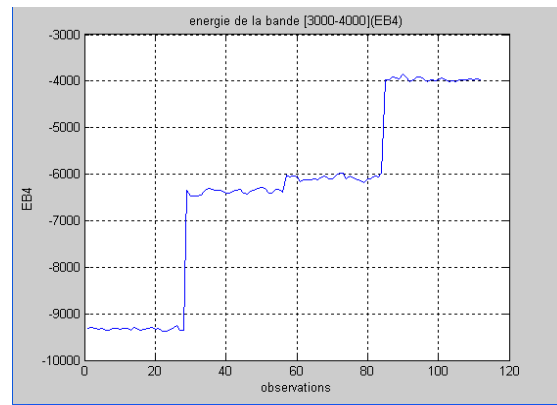


Fig. IV.13 Variation de l'indicateur(EB4).

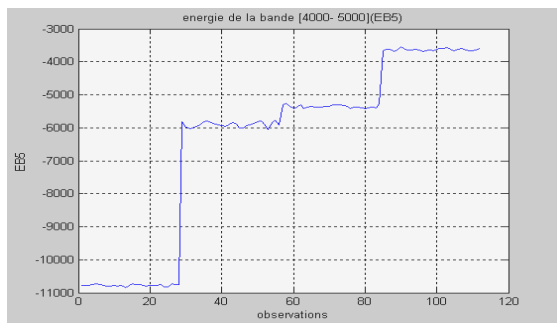


Fig. IV.14 Variation de l'indicateur(EB5).

II.3.2 Discussion des résultats obtenus

Les figures de (iv.4) à (iv.14), sont des représentations graphiques de la variation des valeurs des paramètres ET , F_C , A_{cc} , K_s , K_u , E_{BT} , E_{B1} , E_{B2} , E_{B3} , E_{B4} , E_{B5} . Cette variation des 11 indicateurs est en fonction des 112 observations (signaux divisés).

A partir de l'ensemble des indicateurs calculés (temporels et fréquentiels) et leurs représentations graphiques. On remarque que les valeurs numériques des trois indicateurs (ET , $EB2$, et $EB5$) correspondants aux figures IV.4, IV.11, et IV.14 sont répartis en 4 niveaux séparés totalement l'un de l'autre, Ces niveaux correspondent aux quatre modes de fonctionnement étudiés (un mode sans défaut, est les trois autre avec défauts), et par conséquence les trois indicateurs ET , $EB2$, et $EB5$ sont les plus pertinents pour l'identification et le diagnostic des défauts dans notre cas. Ces trois indicateurs (un de type temporel et deux de type fréquentiel) ont les meilleurs pouvoirs de séparation entre les classes de défauts étudiés.

II.4. Sélection des indicateurs les plus pertinents d'une manière graphique

Dans la section précédente, on a vu à partir des représentations graphiques des différents indicateurs calculés que les trois indicateurs ET , $EB2$, et $EB5$ sont les pertinents et les plus efficaces pour l'identification et le diagnostic, et qui ont aussi les plus grands pouvoirs de séparation entre les différentes classes de défauts étudiés. Donc pour un tel système de

diagnostic efficace et performant, on peut prendre d'une manière graphique l'écart-type(ET), l'énergie dans la bande 2(EB2), et l'énergie dans la bande 5(EB5) comme indicateurs (variables) d'entrée pour ce dernier.

La sélection des indicateurs avec la méthode graphique devient difficile et compliquée surtout avec l'augmentation du nombre de paramètres, dans ces cas la solution c'est l'automatisation de cette opération. Il existe plusieurs méthodes de sélection automatique, et dans notre travail, nous avons choisi la méthode de sélection par le **critère de Fisher**.

II.5. Sélection des indicateurs par le critère de Fisher

L'analyse de Fisher est une technique d'analyse factorielle discriminante, qui permet la projection de la base de données sur une surface informative de dimension réduite.

Contrairement à l'ACP (analyse en composante principale), il ne s'agit plus d'extraire les paramètres les plus représentatifs de la base de données, mais les paramètres les plus discriminants, vis-à-vis des classes représentées dans la base de données. Le problème est donc la détermination d'un sous ensemble d'axes discriminants (Kudo et al, 2000), (Dubuisson, 1990).

L'objectif est d'augmenter la séparabilité des classes. La détermination des axes discriminants est effectuée de manière à ce que la variation interclasses soit maximisée (dispersion des classes entre elles) au regard de la variation intra-classes (dispersion à l'intérieur d'une classe) (casimir, 2003) et (Casimir et al, 2006).

D'une manière générale, pour M classes et pour un indicateur α , le critère de Fisher $J(\alpha)$ s'écrit :

$$J(\alpha) = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^{M-1} \frac{(m_i(\alpha) - m_j(\alpha))^2}{N_i \sigma_i^2(\alpha) + N_j \sigma_j^2(\alpha)} \quad (\text{IV.1})$$

Avec: α : un indicateur parmi l'ensemble globale des indicateurs.

m_i : Centre de gravité de la classe w_i .

σ_i^2 : Variance de la classe w_i .

N_i : Nombre de vecteurs dans la classe w_i .

Dans notre travail, on a 4 classes et 11 indicateurs, on peut calculer le critère de Fisher $J(\alpha)$ pour chaque indicateur (voir Algorithme IV.1), pour cela on a élaboré un programme sous environnement Matlab (voir annexe IV.3).

L'histogramme dans la figure IV.15 suivant montre la variation du critère de Fisher pour les 11 indicateurs.

• **Algorithme IV.1** Calcul du critère de Fisher pour les différents indicateurs

- 1 – Entrer la base de données **base_do**, $\text{size}(\text{base_do}) = [\text{nb_individus}, \text{nb_indicateurs}] = [112, 11]$
- 2 – Entrer le nombre de classe K , $\text{nb_class} = K$, $K \geq 2$
- 3 – Calculer la **moyenne(m)** et la **variance(V)** pour chaque classe K
 $n=1$, $y = []$, $m = []$, $v = []$.
for $K=1:K$,
 $Nw(K) = \text{Entrer}(\text{'nombre d'individus de cette classe, il doit être } \geq 2\text{'})$;
 $y = \text{base_do}(n:n+Nw(K)-1,:)$;
 $m(K,:) = \text{mean}(y)$;
 $V(K,:) = \text{VAR}(y, 1)$;
 $n = n + Nw(K)$;
end
- 4 – Calculer la valeur du critère de Fisher **F(j)** pour les différents indicateurs j .
for $j=1:\text{nb_indicateurs}$,
 $F(j) = 0$;
for $K=1:\text{nb_class}-1$,
for $l=K+1:\text{nb_class}$,
 $\text{Num} = (m(K,j) - m(l,j))^2$;
 $\text{Den} = Nw(K) * V(K,j) + Nw(l) * V(l,j)$;
 $F(j) = F(j) + \text{Num} / \text{Den}$;
end
end
end

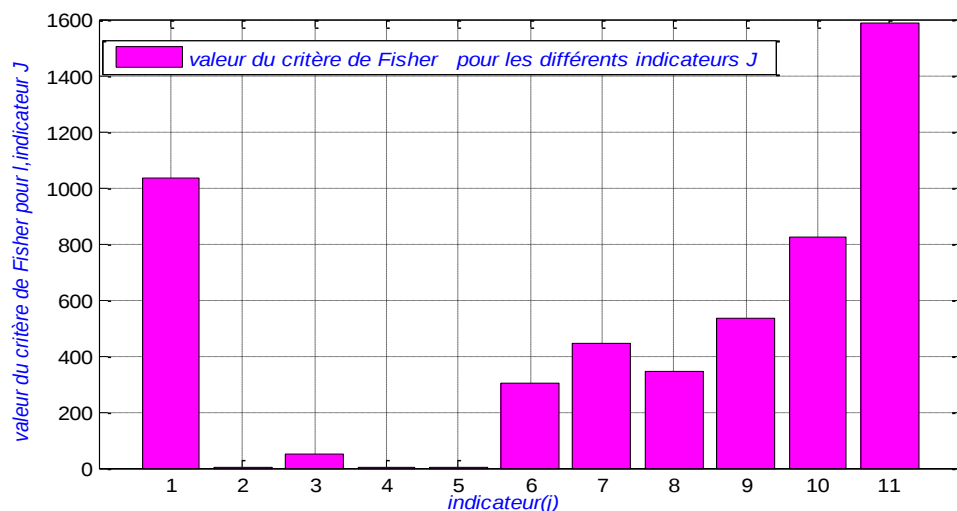


Figure IV.15 Variation du critère de Fisher pour les 11 paramètres

La Figure IV.16, montre la variation du critère de Fisher pour les 11 paramètres selon un ordre décroissant.

Les indicateurs (j) de 1 à 11 dans la Figure IV.16 sont respectivement : E_{B5} , ET , E_{B4} , E_{B3} , E_{B1} , E_{B2} , E_{BT} , A_{cc} , K_u , K_s , F_C .

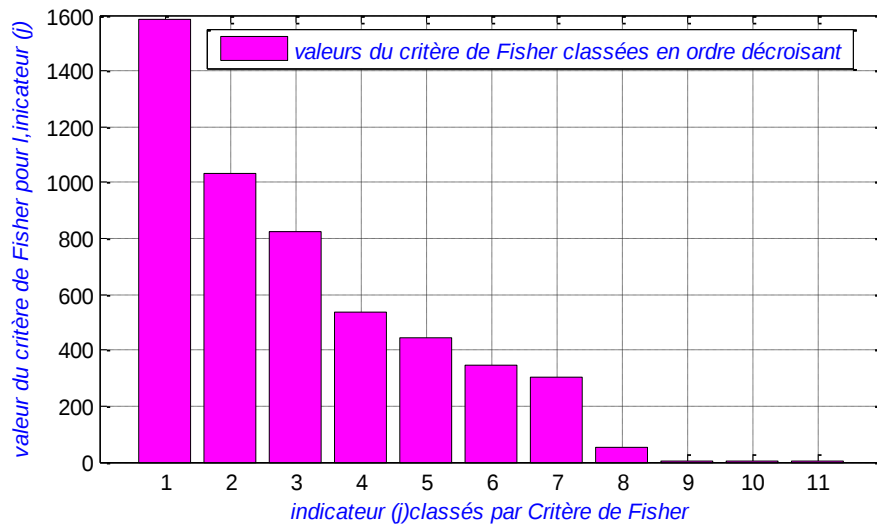


Figure IV.16 Critère de Fisher pour les différents indicateurs en ordre décroissant

II.5.1 Discussion des résultats

Le critère de Fisher permet de classer l'ensemble des indicateurs dans un ordre décroissant commençant par l'indicateur qui a le plus grand pouvoir discriminant jusqu'au l'indicateur qui a le plus faible pouvoir discriminant. Et si on décide de prendre comme dans la sélection graphique les trois premiers indicateurs, on obtient à partir de l'histogramme de la Figure IV.16 les indicateurs suivants :

- 1 - EB5 : Energie du spectre d'enveloppe dans la bande [4000-5000HZ]
- 2 - ET : l'écart-type (ET)
- 3 - EB4 : Energie du spectre d'enveloppe dans la bande [3000-4000 kHz]

Remarques :

- Les indicateurs dont les valeurs sont les plus élevées pour le critère de Fisher sont les plus pertinents et les plus efficaces pour le diagnostic.
- Pour le cas étudié les indicateurs EB5, ET, EB4 sont les plus efficaces et les plus fiables comme entrée pour un tel système de diagnostic.
- il y'a une différence entre les résultats obtenus de sélection des indicateurs entre la méthode graphique et la méthode de Fisher. On peut justifier cette différence par le fait que la méthode graphique est basée seulement sur la visualisation, et elle devient compliquée lorsqu'on a un grand nombre d'indicateur, par contre la méthode de Fisher c'est une technique d'analyse factorielle discriminante basée sur les calculs. Donc les résultats obtenus par la méthode de Fisher sont les plus efficaces et les plus fiables.
- Pour un système de diagnostic efficace et robuste pour le cas étudié (roulements), on prend les indicateurs les plus pertinents obtenus par la méthode de Fisher et qui sont :
 - EB5 : Energie du spectre d'enveloppe dans la bande [4000-5000HZ]
 - ET : l'écart-type (ET)
 - EB4 : Energie du spectre d'enveloppe dans la bande [3000-4000 kHz]

III. Conclusion

Le présent chapitre a été consacré pour discuter les résultats obtenus lors de l'application des méthodes vibratoires (temporelle et fréquentielle) pour le diagnostic des défauts de roulements (roulements de DATA BEARING CENER).

Nous avons remarqué que sauf certains indicateurs calculés ont pu séparer totalement les quatre classes correspondant aux quatre modes de fonctionnement étudié. On peut dire ici que, la difficulté dans cette méthode de diagnostic réside dans le choix des indicateurs qui varient en fonction du problème étudié, ce qui dépend uniquement de l'expérience de l'utilisateur. Nous avons essayé ensuite d'automatiser cette sélection par le critère de Fisher. Ce dernier nous a prouvé son efficacité, où il nous a classé les indicateurs par ordre décroissant de puissance de discrimination. Ce qui nous a permis de prendre les indicateurs les plus discriminants et les plus efficace pour une tâche de diagnostic.

Conclusion Générale

Nous avons présenté dans cette étude l'application d'une méthode vibratoire à caractère temporel et fréquentiel pour la surveillance et le diagnostic des systèmes mécaniques à l'aide de mesures vibratoires. Le test et la validation de cette méthode ont été effectués sur les défauts de roulements.

Avant d'aborder notre étude, nous avons présenté un aperçu théorique, dans lequel nous avons parlé sur les différents défauts mécaniques dans les machines tournantes, ainsi que les différents indicateurs de surveillance. Nous avons étudié l'état de l'art de l'application des méthodes d'analyse vibratoires, accompagnés par quelques travaux réalisés en vue de savoir la méthodologie de l'utilisation de chacune d'entre eux.

Nous avons choisi d'appliquer une méthode vibratoire de traitement statistique et fréquentiel pour le diagnostic, considérée comme une étape préliminaire qui précède d'autres méthodes plus sophistiquées. Nous avons commencé par la présentation du banc d'essais de roulements (data bearing center), et les signaux vibratoires, en suite nous avons expliqué les étapes de l'implémentation de cette méthode de traitement sous Matlab. En fin nous avons présenté et interprété les résultats obtenus, après avoir calculé les indicateurs temporels et fréquentiels pour la classification des différents modes de fonctionnement, terminons par l'interprétation des résultats de sélection des indicateurs les plus pertinents par le critère de Fisher.

Ce qui semble difficile dans cette méthode réside dans la difficulté du bon choix des indicateurs, ce qui nous a conduit à utiliser le critère de Fisher pour la sélection des indicateurs les plus pertinents et les plus discriminants pour les différentes classes de défauts. Ce dernier nous a prouvé son efficacité.

Donc le travail réalisé dans le cadre de ce mémoire, peut donner lieu à des études supplémentaires, à utiliser d'autres méthodes de prétraitement pour améliorer la sensibilité des indicateurs, comme il peut donner la voie à l'application des méthodes plus efficaces (cepstrale, temps fréquence, ...etc.).

Références Bibliographiques

- [1] MEHDIA, Ghazlane. Techniques de surveillance des machines tournantes. 1^{ère} édition. Tunisie, 2013, 112p.
- [2] KASS, Souhayb. Diagnostique autonome des roulements. [En ligne] thèse de doctorat en informatique industrielle. INSA LYON, université de libanaise, 2019, 100p. format PDF. Disponible sur : <<https://www.these.fr>>.
- [3] AYAD, mouloud. Recherche de signature robustes des défauts dans une machine tournante à travers l'analyse de signaux vibratoires. [En ligne] thèse de doctorat en électronique. Sétif, 2015, 114p. format PDF. Disponible sur : <<https://dspace.université Ferhat Abbas sétif.dz>>.
- [4] FRINI, Marouane. Diagnostique des engrenages à base des indicateurs des signaux électriques triphasés. [En ligne] thèse de doctorat en traitement du signal. LYON : université jean monnet, 2018, 140p. Format PDF. Disponible sur : <<https://tel.archives-ouvertes.fr>>.
- [5] ALAIN, Boulenger. CHRISTIAN, Pauchaud. Analyse vibratoire en maintenance, surveillance et diagnostique des machines. 3^{ème} édition. Paris : duond, 2007, 419p.
- [6] TAHI, Mohamed. Développement d'un système d'aide au diagnostic des machines tournantes par utilisation de l'arbre de décision. [En ligne]. Thèse des doctorats en génie mécanique. ALGER : USTHB, 2019, 103p. Format PDF Disponible sur : <<https://repository.usthb.dz>>.
- [7] HOTAITA, Hassan. Contribution au processus de surveillance intelligente des machines tournantes cas des roulements à billes. [En ligne] thèse de doctorat université de REIMS CHAMPAGNE Ardenne , 2020, 135p. Format PDF. Disponible sur : <<https://www.these.fr>>.
- [8] PALAISE, Davide. Simulation numérique du comportement vibratoire d'engrenage endommagés. [En ligne] thèse de doctorat de l'école de technologie supérieure de MONTERIAL, 2011, 125p. Disponible sur <<https://core.ac.ul>>.
- [9] C. BENHAABANE, A. DJEBALA, N. OUELAA, S. GUENFOUD. Diagnostique vibratoire des défauts d'engrenages basé sur les indicateurs scalaires [en ligne]. In : Groupe comportement dynamique des structures et maintenance industrielle, laboratoire mécanique et structure de Guelma, B.P.401, 401,24000 Algérie, 10p. disponible sure : <<https://silanus.fr>>.
- [10] ELBADAoui, Mouhamed. Contribution au diagnostic vibratoire des réducteurs complexe à engrenages par l'analyse castrale. [En ligne]. Thèse de doctorat en électronique. JEAN-MONNET : 1998, 141p. Format PDF. Disponible sur : <<https://tel.archives-ouvertes.fr>>.
- [11] LAWRENS.S, MARPEL. J.R. Digital spectral analysis with application. Prentice hall, 1987, p. 1-492.

- [12] GRENANDER.U, SZEGOG. Toeplitz forms and their application. University of California press,1958.
- [13] CAPON.J. High resolution frequency wavenumber spectrum analysis. Proc. IEEE, vol. 57, august 1969, pp. 1408-1418.
- [14] GAO.Y, R.B. RANDALL, R. FODR. Estimation of envelope spectra using maximum entropy spectral analysis and spectrum interpolation. International journal of COMDEM, 1998, 25p. Disponible sur : <<https://www.researchgate.net>>.
- [15] MC FADDEN. P.D, SMITH. J.D. A signal processing technique for local defects in gear r detection from the signal average of the vibration », Pro. Instr. Mech. Eng., vol 199 n°4 1985, pp. 287-292.
- [16] BDIRINA. EL KHANSA. Diagnostique des défauts d'engrenage par analyse spectrale. [En ligne]. Mémoire de master en génie électronique, M'SILA : université MOUHAMED BOUDIAF,2006,92p.
- [17] Vibrexon, guide de maintenance préventive et prédictive. Copyright T. KIDAR-France 2020. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.vibrexon.com/index.html>.
- [18] RAHMANI Y, BIBA N. étude et exploitation d'un système de diagnostic de machines tournantes. Mémoire fin de cycle. Maintenance industrielle. Bejaia : université de Abderrahmane MIRA Bejaia, 2011, 62p.
- [19] BOUKHEBZA, Mohamed EL Habib. Application du traitement du signal pour le suivi des défauts de composants mécaniques soumis à des vibrations. Electronique (Filtrage, Image et Acoustique) : mémoire diplôme de magister. [En ligne]. Oran : Université des Sciences et de la Technologie d'Oran Mohamed Boudiaf,2010, 132p. Disponible sur : <http://www.univ-usto.dz>.
- [20] A. BOULENGER, C. PAUCHED. Analyse vibratoire en maintenance, surveillance et diagnostic des machines.3^{ème} Edition. Paris : Duond,2007,419p.
- [21] OLIVIER.C, PHILIPPE.R, FARRICE.B, et PATRICK.M. utilisation et apport de l'analyse cepstrale en maintenance prévisionnelle. [En ligne]. Mécanique & industries 5, 393-406 (2004). Disponible sur : <[https:// www.machinics-industry.org](https://www.machinics-industry.org)>.
- [22] M. EL BADAoui, F. GUILLET, N. NEJJAR, P. MARTINI et J. DANIERE. Diagnostic d'un train d'engrenage par analyse cepstrale synchrone. [En ligne]. SEIZIÈME COLLOQUE GRETSI -15-19 SEPTEMBRE 1997 — GRENOBLE. Disponible sur : <<https://core.ac.uk>>.
- [23] KERROUMI, Sanaa. Extraction des paramètres et classification dynamique dans le cadre de la détection et du suivi de défaut de roulements. [En ligne]. Université de Remis champagne- ARDENNE. 2016.263p. Disponible sur : <<https://www.theses.fr>>.
- [24] BOUDIAF, Adel. Contribution au diagnostic des défauts dans les machines tournantes par analyse multirésolution. [En ligne] thèse de doctorat en génie électrique de l'université de Guelma 08 mai 1945. 2016.116p. disponible sur :<[https://dspace. Univ.guelma.dz](https://dspace.univ.guelma.dz)>.

- [25] TABTI, Azzedine. Dépistage et diagnostic des défauts des installations mécaniques par signature vibratoire. [En ligne] mémoire de master en construction mécanique. Université MOULOUD MAMMERI, TIZI OUZOU.2015.125p.Format PDF Disponible sur :: <<https://dl.ummo.dz>>.
- [26] Worden K., Staszewski WJ., & Hensman J.J. (2011). Natural computing for mechanical systems research: A tutorial overview, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol 25 (2011), pp 4–111.
- [27] Baydar N. & Ball A. (2001). A comparative study of acoustic signals in detection of gear failures using Wigner-Ville distribution. Mechanical Systems and Signal Processing., Vol 15, pp 1091-1107.
- [28] Liu W, Han J, Lu X. (2013). A new gear fault feature extraction method based on hybrid time–frequency analysis. Neural Computing & Application. DOI 10.1007/s00521013-1502-z.
- [29] McFadden P.D. & Smith J.D. (1985). The vibration produced by multiple point defects in a rolling element bearing. Journal of Sound and Vibration, Vol 98(2):263-27.
- [30] ACP : Qu'est-ce que l'analyse en composantes principales. Datascientest.com.
- [31] JEAN VIEILLE, Marie. ACP : analyses en composantes principales. Lovelyanalytics.com.
- [32] FEDALA, Semchedine. "Le diagnostic vibratoire automatisé : comparaison des méthodes d'extraction de la sélection du vecteur forme", mémoire de master DOMP-UFAS, Sétif 2005, ppp.142
- [33] The Case Western Reserve University - Bearing Data Center. Cleveland, Ohio. USA. Disponible sur :: <<https://engineering.case.edu>>.

Résumé :

L'objectif désiré de ce mémoire été la mise en œuvre d'une méthode de traitement temporelle et fréquentielle, pour le diagnostic des défauts mécanique dans les machines tournantes par analyse des signaux vibratoires, plus précisément des défauts de roulement. Cela s'inscrit dans le cadre d'une politique de maintenance prévisionnelle, pour la détection des niveaux de dégradation correspondants à ces défauts.

Le principe de cette technique repose sur le calcul des indicateurs temporels et fréquents pour la classification des défauts. Puis la sélection des indicateurs les plus pertinentes avec un grand pouvoir séparateur des différentes classes des défauts par la méthode du critère de Fisher.

Une meilleure performance de cette technique repose sur l'expérience de l'utilisateur pour le bon choix des paramètres qui représentent la difficulté majeure de cette technique.

Mots clés : Diagnostic, défauts mécanique, machines tournantes, traitement de signal, critère de Fisher.

Abstract:

The desired objective of this thesis was the implementation of a time and frequency processing method, for the diagnosis of mechanical faults in rotating machines by analysis of vibration signals, more specifically bearing faults. This is part of a predictive maintenance policy, for detecting the levels of degradation corresponding to these faults.

The principle of this technique is based on the calculation of time and frequency indicators for fault classification. Then the selection of the most relevant indicators with a high resolving power of the different classes of defects by the Fisher criterion method. A better performance of this technique depends on the experience of the user for the good choice of the parameters which represent the major difficulty of this technique.

Keywords: Diagnosis, mechanical faults, rotating machines, signal processing, Fisher criterion.