



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
Republique Algerienne Democratique Et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي التبسي - تبسة

Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Genie Electrique

MEMOIRE

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

En : Automatique

Spécialité : Automatique Et Systèmes

Par :

HAOUAM amine zine eddine & SMAYA zakaria

Sujet

ANALYSE EN COMPOSANTE INDEPENDANTE POUR LE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DANS LES ROULEMENTS A BILLES

Présenté et soutenu publiquement, le 14 / 06 / 2021, devant le jury composé de :

Dr. Djari abdelhamid
Dr. Thelidjia Tawfik
Mr. Loudjani abdelhak

MCA, Université Larbi Tébessi – Tébessa – Président
MCB, Université Larbi Tébessi – Tébessa – Rapporteur
MAA, Université Larbi Tébessi – Tébessa – Examineur

Promotion : 2020/2021

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Remerciement

Tout d'abord, nous voulons remercier Allah le tout puissant qui nous a donné la volonté, la santé, la patience et la détermination pour faire ce modeste travail.

Au terme de ce projet de fin d'étude, nos remerciements s'adressent à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à faciliter notre tâche.

Notre plus profonde gratitude va à notre encadreur DR. THELAIJIA TAWFIK, qui a bien voulu suivre et orienter ce travail, ses encouragements et ses recommandations ont permis de finaliser ce projet.

Je remercie les membres du jury de ce mémoire, pour avoir accepté d'être les examinateurs de ce mémoire, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour l'avoir enrichi de leurs remarques.

Nous tenons à remercier tous nos collègues qui nous ont aidés. Et tous nos amis soient assurés de notre immense gratitude et de notre sincère reconnaissance pour leur soutien permanent.

Liste des tableaux

CHAPITRE I :

Tableau I-1: Différentes techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante.	10
Tableau I-2: Principales méthodes d'analyse vibratoire.	12
Tableau I-3 : Comparaison entre les différents types de capteur.	21

CHAPITRE II :

Tableau II-1 : Familles d'ondelettes.....	44
Tableau II-2 : Les propriétés principales des ondelettes.	50

CHAPITRE III :

Tableau III-1 : principales propriétés des roulements à rouleaux.	82
Tableau III-2 : direction des accélérations mesurées	84
Tableau III-3 : Liste des défauts des différents roulements montés en position B1.	84

Liste des figures

CHAPITRE I :

Figure I-1 : Formes de maintenance.....	5
Figure I-2 : Le choix du type de suivi.	7
Figure I-3 : Différentes techniques de la surveillance des machines tournantes.....	8
Figure I-4 : Principe de l'analyse thermographique.....	8
Figure I-5 : Principe de l'analyse vibratoire Représentation du spectre vibratoire.....	9
Figure I-6 : Représentation d'une vibration sinusoïdale.	16
Figure I-7 : les différents types des signaux vibratoires.....	16
Figure I-8 : Principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement.	19
Figure I-9 : schéma de vélocimètre.	20
Figure I-10 : schéma d'un accéléromètre.	21
Figure I-11 : Ecart d'usinage (excentricité et parallélisme).	22
Figure I-12 : Spectres fréquentiels du défaut de balourd.	23
Figure I-13: Défaut de délignage.....	24
Figure I-14 : Spectre du défaut de délignage.	25
Figure I-15 : Spectre RC et peigne de raies du défaut d'engrenages.	26
Figure I-16 : Constitution générale d'un roulement.	27
Figure I-17 : Transmissions par courroies.....	28
Figure I-18 : Discrétisation du signal.....	30
Figure I-19 : Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur crête.....	32
Figure I-20 : Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé.....	33
Figure I-21 : Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé.....	33
Figure I-22 : Transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoïdes.....	35

CHAPITRE II :

Figure II-1 : La transformée de Fourier.....	39
Figure II-2 : les représentations, temporelle et fréquentielle.....	40
Figure II-3 : La Transformée de Fourier à fenêtre glissante.	41
Figure II-4 : Transformer en ondelette.....	42
Figure II-5 : propriétés de translation d'une ondelette (a est constante).	43
Figure II-6 : propriétés de l'ondelette mère ; contractée et dilatée.	43
Figure II-7 : Plans Temps-Fréquence de la transformée en ondelettes.	44
Figure II-8 : Représentation de l'ondelette de Haar dans le domaine fréquentiel.....	45
Figure II-9 : Les ondelettes de Daubechies.	46
Figure II-10 : Les ondelettes de Symlets.....	47
Figure II-11 : Les ondelettes de coiflet.	48
Figure II-12 : Représentation de l'ondelette de Morlet.....	48
Figure II-13 : Représentation d'ondelette de chapeau mexicaine.	49
Figure II-14 : Représentation d'ondelette de Shannon.....	50

Figure II-15 : Quelques formes des ondelettes usuelles.....	52
Figure II-16 : Les approximations et les détails.....	54
Figure II-17 : Décomposition du signal s en multi-niveaux en approximations et détails.....	55
Figure II-18 : la reconstruction par ondelette.....	56
Figure II-19 : Exemple du problème du cocktail. Deux signaux sources.....	59
Figure II-20 : Un exemple illustratif du processus de mélange de signaux.....	61
Figure II-21 : Les signaux sources.....	62
Figure II-22 : les trois signaux mixtes X1, X2 et X3.....	63
Figure II-23 : signaux extraits après l'application de ACI.....	64
Figure II-24 : Un exemple illustratif du processus d'extraction de signaux.....	65
Figure II-25 : Schéma fonctionnel des étapes de mélange et de démixage ACI.....	66
Figure II-26 : Exemple du Les ambiguïtés des composants indépendants.....	67

CHAPITRE III :

Figure III-1 : Composition d'un roulement.....	71
Figure III-2 : Roulement à rotules sur billes (self aligning).....	73
Figure III-3 : Une variété des roulements.....	73
Figure III-4 : Présence des défauts non localisés sur les roulements.....	76
Figure III-5 : Défaut de roulement – usure.....	78
Figure III-6 : Défaut de roulement – Dentelure.....	79
Figure III-7 : Défaut de roulement – Bavure.....	79
Figure III-8 : Défaut de roulement – Ecaillage.....	80
Figure III-9 : Défaut de roulement – Corrosion.....	80
Figure III-10 : Défaut de roulement – Cassure.....	81
Figure III-11 : Défaut de roulement - Choc électrique.....	81
Figure III-12 : Le banc d'essai.....	83
Figure III-13 : L'accéléromètre triaxial.....	83
Figure III-14 : la méthode proposée.....	85
Figure III-15 : les trois signaux des trois axes.....	86
Figure III-16 : les signaux mixtes.....	87
Figure III-17 : Les enveloppes des signaux mixtes.....	87
Figure III-18 : les signaux indépendants extraits.....	88
Figure III-19 : Les enveloppes des trois composantes indépendantes.....	89
Figure III-20 : le spectre de signal résultant avec défauts.....	89
Figure III-21 : le spectre de signal résultant sans défauts.....	90

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE :	_____	1
I. CHAPITRE I : MAINTENANCE ET DIAGNOSTIC DES MACHINES TOURNANTES PAR ANALYSE VIBRATOIRE.		
1. Introduction :	_____	4
2. Maintenance :	_____	4
2.1. Définition :	_____	4
2.2. Différents types de maintenance :	_____	4
2.3. Choix d'une politique de maintenance :	_____	6
3. Techniques de la surveillance des machines tournante :	_____	7
3.1. La thermographie infrarouge :	_____	8
3.2. L'analyse des huiles :	_____	9
3.3. L'analyse vibratoire :	_____	9
3.4. L'analyse acoustique :	_____	9
3.5. Le contrôle par ultrasons :	_____	9
4. Techniques d'analyse :	_____	10
4.1. Choix d'une technique d'analyse :	_____	10
4.2. Vibrations des machines tournantes :	_____	13
5. Analyse vibratoire :	_____	14
5.1. Les objectifs	_____	14
5.2. Surveillance :	_____	14
5.3. Diagnostic :	_____	14
5.4. Chaîne et matériel d'acquisition	_____	15
5.5. Définition d'une vibration :	_____	15
5.6. Caractéristiques d'une vibration :	_____	15
5.7. Types des signaux vibratoires :	_____	16
5.7.1. Déterministe :	_____	17
5.7.2. Aléatoire :	_____	17
5.8. Grandeurs utilisées pour la mesure vibratoire :	_____	17
5.8.1. Déplacement d'une vibration :	_____	17
5.8.2. Vitesse d'une vibration :	_____	17
5.8.3. Accélération d'un mouvement vibratoire :	_____	18
5.9. Capteurs de vibrations :	_____	18
5.9.1. Capteur de déplacement	_____	19

5.9.2.	Capteurs de vitesse :	19
5.9.3.	Les accéléromètres :	20
5.10.	Comparaison des différents types de capteurs :	21
6.	Principaux défauts d'une machine tournante et leurs manifestations :	22
6.1.	Balourd	22
6.2.	Délignage (ou mauvais alignement)	23
6.3.	Défauts d'engrenages	25
6.4.	Défauts de roulement	27
6.5.	Défauts de courroies	28
7.	Détection d'un défaut dans les roulements :	29
7.1.	Paramétrage de l'échantillonnage	29
7.2.	Méthodes d'analyse	31
7.2.1.	Méthodes temporelles	31
7.2.2.	Valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)	31
7.2.3.	Indicateur de crête	31
7.2.4.	Kurtosis	32
7.2.5.	Méthodes fréquentielles	33
7.2.6.	Analyse en fréquence	34
7.2.7.	Analyse d'enveloppe (HFRT) :	35
8.	Conclusion	35

II. CHAPITRE II : ANALYSE EN ONDELETTE ET ANALYSE EN COMPOSANTES INDEPENDANTES.

1.	Introduction :	37
2.	Historique de traitement de signal :	37
3.	Analyse de Fourier :	38
3.1.	Séries de Fourier	38
3.2.	Transformée de Fourier	39
3.3.	Inconvénients de la TF :	40
4.	Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante (STFT) :	41
5.	La transformée en ondelette :	42
5.1.	Définition d'une ondelette	42
5.2.	Ondelette Mère	42
5.3.	Famille d'ondelettes	44
5.4.	Quelques familles d'ondelettes	45
5.4.1.	Ondelette de Haar :	45
5.4.2.	Ondelettes de Daubechies	46

5.4.3.	Ondelettes de Symlets	46
5.4.4.	Ondelettes de Coiflet	47
5.4.5.	Ondelette de Morlet	48
5.4.6.	Ondelette de Mexican Hat	49
5.4.7.	Ondelette de Shannon	50
6.	Transformée en ondelettes :	51
6.1.	Définition de la transformée en ondelette	51
6.2.	Types de la transformée en ondelette	51
6.2.1.	Transformée en ondelettes continue (TOC)	51
6.2.2.	La transformation en ondelettes discrète (TOD)	53
6.3.	Inconvénient	54
7.	Décomposition multi niveaux :	54
8.	Reconstruction par ondelette :	56
9.	Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes :	57
10.	L'analyse en composantes indépendantes (ACI) :	57
10.1.	Introduction	57
10.2.	Contexte de L'analyse en composants indépendants	60
10.2.1.	Mélanger les signaux	60
10.2.2.	L'extraction des signaux	64
10.2.3.	Les ambiguïtés de L'analyse en composants indépendant (ACI)	67
11.	Conclusion :	68

III. CHAPITRE III : APPLICATION AUX DIAGNOSTICS DES DEFAUTS DANS LES ROULEMENTS A BILLES..

1.	Introduction :	70
2.	Généralité sur les roulements	70
3.	Géométrie et constitution d'un roulement	70
4.	Caractéristiques des roulements :	71
5.	Majeurs types de roulements et leurs utilisations :	72
6.	Classement des défauts de roulements :	74
6.1.	Les défauts localisés	74
6.2.	Les défauts non localisés	75
7.	Les facteurs essentiels pour le choix de type de roulement :	77
8.	Les défauts de roulements	77
8.1.	Usure :	77
8.2.	Dentelure :	78
8.3.	Bavure :	79

8.4. Ecaillage :	79
8.5. Corrosion :	80
8.6. Cassure :	80
8.7. Choc électrique :	81
9. Application de l'analyse en composante indépendants pour le diagnostic des défauts dans les roulements :	81
9.1. Présentation de banc d'essai :	81
10. Technique proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements :	85
11. Conclusion :	91
CONCLUSION GENERALE :	92

Résumé :

La surveillance des éléments des machines tournantes est une nécessité industrielle pour la minimisation des couts de maintenance. Dans ce travail nous avons proposé une démarche pour le diagnostic automatique des défauts dans les roulements à billes. L'approche suggérée est basée sur deux étapes essentielles à savoir : le filtrage par l'analyse multi-résolution en ondelette et l'extraction des sources indépendantes basé sur l'analyse en composante indépendante. La technique proposée est appliquée sur des données réelles. Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'approche proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements.

Mots clés : Analyse multi-résolution Analyse en composantes indépendantes (ACI), Diagnostic des défauts, Roulements à billes, Signaux vibratoires.

Abstract:

The monitoring of rotating machine is an industrial necessity to minimize maintenance costs. In this work we have proposed an approach for fault diagnosis in ball bearings. The suggested approach is based on two essential steps viz: filtering using multi-resolution wavelet analysis and independent source extraction based on independent component analysis. The proposed technique is tested on real data. The obtained results show the effectiveness of the proposed approach for bearing fault diagnosis.

Key words: Multi-resolution analysis; Independent Component Analysis (ICA), fault Diagnosis, Ball bearings, vibratory signals.

المخلص :

الغرض من هذه المذكرة هو إنشاء نظام لتشخيص أعطاب المدحرجات من أجل تجنب الأعطاب الكبيرة و غير المتوقعة للآلات الدوارة. يعتمد النهج المقترح على خطوتين أساسيتين: تصفية الاشارة باستخدام تحليل الموجات متعدد الدقة واستخراج اشارات المصدر المستقلة بناءً على تحليل المكونات المستقلة. تم اختبار التقنية المقترحة على بيانات حقيقية. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها فعالية النهج المقترح في تشخيص أعطاب المدحرجات.

الكلمات المفتاحية: تحليل الموجات متعدد الدقة، تحليل المكونات المستقلة، تشخيص الأعطاب ، المدحرجات ، الإشارات الاهتزازية.

INTRODUCTION GENERALE :

La machine tournante occupe une place très importante dans le milieu industriel, et devient un élément principal dans les différents domaines d'applications, tels que les systèmes de fabrication, les transports aériens, les transports terrestres, les systèmes de conversion d'énergie...etc [62].

Le moteur électrique se compose de nombreuses pièces mécaniques et électriques, comme l'enroulement du stator, l'enroulement du rotor, les barres et les anneaux de court-circuit du rotor et les roulements. En raison des environnements industriels difficiles souvent, chaque partie du moteur électrique est potentiellement exposé à un risque élevé d'événements inattendus : pannes du système électrique, mécanique, thermique, etc. Les défaillances d'ordre électriques se séparent en deux catégories. Nous pouvons citer les défaillances qui apparaissent au niveau des circuits électriques stator et celles qui apparaissent au niveau des circuits électriques rotor. Les défaillances d'ordre mécanique sont en générale les plus rencontrés parmi tous les défauts que compte la machine tournante. Ces défauts peuvent apparaître au niveau des roulements à billes, des flasques ou encore de l'arbre du moteur.

Des études statistiques montrent que le défaut majeur dans la machine se situe au niveau du roulement [16]. Ce dernier est composé des éléments suivants : la bague externe, la bague interne, la cage, et les billes. Ce défaut peut être classifié en deux groupes : Les défauts distribués, et les défauts localisés, qui peuvent endommager la symétrie du moteur résultant au défaut appelé l'excentricité rotorique [81]. Due à ce défaut, les symptômes anormaux pendant le fonctionnement du moteur ont lieu tels que : une augmentation de niveau vibration, augmentation de température, irrégularité d'entrefer, variation de la vitesse.

Une panne de l'un des éléments constituant le moteur peut arrêter tout le processus de production, ce qui provoque des pertes financières significatives. L'utilisation des équipements technologiques en générale nécessite donc un suivi de comportement visant à garder la sécurité, la qualité des produits, la disponibilité des installations, et la minimisation des coûts d'exploitation.

La maintenance des machines doit en premier lieu assurer leur protection. C'est la raison pour laquelle il faut prévoir, d'une part l'installation des capteurs au moment de la conception des machines pour faciliter la collecte des informations directement liées à la source pour faciliter leur accessibilité. La protection est assurée par la surveillance de l'état de fonctionnement des équipements en vérifiant que les niveaux des indicateurs, ne dépassent pas certaines limites. Si un indicateur dépasse un seuil admissible donné par l'historique de la machine ou par une

norme, il est nécessaire, soit de prendre des mesures correctives si la machine est bien connue, soit d'employer le deuxième niveau d'analyse, c'est-à-dire le diagnostic, qui permet d'identifier les pannes de chaque composant constituant la machine.

Différentes techniques de diagnostic de défaut de roulement adoptées dans l'industrie ont été réalisées. Parmi les outils de la maintenance conditionnelle, on peut citer l'analyse vibratoire. Cette technique a été réalisée dans le domaine temporel, tel que, la valeur RMS, le kurtosis, ainsi que dans le domaine fréquentiel [35].

La surveillance vibratoire ; une technique très ancienne ; peut être mise en œuvre, mais celle-ci est souvent onéreuse du fait des capteurs « les accéléromètres » et de leurs conditionneurs [66],[37].

La détection d'un défaut nécessite la connaissance et la maîtrise de ses signatures. Un des moyens possibles est la localisation des fréquences associés à la défaillance, qui peuvent aider à la détection de défaut et à la décision dans l'opération de maintenance de la machine [95],[17],[70].

Dans ce mémoire nous nous sommes intéressés à l'application d'une approche basée sur la séparation des sources pour le diagnostic des défauts des roulements.

L'approche suggérée comprend deux étapes principales : le filtrage du signal vibratoire et l'extraction des fréquences caractéristiques des défauts basée sur l'algorithme de l'analyse en composantes indépendantes (ACI).

Dans la première phase, une analyse multi-résolution en ondelettes est utilisée pour réduire le bruit des signaux vibratoires. Dans la seconde phase, l'algorithme de l'analyse en composantes indépendantes (ACI) qui permet d'extraire les composantes indépendantes fiables est adopté pour la séparation des sources.

L'approche proposée sera appliquée sur les données collectées à partir du banc d'essai installée au laboratoire « DIRG Lab » dans le département de génie mécanique et aérospatial de l'université « Politecnico di Torino ». Finalement, Les résultats obtenus seront finalement discutés et analysés.

**CHAPITRE I : MAINTENANCE ET
DIAGNOSTIC DES MACHINES
TOURNANTES PAR ANALYSE
VIBRATOIRE.**

1. Introduction :

La maintenance des machines doit en premier lieu assurer leur protection. C'est la raison pour laquelle il faut prévoir, d'une part l'installation des capteurs au moment de la conception des machines pour faciliter la collecte des informations directement liées à la source vibratoire et d'autre part, pour faciliter leur accessibilité. Les vibrations enregistrées par un capteur, sont une image déformée de l'effort qui la génère et par conséquent, de la cause de défaillance. La protection est assurée par la surveillance de l'état de fonctionnement des équipements en vérifiant que les niveaux des indicateurs, ne dépassent pas certaines limites. Si un indicateur dépasse un seuil admissible donné par l'historique de la machine ou par une norme, il est nécessaire, soit de prendre des mesures correctives si la machine est bien connue, soit d'employer le deuxième niveau d'analyse, c'est-à-dire le diagnostic, qui permet d'identifier les fréquences caractéristiques de chaque composant constituant la machine, en se basant sur la cinématique de ce dernier.

2. Maintenance :

2.1. Définition :

D'après Larousse : La maintenance est l'ensemble de tous ce qui permet de maintenir ou de rétablir un système en état de fonctionnement.

D'après L'Association française de Normalisation (AFNOR X 60-010-1994)

Ensemble des activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise. Ces activités sont une combinaison d'activités technique, administratives et de management.

2.2. Différents types de maintenance :

Selon la norme NF-X60-010 « *la maintenance est définie comme étant un ensemble d'activités destinées à maintenir ou rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement pour accomplir une fonction requise* » [43]. Les activités de maintenance permettent une diminution des coûts de production et l'amélioration de la qualité des produits.

Selon l'évolution de la maintenance, on distingue quatre types de maintenance comme illustre la **figure I.1**.

- Maintenance corrective : consiste à effectuer une action de maintenance après la panne,
- Maintenance préventive systématique : consiste à effectuer les actions de maintenance selon un échéancier fixe sur la base du minimum de durée de vie des composants mécaniques d'une machine,
- Maintenance préventive conditionnelle : l'action de maintenance n'est déclenchée qu'à la suite d'un type d'événement prédéterminé (indicateur vibratoire, de température etc...),
- Maintenance prédictive : consiste à prédire la date à laquelle une action de maintenance doit s'effectuer selon un modèle de dégradation théorique des composants mécaniques de la machine.

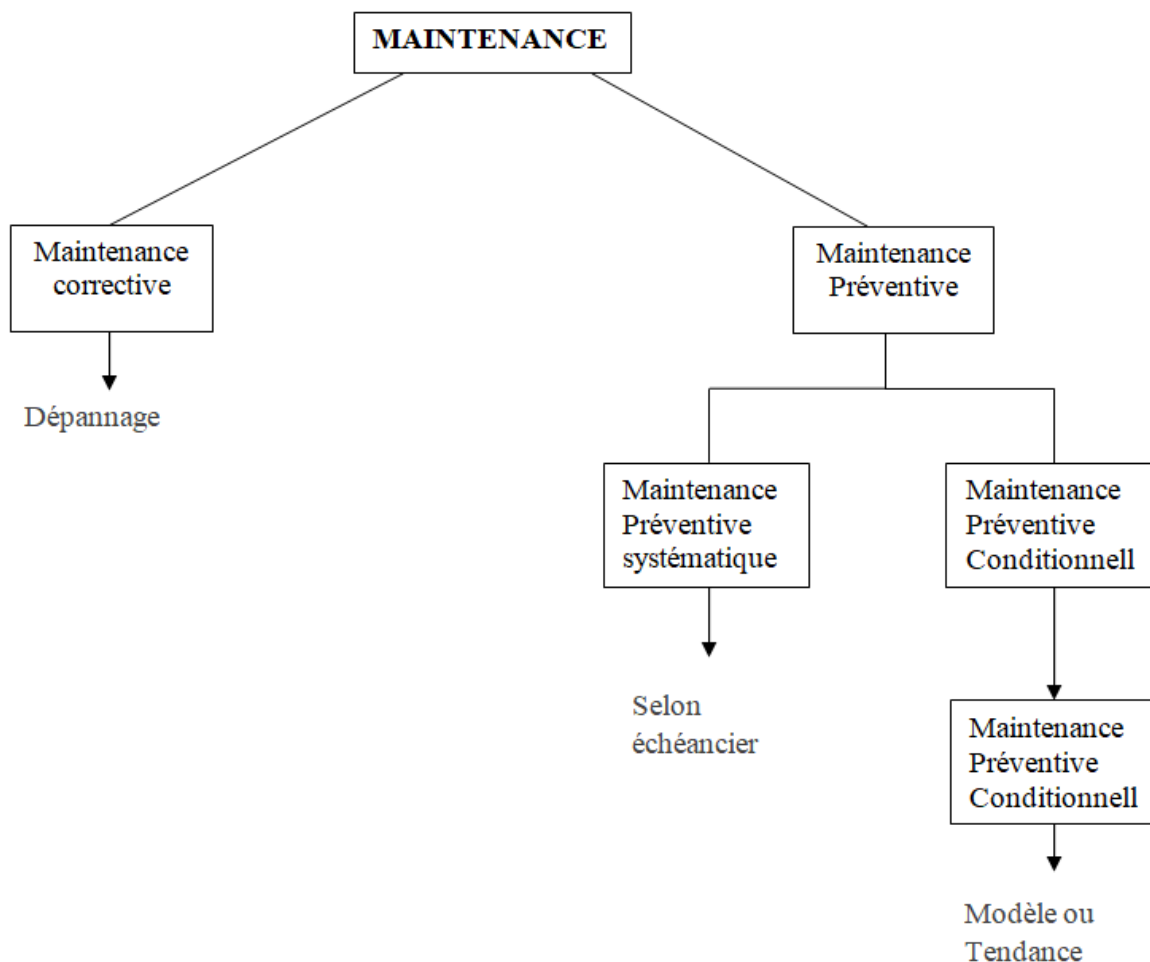


Figure I-1 : Formes de maintenance.

2.3. Choix d'une politique de maintenance :

Les paramètres dont il faut tenir compte pour adopter telle ou telle politique de maintenance sont principalement d'ordre économique et humain. Avec l'objectif de trouver une politique capable de réduire les coûts de maintenance, une méthode de suivi de l'état de fonctionnement d'un organe d'une machine doit être trouvée pour améliorer la disponibilité et pour estimer de façon plus précise le risque de panne.

A cet effet, l'idéal serait de trouver des indicateurs externes, facilement accessibles et réaliser un système de mesures qui consiste à limiter le nombre de paramètres et de mesures à réaliser. Pour cela, il faut d'abord déterminer quelles sont les pannes les plus fréquentes par *analyse statistique* et les composants les plus problématiques par *analyse technologique* [71].

Turbines, pompes, moteurs, compresseurs, alternateurs, centrifugeuses, ventilateurs... toutes ces machines que l'on dit tournantes, ont un point commun ; elles comprennent des organes en rotation. Ce qui caractérise ces machines, c'est qu'elles sont composées d'organes fragiles (roulements, engrenages etc...) soumis à des contraintes mécaniques importantes et à des environnements industriels difficiles. Les sources de défaillances sont donc multiples :

- Écaillage d'un roulement,
- Rupture d'une dent d'un engrenage,
- Désalignement d'un des axes, etc....

Pour certaines machines vitales d'un processus de production, ces défauts peuvent s'avérer lourds de conséquences. Pour éviter des arrêts de production imprévus et les pertes économiques qui en découlent, il faut surveiller en permanence ces équipements et traquer tous les signes précurseurs de défauts avant qu'il ne soit trop tard. Pour cela il existe une variété de techniques.

Le choix du type de surveillance dépend du type de machine à étudier et du type de défaillance que l'on souhaite détecter. Les questions déterministes sur le choix du type de surveillance sont résumées sur la **figure I.2**

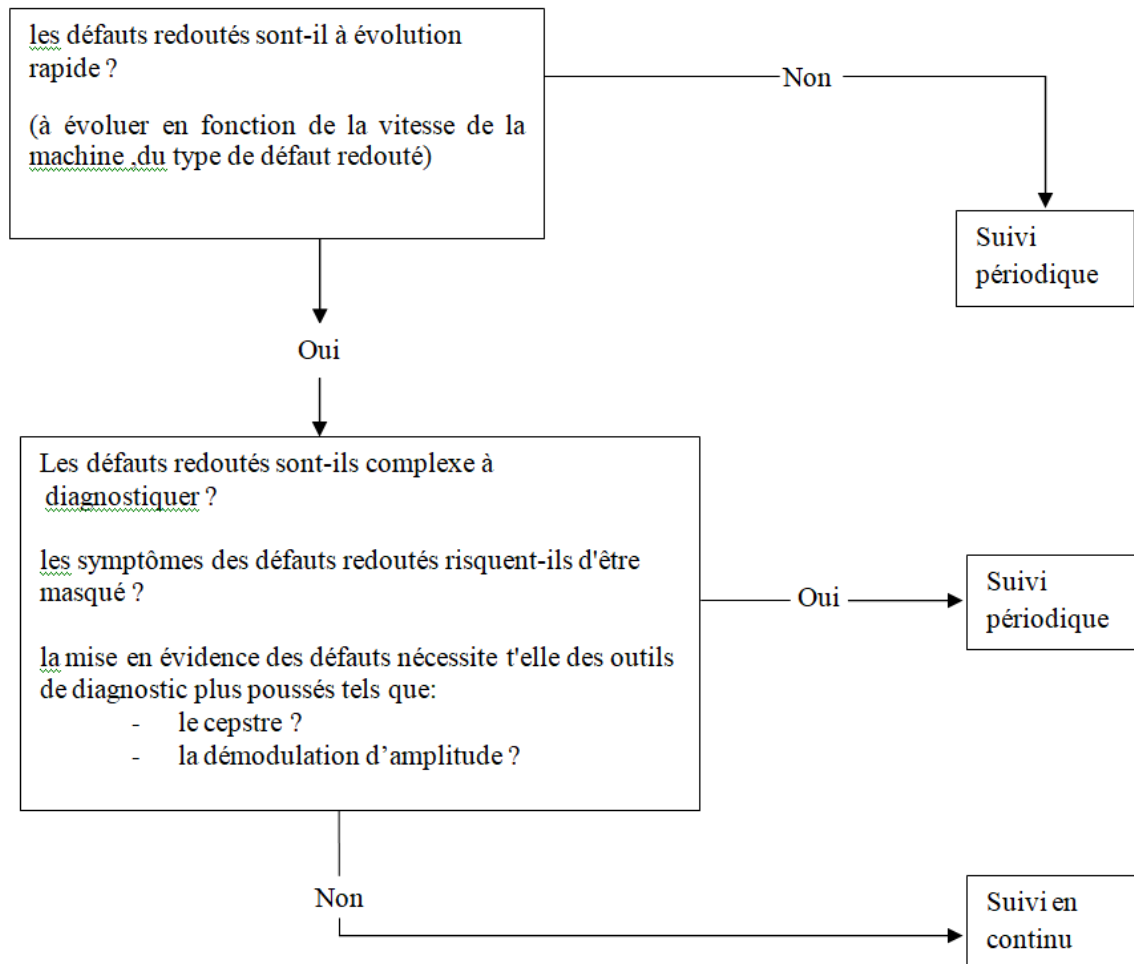


Figure I-2 : Le choix du type de suivi.

3. Techniques de la surveillance des machines tournante :

Aujourd'hui, plusieurs techniques peuvent être employées pour surveiller l'état des machines tournantes par l'analyse des vibrations, du bruit, de la température, du courant, ...etc. [12]-[78].

Les différentes techniques de la surveillance des machines tournantes sont illustrées dans la figure I.3.



Figure I-3 : Différentes techniques de la surveillance des machines tournantes.

3.1. La thermographie infrarouge :

Cette technique permet de mesurer la température de composants sans contact. Elle peut être utilisée pour la surveillance des machines tournantes notamment pour la détection de défauts qui se manifestent par un échauffement anormal à la surface de l'équipement.

La thermographie permet de réaliser des mesures à distances et d'obtenir instantanément une image thermique de la zone inspectée. Exemple dans la **figure I.4**.



Figure I-4 : Principe de l'analyse thermographique : Visualisation d'un défaut de connexion sur l'image thermique.

3.2. L'analyse des huiles :

L'huile est en contact permanent avec les pièces en mouvement. Elle fournit de nombreuses informations sur l'état de la machine. Lorsque l'équipement est mis à rude épreuve, la qualité du lubrifiant s'en voit affectée.

L'analyse d'huile est appliquée à toutes les machines contenant des fluides de lubrification (réducteurs, motoréducteurs, moteurs thermiques, etc.). Elle consiste à prélever un échantillon d'huile et de l'analyser (recherche de particules d'usure) pour déduire l'état de l'équipement.

3.3. L'analyse vibratoire :

La surveillance vibratoire qui s'adapte le plus aux composants mécaniques des machines tournantes en fonctionnement est la technique la plus utilisée dans l'industrie. Elle permet la détection de la majorité des défauts susceptibles d'apparaître. Les études et analyses menées dans ce domaine ont, non seulement, montré la présence permanente de la vibration dans les machines en cours de fonctionnement, mais encore, l'existence d'une forte corrélation entre ce comportement et l'état de la machine. Ainsi plus l'état de détérioration de la machine est avancé plus les niveaux de vibration sont importants.

Le principe de l'analyse vibratoire est illustré dans la **figure I.5**.

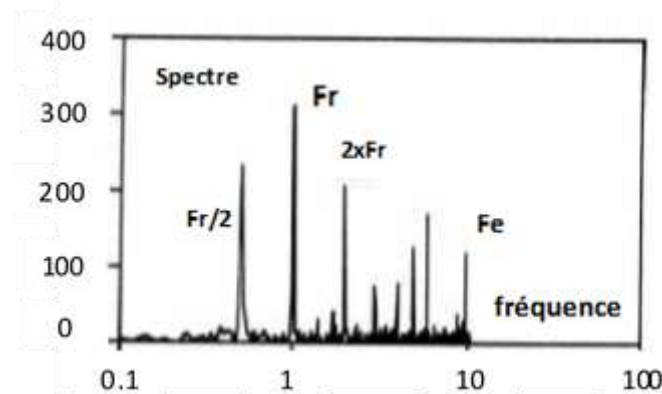


Figure I-5 : Principe de l'analyse vibratoire Représentation du spectre vibratoire.

3.4. L'analyse acoustique :

Pour des applications spécifiques et la recherche de défauts bien précis, L'analyse acoustique permet de détecter tout bruit anormal en moyen de microphones placés à une certaine distance de l'équipement.

3.5. Le contrôle par ultrasons :

Permet de détecter des défauts de faibles amplitudes à hautes fréquences tels que l'initiation de la dégradation d'un roulement.

4. Techniques d'analyse :

4.1. Choix d'une technique d'analyse :

Tenant compte des impératifs du process, tel qu'une chaîne de production, de son type, de sa complexité et autres conditions de l'environnement, Le choix d'une technique de surveillance pour le diagnostic, la localisation et l'identification d'une défaillance revêt une grande importance et se doit être le plus approprié. Ainsi, en fonction de ces considérations on pourra opter pour un ou plusieurs choix pour un type de surveillance [59]-[69].

Chaque méthode a son champ d'application privilégié. Par exemple, l'analyse vibratoire convient aux défauts liés à la cinématique et à la structure de la machine, mais dans une plage de fréquences déterminées (situées généralement entre quelques Hertz et plusieurs dizaines de KHz). Elle couvre aussi les défauts spécifiques aux roulements (à plus hautes fréquences).

Au-delà de 20 KHz, il est souvent préférable d'utiliser un contrôle par ultrasons ou par émission acoustique. L'analyse acoustique se limite à la détection de bruits dans les fréquences audibles, mais lorsque la dégradation d'un roulement se manifeste en une fréquence audible, il est souvent trop tard pour intervenir. L'analyse d'huile consiste principalement à analyser les particules présentes dans l'huile, ce qui va révéler une usure anormale d'un ou plusieurs organes. Elle doit être appliquée dans le cas de machines où l'huile joue un rôle primordial et lorsque l'analyse des débris d'usure est significative [29].

Le **tableau I.1** donne un aperçu sur les critères pris en compte pour le choix de l'outil de surveillance.

Tableau I-1: Différentes techniques d'analyse de l'état d'une machine tournante.

	Principaux avantages	Principales limitations	Champ d'applications privilégié
Analyse vibratoire	-Détection de défauts à un stade précoce - Possibilité de réaliser un diagnostic approfondi - Autorise une surveillance continue - Permet de surveiller l'équipement à distance(télmaintenance)	-Spectres parfois difficiles interpréter - Dans le cas de la surveillance continue, installations relativement coûteuses	-Détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine (balourd, défauts d'alignement, jeux, etc.) et de sa structure

Analyse d'huiles	-Détection d'une pollution anormale du lubrifiant, avant que celle-ci n'entraîne une usure ou un échauffement - Possibilité de connaître l'origine de l'anomalie par analyse des particules	-Ne permet pas de localiser précisément le défaut - Nécessite de prendre de nombreuses précautions dans le prélèvement de l'échantillon	- Contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d'un manque de lubrification, analyse des éléments d'usure, analyse de contamination par le process (étanchéité), etc.
Thermographie IR	- Permet de réaliser un contrôle rapide de l'installation - Interprétation souvent immédiate des résultats	- Détection de défauts à un stade moins précoce que l'analyse vibratoire - Contrôle limité à ce que "voit" la caméra (échauffements de surface) - Ne permet pas de réaliser un diagnostic approfondi	-Détection de tous les défauts engendrant un échauffement (manque de lubrification en particulier)
Analyse acoustique ou par Ultrasons	- Permet de détecter l'apparition de défauts audibles - Autorise une surveillance continue	- Sensibilité au bruit ambiant - Diagnostic souvent difficile à réaliser - Problèmes de répétabilité des mesures	Détection d'un bruit inhabituel pouvant ensuite être analysé par analyse vibratoire

Il n'existe pas de méthode universelle permettant de détecter de manière assez précoce tous les types de défauts que l'on est susceptible de rencontrer sur une machine tournante mais la combinaison et l'association de plusieurs méthodes permet un diagnostic plus fiable et plus rapide.

La surveillance des machines ne se limite pas juste à détecter la présence d'un défaut, mais il est aussi nécessaire de pouvoir réaliser un diagnostic approfondi pour le localiser précisément et quantifier sa sévérité. L'analyse vibratoire est une technique qui permet de réaliser ce diagnostic [30].

Pour plus de précision, le diagnostic par analyse vibratoire nécessite d'étudier **Tableau 1.2** :

- Les valeurs du niveau global des vibrations,
- Les contenus fréquentiels des signaux à l'aide outils sophistiqués du traitement de signal (spectre, cepstre, analyse d'enveloppe etc...).

Tableau I-2: Principales méthodes d'analyse vibratoire.

		Principaux avantages	Principales limitations
Indicateurs vibratoires simples	Niveau global (mesures d'accélération)	- Indicateur simple et fiable	- Détection tardive - diagnostic difficile - peu adapté aux faibles vitesses de rotation - détermination des seuils empiriques
	Kurtosis (moment statique d'ordre 4)	- adapté à la surveillance des roulements des arbres tournant à de faibles vitesses de rotation - diagnostic souvent difficile (<600 t/min) -déttection à stade précoce - grande sensibilité aux chocs périodiques et non périodiques	-décroissance de l'indicateur en fin de vie du roulement - diagnostic souvent difficile
	Facteur de crête (rapport entre la valeur crête et la valeur efficace)	- indépendant des conditions de fonctionnement (dimensions des roulements, charge, vitesse de rotation)	- décroît lorsque les défauts se développent
Méthodes d' analyse vibratoire qualitatives	Analyse temporelle	- adaptée aux faibles vitesses de rotation - permet d'analyser des phénomènes non périodiques (chocs aléatoires, chocs répétitifs à vitesses variable)	- diagnostic souvent difficile
	Analyse fréquentielle	- permet de localiser les défauts et de réaliser le diagnostic fiable - ne nécessite pas de mesures supplémentaires	- interprétation des spectres parfois difficile - détection tardive - inopérant à vitesse ou charge variable

	Analyse d'enveloppe	<ul style="list-style-type: none"> -détection de défauts à un stade précoce - permet de déterminer de manière fiable et rapide les fréquences de répétition des chocs 	<ul style="list-style-type: none"> - interprétation des spectres parfois difficile - nécessite de connaître le domaine fréquentiel d'intérêt - inopérant si vitesse ou charge variable - généralement associée à d'autres indicateurs (le Kurtosis par exemple)
	Analyse cepstrale	<ul style="list-style-type: none"> - met en évidence les composantes périodiques d'un spectre - permet de localiser et déterminer l'origine des défauts induisant les chocs périodiques - interprétation des spectres complexes 	<ul style="list-style-type: none"> - utilisation en complément d'autres techniques

4.2. Vibrations des machines tournantes :

En pratique, une bonne conception produira de faibles niveaux vibratoires dans une machine tournante. Cependant, la machine vieillissante, les fondations travaillent, les pièces se déforment et s'usent, et de légers changements dans ses propriétés dynamiques apparaissent. Les arbres se désalignent, les paliers s'usent, les rotors se déséquilibrent, les courroies se détendent, les jeux augmentent. Tous ces facteurs se traduisent par une augmentation de l'énergie vibratoire qui excite les résonances et ajoute une charge dynamique considérable aux paliers.

Les vibrations recueillies lors des campagnes de mesures sont porteuses d'informations qui caractérisent l'état de fonctionnement de certains composants mécaniques constituant la machine analysée. C'est grâce à l'analyse de ces vibrations qu'il est possible de détecter les composants défectueux et éventuellement de les localiser [15].

5. Analyse vibratoire :

5.1. Les objectifs

L'analyse vibratoire poursuit deux objectifs :

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

On utilise à cet effet des paramètres calculés :

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

5.2. Surveillance :

La comparaison des mesures vibratoires effectuées à intervalles de temps déterminés dans des conditions de fonctionnement identiques permet de suivre l'évolution d'un défaut en exploitant le signal vibratoire [8]. A partir de ces mesures, il est possible d'obtenir un historique de l'évolution du défaut par rapport à un niveau de référence caractérisé par la signature vibratoire de la machine en bon état. La norme [ISO10816] fixe des critères d'évaluation des niveaux vibratoires permettant d'estimer la sévérité des défauts et donc de l'état de fonctionnement de la machine. La sévérité vibratoire représente la valeur efficace de la vitesse de vibration mesurée dans la bande fréquentielle [10-1000 Hz] sachant que les critères d'évaluation dépendent de la classe dans laquelle la machine se situe. Mais ces méthodes dites « mesures des niveaux globaux » restent imprécises et ne permettent pas la détermination de la cause de l'augmentation du niveau vibratoire.

5.3. Diagnostic :

Pour établir un diagnostic vibratoire, il est souvent nécessaire de faire appel à des outils mathématiques relativement élaborés. Ces outils doivent assister l'opérateur et lui permettre de remonter aux origines du ou des défauts. Mais dans l'absolu, les signaux vibratoires sont insuffisants pour établir un diagnostic. C'est pourquoi il est indispensable de connaître non seulement la cinématique de la machine, mais également les caractéristiques de ses composants ainsi que leurs différents modes de dégradation. La connaissance de ces modes de défaillance et de leurs influences sur le niveau de vibration est à la base d'un diagnostic et d'une surveillance fiable.

5.4. Chaîne et matériel d'acquisition

Une surveillance fiable ne peut être obtenue que si d'une part le matériel de mesure est en adéquation avec les caractéristiques vibratoires fournies par les machines et si d'autre part les données le sont avec les outils de post-traitement qui doivent en faciliter le diagnostic [40]. Il est indispensable de posséder un matériel d'analyse des vibrations qui peut être constituée des éléments suivants : en plus de la structure à étudier, des capteurs, conditionneur, analyseur et programme d'analyse modale, sont nécessaires.

5.5. Définition d'une vibration :

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

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

5.6. Caractéristiques d'une vibration :

Une vibration se caractérise principalement par, son amplitude, sa période et sa fréquence voir **Figure I.6.[28]-[68]**.

- **Son amplitude A**, qui est la valeur de ses écarts par rapport au point d'équilibre.
- **Sa période T**, durée correspondant à l'intervalle de temps entre deux positions successives identiques. La période se note T et s'exprime en seconde (s).
- **Sa fréquence f**, qui est le nombre de cycles par seconde, et qui est l'inverse de la période T. La fréquence se note f et s'exprime en Hertz (Hz). (1 Hz = 1 s⁻¹).

La fréquence s'exprime en fonction de la période par la relation suivante : $f = \frac{1}{T}$

La forme la plus simple d'un signal vibratoire est un signal périodique que l'on représente sous la forme d'un mouvement sinusoïdal. Le mouvement sinusoïdal peut être représenté par la projection sur un axe vertical d'un vecteur tournant A ayant une vitesse angulaire constante ω . La rotation de ce vecteur provoque une variation de sa projection x, dont l'équation est :

$$x = A(x) \sin \omega(t) \quad (\text{I.1})$$

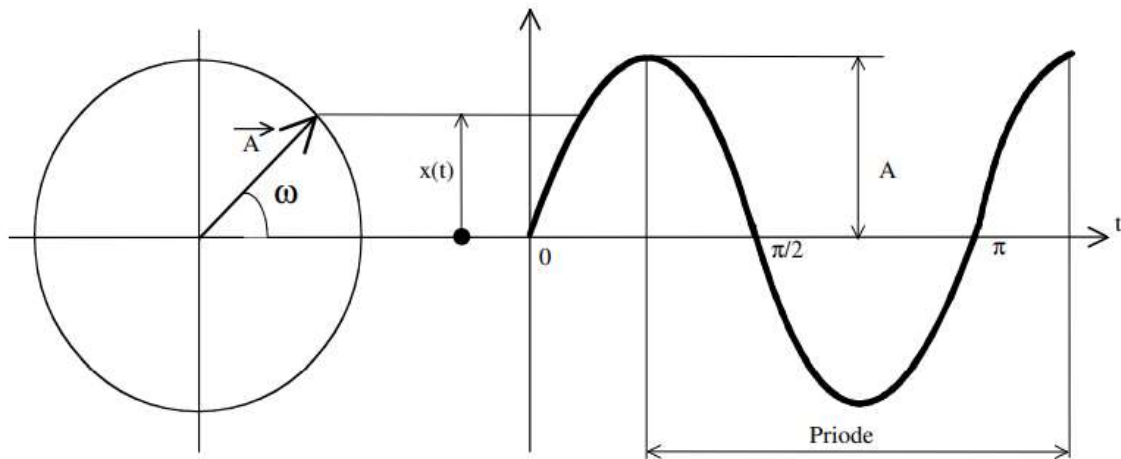


Figure I-6 : Représentation d'une vibration sinusoïdale.

5.7. Types des signaux vibratoires :

On compte plusieurs types de signaux vibratoires, comme les signaux périodiques, stationnaires, non stationnaires, non linéaires, déterministes, etc. La figure I.7 représente les différents types de ces signaux [28]-[68].

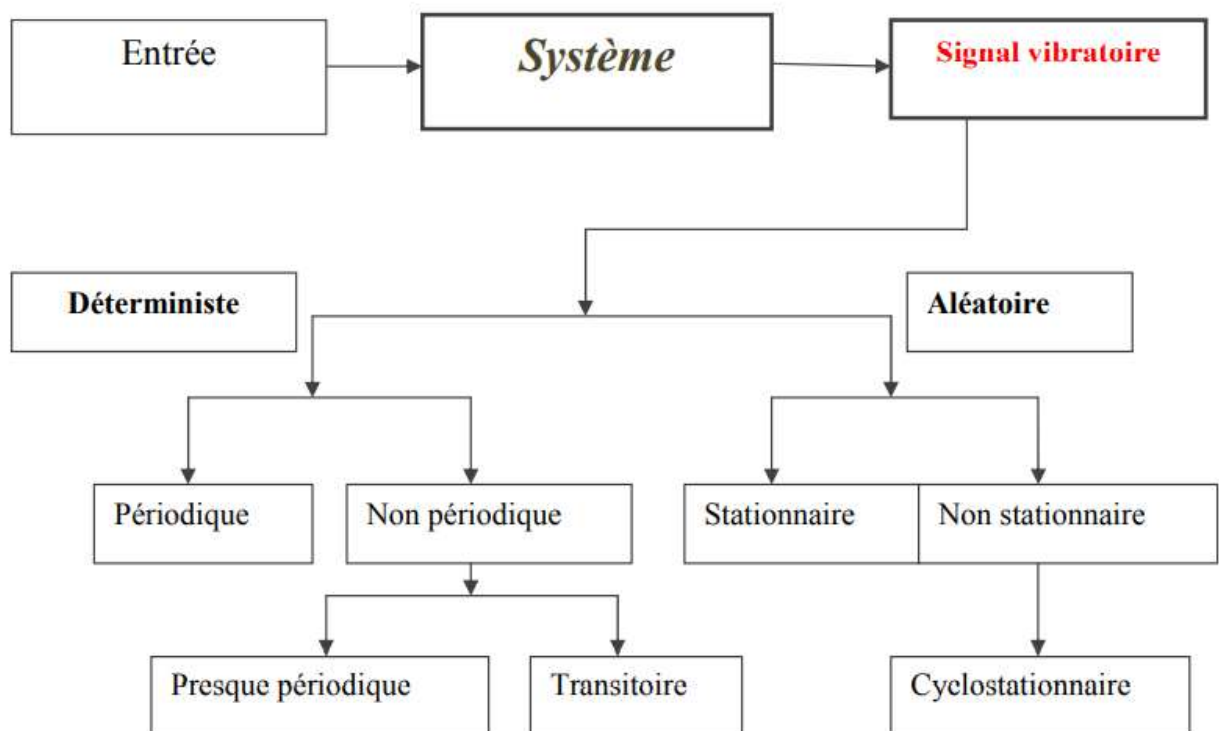


Figure I-7 : les différents types des signaux vibratoires.

5.7.1. Déterministe :

Des signaux (périodique ou non périodique) dont l'évolution en fonction du temps peut être parfaitement décrite par un modèle mathématique. Ces signaux proviennent de phénomènes pour lesquels on connaît les lois physiques correspondantes et les conditions initiales, permettant ainsi de prévoir le résultat. Les signaux non périodiques se composent d'une part des signaux pseudopériodiques formés d'une somme de sinusoides de périodes différentes et d'autre part des signaux transitoires dont l'existence est limitée dans le temps. Ces signaux "certains" peuvent en principe être reproduits rigoureusement identiques à eux-mêmes.[82]

5.7.2. Aléatoire :

Le signal aléatoire fait intervenir deux notions :

- La notion de signal c'est à dire une mesure qui dépend d'un ou plusieurs paramètres d'espace, le plus souvent le temps.
- La notion d'aléatoire qui fait que, à un instant t donné, la mesure n'est pas certaine mais dépend du hasard. Cet aspect est appelé l'aspect stochastique et on parle indifféremment de signal aléatoire ou de signal stochastique.

Ce sont les signaux qui ont caractère non reproductible et imprévisible.

5.8. Grandeurs utilisées pour la mesure vibratoire :

Comme tout mouvement, une vibration peut être étudiée selon trois grandeurs, il s'agit du déplacement, la vitesse et l'accélération.[27]

5.8.1. Déplacement d'une vibration :

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

5.8.2. Vitesse d'une vibration :

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

contraire vers la position fixe et l'autre position extrême. La vitesse s'exprime en mètres par seconde (mm/s).

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

5.8.3. Accélération d'un mouvement vibratoire :

L'accélération est une grandeur qui indique dans quelle mesure la vitesse varie en fonction du temps et elle s'exprime par conséquent en unités de vitesse (mètres par seconde) par seconde ou en mètres par seconde carrée (mm/s^2).

L'accélération passe de zéro à une valeur maximale pendant chaque cycle de vibration. Elle augmente à mesure que l'objet s'approche de la position fixe qu'il occuperait en l'absence de vibration.

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

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

Nous choisirons donc préférentiellement la grandeur déplacement pour détecter des phénomènes basse fréquence, et la grandeur accélération pour les phénomènes haute fréquence défaut de roulement [53].

5.9. Capteurs de vibrations :

Le capteur de vibrations est le premier maillon de la chaîne de mesure. Le but de ce capteur est de transformer une vibration mécanique en un signal électrique. Les capteurs de vibration utilisés peuvent être actifs, ne nécessitant aucune alimentation et ne pouvant fonctionner qu'avec une source d'énergie auxiliaire [44]-[57]. On distingue :

- Les capteurs de déplacement ;

- Les capteurs de vitesse (vélocimètres) ;
- Les capteurs d'accélération (accéléromètres).

5.9.1. Capteur de déplacement

Un capteur de déplacement mesure le déplacement relatif entre l'arbre et le palier qui est dû aux vibrations. La bobine et le conditionneur intégrés forment ensemble un circuit électronique oscillant. **La figure I.8** présente le principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement.

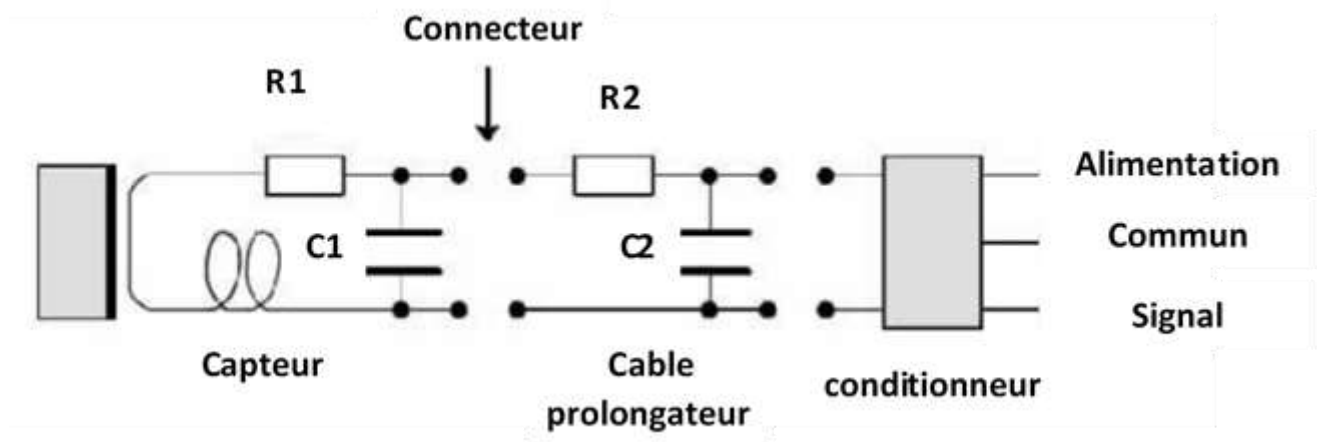


Figure I-8 : Principe de fonctionnement d'un capteur de déplacement.

Le circuit oscillant crée un champ magnétique alternatif dans la bobine du capteur. D'après le principe d'induction, il se crée alors des courants de Foucault dans un corps conducteur que l'on approche du capteur. Ces courants de Foucault agissent à leur tour sur la bobine par l'intermédiaire du champ magnétique et consomment ainsi de l'énergie électrique. Cette transformation d'énergie est d'autant plus importante que le corps métallique est proche de la bobine et que sa susceptibilité magnétique est élevée [44]-[57].

5.9.2. Capteurs de vitesse :

Les capteurs de vitesse, ou vélocimètres, sont constitués d'une sonde à contact dite sonde sismique qui mesure le mouvement absolu de l'organe sur lequel elle est fixée. Les vélocimètres les plus courants sont constitués d'une masse sismique reliée au boîtier par un ressort et solidaire d'une bobine qui se déplace dans un champ magnétique permanent créé par un barreau aimanté voir la **Figure I.9**. La vibration du palier sur lequel est fixé le capteur, génère une tension proportionnelle à la vitesse de mouvement de la bobine.

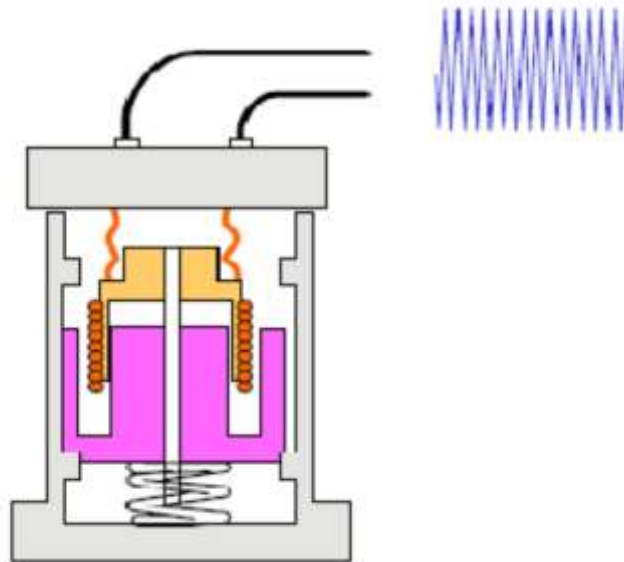


Figure I-9 : schéma de vélocimètre.

La fréquence de résonance de ce type de capteurs se situe généralement entre 8 et 15 Hz et la gamme dynamique s'étend de 10 -20 Hz à 2000 Hz environ.**[50]**

5.9.3. Les accéléromètres :

Un accéléromètre piézoélectrique voir la **Figure I.10**, est composé d'un disque en matériau piézoélectrique (quartz), qui joue le rôle d'un ressort sur lequel repose une masse sismique précontrainte. Quand la masse se déplace sous l'effet d'une accélération, elle exerce sur le disque des contraintes, induisant à la surface de ce dernier une charge électrique proportionnelle à cette accélération. Les accéléromètres piézoélectriques tendent à devenir les capteurs de vibration absolue les plus utilisés pour la surveillance.

Ils possèdent les propriétés suivantes :

- Utilisables sur de très grandes gammes fréquentielles.
- Excellente linéarité sur une très grande gamme dynamique (typiquement 140 dB).
- Le signal d'accélération peut être intégré électroniquement pour donner le déplacement et La vitesse.
- Aucun élément mobile, donc extrêmement durable.

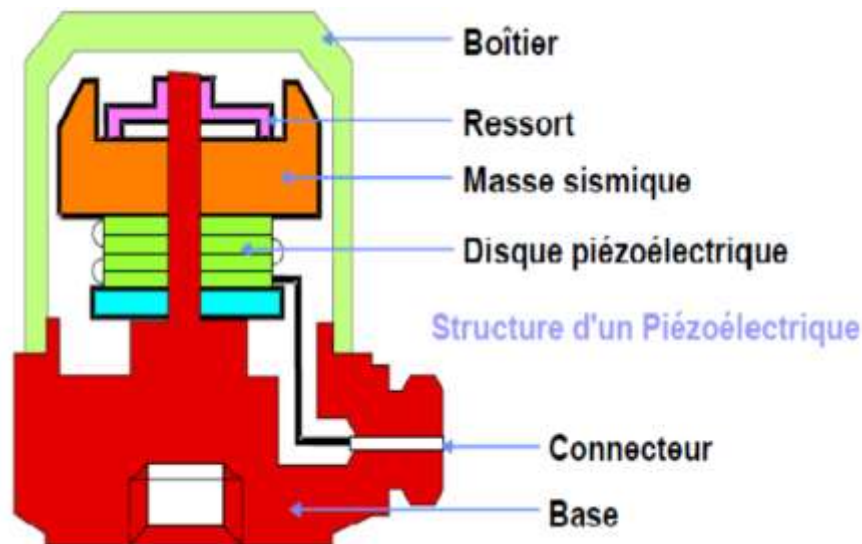


Figure I-10 : schéma d'un accéléromètre.

Les accéléromètres à électronique intégrée sont semblables aux accéléromètres piézoélectriques à la différence qu'ils possèdent de manière intégrée un conditionnement de charge pour délivrer une tension proportionnelle à l'accélération. [50]

5.10. Comparaison des différents types de capteurs :

Le tableau I.3 illustre les avantages et les inconvénients de chaque capteur [44]-[57]

Tableau I-3 : Comparaison entre les différents types de capteur.

	Avantages	Inconvénients
Capteur d'accélération	<ul style="list-style-type: none"> • Facile à installer • Bonne détection des défauts HF • Bonne gamme dynamique/fréquentielle • Petit, léger • Supporte les hautes températures • Pas de pièce mobile 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessite une double intégration pour le déplacement • Nécessite une source extérieure • Fournit des informations limitées sur la dynamique d'arbre • Médiocre pour les faibles vitesses
	<ul style="list-style-type: none"> • Mesure directement les mouvements d'arbre • Même capteur pour les 	<ul style="list-style-type: none"> • Problème de « run-out » • Sensible au matériau de l'arbre

<p>Capteur de déplacement</p>	<p>butées axiales, les vibrations radiales et la vitesse</p> <ul style="list-style-type: none"> • Mesure directement le déplacement • Mesures DC (position d'arbre) • Pas de pièce mobile 	<ul style="list-style-type: none"> • Installation • Gamme de fréquence limitée. Pas de détection des défauts de roulements • Restriction de températures • Oscillateur externe nécessaire
--------------------------------------	--	---

6. Principaux défauts d'une machine tournante et leurs manifestations :

6.1. Balourd

Quel que soit le soin apporté à la construction des machines, il n'est pas possible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque tranche élémentaire du rotor, ce qui caractérise le balourd. Il en résulte que l'arbre en rotation est soumis à des efforts centrifuges qui le déforment. Le balourd est un déséquilibre massique qui provient généralement du défaut d'usinage, d'assemblage et de l'échauffement dissymétrique du rotor lors du fonctionnement (**figure I.11**) [19]-[67]. Les origines des balourds sont multiples.

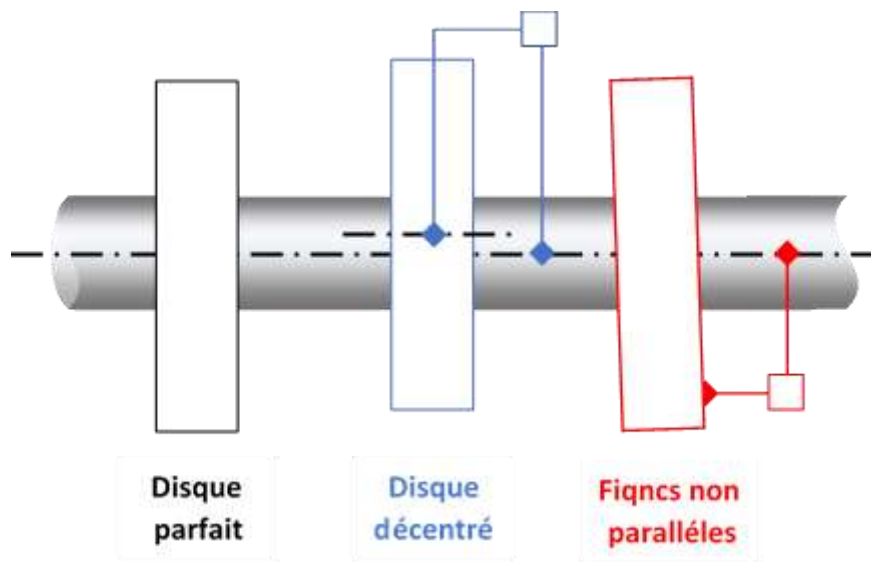


Figure I-11 : Ecarts d'usinage (excentricité et parallélisme).

Manifestation

Ce défaut se manifeste par :

- l'augmentation du niveau global choisi en basses fréquences, soit D_{cc} [10-1000 Hz], soit V_{eff} [10-1000 Hz],

- la nette augmentation de l'amplitude de la fréquence fondamentale (fréquence de rotation, fr).

$$fr = \frac{N}{60} \quad (I.2)$$

N vitesse de rotation (tr/min).

Exemple : Mise en évidence d'un défaut de balourd voire **La figure 1.12.**

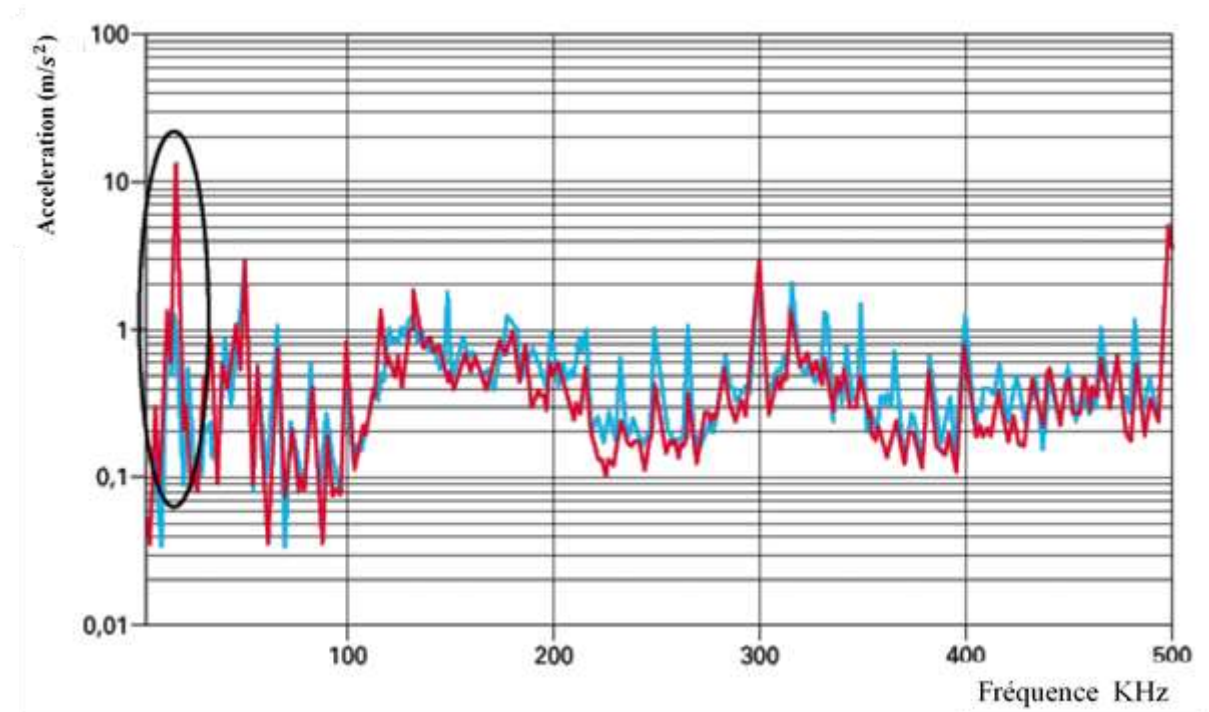


Figure I-12 : Spectres fréquentiels du défaut de balourd.

- Le spectre bleu (machine en bon état de fonctionnement) : amplitude de la fréquence fondamentale 1.323 mg pour 16.25 Hz,

- Le spectre rouge (machine en fonctionnement dégradé : défaut d'équilibrage) : amplitude de la fréquence fondamentale 14.199 mg pour 16.25 Hz.

Ce défaut n'est pas directionnel, on recueille la même image dans toutes les directions radiales (verticale, horizontale ou oblique).

6.2. Déalignement (ou mauvais alignement)

L'arbre moteur et l'arbre récepteur d'une machine ne sont pas parfaitement alignés voire **la figure I.13**

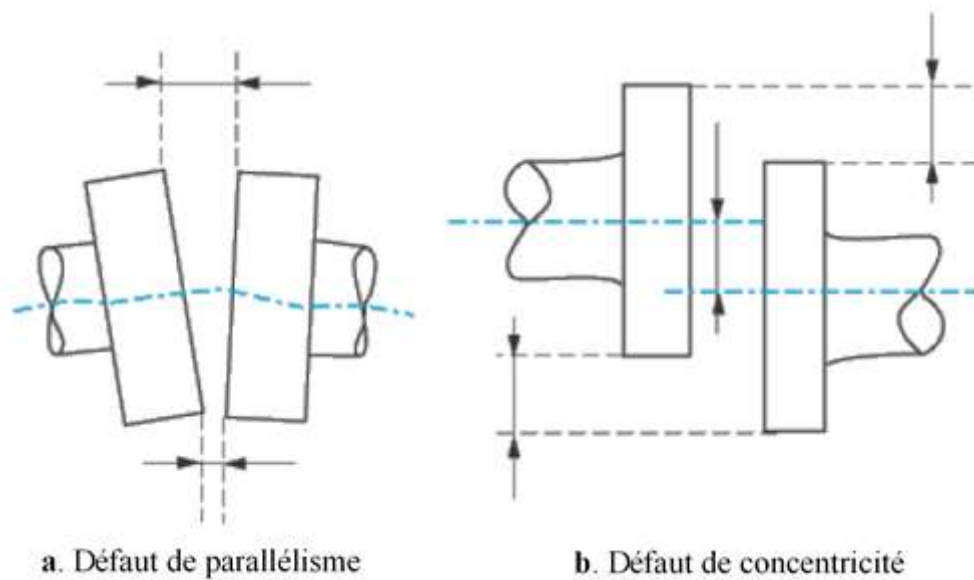


Figure I-13: Défaut de délignage.

Manifestation

Ce défaut se manifeste au cours de :

- l'augmentation du niveau global choisi en basses fréquences Soit D_{cc} [10-1000 Hz], Soit V_{eff} [10-1000 Hz],
- l'augmentation des proches harmoniques de fr. Le plus souvent l'harmonique de rang 2 tend à s'élever au-delà de la fréquence fondamentale. Parfois le phénomène se transmet aux 3ème et 4ème harmonique. [9]

Exemple : Mise en évidence d'un défaut de délignage [8].

On ne recueille pas le même signal sur les différentes directions radiales. Ce défaut est plutôt visible sur une direction axiale dans **la figure 1.14**. Il peut être d'origine :

- mécanique : desserrage des pieds de fixation de la machine et desserrage des éléments de transmission du mouvement de rotation,
- thermique : croissance thermique des pieds de fixation de la machine en fonctionnement.

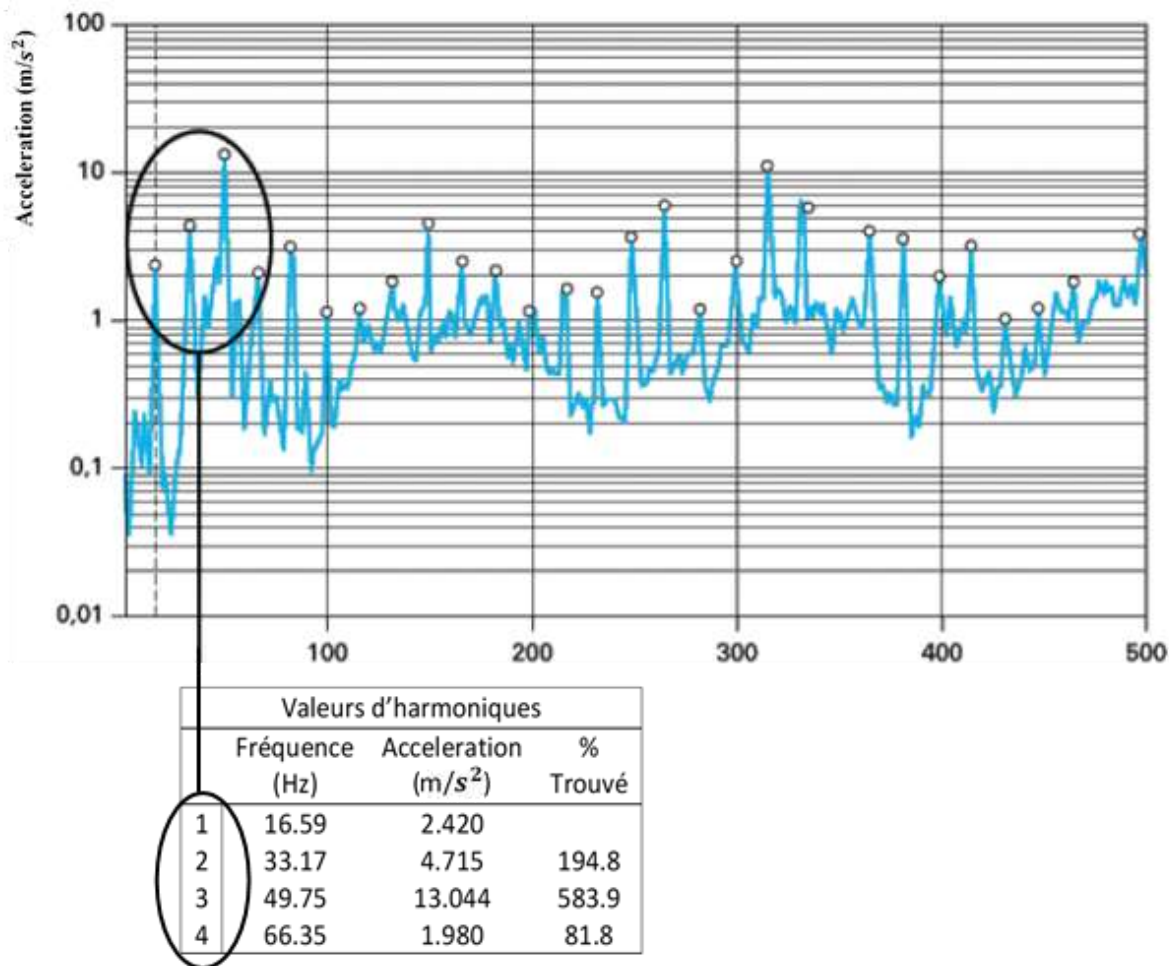


Figure I-14 : Spectre du défaut de délignage.

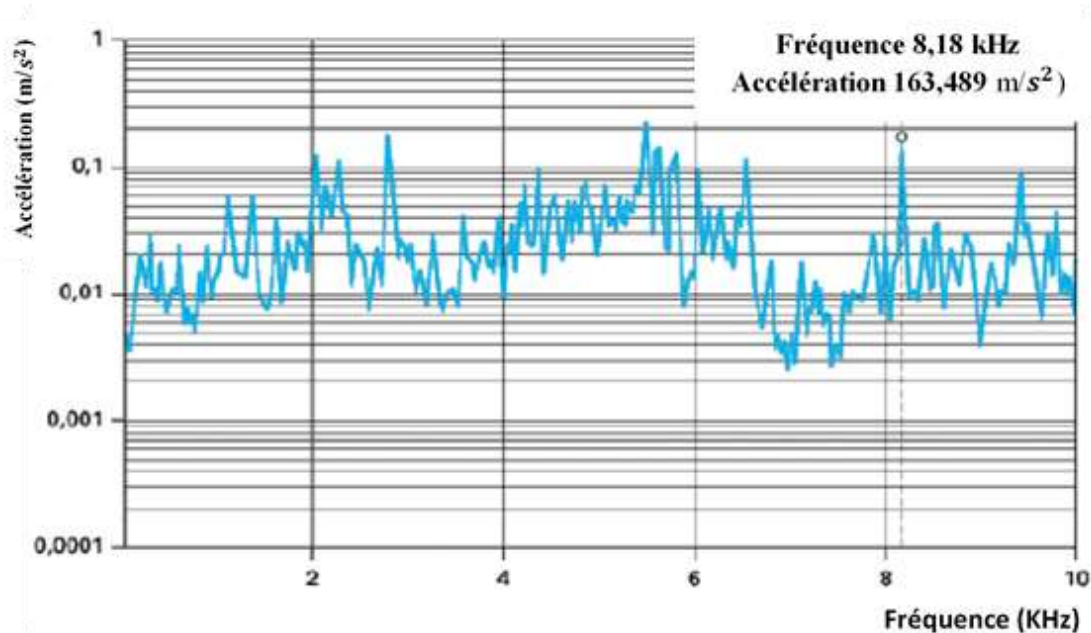
6.3. Défauts d'engrenages

Ces défauts sont liés aux dégradations de la denture (denture cassée ou abimée, usure uniforme ou non, pitting localisé ou réparti, mauvais centrage). On peut observer aussi du fretting (corrosion, frottement) qui se traduit par un enlèvement de métal lorsque l'engrenage est mal lubrifié et que les efforts sont importants.

Les vibrations des engrenages sont dominées par un effort à chaque contact [30]. Un arbre tournant à une fréquence f_r sur lequel est monté un pignon ou une roue comptant z dents sera soumis à z chocs par tour. La fréquence caractéristique de l'engrènement sera :

$$f_e = z \cdot f_r \quad (I.3)$$

Si l'arbre ou le pignon présente un défaut d'excentricité ou si une dent du pignon présente un défaut localisé, il va apparaître une modulation d'amplitude du signal par la fréquence du signal. Cela se traduira, sur le spectre, par un peigne de raies centré sur la fréquence d'engrènement f_e et de pas f_r . Ce peigne est visible que sur un zoom centré lui aussi sur la fréquence d'engrènement f_e (**figure I.15**) [9].



On y distingue nettement la fréquence d'engrènement préalablement calculée : $f_e = 8\,175$

a- spectre RCHF: $Acc_{eff} [0 - 10\,000\,Hz]$

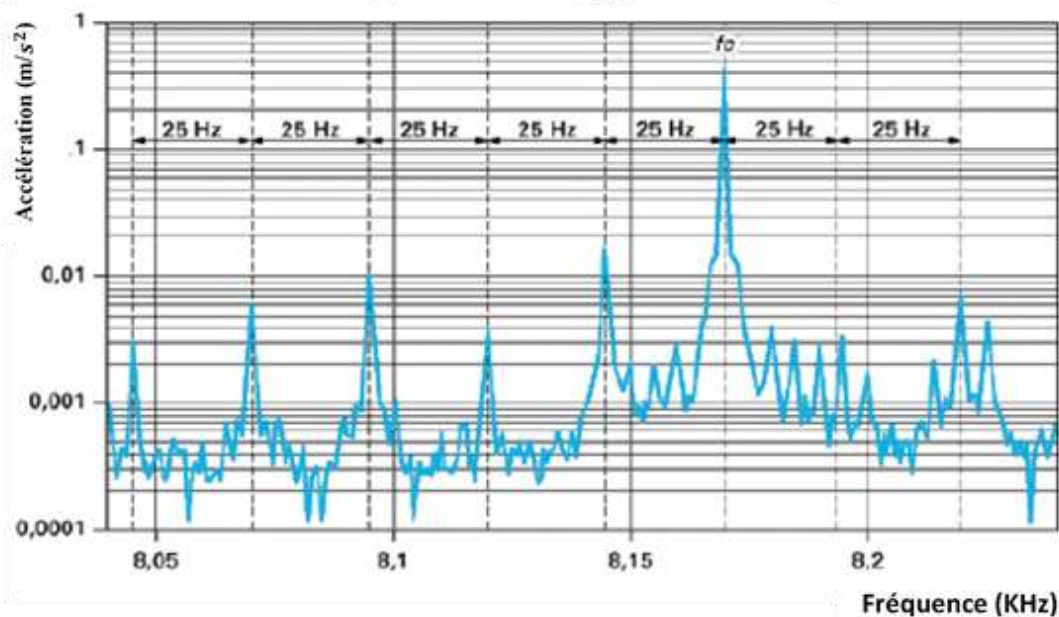


Figure I-15 : Spectre RC et peigne de raies du défaut d'engrènements.

6.4. Défauts de roulement

Les roulements sont parmi les composants les plus sollicités des machines et représentent une source de panne fréquente. Les défauts que l'on peut y rencontrer sont les suivants : écaillage, grippage, corrosion (qui entraîne l'écaillage), faux effet Brinell, etc.... Tous ces défauts se traduisent par une perte de métal et provoquent des chocs répétés des billes sur la cage de roulement [67].

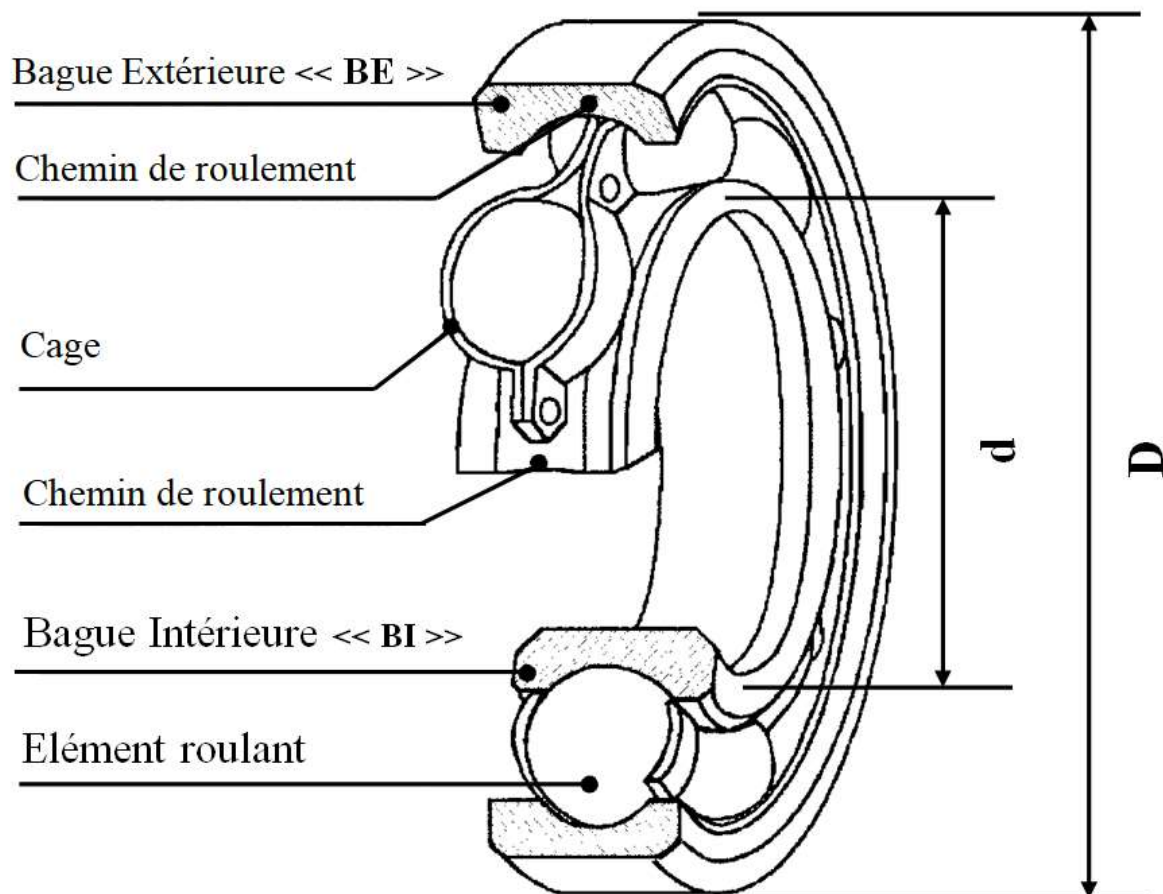


Figure I-16 : Constitution générale d'un roulement.

Les pistes des roulements et les billes sont chargées cycliquement, ce qui engendre à la surface une dégradation par fatigue qui se présente sous la forme de fissures qui conduisent à l'écaillage et puis à la ruine du roulement [73]-[72]. Ces fissures peuvent être d'origine superficielle ou provenir de la dégradation de la sous couche du matériau. Cette ruine peut être détectée sur un spectre à partir de l'identification des fréquences caractéristiques du roulement. Celles-ci correspondent aux fréquences des impacts lorsqu'un élément roulant

rencontre un défaut. Elles sont données en écrivant que les vitesses aux points de contact entre billes et bagues sont nulles [48].

Manifestation

Un tel défaut se traduit par une nette augmentation du niveau des fréquences supérieures à 1000 Hz, l'ensemble des fréquences supérieures à 1 kHz augmente sur un PBC ou un spectre RC HF, le facteur K augmente, le facteur de crête FC diminue et le niveau global Acc_{eff} [1000-10000 Hz] augmente [25].

Origine

Ce peut être :

- un écaillage de la piste interne (sur l'arbre) ;
- un écaillage sur la piste externe (sur l'alésage) ;
- un défaut localisé sur un élément roulant (bille ou rouleau).

Dans tous les cas, il s'agit d'un choc périodique de faible énergie qui excite la structure de la machine. Cette structure répond dans une gamme de fréquences qui lui est propre. Afin de statuer de façon définitive sur un tel défaut, il est conseillé de réaliser une analyse dite d'enveloppe [25].

6.5. Défauts de courroies

Les courroies sont utilisées pour transmettre la puissance entre deux arbres dont la distance n'est pas trop importante. Une courroie, constituée par une bande sans fin passant sur deux poulies, transmet l'énergie grâce à son adhérence sur les poulies.

Manifestation N1 et N2 sont des vitesses de rotation des roues n° 1 et 2 de la figure I.17.

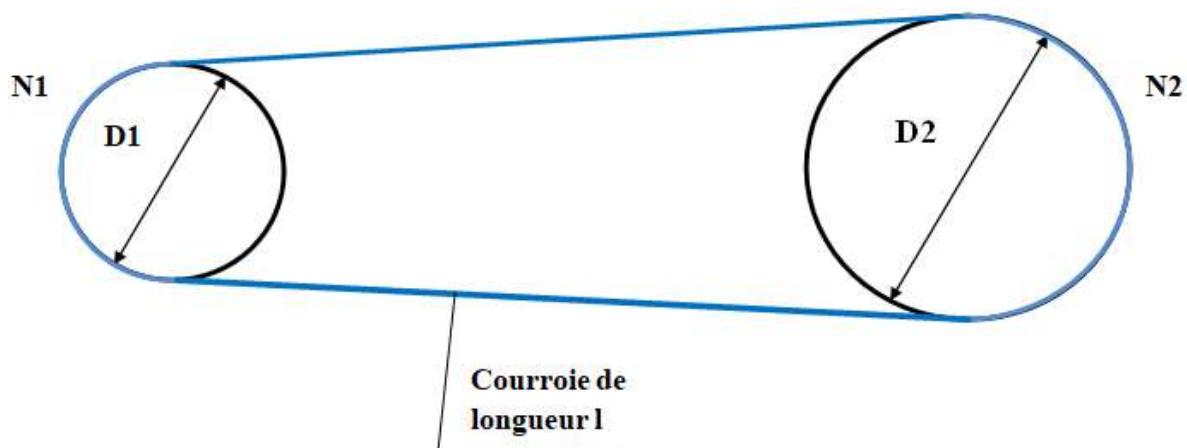


Figure I-17 : Transmissions par courroies.

Les fréquences caractéristiques des défauts de courroies sont :

- **Roue n°1 :**

$$f_{c1} = f_r \frac{(\pi D_1)}{l} \quad (\text{I.4})$$

- **Roue n°2 :**

$$f_{c2} = f_r \frac{(\pi D_2)}{l} \quad (\text{I.5})$$

Où f_r représente la fréquence de rotation de l'arbre.

Origine

Les défauts de courroie sont engendrés par la conséquence d'une mauvaise pose, d'une usure ou par le défaut d'alignement des deux poulies [9]. Les statistiques concernant les causes des défaillances et la localisation des défauts dans les machines tournantes permettent de conclure que les organes les plus sensibles sont les engrenages et les roulements [91]-[86].

7. Détection d'un défaut dans les roulements :

La détection d'un défaut nécessite d'une part une prise de mesures vibratoire puis une exploitation du signal recueilli. Nous présentons, au cours de ce chapitre, l'essentiel de la démarche à suivre.

7.1. Paramétrage de l'échantillonnage

Un échantillon discret est l'ensemble des valeurs d'un signal continu prises aux instants $t = t + i \cdot \Delta t$, i étant un entier positif. La discrétisation d'un signal induit une perte d'information qui peut être préjudiciable au diagnostic. Cette perte d'information est liée au nombre des composantes des fréquences élevées qu'introduit le processus de discrétisation (théorème de Shannon).

L'opération de discrétisation est effectuée périodiquement sur le signal temporel à une période T_e . La fréquence d'échantillonnage équivaut alors à $f_e = 1/T_e$ comme le montre la **figure I.18**. En pratique, la valeur couramment choisie pour la fréquence d'échantillonnage est :

$$f_e = 2.56 * f_{max} \quad (\text{I.6})$$

Le temps d'acquisition T_{acq} qui correspond à la durée d'observation du signal est :

$$T_{acq} = NeT_e = \frac{Ne}{f_e} = \frac{Ne}{2.56f_{max}} \quad (I.7)$$

Où

f_{max} : fréquence maximale

Ne : nombre de points enregistrés,

T_e et f_e : période et la fréquence d'échantillonnage.

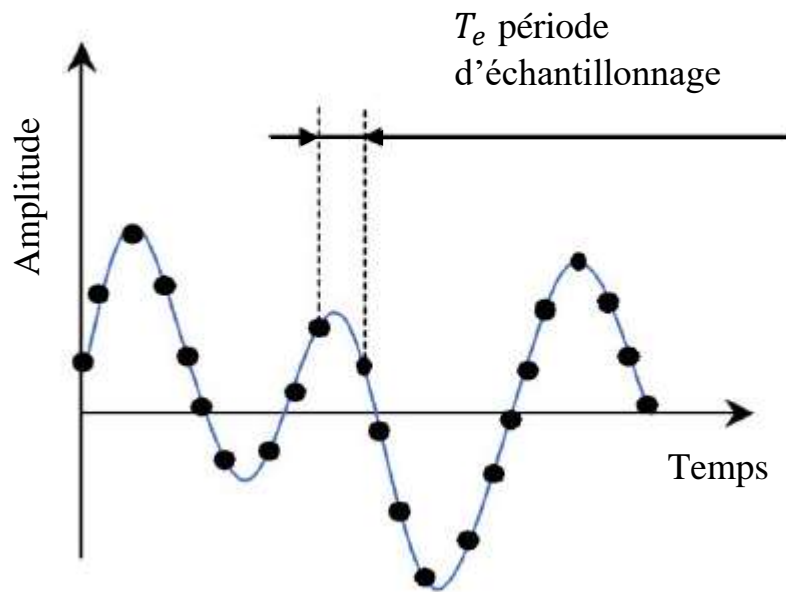


Figure I-18 : Discretisation du signal.

Résolution

Pour réaliser de bonnes mesures, il est nécessaire de choisir une résolution appropriée dans la bande de fréquence de travail [3]. Une résolution est satisfaisante lorsqu'elle permet de dissocier des fréquences voisines. Elle dépend de la largeur de la bande de fréquences, du nombre de points Ne et du nombre de lignes de l'analyseur.

Autrement dit :

$$\Delta f = \frac{\text{Frequence pleine echelle}}{\text{Nombre de lignes}} \quad (I.8)$$

$$\text{Nombre de lignes} = \frac{Ne}{2.56}$$

En général, pour séparer deux composantes dont l'espacement fréquentiel est de δf , une résolution de $r = \delta f/4$ est nécessaire. Une mauvaise résolution peut engendrer un mauvais diagnostic notamment si les pics des fréquences sont proches.

$$\Delta f = \frac{fe}{Ne} = \frac{1}{Ne} = \frac{1}{Tacq} \quad (I.9)$$

7.2. Méthodes d'analyse

Il existe différents outils d'analyse vibratoire permettant de détecter et de diagnostiquer l'apparition des défauts dans les roulements. De nombreuses publications synthétisent ces différentes méthodes ou outils [94]. Elles sont généralement classées en deux grandes familles.

7.2.1. Méthodes temporelles

Les méthodes temporelles sont basées sur l'analyse statistique du signal recueilli, elles s'appliquent à des machines simples et consistent à effectuer des mesures de vitesse dans des gammes de fréquences faibles et des mesures d'accélération dans des gammes de fréquences élevées. Le but est de minimiser l'influence des vibrations induites par la rotation des arbres. Cette méthode utilise des indicateurs scalaires qui permettent de suivre l'évolution d'une grandeur décrivant de la puissance ou de l'amplitude crête du signal. Sa valeur peut ne pas avoir de signification intrinsèque, c'est son évolution dans le temps qui est significative du défaut.

7.2.2. Valeur efficace ou valeur RMS (Root Mean Square)

C'est un indicateur scalaire (large bande) très utilisé bien qu'il soit peu significatif [76] et s'écrit :

$$V_{efficace} = \sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [x(n)]^2} \quad (I.10)$$

$X(n)$ est le signal temporel mesuré, Ne représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Globalement, la valeur efficace ne détecte pas tous les défauts et donne une alarme tardive, ce qui représente un inconvénient majeur dans la maintenance prédictive.

7.2.3. Indicateur de crête

Contrairement à la valeur efficace de l'amplitude d'un signal, les indicateurs spécifiques comme le facteur de crête ou le Kurtosis sont mieux adaptés pour représenter un signal induit par des forces impulsionnelles tels que les écaillages de roulements. Ces indicateurs sont issus

des valeurs crêtes [18] du signal temporel mesuré. Le facteur crête, défini comme étant le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace.

$$FC = \frac{Acc_{crete}}{Acc_{eff}} = \frac{\sup|x(n)|}{\sqrt{\frac{1}{N_e} \sum_{n=1}^{N_e} [x(n)]^2}} \quad (I.11)$$

Le facteur crête à l'avantage de détecter les défauts avant la valeur efficace. Ceci provient du fait que pour un roulement sans défaut, le rapport reste sensiblement constant et augmente lorsqu'une dégradation apparaît alors que la valeur crête croît pendant que la valeur efficace reste à peu près constante [17] (figure 1.19).

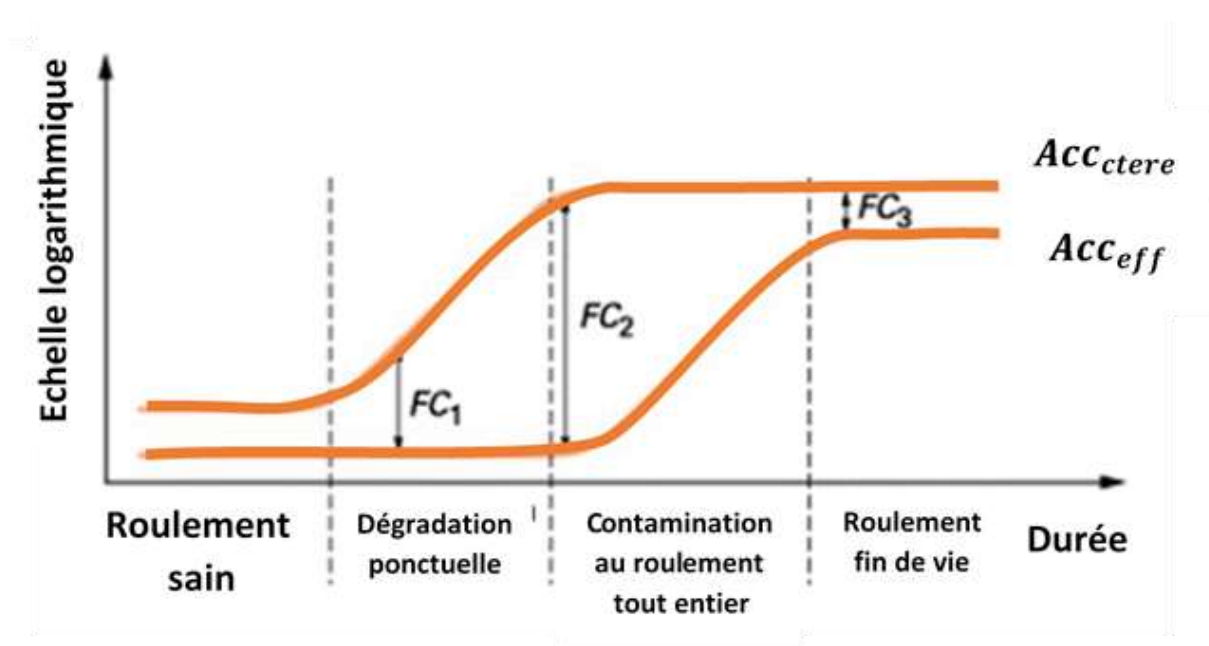


Figure I-19 : Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur crête.

7.2.4. Kurtosis

C'est un indicateur permettant de caractériser la nature impulsive d'un signal et la détection précoce d'un défaut de roulement. Dans le cas d'un roulement sans écaillage, la distribution des amplitudes contenues dans le signal recueilli est gaussienne ce qui entraîne une valeur de Kurtosis proche de 3. Lorsqu'un défaut est détecté, sa valeur devient supérieure à 3 [64].

L'analyse des défauts de roulement par le Kurtosis peut également être réalisée dans différentes bandes de fréquences liées aux résonances de la structure.

$$Kurtosis = \frac{M_4}{M_2^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \right]^2} \quad (I.12)$$

M4 et M2 sont les moments statistiques d'ordre 4 et d'ordre 2,

x(n) est le signal temporel,

\bar{x} est la valeur moyenne des amplitudes,

N est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Les figures I.20 et I.21 illustrent le signal temporel et la densité de probabilité d'un roulement non dégradé et d'un roulement écaillé.

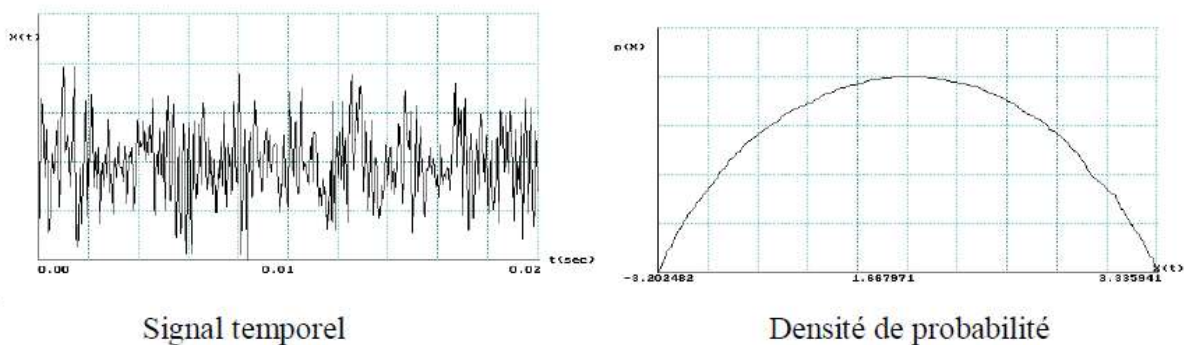


Figure I-20 : Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé :
Kurtosis = 2.95 – valeur RMS = 1.16

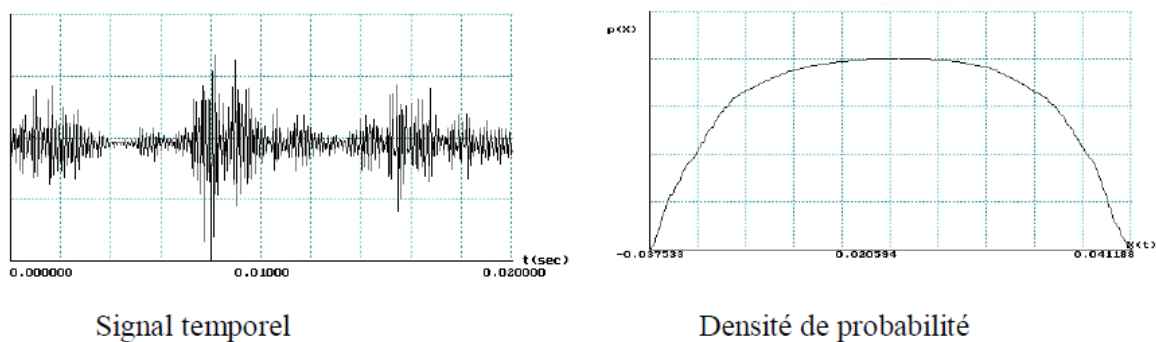


Figure I-21 : Signal temporel et densité de probabilité d'un roulement non dégradé :
Kurtosis = 6.81 – valeur RMS = 7.1.

7.2.5. Méthodes fréquentielles

Les méthodes fréquentielles sont basées sur la transformée des Fourier. La connaissance des fréquences caractéristiques permet d'identifier et de localiser les défauts issus des composants

mécaniques en analysant leur spectre. Elles sont souvent utilisées pour les machines complexes comportant beaucoup de composants mécaniques.

7.2.6. Analyse en fréquence

L'analyse en fréquence est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance, présent dans le signal à la fréquence f , et donc de détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence de défaut. La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation [39]. Dans la pratique, on utilise la transformée de Fourier discrète rapide sur des signaux numérisés.

La transformée de Fourier d'un signal $X(t)$ est donnée comme suit

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{I.13})$$

Où

$X(f)$ est la transformée de Fourier,

t est la variable temps,

f est la variable fréquence.

La transformée de Fourier discrète est donnée par l'équation (I.16)

$$X(k\Delta f) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(nt_e) e^{-j2\pi k \frac{n}{N}} \quad (\text{I.14})$$

Où

$X(k\Delta f)$ est la transformée de Fourier discrète rapide,

t_e est la période d'échantillonnage du signal temporel,

n est le numéro de l'échantillon,

k est le numéro de la ligne fréquentielle,

Δf est l'intervalle entre deux raies fréquentielles

N est le nombre d'échantillons prélevés.

Sur la **figure I.21**, on a visualisé la transformée de Fourier de la somme de deux signaux sinusoïdaux de fréquences respectives 140 à 250 Hz.

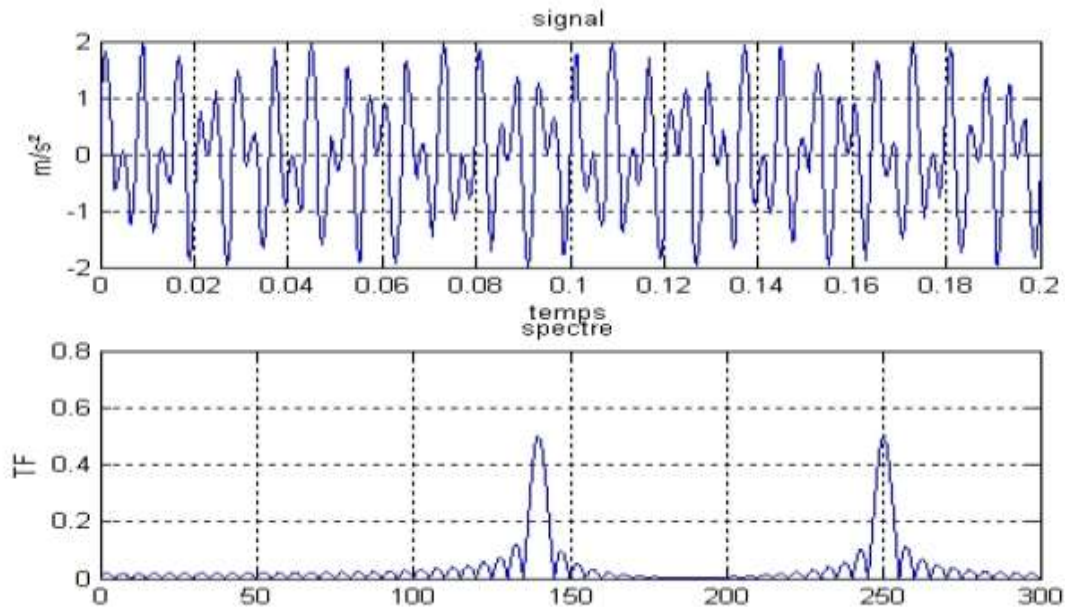


Figure I-22 : Transformée de Fourier d'une somme de deux sinusoides.

7.2.7. Analyse d'enveloppe (HFRT) :

Est une méthode qui permet de détecter des chocs périodiques à partir des résonances de structure [65]-[34]. En effet, pour des défauts tels que les écaillages de roulements, les harmoniques peuvent exciter un mode de résonance de structure

L'analyse d'enveloppe repose sur l'étude du signal enveloppe obtenu grâce à la transformée de Hilbert après filtrage dans une bande de fréquence centrée sur une ou plusieurs résonances de structure.

8. Conclusion

Ce chapitre a été consacré à la maintenance industrielle pour l'importance que présente cette fonction en entreprise. A impact direct sur les taux de production et la qualité des produits, sa maîtrise permet la minimisation des autres postes de dépense pour l'industriel. Nous avons, ainsi, présenté, dans ce premier chapitre, les concepts, et exposé ses différents types avec les techniques de surveillance relevant de ce domaine. Nous avons, également, donné un aperçu sur les différentes stratégies de surveillance, en mettant en évidence les inconvénients et les avantages de chacune d'elles.

Et nous avons abordé Analyse vibratoire et ses objectifs, les différents types de signal vibratoire et les Caractéristiques d'une vibration. L'analyse vibratoire est un des moyens utilisés 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.

**CHAPITRE II : ANALYSE EN ONDELETTE
ET ANALYSE EN COMPOSANTES
INDEPENDANTES.**

1. Introduction :

En traitement du signal ils existent différents types de transformations, parmi ces transformations celle introduite par Mr. Fourier. La transformée de Fourier TF est la transformation la plus connue, la plus vieille et qui a dépensée beaucoup de temps, cette transformée nous permet de faire un passage d'un signal donné du domaine temporel vers le domaine fréquentiel, l'inconvénient qui frappe ce passage est l'accompagnement d'une perte de l'information temporelle pour les signaux non stationnaires.

Grâce à une technique des fenêtres, qui peut répondre au problème de localisation posé par de la transformée de Fourier, il est possible de connaître le moment d'apparition d'un événement d'un signal, cette technique utilise une taille de fenêtre fixée à l'avance, la taille fixe de la fenêtre va représenter un inconvénient.

En 1984, J. Morlet, a proposé une transformée à fenêtre glissante dont la taille de la fenêtre est variable.

Par le fait de comprimer ou d'étirer les ondelettes ce qui permet aux ondelettes de s'adapter au signal. Une fenêtre étroite permet d'analyser les phénomènes transitoires de haute fréquence alors qu'une fenêtre large analyse les composantes longues durées de basse fréquence. Cette transformée permet de résoudre le problème de la taille fixe de la fenêtre.

2. Historique de traitement de signal :

Aux origines du traitement du signal, on peut voir en Joseph Fourier (1768-1830) un précurseur. Pour établir les équations de la propagation de la chaleur, il mit au point une méthode mathématique nouvelle qui remplaça la description d'un signal dans le temps ou l'espace par celle de ses fréquences constitutives : la « transformation de Fourier » [58].

Fourier avait le souci des applications numériques mais les moyens du XIXe siècle étaient limités à cet égard et la transformation qu'il avait imaginée, qui a été et est encore centrale dans toute analyse de données, a vu son impact démultiplié en 1965 lorsque James Cooley et John Tukey en proposèrent un algorithme de calcul rapide (dit de FFT, pour Fast Fourier Transform). Parachevant la vision de Fourier, on peut considérer que cette année 1965 marque la vraie date de naissance du traitement (numérique) du signal. Si l'on remonte quelques années en arrière, c'est autour de la deuxième guerre mondiale que le traitement du signal a commencé à se développer, d'abord et essentiellement pour des besoins militaires liés à l'utilisation du sonar et du radar. L'immédiat après-guerre a vu l'éclosion d'approches nouvelles visant à donner des cadres théoriques à des notions, intuitives, mais alors encore

vagues, comme celles de message, de signal, de bruit, de transmission, de contrôle. En quelques années apparurent la théorie de la communication de Dennis Gabor, la cybernétique de Norbert Wiener et, bien sûr, la théorie de l'information de Claude E. Shannon [58].

3. Analyse de Fourier :

En 1822, le mathématicien français J. Fourier a introduit une analyse appelée analyse de Fourier. C'est une méthode qui peut représenter des signaux périodiques [55]-[42].

3.1. Séries de Fourier

La décomposition en une somme de fonctions sinusoïdales et cosinu-soïdales d'une fonction périodique $S(t)$, de période ($T_0 = 1/F_0$), F_0 la fréquence fondamentale, est donnée par [60] :

$$S(t) = a_0 + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos 2\pi nft + b_n \sin 2\pi nft) \quad (\text{II.1})$$

Avec a_0 appelé valeur moyenne ou composante continue.

$$a_0 = \frac{1}{T_0} \int_0^{T_0} s(t) dt \quad (\text{II.2})$$

Où a_n et b_n sont les coefficients de la série de Fourier. Sont calculés à partir des relations suivantes :

$$a_n = \frac{2}{T} \int_0^T S(t) \cos(2\pi nft) dt \quad \text{pour } n \geq 1 \quad (\text{II.3})$$

Et

$$b_n = \frac{2}{T} \int_0^T S(t) \sin(2\pi nft) dt \quad \text{pour } n \geq 1 \quad (\text{II.4})$$

Avec

$$\begin{aligned} S(nF) &= \frac{1}{2}(a_n - jb_n) = \frac{1}{T} \int_0^T S(t) e^{j2\pi ft} dt \\ S(0) &= a_0 \end{aligned} \quad (\text{II.5})$$

3.2. Transformée de Fourier

A partir du signal temporel, il est possible d'effectuer une analyse spectrale qui permet de mettre en évidence les caractéristiques fréquentielles du signal. L'outil d'analyse nécessaire à ce type d'étude est la transformée de Fourier (dont l'application informatique se nomme FFT : Fast Fourier Transform). Cependant ce type d'approche a de nombreuses limitations quand les signaux à analyser sont non stationnaires (dont les caractéristiques spectrales varient au cours du temps) [33]-[1].

Analyser un signal consiste à faire un zoom sur certains phénomènes qui composent le signal étudié, un signal ce n'est qu'une fonction mathématique $S(x)$ porte une information d'origine acoustique, optique, ...etc. L'analyse fréquentielle de la fonction $S(x)$ consiste à projeter $S(x)$ sur une famille de fonctions (dites fonctions analysantes).

Pour la transformée de Fourier, la projection du signal sur ces fonctions analysantes qui sont des ondes de la forme $(e^{i\xi t})$ où ξ représente la fréquence, fournit des renseignements sur son caractère fréquentiel [75].

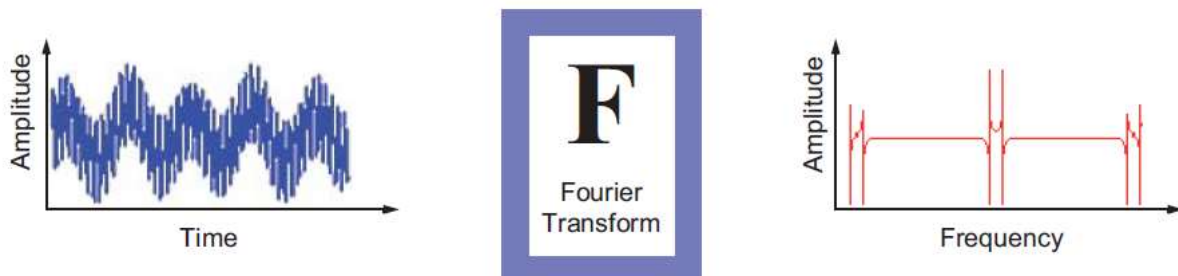


Figure II-1: La transformée de Fourier [61].

La transformée de Fourier peut être vue comme une représentation à base des sinusoides qui sont bien localisées en fréquences, mais pas en temps (ou espace) car leur support est infini [75].

La TF d'un signal $x(t)$ est exprimée par [63] :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (\text{II.6})$$

Où, f est la fréquence du terme sinusoidal

La transformée de Fourier inverse s'écrit comme suit [63] :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{i2\pi ft} df \quad (\text{II.7})$$

3.3. Inconvénients de la TF :

La TF a plusieurs inconvénients :

- Perte de la localisation temporelle ; l'information temporelle (ou spatiale) est totalement perdue dans la représentation de Fourier.
- Considérant un signal composé de deux sinusoïdes de fréquences différentes, la première est de fréquence 10Hz et la deuxième est de 30Hz (c'est l'exemple d'un signal musical composé de deux notes jouées une après l'autre). Les représentations temporelle et fréquentielle est donnée par **la figure II.2**.

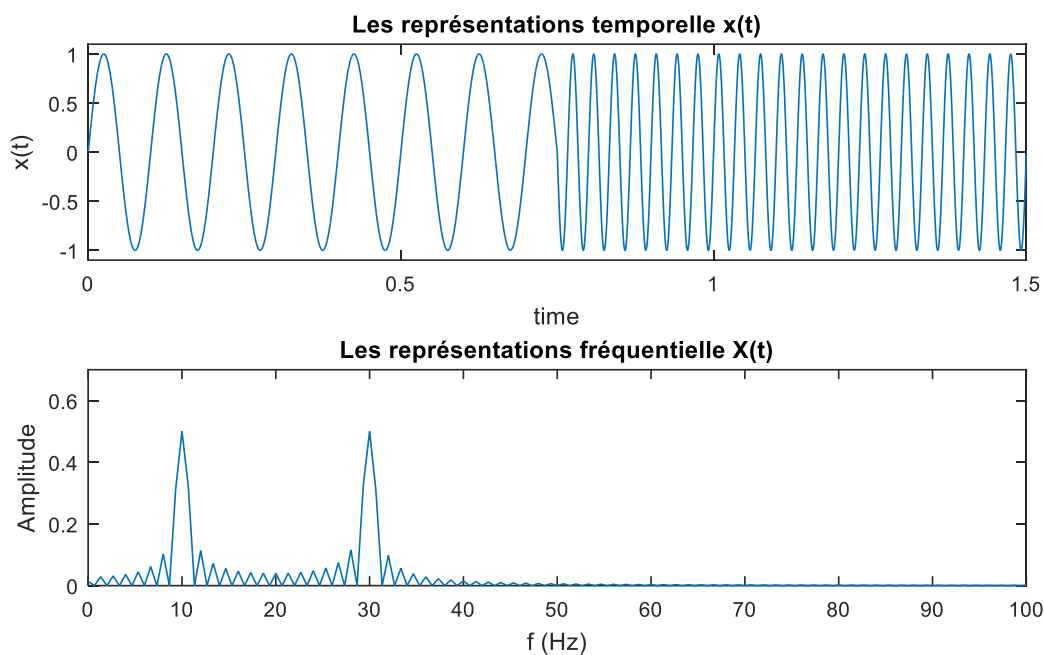


Figure II-2 : les représentations, temporelle et fréquentielle.

- Pour le calcul d'une valeur fréquentielle (f), il faut connaître l'histoire temporelle de (t) de $-\infty$ à $+\infty$, et la même chose pour reproduire (t) dépend des valeurs de (f) sur \mathbb{R} , il est impossible de connaître une fonction sur un support de longueur infini [75].
- La TF est une analyse qui ne permet pas de traiter d'une manière appropriée les signaux dont la fréquence varie dans le temps ou statistiquement non stationnaires, pour cela il nous faut une analyse temps-fréquence [83].

4. Transformée de Fourier à Fenêtre Glissante (STFT) :

Dans les années 40 le physicien Dennis Gabor a proposé la première forme de représentation « Temps – Fréquence », c'est une approche qui vise à surmonter le problème de la localisation temporelle posée par la transformée de Fourier, il s'agit de la STFT (Short Time Fourier Transforme) [5].

La TF à fenêtre glissante (La Transformée de Fourier à Court Terme (TFCT)) est basée sur l'utilisation d'une fenêtre, cette dernière n'est qu'une fonction régulière bien localisée dans le temps ou l'espace. La multiplication du signal à étudier par cette fenêtre donne un aspect 'local', où il est possible de déterminer les différentes fréquences existantes, cela signifie que la STFT est une technique permet de réaliser une analyse spectrale. Pour cela, il faudrait découper le signal en plages temporelles de longueur fixe à l'aide d'une fenêtre symétrique $g(t) = g(-t)$ [20], et par une analyse de Fourier classique le calcule la transformée de Fourier est calculée (qui nécessite un temps d'intégration infini) au voisinage de l'instant μ , cela suppose que l'aspect de l'analyse local est introduit et le signal ne soit observer que dans un certain intervalle T proche de μ , ou il est considéré comme localement stationnaire [61].



Figure II-3 : La Transformée de Fourier à fenêtre glissante [61].

L'algorithme de la transformée de Fourier à fenêtre glissante peut être résumé comme :

1. Choisir la fonction fenêtre en un temps fini.
2. Placer la fenêtre dans l'axe du signal à $t=0$.
3. Couper le signal en utilisant la fenêtre.
4. Calculer la TF dans la partie tronquée du signal et l'enregistrer.
5. Déplacer la fenêtre vers la droite.
6. Revenir à l'étape 3.

L'utilisation de cette fenêtre permet de retrouver à la fois les fréquences présentes et l'ordre de leurs apparitions [24].

5. La transformée en ondelette :

5.1. Définition d'une ondelette

Une ondelette est une forme d'onde dont la valeur moyenne est nulle et une durée limitée.

La TO (en anglais Wavelet Transform, WT) est un outil mathématique, elle nous permet de réaliser une décomposition d'un signal en fréquences [5]. Elle influence comme un « zoom mathématique », elle agit sur le signal à analyser en faisant varier l'échelle d'analyse du signal afin d'extraire les détails présents à différentes résolutions [33].



Figure II-4 : Transformer en ondelette [61].

5.2. Ondelette Mère

L'analyse par ondelette est à la base d'une fonction dite ondelette mère. Il est possible de représenter n'importe quel signal de $L2$ par une base d'ondelette qui peut être dérivé d'une fonction mère par des opérations de dilatation et contraction avec translation [36]. La représentation d'un signal continu (t) par une base d'ondelettes est donnée par : [61]

$$x(t) = \sum C(a, b) \psi_{ab}(t) \quad (\text{II.8})$$

Où $C(s, a)$ est le poids de la contribution de l'ondelette, $\psi_{a,b}$ est donnée comme suit :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (\text{II.9})$$

Où :

b : facteur de translation.

a : Facteur d'échelle, il joue le rôle de l'inverse de la fréquence.

ψ : Ondelette mère.

$1/\sqrt{a}$: Facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

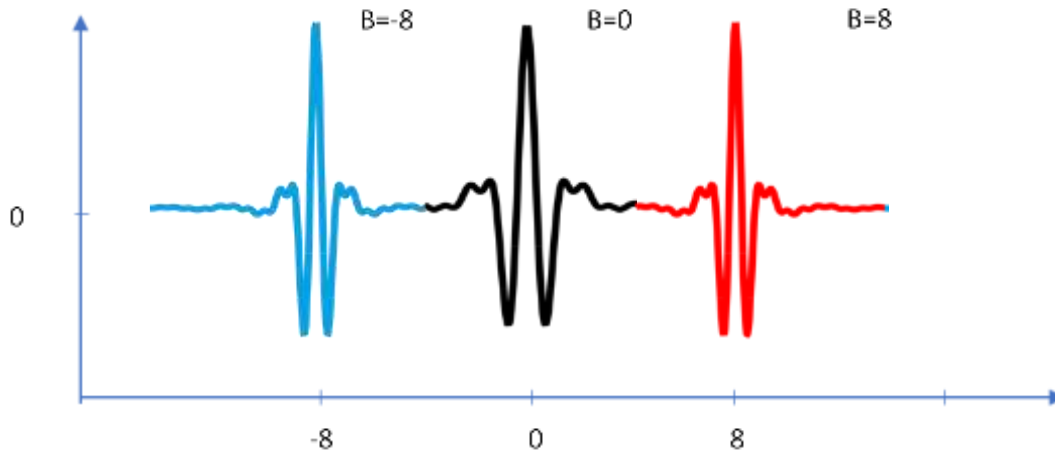


Figure II-5 : propriétés de translation d'une ondelette (a est constante).

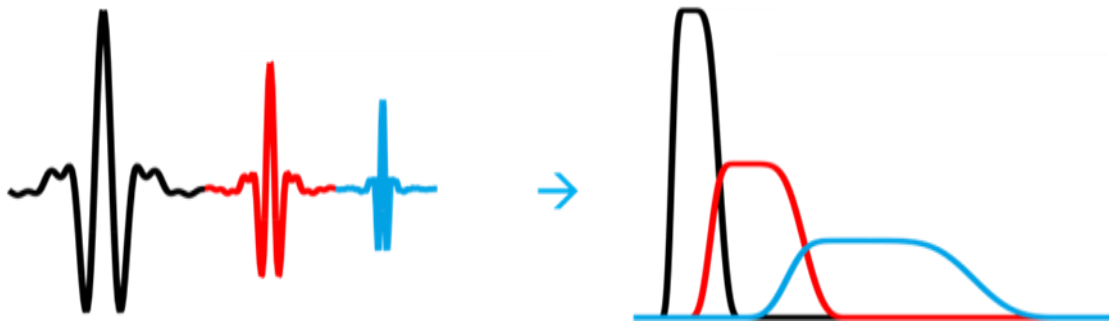


Figure II-6 : propriétés de l'ondelette mère ; contractée et dilatée.

Nous constatons que si l'ondelette est dilatée dans le temps elle a un spectre plus concentré autour de sa fréquence centrale. Le contraire est constaté lorsque l'ondelette est contractée. **La Figure. II.6** de gauche présente les propriétés temporelles, à droite les propriétés fréquentielles.

- Bleu ondelette contractée.
- Rouge ondelette mère.
- Noire ondelette dilatée.

En respectant l'inégalité de Heisenberg, en gardant la surface du rectangle constante, lors de l'analyse des composantes hautes fréquences (petite échelle) la transformée en ondelettes favorise la résolution temporelle, et la résolution fréquentielle lors de l'analyse des composantes basses fréquences (grand échelle). [46]

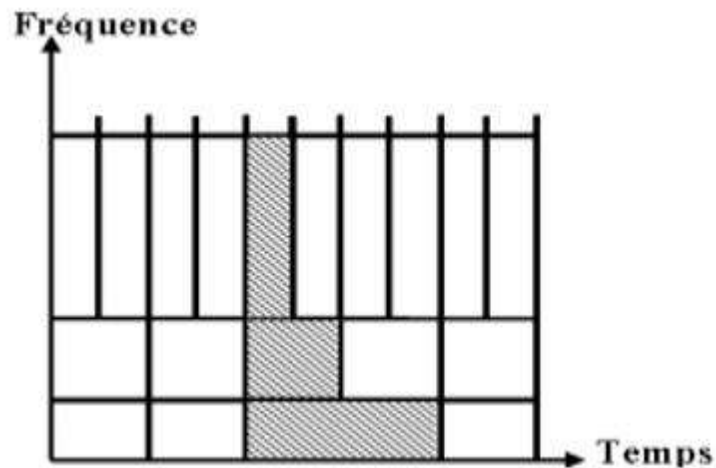


Figure II-7 : Plans Temps-Fréquence de la transformée en ondelettes.

5.3. Famille d'ondelettes

Avant de détailler quelques familles d'ondelettes usuelles, nous dressons dans le tableau suivant (Tableau II.1) la liste de quelques-unes de ces familles, avec les abréviations associées.

Tableau II-1 : Familles d'ondelettes.

Nom des familles d'ondelettes	Abréviations
Ondelette de Haar	<i>Haar</i>
Ondelettes de Daubechies	<i>Db</i>
Ondelettes Symlets	<i>Sym</i>
Ondelettes Coiflets	<i>Coif</i>
Ondelettes biorthogonales	<i>Bior</i>
Ondelette de Meyer	<i>Meyr</i>
Ondelettes gaussiennes	<i>Gaus</i>
Ondelettes gaussiennes complexes	<i>Cgau</i>
Chapeau mexicain	<i>Mexh</i>
Ondelette de Morlet	<i>Morl</i>
Ondelette de Morlet complexe	<i>Cmor</i>
Ondelettes de Shannon complexes	<i>Shan</i>

5.4. Quelques familles d'ondelettes

5.4.1. Ondelette de Haar :

L'ondelette de Haar, ou fonction de Rademacher, est une ondelette créée par Alfréd Haar en 1909. On considère que c'est la première ondelette connue. Il s'agit d'une fonction constante par morceaux, ce qui en fait l'ondelette la plus simple à comprendre et à implémenter.

L'ondelette de Haar peut être généralisée par ce qu'on appelle le système de Haar comme illustré dans **figure II.8**.

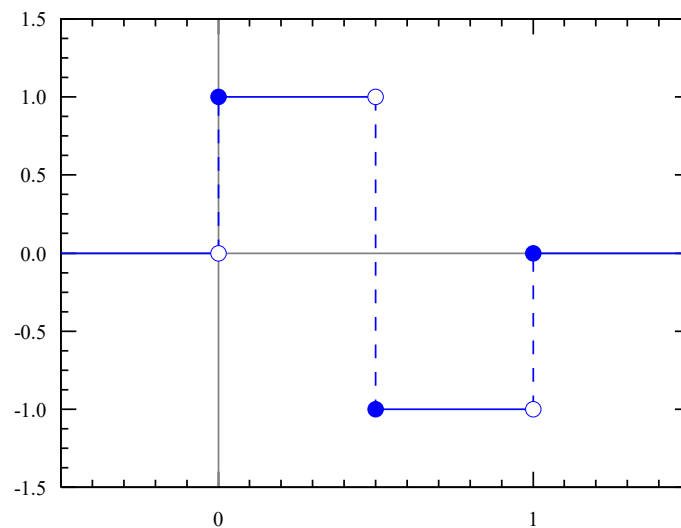


Figure II-8 : Représentation de l'ondelette de Haar dans le domaine fréquentiel.

La fonction-mère des ondelettes de Haar est une fonction constante par morceaux, elle est donnée comme suit :

$$\psi(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \text{pour } \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.10})$$

La fonction d'échelle associée est alors une fonction porte :

$$f(t) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq t < 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.11})$$

5.4.2. Ondelettes de Daubechies

Nommées d'après leur créatrice Ingrid Daubechies, les ondelettes de Daubechies sont une famille d'ondelettes orthogonales définissant une transformée en ondelettes discrète, caractérisées par un nombre maximal de moments dissipant pour un support donné. Pour chaque type d'ondelette de cette classe, il existe une fonction d'échelle (appelée aussi ondelette mère) qui génère une analyse multi résolution orthogonale.

Est la première permettant de manipuler des ondelettes orthogonales à support compact de régularité arbitraire on dira que N est l'ordre de l'ondelette dbN . Ces ondelettes pour les ordres de 2 à 10 ($db2$, $db3$, ..., $db10$) sont présentées dans **la figure II.9**.

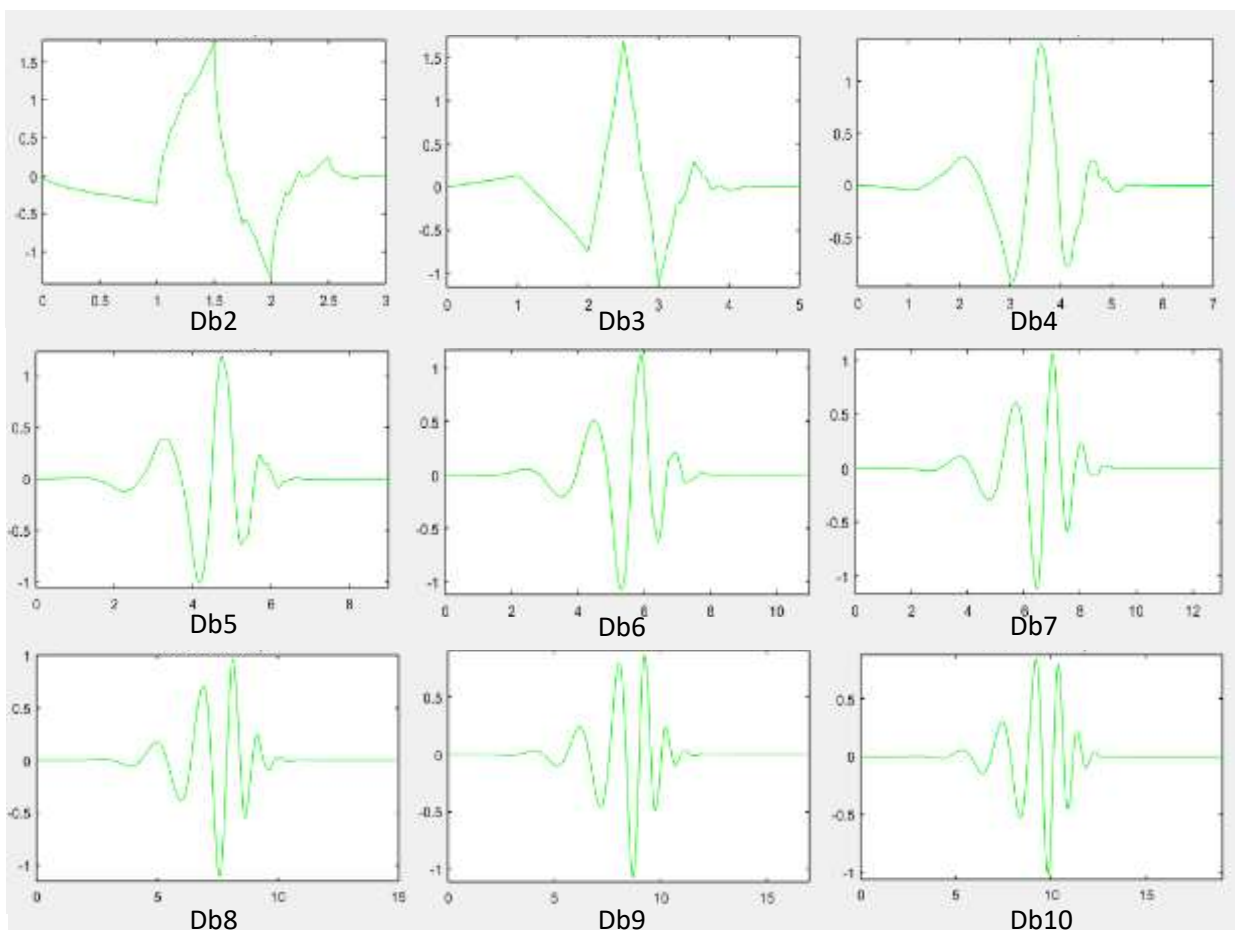


Figure II-9 : Les ondelettes de Daubechies.

5.4.3. Ondelettes de Symlets

Les symlets ($symN$) constituent une famille d'ondelettes presque symétrique, proposée par Daubechies en modifiant la construction des dbN . A part la symétrie, les autres propriétés des

deux familles sont similaires. Les symlets d'ordre 2 à 8 (sym1 est simplement l'ondelette de Haar) sont présentées dans **la figure II.10**.

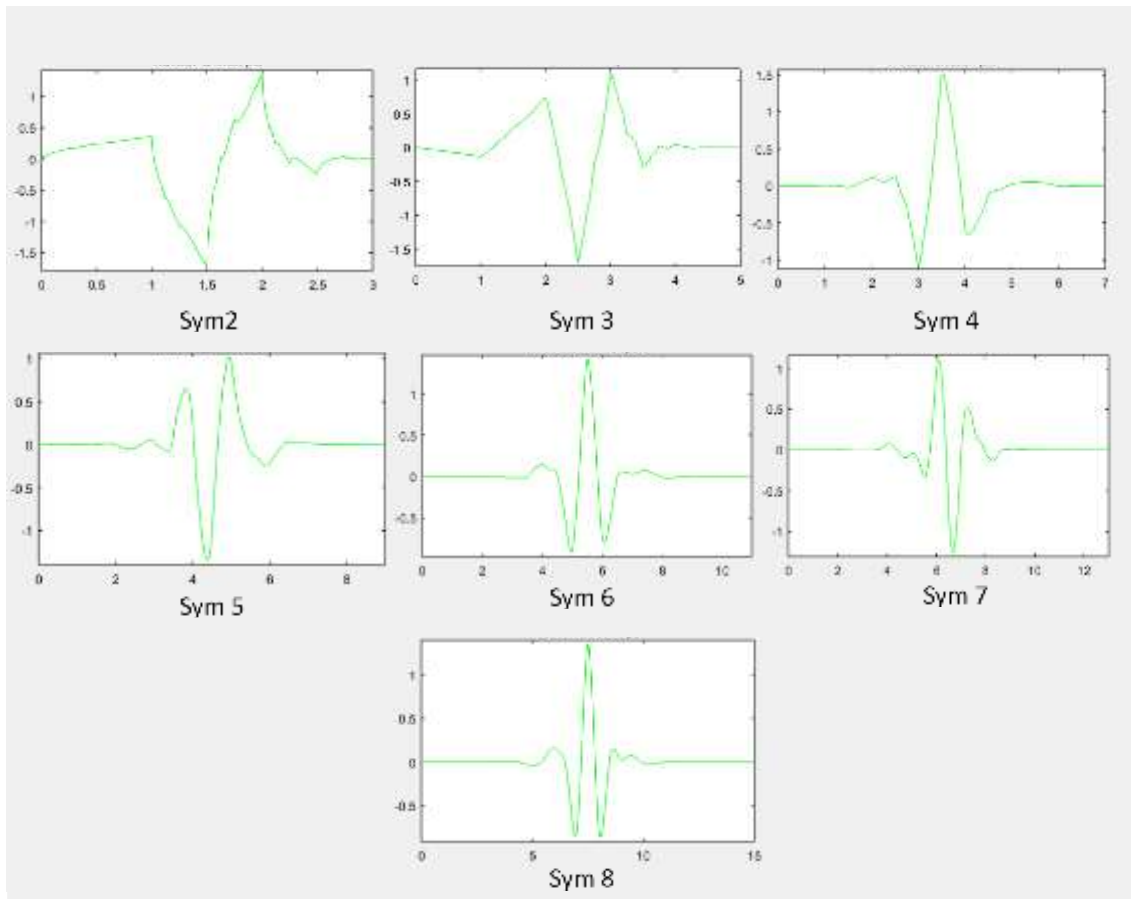


Figure II-10 : Les ondelettes de Symlets.

5.4.4. Ondelettes de Coiflet

Les coiflets sont des ondelettes discrètes conçues par Ingrid Daubechies, à la demande de Ronald Coifman, pour avoir des fonctions de mise à l'échelle avec des moments de fuite. L'ondelette est presque symétrique, leurs fonctions d'ondelettes ont des moments de fuite $N / 3$ et des fonctions de mise à l'échelle $N / 3 - 1$, et a été utilisée dans de nombreuses applications illustré les opérateurs de Calderón – Zygmund.[13]-[54]

Les coiflet (coifN) constituent une famille d'ondelettes possédant une propriété inhabituelle. Non seulement, comme pour les deux familles précédentes, l'ondelette ψ associée à coifN a $2N$ moments nuls [13].

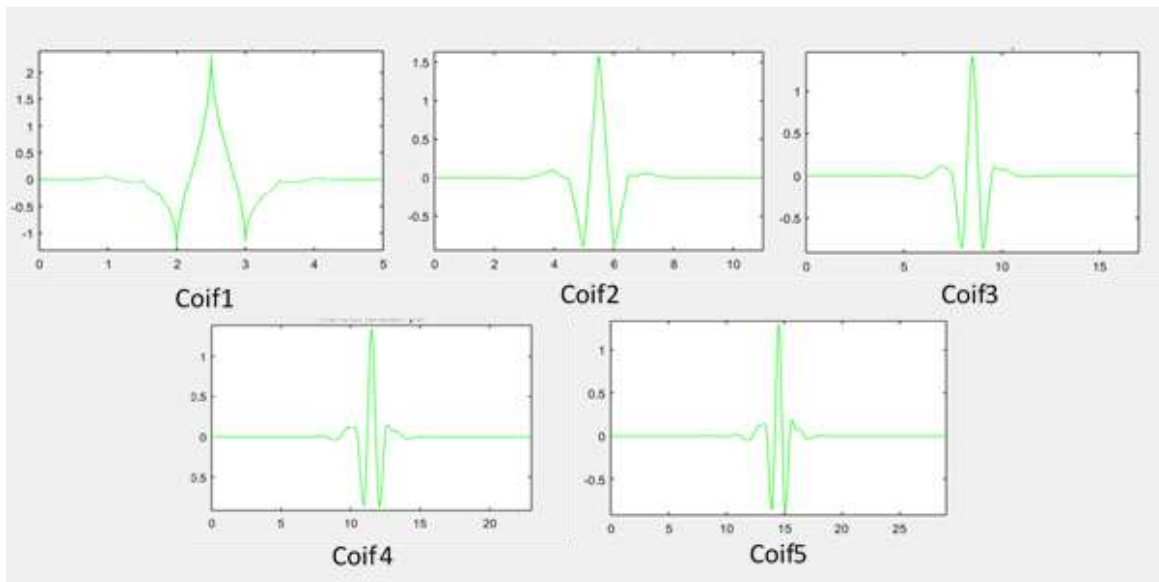


Figure II-11 : Les ondelettes de coiflet.

5.4.5. Ondelette de Morlet

L'ondelette de Morlet est l'ondelette complexe la plus fréquemment utilisée. Elle est obtenue en modulant une exponentielle complexe par une enveloppe gaussienne. Elle permet de minimiser le produit des étalements temporel et fréquentiel de l'ondelette, et donc de maximiser la précision de la localisation de l'énergie dans le plan temps-fréquence.

Cette ondelette est étroitement liée à la perception humaine, à la fois auditive et visuelle. [90]

Elle est définie par :

$$\psi_{\sigma}(w) = c_{\sigma} \pi^{-1/4} \left(e^{-1/2(\sigma-w)^2} - k_{\sigma} e^{-1/2w^2} \right) \quad (\text{II.12})$$

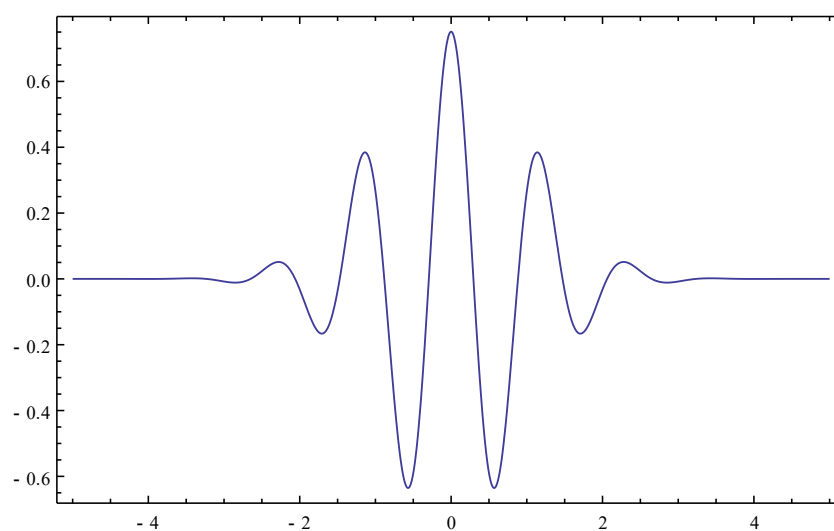


Figure II-12 : Représentation de l'ondelette de Morlet.

5.4.6. Ondelette de Mexican Hat

Est le négatif normalisé de la dérivée seconde d'une fonction gaussienne, c'est-à-dire à une normalisation près, la seconde fonction d'Hermite. C'est un cas particulier de la famille des ondelettes continue connue sous le nom d'ondelettes hermitiennes. Elle est généralement dénommée "chapeau mexicain" aux États-Unis, car la forme de sa courbe rappelle un chapeau typique du Mexique, le "sombrero". Dans la nomenclature technique, cette fonction est connue sous le nom d'ondelettes de Ricker, souvent utilisée pour le traitement des données sismiques.

Elle est définie par :

$$\psi(x) = \frac{2}{\sqrt{3}}\pi^{-1/4}(1 - x^2)e^{-x^2/2} \quad (\text{II.13})$$

La généralisation à plusieurs dimensions de cette ondelette est appelée fonction la placienne de Gauss. Dans la pratique, cette ondelette est parfois approchée par une différence de gaussiennes, car elle est séparable et permet donc de gagner un temps de calcul très important. L'échelle normalisée La placien (norme L1) est fréquemment utilisée en tant que détecteur de blob et pour la sélection automatique d'échelle dans des applications de la vision par ordinateur, voir à ce sujet le la placien de gaussienne et la théorie de l'espace d'échelle. L'ondelette chapeau mexicain peut également être approchée par des dérivés du Cardinal B.spline.[22]

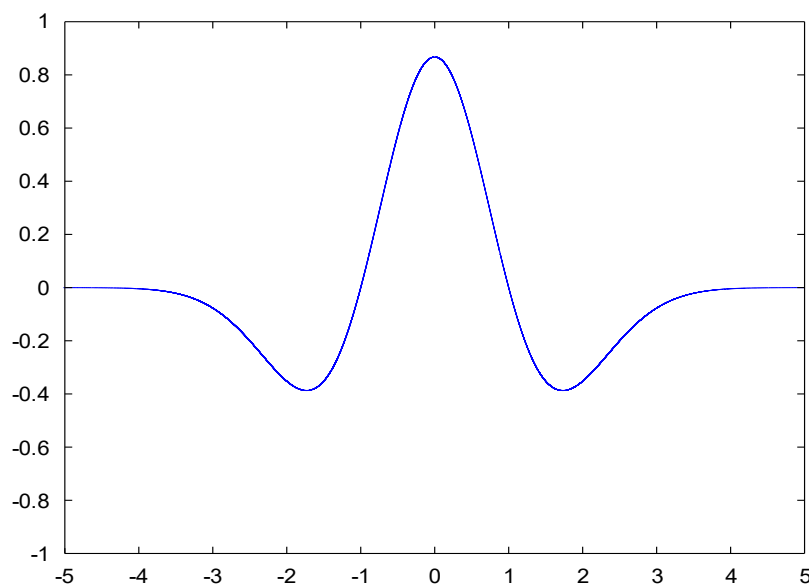


Figure II-13 : Représentation d'ondelette de chapeau mexicaine.

5.4.7. Ondelette de Shannon

La transformée de Fourier de l'ondelette mère de Shannon est donnée par :

$$\Psi^{(\text{Sha})}(w) = \Pi\left(\frac{w-3\pi/2}{\pi}\right) + \Pi\left(\frac{w+3\pi/2}{\pi}\right) \quad (\text{II.14})$$

Où la fonction de porte (normalisée) est définie par

$$\Pi(x) := \begin{cases} 1, & \text{Si } |x| \leq 1/2, \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

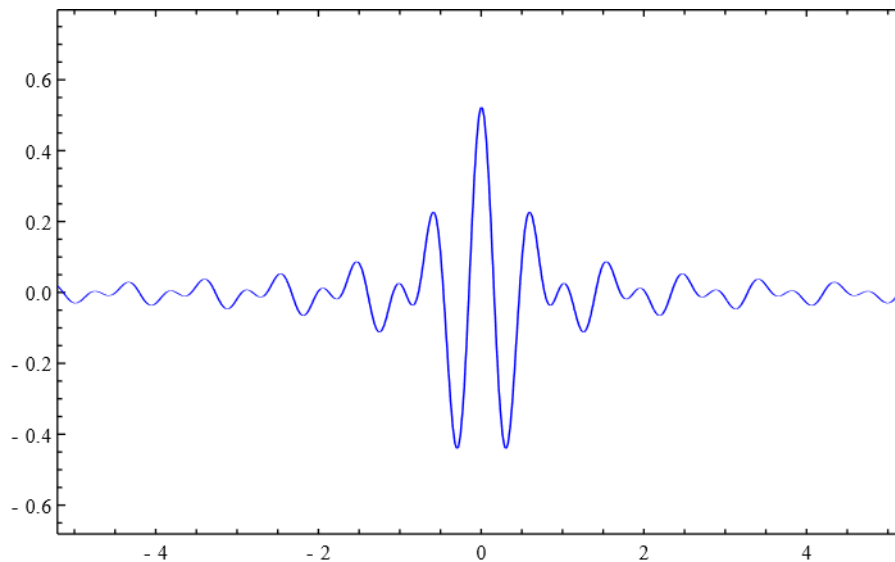


Figure II-14 : Représentation d'ondelette de Shannon.

Le Tableau II.2 (donne quelques ondelettes et résume ses diverses propriétés).

Tableau II-2 : Les propriétés principales des ondelettes.

Ondelettes à filtres			Ondelettes sans filtres	
A support compact		A support non compact	Réelles	Complexes
Orthogonales	Biorthogonales	Orthogonales	Gaus, mexh, morl	Cgaus, shan, cmor
db, haar, sum, coif	Bior	Meyer		

6. Transformée en ondelettes :

6.1. Définition de la transformée en ondelette

La transformée en ondelettes est similaire à la transformée de Fourier avec une fonction de mérite complètement différente. La différence principale est la suivante : la transformée de Fourier décompose le signal en sinus et en cosinus, c'est-à-dire en fonctions localisées dans l'espace de Fourier ; contrairement à la transformée en ondelettes qui utilise des fonctions localisées à la fois dans l'espace réel et dans l'espace de Fourier. De manière générale, la Transformée en ondelettes peut être exprimée avec l'équation suivante :

$$F(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi_{(a,b)}^*(x)dx \quad (\text{II.16})$$

Où le symbole “ * ” désigne le conjugué complexe et ψ est une fonction donnée. Cette fonction peut être choisie arbitrairement à condition qu'elle obéisse à certaines règles [23].

6.2. Types de la transformée en ondelette

6.2.1. Transformée en ondelettes continue (TOC)

La transformée en ondelettes d'une fonction est une représentation de cette fonction sur la base d'ondelettes définie précédemment. La transformée en ondelettes est dite continue, si les paramètres de dilatation et de translation (a,b) varient continûment dans \mathbb{R} .

$$W_f(a, b) = [f, \psi_{a,b}] = \int |a|^{-1/2} f(x)\psi\left(\frac{x-b}{a}\right) dx \quad (\text{II.17})$$

La représentation d'une fonction par sa TOC est redondante et la transformée inverse n'est donc pas unique. De plus toutes les fonctions $W_f(a,b)$ ne sont pas forcément la TOC de la fonction f [38].

La figure II.15 donne quelques formes d'ondelettes usuelles :

La transformée en ondelettes continue est la somme sur tout le temps du signal multipliée par les versions décalées et mises à l'échelle de l'ondelette. Ce processus produit des coefficients d'ondelettes qui sont fonction de l'échelle et de la position.

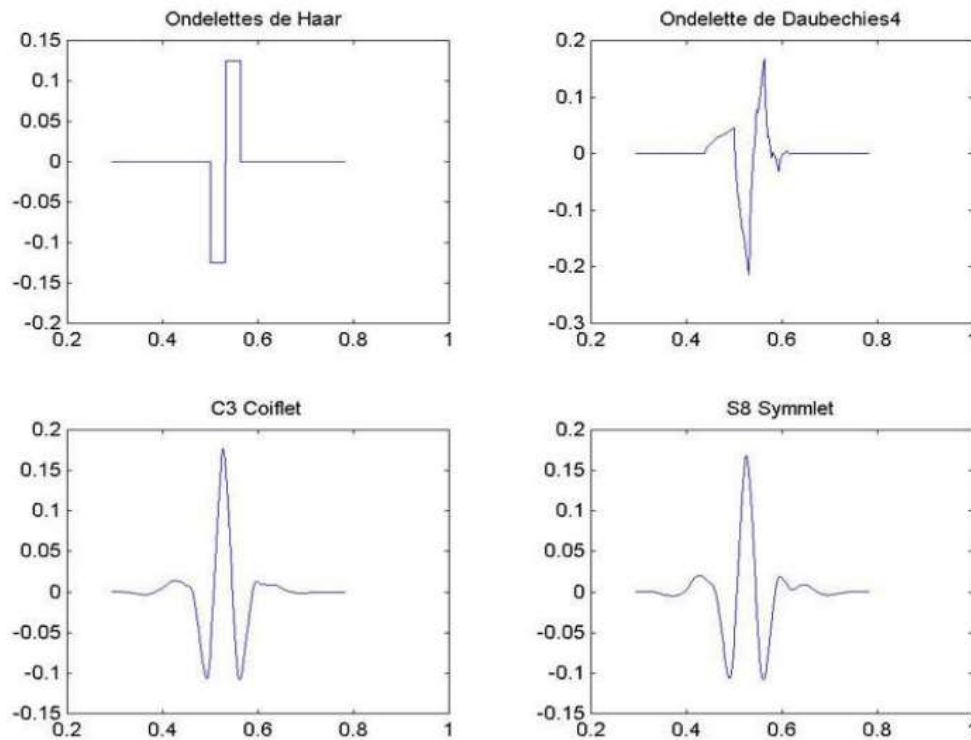
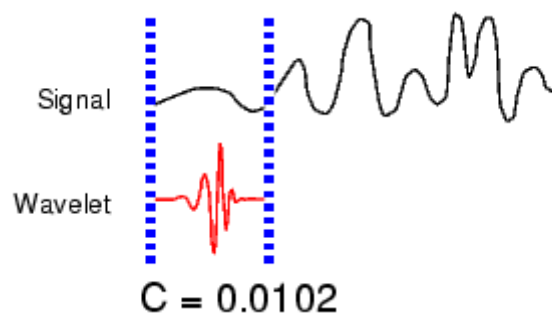


Figure II-15 : Quelques formes des ondelettes usuelles.

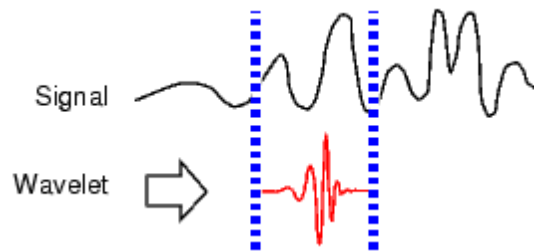
C'est vraiment un processus très simple. En fait, voici les cinq étapes d'une recette simple pour créer un TOC :

1. Prenez une ondelette et comparez-la à une section au début du signal d'origine.
2. Calculez un nombre, C , qui représente le degré de corrélation entre l'ondelette et cette section du signal. Plus le C est élevé, plus la similitude est grande. Plus précisément, si l'énergie du signal et l'énergie des ondelettes sont égales à un, C peut être interprété comme un coefficient de corrélation.

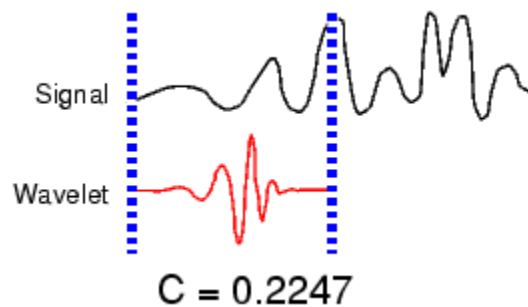
Notez que les résultats dépendront de la forme de l'ondelette que vous choisirez.



- Déplacez l'ondelette vers la droite et répétez les étapes 1 et 2 jusqu'à ce que vous ayez couvert tout le signal.



- Mettez à l'échelle (étirez) l'ondelette et répétez les étapes 1 à 3.



- Répétez les étapes 1 à 4 pour toutes les échelles.

Lorsque vous avez terminé, vous aurez les coefficients produits à différentes échelles par différentes sections du signal. Les coefficients constituent les résultats d'une régression du signal d'origine effectuée sur les ondelettes.[\[61\]](#)

6.2.2. La transformation en ondelettes discrète (TOD)

Lorsque les paramètres d'échelle et de translation a et b prennent des valeurs discrètes avec :

$$A = 2^j \text{ et } b = n \cdot 2^j \quad (\text{II.18})$$

Où j et n sont des nombres entiers

On obtient alors la transformation en ondelettes discrètes (TOD) définie par la relation suivante :

$$W(i, m) = 2^{-i/2} \sum_{n \in \mathbb{Z}} x(n) \psi \left(\frac{n}{2^i} - m \right) \quad (\text{II.19})$$

6.3. Inconvénient

L'inconvénient majeur de la transformée en ondelettes discrète (TOD) est qu'elle produit un nombre élevé de coefficients pour représenter un signal exigeant un temps de calcul élevé pour reconstituer le signal d'origine.

La transformée en ondelettes discrète décompose le signal en deux parties et ce comme illustré dans la figure II.15 :

- les approximations qui correspondent à la basse fréquence.
- les détails qui correspondent à la haute fréquence [2].

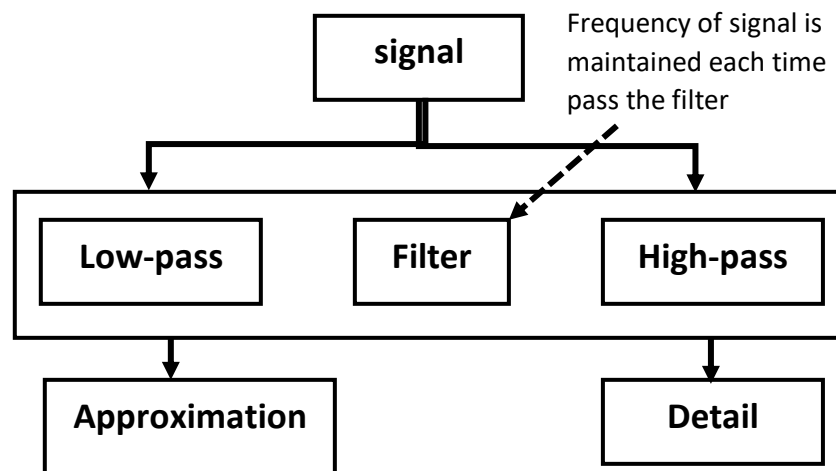


Figure II-16 : Les approximations et les détails.

7. Décomposition multi niveaux :

L'algorithme de Mallat permet de décomposer le signal S en plusieurs niveaux. Le processus de décomposition peut être réitéré, avec des approximations successives étant décomposées alternativement, de sorte qu'un signal soit décomposé en beaucoup de composants de hautes résolutions. Ceci s'appelle l'arbre de décomposition en ondelettes. Puisque le processus d'analyse est itératif, dans la théorie il peut être continué indéfiniment. En réalité, la décomposition peut procéder seulement jusqu'à ce que les différents détails se composent d'un échantillon ou d'un Pixel simple.

Dans la pratique, on choisira un nombre approprié de niveaux basés sur la nature du signal à décomposer, ou sur un critère approprié tel que l'entropie [21].

Le signal $S(n)$ est un signal de temps discret pour être décomposé en ses versions approximatives et détaillées en utilisant l'analyse multi-résolution. Les premiers coefficients de décomposition sont $A1$ et $D1$, où $A1$ est la version approximative du signal original $S(n)$ et $D1$ est la représentation détaillée du signal original $S(n)$ qui est défini dans la figure II.16.

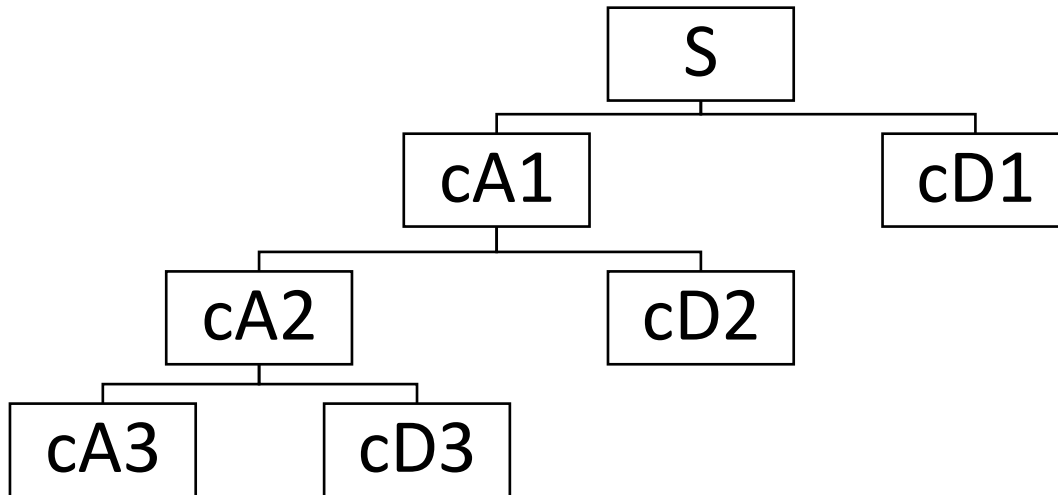


Figure II-17 : Décomposition du signal s en multi-niveaux en approximations et détails.

$$\begin{aligned}
 S &= A1+D1 \\
 &= A2+D2+D1 \\
 &= A3+D3+D2+D1
 \end{aligned}$$

Afin de séparer les deux signaux approximation et détail le processus de la TOD se base sur les deux fonctions citées précédemment respectivement (fonction échelle associée à un filtre passe bas et fonction ondelette associée à un filtre passe-haut). Les échantillons des signaux de détail sont appelés « coefficients de fonction d'ondelettes » [2].

Les coefficients d'approximation d'un signal $x(t)$ sont [23] :

$$S_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\varphi_{j,k}(t)dt \quad (\text{II.20})$$

La transformée inverse des coefficients d'approximations nous fournis les approximations du signal à un niveau particulier [38] :

$$x_j(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} S_{j,k} \varphi_{j,k}(t) \quad (\text{II.21})$$

8. Reconstruction par ondelette :

On a appris précédemment comment la Transformé en Ondelettes discret (TOD) peut utiliser pour analyser, ou décomposer le signal. La deuxième partie de l'histoire est comment peut assembler ces composants pour revenir au signal original sans perdre l'information. Cette procédure est appelée la reconstruction, ou la synthèse. La manipulation mathématique qui fait cette opération est appelée Transformé en Ondelettes discret Inverse (TODI).

La figure II.18 presente la principe de la reconstructin par ondelette

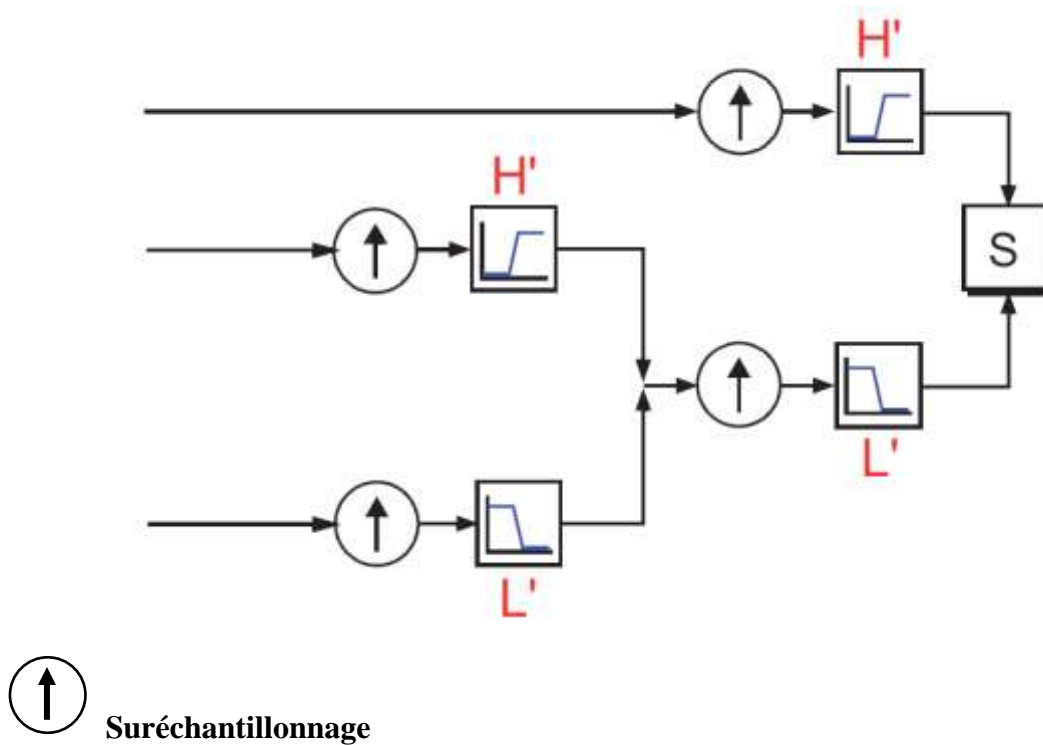


Figure II-18 : la reconstruction par ondelette.

Dans le traitement du signal numérique, le suréchantillonnage, l'expansion et l'interpolation sont des termes associés au processus de rééchantillonnage dans un système de traitement de signal numérique à plusieurs débits. Le suréchantillonnage peut être synonyme d'expansion, ou il peut décrire tout un processus d'expansion et de filtrage (interpolation). Lorsque le suréchantillonnage est effectué sur une séquence d'échantillons d'un signal ou d'une autre fonction continue, il produit une approximation de la séquence qui aurait été obtenue en échantillonnant le signal à une fréquence (ou densité) plus élevée, comme dans le cas d'une photographie).[93]

9. Avantages et inconvénients de la transformée en ondelettes :

➤ Avantages

- Travailler en sous bandes avec la possibilité de séparer les composantes du bruit du reste du signal.
- La transformée en ondelettes offre une grande aptitude à prendre en charge plusieurs traitements numériques du signal de façon quasi simultanée (fenêtrage, débruitage, détection, filtrage et reconstitution du signal).

➤ Inconvénients

- Elle nécessite un bon choix d'ondelette mère analysante pour les différentes applications. En effet, le choix de l'ondelette utilisée pour la décomposition temps-échelle est le point le plus important et très difficile.

10. L'analyse en composantes indépendantes (ACI) :

L'analyse en composantes indépendantes (ACI) est une méthode statistique d'analyse de données récemment développée pour traiter des données multivariées afin d'extraire les composantes linéaires qui sont aussi statistiquement indépendantes que possible. Cette technique émergente peut être réalisée soit par des approches algébriques, soit par des approches neuronales.[31]

L'analyse en composants indépendante (ACI) est une technique de séparation aveugle de source largement utilisée. L'analyse en composants indépendante a été appliqué à de nombreuses applications. ACI est généralement utilisé comme une boîte noire, sans en comprendre les détails internes.[4]

10.1. Introduction

Les mesures ne peuvent pas être isolées d'un bruit qui a un impact important sur les signaux mesurés. Par exemple, le son enregistré d'une personne dans une rue a des bruits de pas, de piétons, etc. Par conséquent, il est difficile d'enregistrer une mesure nette, cela est dû à :

(1) les signaux sources sont toujours corrompus par un bruit,

(2) les autres signaux indépendants (par exemple, les sons de voiture) qui sont générés à partir de différentes sources [85]. Ainsi, les mesures peuvent être définies comme une combinaison de nombreuses sources indépendantes. Le sujet de la séparation de ces signaux mixtes est appelé séparation aveugle de source (Blind Source Separation (BSS)). Le terme aveugle

indique que les signaux sources peuvent être séparés même si peu d'informations sont connues sur les signaux sources.

L'un des exemples les plus largement utilisés de BSS est de séparer les signaux vocaux des personnes qui parlent en même temps, c'est ce qu'on appelle le problème des cocktails [85]. La technique d'analyse en composantes indépendantes (ACI) est l'un des algorithmes les plus connus utilisés pour résoudre ce problème [92]. Le but de ce problème est de détecter ou d'extraire le son avec un seul objet même si différents sons de l'environnement se superposent [85]. **La figure II.19** montre un exemple du problème des cocktails. Dans cet exemple, deux signaux vocaux sont enregistrés à partir de deux individus différents, c'est-à-dire deux signaux sources indépendants.

De plus, deux capteurs, c'est-à-dire des microphones, sont utilisés pour enregistrer deux signaux, et les sorties de ces capteurs sont deux mélanges. Le but est d'extraire les signaux originaux de mélanges de signaux. Ce problème peut être résolu à l'aide de la technique d'analyse en composantes indépendantes (ACI) [92].

L'analyse en composantes indépendantes a été introduite pour la première fois dans les années 80 par J. H. Erault, C. Jutten et B. Ans, qui ont proposé un algorithme itératif en temps réel [49]. Cependant, dans cet article, aucune explication théorique n'a été présentée et l'algorithme proposé n'était pas applicable dans un certain nombre de cas. Cependant, la technique ACI est restée essentiellement inconnue jusqu'en 1994, où le nom d'ACI est apparu et introduit comme un nouveau concept [32]. Le but de l'analyse en composantes indépendantes est d'extraire des informations utiles ou des signaux sources à partir de données (un ensemble des signaux mesurés mélangés). Ces données peuvent être sous forme d'images, de marchés boursiers ou de sons. Par conséquent, l'ACI a été utilisé pour extraire des signaux sources dans de nombreuses applications telles que les signaux médicaux [26]-[97], les dosages biologiques [10] et les signaux audios [7].

ICA est également considéré comme un algorithme de réduction de dimensionnalité lorsque ICA peut supprimer ou conserver une seule source. Ceci est également appelé opération de filtrage, où certains signaux peuvent être filtrés ou supprimés [85].

L'analyse en composantes indépendantes est considérée comme une extension de la technique d'analyse en composantes principales (ACP) [32]-[11]. Cependant, l'analyse en composantes principales (ACP) optimise la matrice de covariance des données qui représentent les statistiques de second ordre, tandis que ACI optimise les statistiques d'ordre supérieur telles

que le kurtosis. Par conséquent, PCA trouve des composants non corrélés tandis que ACI trouve des composants indépendants [52]-[11]. En conséquence, l'ACP peut extraire des sources indépendantes lorsque les corrélations d'ordre supérieur des données de mélange sont petites ou insignifiantes [52].

L'analyse en composants indépendants possède de nombreux algorithmes tels que FastICA [84]. L'objectif principal de ces algorithmes est d'extraire des composantes indépendantes en (1) : maximisant la non-gaussianité, (2) : en minimisant les informations mutuelles, ou (3) : en utilisant la méthode d'estimation du maximum de vraisemblance (maximum likelihood (ML)) [51]. Cependant, l'ICA souffre d'un certain nombre de problèmes tels que l'ACI trop complet et l'ACI sous-complet.

De nombreuses études traitant la technique ACI comme une boîte noire sans en comprendre les détails internes. Dans ce titre, dans une approche étape par étape, les définitions de base de l'ACI et comment utiliser l'ACI pour extraire des signaux indépendants sont introduites. Et nous verrons un aperçu de la définition de l'idée principale de l'ACI et son contexte sont présentés.

Comme nous pouvons le voir sur la figure suivante, **la figure II.19** (par exemple, les Signaux audio) sont générés par deux individus, puis enregistrés par deux capteurs, par exemple, des microphones. Deux microphones mélangeaient les deux signaux source de manière linéaire. Le but de ce problème est de récupérer les signaux originaux à partir des signaux mixés.

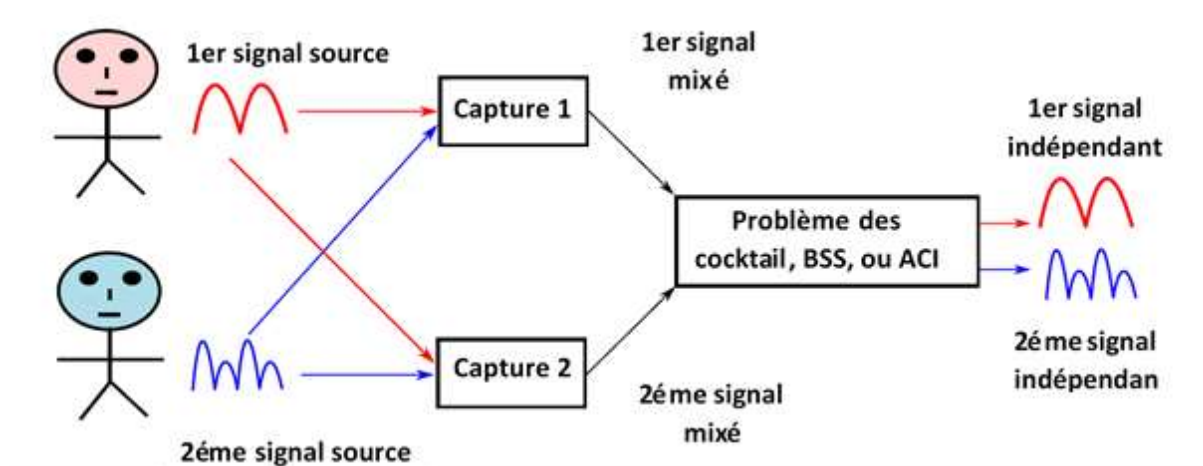


Figure II-19 : Exemple du problème du cocktail. Deux signaux sources.

10.2. Contexte de L'analyse en composants indépendants

10.2.1. Mélanger les signaux

Chaque signal varie dans le temps est représenté comme suit $s_i = \{s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{iN}\}$, où N est le nombre de pas de temps et S_{ij} représente l'amplitude du signal. Étant donné deux signaux source indépendants $s_1 = \{s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1N}\}$ et $s_2 = \{s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2N}\}$ (voir la figure II.20).

[4] Les deux signaux peuvent être représentés comme suit :

$$S = \begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (s_{11}, s_{12}, \dots, s_{1N}) \\ (s_{21}, s_{22}, \dots, s_{2N}) \end{pmatrix} \quad (\text{II.22})$$

Où $S \in R^{p \times N}$ représente l'espace défini par les signaux sources et p indique le nombre de signaux sources. Les signaux sources (s_1 et s_2) peuvent être mélangés comme suit :

$x_1 = a \times s_1 + b \times s_2$, où a et b sont les coefficients de mélange et x_1 est le premier signal de mélange. Ainsi, le mélange X_1 est la somme pondérée des deux signaux sources (s_1 et s_2).

De même, un autre mélange (x_2) peut être mesurée en modifiant la distance entre les signaux sources et le dispositif de détection, par exemple un microphone, et elle est calculée comme suit : $x_2 = c \times s_1 + d \times s_2$, où c et d sont des coefficients de mélange. Les deux coefficients de mélange a et b sont différents des coefficients c et d car les deux dispositifs de détection qui sont utilisés pour détecter ces signaux se trouvent à des emplacements différents, de sorte que chaque capteur mesure un mélange différent de signaux sources. En conséquence, chaque signal source a un impact différent sur les signaux de sortie. [4] Les deux mélanges peuvent être représentés comme suit :

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} as_1 + bs_2 \\ cs_1 + ds_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \begin{pmatrix} s_1 \\ s_2 \end{pmatrix} = AS \quad (\text{II.23})$$

Où $X \in R^{n \times N}$ est l'espace défini par les signaux de mélange et n est le nombre de mélanges. Par conséquent, simplement, les coefficients de mélange (a, b, c et d) sont utilisés pour transformer linéairement des signaux sources de l'espace S en signaux mixtes dans l'espace X comme suit : $S \rightarrow X: X = AS$, où $A \in R^{n \times p}$ est la matrice des coefficients de mélange (voir Figure II.20) et elle est définie comme :

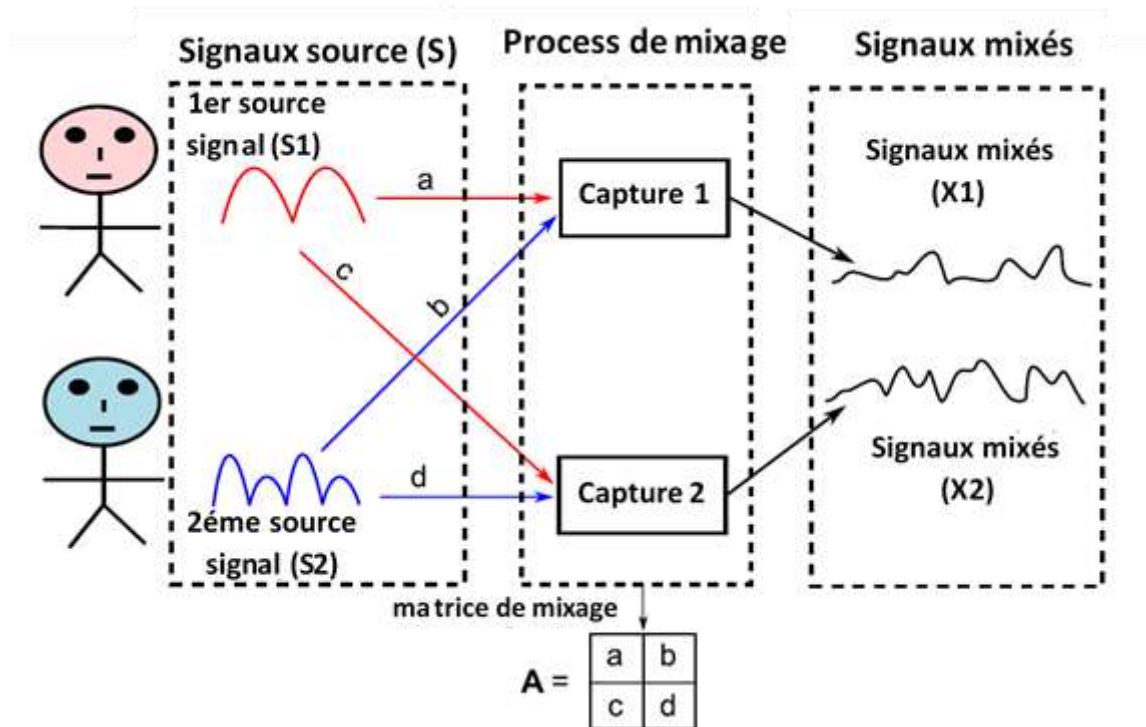


Figure II-20 : Un exemple illustratif du processus de mélange de signaux.

Deux signaux sources sont mélangés linéairement par la matrice de mélange (A) pour former deux nouveaux mélanges des signaux. [4]

$$A = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \quad (\text{II.24})$$

Exemple illustratif

Le but de cet exemple est de montrer les propriétés des signaux de source et de mélange. Étant donné trois sources $S1 = \sin(2\pi 100 * t)$, $S2 = \cos(2\pi 500 * t)$ et $S3 = \text{ramp}(t)$.

La figure II.21 montre les signaux sources, de trois sources. Comme illustré, les trois signaux sources sont indépendants.

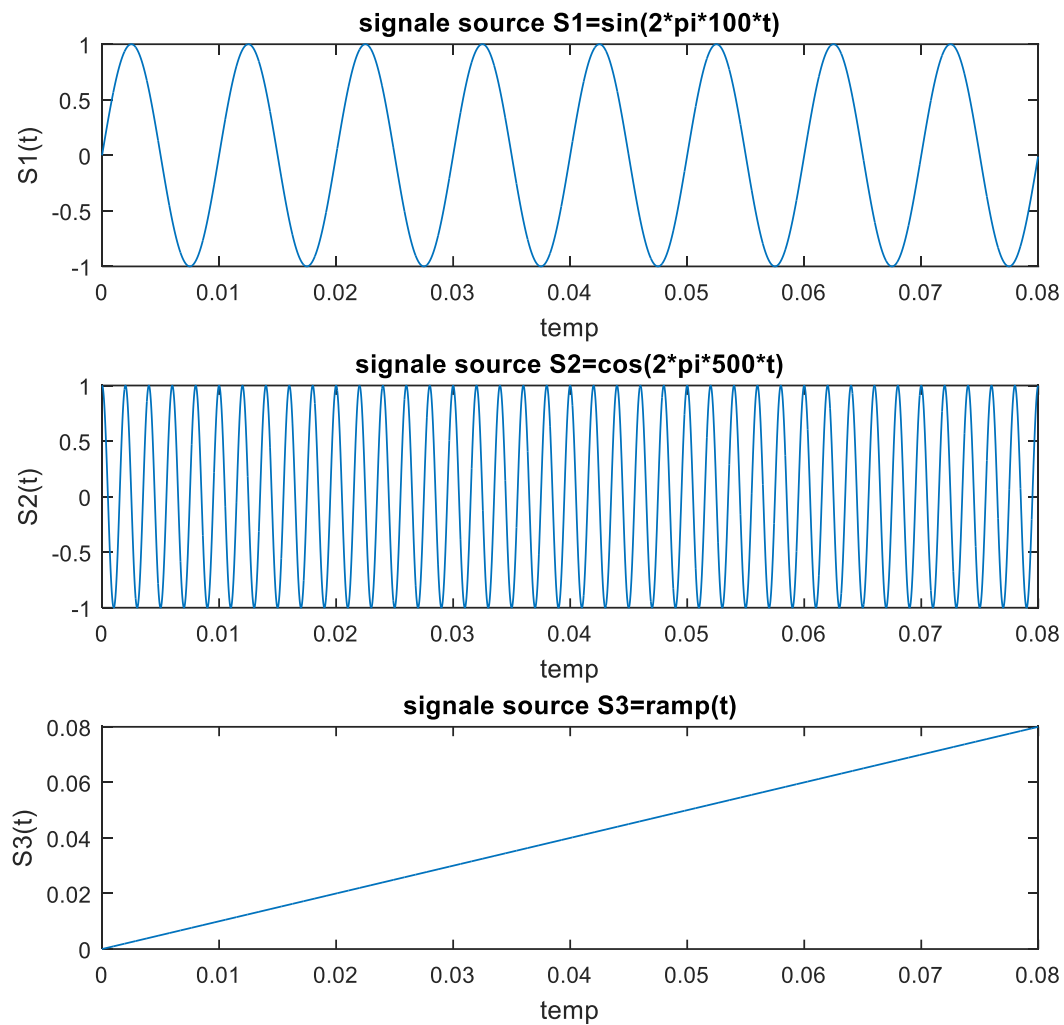


Figure II-21 : Les signaux sources.

La figure II.22 représente les signaux mélanges. Comme illustré, les mélanges ne sont pas indépendants. De plus, les signaux mélanges sont plus complexes que les signaux sources.

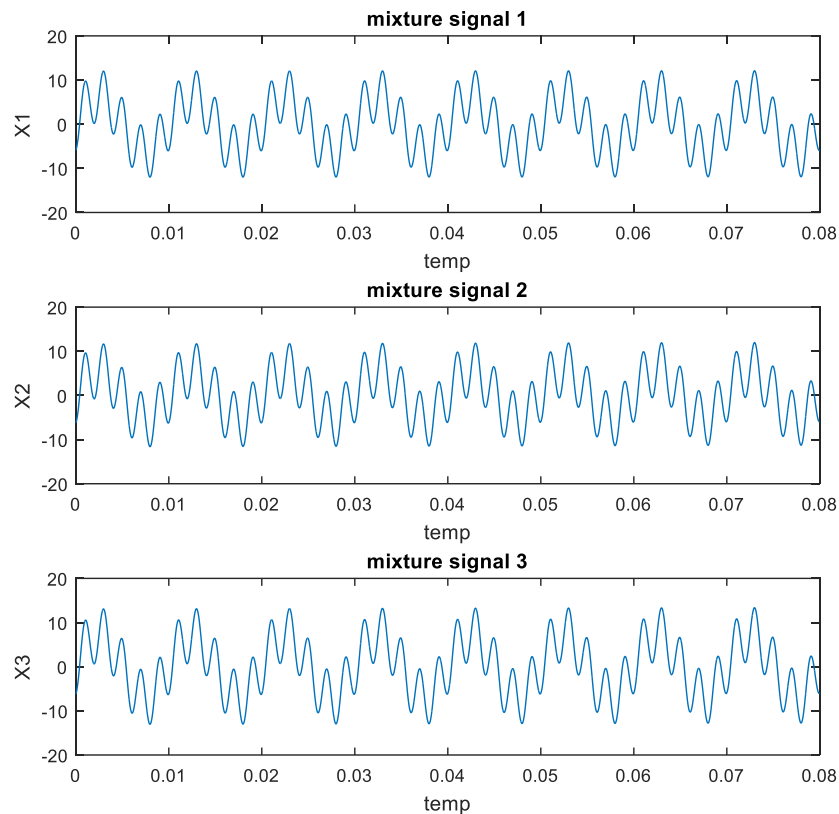


Figure II-22 : les trois signaux mixtes X1, X2 et X3.

A partir de cet exemple, on remarque que les signaux mixtes ont les propriétés suivantes :

- **Indépendance** : si les signaux sources sont indépendants (comme **la figure II.21**), leurs signaux mixtes ne le sont pas (voir **figure II.22**). En effet, les signaux sources sont partagés entre les trois mélanges.
- **Gaussianité** : Cette propriété peut être utilisée pour rechercher des signaux non gaussiens dans des signaux mixtes pour extraire des signaux source ou indépendants. En d'autres termes, les signaux sources doivent être non gaussiens, et cette hypothèse est une restriction fondamentale dans ACI.
- **Complexité** : Il ressort clairement de l'exemple précédent que les signaux mixtes sont plus complexes que les signaux sources.
-

De ces propriétés, nous pouvons conclure que si les signaux extraits des signaux mixtes sont indépendants, ou ont une faible complexité que les signaux mixtes, alors ces signaux représentent des signaux sources.

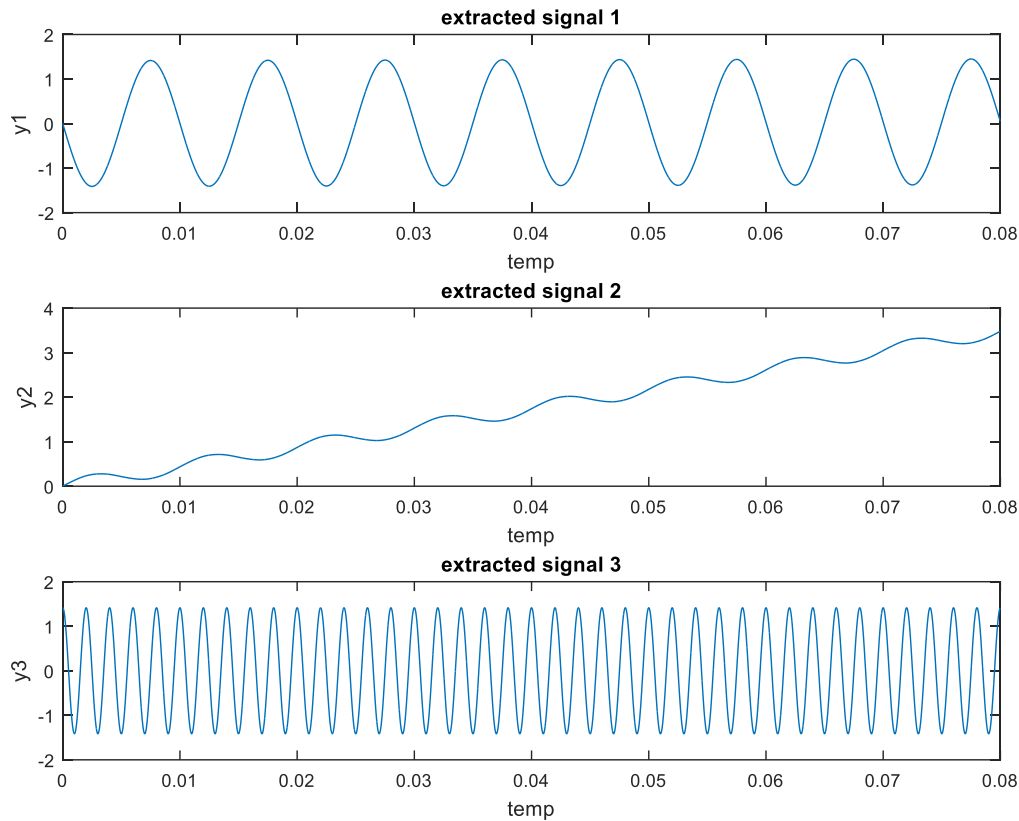


Figure II-23 : signaux extraits après l'application de ACI.

10.2.2. L'extraction des signaux

Dans cette section, le processus de démixage pour l'extraction des signaux sources sera présenté. Étant donné une matrice de mélange A , les composantes indépendantes peuvent être estimées en inversant le système linéaire comme dans l'**Equation II.23**, mais nous ne connaissons ni S ni A , par conséquent, le problème est considérablement plus difficile.

Supposons que la matrice (A) est connue, par conséquent, les signaux sources peuvent être extraits. Par souci de simplicité, nous supposons que le nombre de sources et de signaux de mélange est le même et que la matrice de non-mélange est donc une matrice carrée.

Étant donné deux signaux de mélange x_1 et x_2 . Le but est d'extraire les signaux sources, ce qui peut être réalisé en recherchant les coefficients de non-mélange comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_1 &= \alpha \mathbf{x}_1 + \beta \mathbf{x}_2 \\ \mathbf{y}_2 &= \gamma \mathbf{x}_1 + \delta \mathbf{x}_2 \end{aligned} \quad (\text{II.25})$$

Où α , β , γ et δ représentent des coefficients de non-mélange, qui sont utilisés pour transformer les signaux de mélange en un ensemble de signaux indépendants comme suit, $X \rightarrow Y: Y = W^T X$, ou $W \in R^{n \times p}$ est la matrice des coefficients de non-mélange comme le montre la

figure II.24. Nous pouvons simplement dire que le premier signal source, y_1 , peut être extrait des mélanges (x_1 et x_2) en utilisant deux coefficients de non-mélange (α et β). Cette paire de coefficients de non-mélange définit un point avec des coordonnées (α, β) , où $w_1 = (\alpha \ \beta)^T$ est un vecteur de poids (voir l'équation II.26). De même, y_2 peut être extrait en utilisant les deux coefficients de non-mélange γ et δ qui définissent le vecteur de poids $w_2 = (\gamma \ \delta)^T$ (voir Equation II.26)

$$\begin{aligned} y_1 &= \alpha x_1 + \beta x_2 = w_1^T X \\ y_2 &= \gamma x_1 + \delta x_2 = w_2^T X \end{aligned} \tag{II.26}$$

$W = (w_1 \ w_2)^T$ Est la matrice de non-mélange et représente l'inverse de A . Le processus de non-mélange peut être réalisé en faisant tourner les lignes de W . Cette rotation continuera jusqu'à ce que chaque ligne de W (w_1 ou w_2) trouve l'orientation qui est orthogonale sur d'autres signaux transformés. Les signaux sources sont ensuite extraits en projetant des signaux de mélange sur cette orientation.

En pratique, changer la longueur ou l'orientation des vecteurs de poids a une grande influence sur les signaux extraits (Y). C'est la raison pour laquelle les signaux extraits peuvent ne pas être identiques aux signaux source d'origine.

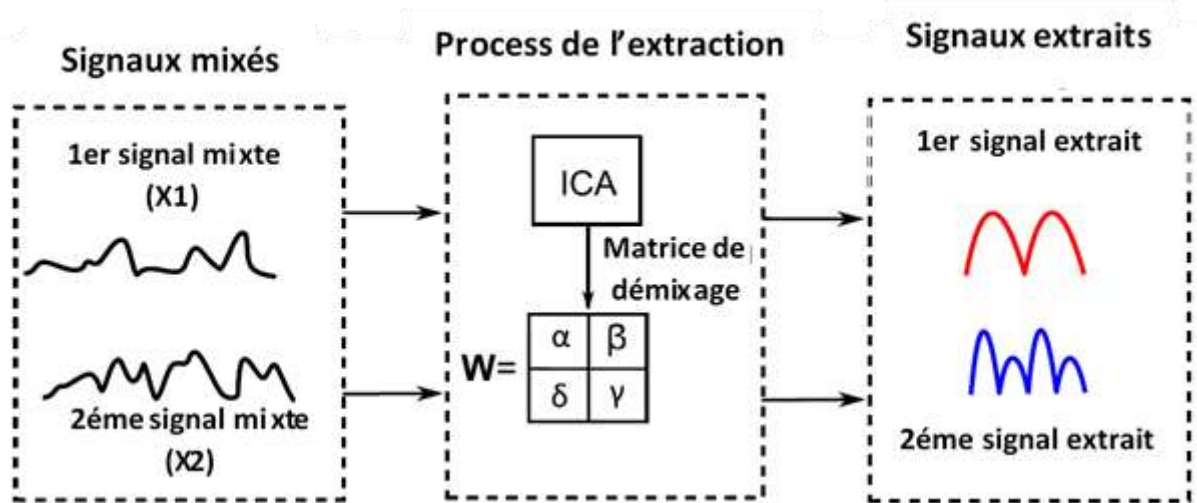


Figure II-24 : Un exemple illustratif du processus d'extraction de signaux.

Deux signaux sources (y_1 et y_2) sont extraits de deux signaux mixtes (x_1 et x_2) à l'aide de la matrice de démixage W .

La figure II.25 affiche les étapes de mixage et de démixage de ACI. Comme illustré, le premier signal mixtes x_1 est observé en utilisant uniquement la première ligne de la matrice A , où le premier élément de x_1 est calculé comme suit :

$$x_{11} = \{a_{11}s_{11} + a_{12}s_{21} + \dots + a_{1p}s_{p1}\} \tag{II.27}$$

De plus, le nombre de signaux de mélange et le nombre de signaux sources ne sont pas toujours les mêmes. En effet, le nombre de signaux de mélange dépend du nombre de capteurs. De plus, la dimension de \mathbf{W} n'est pas d'accord avec \mathbf{X} , par conséquent, \mathbf{W} est transposé, et le premier élément du premier signal extrait (y_1) est estimé comme suit :

$$y_{11} = \{w_{11}x_{11} + w_{21}x_{21} + \dots + w_{n1}x_{n1}\} \tag{II.26}$$

De même, tous les autres éléments de tous les signaux extraits peuvent être estimés. [4]

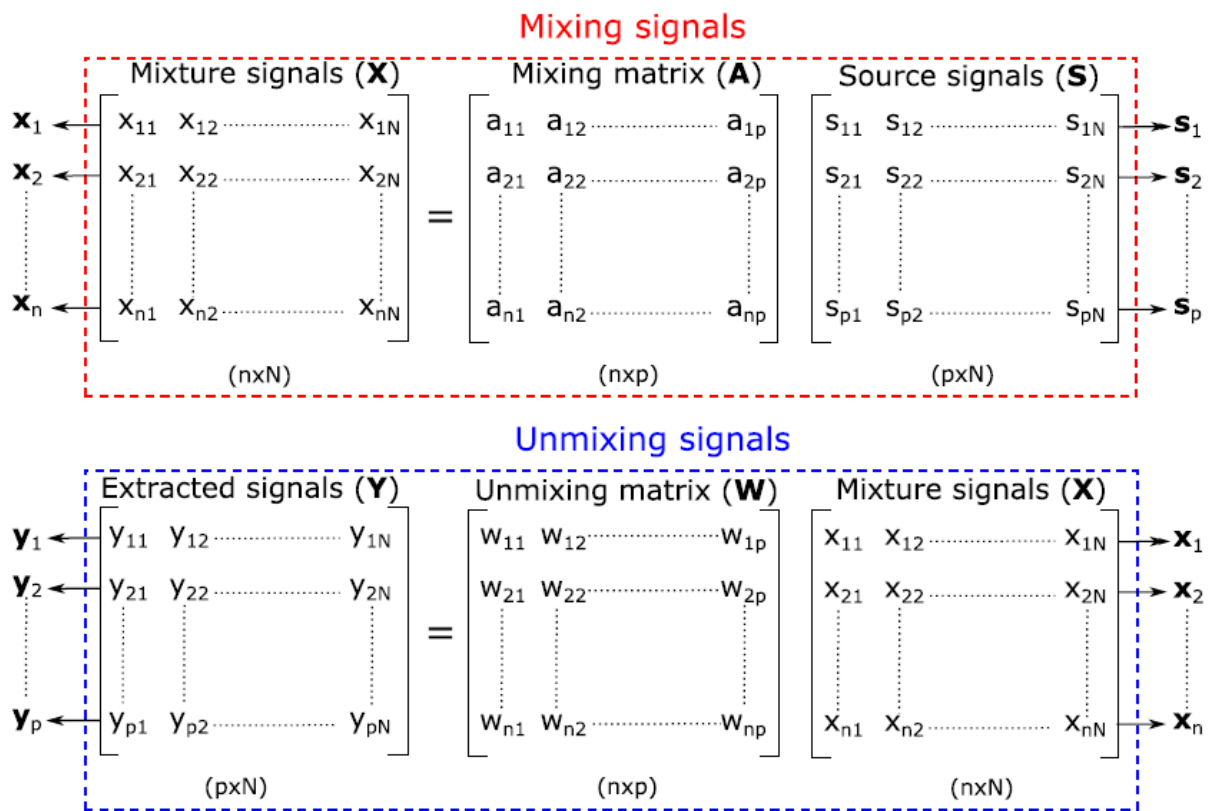


Figure II-25 : Schéma fonctionnel des étapes de mélange et de démixage ACI.

a_{ij} Est le coefficient de mélange pour le i ème signal de mélange et le j ème signal source, et W_{ij} est le coefficient de non-mélange f ou le i ème signal extrait et le j ème signal de mélange.

10.2.3. Les ambiguïtés de L'analyse en composantes indépendant (ACI)

L'ACI a quelques ambiguïtés telles que :

- L'ordre des composants indépendants : dans ICA, le vecteur de poids (W_i) est initialisé au hasard, puis tourné pour trouver un composant indépendant. Pendant la rotation, la valeur de W_i est mis à jour de manière itérative. Ainsi, W_i extrait les signaux sources mais pas dans un ordre spécifique.
- Le signe des composants indépendants : le changement du signe des composants indépendants n'a aucune influence sur le modèle ICA. En d'autres termes, nous pouvons multiplier les vecteurs de poids dans W par -1 sans affecter le signal extrait aucune influence car W sera toujours dans la même direction avec la même amplitude et donc la valeur de kurtosis ne sera pas modifiée, et le signal extrait s_1 sera avec les mêmes valeurs mais avec un signe différent. Et ce comme illustré dans **la figure II.26**.

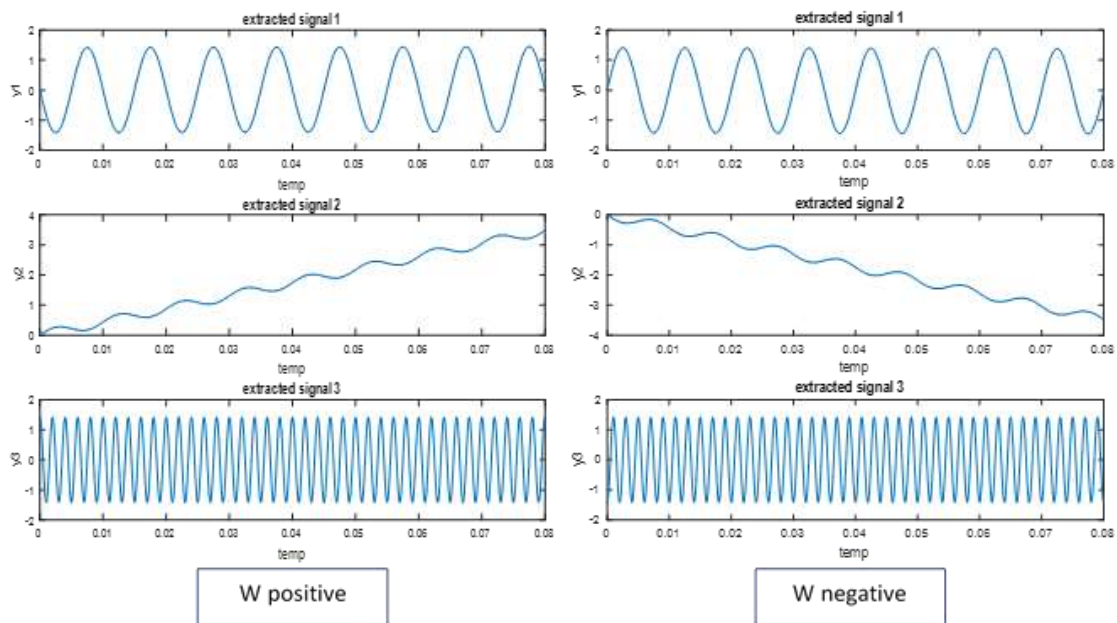


Figure II-26 : Exemple du Les ambiguïtés des composants indépendants.

En conséquence, la matrice W dans un espace à n dimensions a $2n$ maxima locaux, c'est-à-dire deux maxima locaux pour chaque composante indépendante, correspondant à S_i et $-S_i$. Ce problème est insignifiant dans de nombreuses applications.

11. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons fait une visite aux transformée de Fourier et la Transformée de Fourier à Fenêtre glissante et nous avons mis en œuvre les ondelettes continues et discrètes appliqués aux signaux unidimensionnels. Nous avons discuté aussi la décomposition en multi-niveaux d'ondelettes d'un signal qui conduit à de nombreux choix possibles de bases, suivi par l'explication des étapes d'estimation de L'analyse en composantes indépendantes (ACI), ainsi que la présentation des visualisations illustratives des étapes de l'ACI pour le rendre facile à comprendre.

**CHAPITRE III : APPLICATION AUX
DIAGNOSTICS DES DEFAUTS DANS LES
ROULEMENTS A BILLES.**

1. Introduction :

Les roulements sont les organes mécaniques les plus sensibles des machines tournantes dans des conditions idéales d'utilisation. La défaillance du roulement est l'une des principales causes de pannes. Un tel défaut peut être catastrophique et engendrer des arrêts de production très coûteux. La méthode la plus communément utilisée dans le suivi d'un défaut de roulement est l'analyse vibratoire.

Poursuit deux objectifs, la détection des défauts et l'analyse détaillée des défauts, On utilise à cet effet des paramètres calculés soit dans le domaine temporel, soit dans le domaine fréquentiel ou soit dans les deux à la fois

Dans ce chapitre, nous allons présenter une généralité sur les roulements à billes, ainsi que, les caractéristiques des roulements à billes et les différents types. Nous intéressons par la détection des défauts des roulements à billes par la méthode d'analyse spectrale basée sur l'utilisation du (ICA), et on finira par l'application de cette méthode sur quelques signaux obtenus du banc d'essai nommé " The Politecnico di Torino Rolling bearing test ".

2. Généralité sur les roulements

Le roulement est l'un des éléments essentiels dans presque toute machine tournante [56]. Son intérêt réside dans le fait que cet élément est conçu pour réduire le frottement de rotation de l'arbre, pour transférer des charges sur des paliers fixes et pour supporter des charges radiales et axiales. Il peut être aussi utilisé pour assurer un positionnement précis de l'arbre, et corriger des défauts d'alignement. Pour cette raison, la plupart des machines tournantes sont équipées de roulements pour supporter la charge et maintenir les jeux entre les éléments fixes et rotatifs des machines [47]. Les roulements, dont on ne peut jamais négliger l'importance, sont d'après l'institut des ingénieurs électriciens et électroniciens (IEEE) les éléments les plus susceptibles de tomber en panne dans une machine électrique [77]-[80]. Leur défaillance est l'un des problèmes les plus courants qui se produisent avec une probabilité élevée [80], jusqu'à 90 % dans les petites machines [14].

3. Géométrie et constitution d'un roulement

Un roulement est un corps formé par deux bagues concentriques appelées bagues intérieure et extérieure comportant des chemins de roulement entre lesquelles existent des corps roulants uniformément espacés par une cage. Cette cage est placée entre les bagues et a pour rôle de réduire les frottements en empêchant les éléments de se frotter les uns contre les autres (voir *Figure III.1*). En fonction de l'application envisagée, les organes de roulement peuvent être

des billes, des rouleaux ou des aiguilles. Chaque type de roulement possède des caractéristiques spécifiques en termes de charges radiales et axiales supportées, de vitesse limite ou encore de défaut d'alignement admissible. Certains roulements possèdent de plus une flasque qui est une couverture latérale, couvrant l'espace entre les deux bagues extérieure et intérieure.

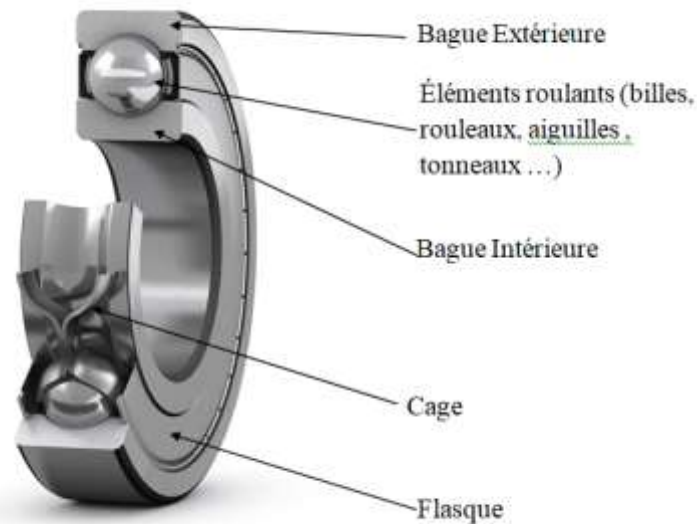


Figure III-1 : Composition d'un roulement.

4. Caractéristiques des roulements :

Les roulements sont produits sous de diverses formes et variantes ayant chacune des caractéristiques distinctes. En comparaison avec les paliers lisses, les roulements ont les avantages suivants :

- Le couple de frottement au démarrage est plus faible et de plus n'est que légèrement supérieur au couple de frottement dynamique.
- Ils sont fabriqués suivant des normes internationales, sont interchangeables et facilement disponibles.
- Le graissage est simple et la quantité de graisse consommée très faible.
- En règle générale, ils acceptent à la fois des charges radiales et des charges axiales.
- Leur utilisation à basse comme à haute température est possible.
- La rigidité des roulements peut être augmentée par un pré charge.

5. Majeurs types de roulements et leurs utilisations :

La grande variété des applications où les roulements sont utilisés a imposé la conception de plusieurs architectures de roulements selon l'application visée. On cite :

- **Les roulements rigides à billes (à rouleaux cylindriques) :** ce sont les roulements les plus répandus, ils sont conçus pour des charges radiales, mais peuvent supporter une petite charge axiale. Les roulements à rouleaux peuvent supporter des charges plus élevées.
- **Les roulements à aiguilles :** ils possèdent une forme cylindrique, et sont suffisamment fin pour résoudre le problème où l'espace radial est fin.
- **Roulements à billes à contact oblique :** l'architecture de ces roulements les rend capable de supporter des charges axiales et radiales à la fois.
- **Roulements à rotules sur billes (de même sur rouleaux) :** Ce type de roulement est célèbre, inventé en 1907 par le fondateur de SKF Sven Wingquist, a permis de résoudre l'un des problèmes industriels les plus épineux de l'époque, celui des arrêts de production récurrents dus à des défaillances de roulements. Comme l'alignement des arbres n'était pas suffisamment précis pour permettre une utilisation normale des roulements rigides à billes, les pannes étaient fréquentes. Les roulements à rotule sur billes à deux rangées, qui tolèrent un défaut d'alignement pour une durée de service identique, ont permis de résoudre le problème.

Ce type de roulement est recommandé pour plusieurs intérêts :

- ✓ Applications à haute vitesse
- ✓ Charge plus élevée
- ✓ Faibles besoins de maintenance
- ✓ Bruits et vibration minimaux
- ✓ Haute tolérance à un défaut d'alignement



Figure III-2 : Roulement à rotules sur billes (self aligning).

- **Roulements à rouleaux toroïdaux** : ils tolèrent des défauts d'alignement et un déplacement axial.
- **Roulements de précision et de super-précision** : ils offrent la précision de rotation nécessaire pour quelques applications par exemple optiques, de laminage. D'autres types de roulements existent encore tel que les roulements d'orientation, les roulements écoénergétiques, les butées. Il existe même des roulements spéciaux qui sont conçus pour des applications spécifiques tels que les roulements en poly acétal dont les billes sont en verre pour résister à la corrosion.

Une variété des roulements est représentée par **la figure III.3** :



Figure III-3 : Une variété des roulements.

6. Classement des défauts de roulements :

Les études récentes catégorisent les défauts de roulements en deux catégories : les défauts localisés (single point defect) et les défauts non localisés (generalized roughness). Les premiers auteurs qui proposent de séparer les défauts suivant la possibilité de les détecter étaient J.R.Stack et T.G.Habetler en 2003 [87]. Wei Zhou et al [96] ont réétudié les différentes techniques de détection de défaut par le courant statorique en se basant sur cette classification. A partir du 2007 plusieurs auteurs [98]-[99] ont proposé des méthodes de diagnostic des roulements en se basant sur cette caractérisation. Pour maintenir la sécurité et la fiabilité des machines étudiées, une technique de surveillance doit être capable de détecter à la fois les défauts présents dans ces deux catégories.

Dans les deux cas, le défaut affecte directement les signaux vibratoires de la machine, mais de façon différente. Ces effets se traduisent souvent sur le stator du moteur.

6.1. Les défauts localisés

Les défauts localisés sont des défauts qui apparaissent sur un seul élément du roulement. Chaque fois qu'une bille du roulement passe sur une zone endommagée, une impulsion de choc est générée, ce qui conduit à des perturbations de couple et à des fluctuations de vitesse. Ces chocs périodiques provoquent l'apparition de fréquences de défauts caractéristiques déterministes bien connues, selon les données mécaniques du roulement à billes [89]-[74] :

$$f_{\text{int}} = \frac{f_r}{2} N_b \left(1 + \frac{D_b \cos \theta}{D_c} \right) \quad (\text{III.1})$$

$$f_{\text{ext}} = \frac{f_r}{2} N_b \left(1 - \frac{D_b \cos \theta}{D_c} \right) \quad (\text{III.2})$$

$$f_{\text{bille}} = \frac{f_r D_c}{2 D_b} \left(1 - \left[\frac{D_b \cos \theta}{D_c} \right]^2 \right) \quad (\text{III.3})$$

$$f_{\text{cage}} = \frac{f_r}{2} \left(1 - \frac{D_b \cos \theta}{D_c} \right) \quad (\text{III.4})$$

- f_{int} : Fréquence caractéristique de la bague interne,
- f_{ext} : Fréquence caractéristique de la bague externe,
- f_{billes} : Fréquence caractéristique des billes,
- f_{cage} : Fréquence caractéristique de la cage,
- N : Nombre de billes,
- D_b : Diamètre d'une bille,
- D_c : Diamètre de la cage,
- θ : Angle de contact, il indique la direction de la force que les billes exercent sur la bague extérieure.

En cas de présence d'un défaut localisé sur l'un des éléments du roulement, l'énergie focalisée à la fréquence caractéristique de cet élément dans le spectre de vibrations doit augmenter, ce qui permet de détecter le défaut et de connaître l'élément affecté par le défaut afin de le réparer ou de prendre la décision d'arrêt de la machine suivant la gravité du défaut.

6.2. Les défauts non localisés

Les défauts non localisés sont caractérisés par une dégradation globale mais pas forcément homogène des roulements, ils mènent à une large bande de changements dans le spectre de vibrations. Ce type de défaut affecte toute la surface du roulement et le palier devient rugueux, irrégulier, déformé et la surface du roulement entier sera détériorée. Les défauts non localisés ne produisent pas de fréquences prévisibles pouvant être détectées dans les signaux de vibrations, mais ils produisent des changements imprévisibles dans les vibrations des machines et dans les courants statoriques. Ce type de défaut est la cause la plus fréquente de défaillance des roulements dans les applications industrielles [88], en raison d'une grande variété de causes telles que [41] :

- La contamination du lubrifiant, le manque ou la perte de lubrifiant,
- Le désalignement (voir **Figure III.4**),
- La corrosion de roulements qui est produite par la présence d'eau et d'acides,
- La manipulation imprudente au cours des installations,
- Les conditions environnementales (poussière, eau, acide et l'humidité...).



Figure III-4 : Présence des défauts non localisés sur les roulements.

Ces causes provoquent des actions de piquûre et de ponçage qui conduisent à des usures mesurables des billes et des roulements et produisent des défauts non localisés, mais peuvent également produire des défauts localisés. Il pourrait être facile à reconnaître que des problèmes existent dans un roulement qui a un défaut non localisé car il tourne « plus difficilement » [41]. L'augmentation du bruit et les vibrations sont des symptômes typiques des roulements endommagés.

De par la non stationnarité des phénomènes, la détection de défauts pour cette catégorie n'est plus possible par la simple surveillance de quelques fréquences caractéristiques. De plus, plusieurs défauts localisés peuvent produire un défaut non localisé, ou un défaut localisé mais à des fréquences différentes des fréquences caractéristiques.

Les résultats expérimentaux de Stack, Habetler et Harley [88] suggèrent que les défauts non localisés produisent des changements imprévisibles dans le spectre de vibrations et de courant statorique de la machine. L'inspection microscopique a relevé des piqures et des rugosités sur toutes les surfaces de roulement, ce qui confirme la présence des défauts non localisés.

D'autres résultats expérimentaux comme ceux de A.A.Elfekey [41] montrent comment les défauts non localisés produisent des bandes latérales autour de la fréquence fondamentale et de la troisième harmonique du courant statorique ainsi qu'une augmentation d'amplitude du troisième harmonique.

Afin de fournir un diagnostic fiable, les indicateurs conçus dans le cadre de nos travaux devront donc être robustes par rapport au type de défaut (localisé ou non) mais également par rapport à toutes les autres conditions de fonctionnement (vitesse, température...).

7. Les facteurs essentiels pour le choix de type de roulement :

Le choix du type et de la taille d'un roulement est basé sur les conditions de fonctionnement et les caractéristiques de construction à fin d'assurer un bon fonctionnement à des coûts réduits [45]

Les facteurs qu'il faut tenir en considération pour réaliser un choix optimal de roulement sont les suivants :

- Savoir la nature, la direction ainsi que l'intensité de la charge que doit supporter le roulement.
- La vitesse de rotation du roulement.
- La durée de vie souhaitée (demandée).
- La température à laquelle le roulement va travailler.
- La précision de fonctionnement afin de permettre fixer le jeu interne de chaque roulement.
- Il faut tenir en compte le mode de la lubrification, ainsi que le type du lubrifiant.
- La nature de la machine pour faire le choix du type de montage du roulement.
- La matière de l'arbre et du logement qui permette de calculer le jeu résiduel (fonctionnel) du roulement.
- L'encombrement (l'espace) réservé au roulement.

8. Les défauts de roulements

Un modèle théorique pour le calcul de la durée de vie des roulements est souvent fourni par les constructeurs. Cependant, la contribution de nombreux facteurs, dévie les conditions normales de fonctionnement en provoquant des détériorations prématurées, et modifie la durée de fonctionnement prédite. Diverses techniques de surveillance de l'état de machine sont basées sur l'acoustique, les ultrasons, la température, le courant, l'électrostatique, les forces et les vibrations, qui peuvent estimer l'état de la machine. Cependant, le suivi des niveaux de vibration est le plus utilisé pour détecter des défauts de roulement et pour faire une estimation sur la durée résiduelle des machines rotatives [79].

Dans la plupart des cas, les défauts des roulements commencent par une perte locale de matériau sur une surface mate (bague intérieure et extérieure, éléments roulants) [6].

8.1. Usure :

L'usure généralement provient de trois causes principales :

- L'usure peut provenir à cause de particules qui pénètrent entre le corps roulant, et les bagues interne et externe. Cela se manifeste généralement lorsqu'il y a un manque de propreté lors de l'assemblage du roulement, ou si le lubrifiant est contaminé par des particules. Une légère dentelure apparaît alors sur les bagues externes et internes, et sur le corps roulant (*Figure III.5.a*).
- L'usure peut encore se montrer à cause d'une lubrification légère ou manquante. Dans une telle situation, le lubrifiant n'est pas capable d'atteindre l'intérieur du roulement, on a besoin d'une ré-lubrification fréquente. Le roulement possède les différentes parties usées et de surface réfléchissante comme un miroir (*Figure III.5.b*).
- La dernière cause qui est responsable d'une telle usure provient d'une vibration excessive qui atteint le roulement sans que celui-ci ne tourne. Généralement, ce type de défaut apparaît lors du transport des machines, sous forme de creux rectangulaires sur le chemin de la bague interne, et circulaires sur le chemin de la bague externe. Plusieurs mesures peuvent être prises pour éviter ce type de défaut. Un pré chargement radial des roulements durant le transport peut résoudre ce problème. Un support amortisseur de vibration peut encore réduire les détériorations (*Figure III.5.c*).

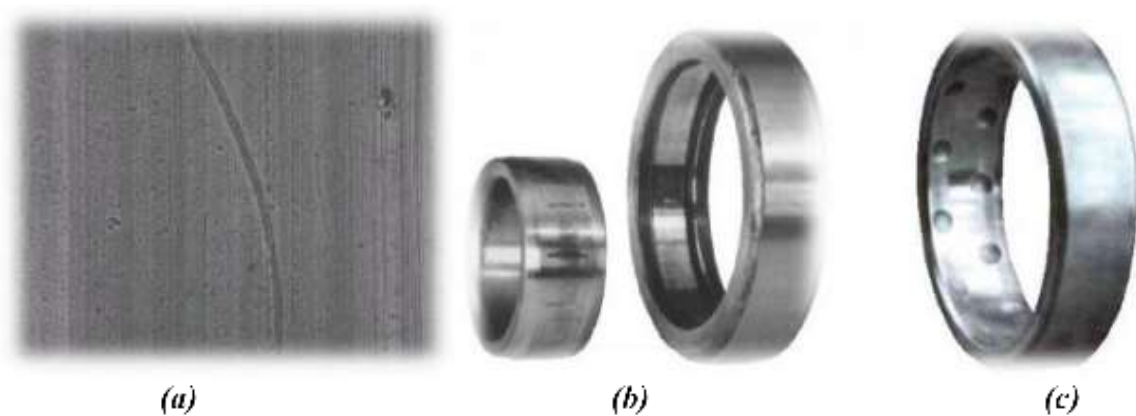


Figure III-5 : Défaut de roulement – usure.

8.2. Dentelure :

La dentelure apparaît généralement lorsque le roulement n'est pas correctement monté, ou lorsque le roulement est soumis à une grande charge lorsqu'il est immobile. Une dentelure alors apparaît dont la distance entre les fissures est égale à la distance entre les corps roulants (*Figure III.6*). [80]

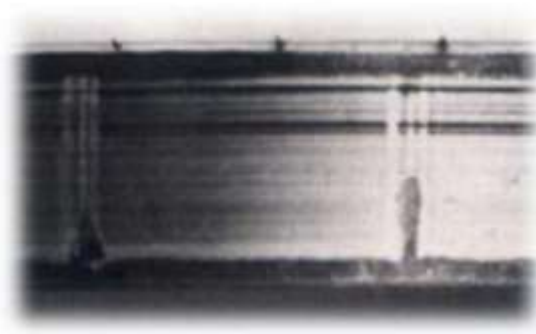


Figure III-6 : Défaut de roulement – Dentelure.

8.3. Bavure :

Ce phénomène apparaît sous forme d'un transfert de matière d'une surface à une autre. Cela peut être causé par plusieurs facteurs : un manque de lubrification, la pénétration du corps roulant dans la zone chargée, une charge légère par rapport à la vitesse de rotation et d'autres. Chaque cas doit être traité de façon à éliminer la cause. Le développement de la bavure conduit à une cassure totale de la bague ou du corps roulant (*Figure III.7*)



Figure III-7 : Défaut de roulement – Bavure.

8.4. Ecaillage :

Il se caractérise par des traces de fissuration et d'arrachement de fragments de matière. Il apparaît normalement à cause du vieillissement du roulement. Mais l'écaillage arrive aussi à cause d'une grande différence de température entre la bague intérieure et extérieure et, de même, si le boîtier qui porte le roulement possède la forme ovale, on obtient le même résultat ; il faut alors changer le boîtier immédiatement. D'autres causes peuvent être un montage incorrect du roulement ou une liberté axiale légère qui n'est pas suffisante pour le mouvement de la dilatation (*Figure III.8*).



Figure III-8 : Défaut de roulement – Ecaillage.

8.5. Corrosion :

Elle se manifeste par des taches d'oxydation sur l'alésage, le diamètre extérieur et les faces d'appui du roulement. Elle apparaît après la présence d'eau ou d'humidité pour une longue période dans le roulement. La corrosion peut entraîner la cassure d'une bague ou du corps roulant. Pour la corriger, il faut utiliser un meilleur lubrifiant anti-rouille (*Figure I.9*).

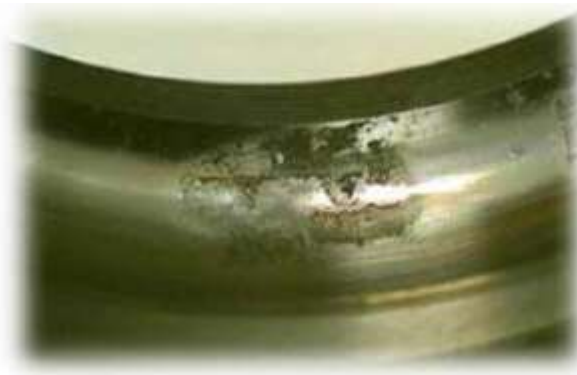


Figure III-9 : Défaut de roulement – Corrosion.

8.6. Cassure :

Ils se manifestent avec des ruptures des bagues et des traces visibles d'outils ; ils proviennent dans la plupart des cas d'une mauvaise manipulation du roulement, par exemple un coup de marteau au moment du montage. La cassure peut encore provenir d'une corrosion ou d'une bavure (*Figure III.10*).

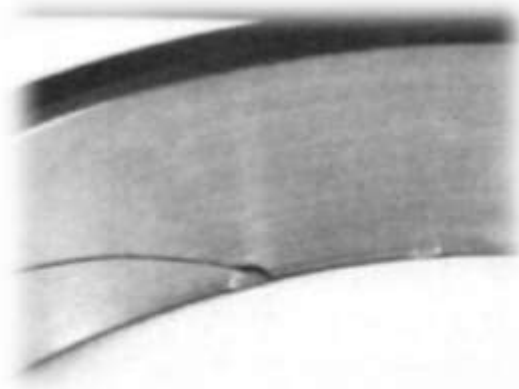


Figure III-10 : Défaut de roulement – Cassure.

8.7. Choc électrique :

Le passage d'un courant électrique dans un roulement en rotation ou non, peut endommager ces différentes parties (*Figure III.11*).



Figure III-11 : Défaut de roulement - Choc électrique.

9. Application de l'analyse en composante indépendants pour le diagnostic des défauts dans les roulements :

Les parties de cette section sont consacrées à la description du banc d'essai, des capteurs et du système d'acquisition. L'objectif est de donner une explication précise et complète à la fois du banc d'essai et des mesures, effectuées dans diverses conditions.

9.1. Présentation de banc d'essai :

Le banc d'essai est représenté sur la (**Figure III.12.A**), il consiste essentiellement en un moteur à grande vitesse, entraînant la rotation d'un arbre.

Les roulements du moteur, dont les caractéristiques sont inconnues, sont lubrifiés à la graisse et leur température est limitée par un circuit de réfrigération liquide (glycol / eau). Le corps de du moteur est fixé sur un support unique et extrêmement rigide qui repose sur une plaque de base en acier très massive. La vitesse moteur est réglée via le panneau de commande d'un onduleur. La vitesse réelle de l'arbre est toujours inférieure à la vitesse idéale et la différence augmente avec la charge appliquée. La même plaque porte un couple de supports (positions **B1** et **B3**) pour les bagues extérieures de deux roulements à rouleaux identiques. Les bagues intérieures de ces roulements sont reliées à un arbre creux très court et épais, spécialement conçu pour des vitesses allant jusqu'à 35 000 tr/min (**Figure III.12.C**).

Les principales propriétés géométriques des trois roulements, spécialement fabriqués pour ces applications aéronautiques à grande vitesse, sont énumérées dans le **tableau III.1**. La lubrification des roulements **B1**, **B2** et **B3** est garantie par l'injection d'huile dans l'arbre creux ; de petites conduites radiales amènent alors l'huile centrifugée.

Tableau III-1 : principales propriétés des roulements à rouleaux.

	Hauteur D (mm)	Diamètre du Rouleaux d(mm)	Angle de contact φ (°)	Éléments roulant Z
B1 & B3	40.5	9.0	0	10
B2	54.0	8.0	0	16

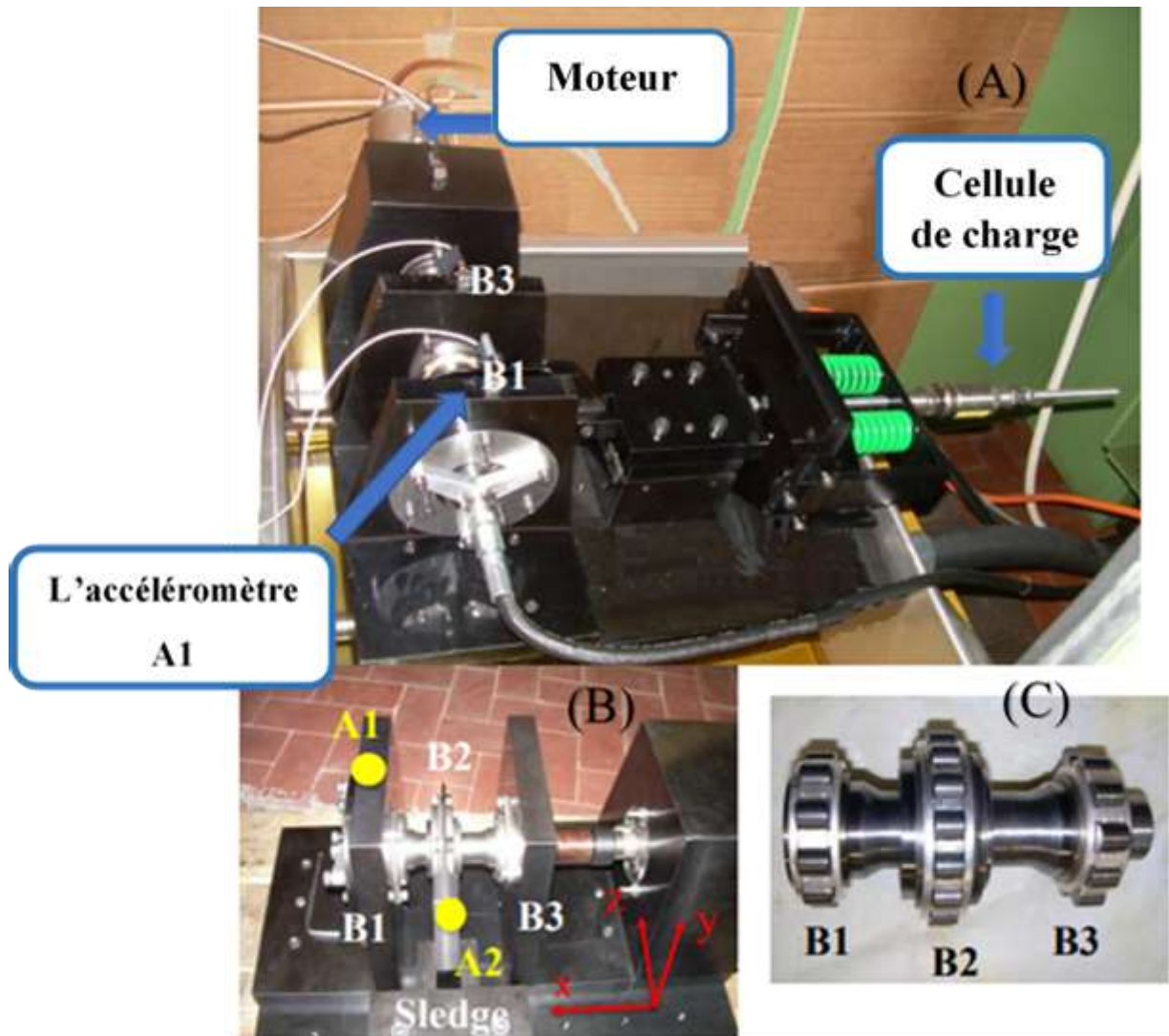


Figure III-12 : Le banc d'essai **A)** vue générale du banc d'essai ; **B)** les positions des deux accéléromètres et du système de référence ; **C)** l'arbre avec ses trois roulements à rouleaux.

La **Figure III.13** représente le capteur utilisé pour l'acquisition des signaux vibratoire.



Figure III-13 : L'accéléromètre triaxial.

Les accéléromètres sont du type IEPE à trois axes, avec une plage de fréquences de 1 à 12 000 Hz (amplitude $\pm 5\%$, phase $\pm 10^\circ$), la fréquence de résonance nominale de 55 kHz et une sensibilité nominale de 1 mV / ms⁻².

Les six canaux enregistrés correspondent aux sorties d'un couple d'accéléromètres placés aux points **A1** et **A2** (**figure I.12.B**) ; **Le tableau III.2** spécifie la direction de l'accélération pour chaque canal.

Tableau III-2 : direction des accélérations mesurées (voir aussi Figure III.13.b)

	A1			A2		
	Canal 1	Canal 2	Canal 3	Canal 4	Canal 5	Canal 6
DIRECTION	Axe x	Radial y	Radial z	Axe x	Radial y	Radial z

Le roulement en position **B1** (**Figure III.12.A**) a été conçu pour être retiré simplement de son support, afin d'avoir la possibilité de vérifier la réponse du système lorsque des roulements avec différents types et dimensions d'endommagement sont montés.

Le tableau III.3 donne les noms des éléments endommagés, **0A** indiquant le roulement sain. Des défauts localisés sur la bague intérieure ou sur le rouleau (**1A** à **6A**) ont été réalisés ; la sévérité du défaut est donnée par son diamètre mesuré approximatif (150, 250, 450 μm).

Tableau III-3 : Liste des défauts des différents roulements montés en position B1.

Nom	Défaut	Dimension (μm)
0A	Aucun Défaut	----
1A	Défaut sur la bag intérieur	450
2A	Défaut sur la bag intérieur	250
3A	Défaut sur la bag intérieur	150
4A	Défaut sur un rouleau	450
5A	Défaut sur un rouleau	250
6A	Défaut sur un rouleau	150

Dans ce travail nous sommes intéressés par les signaux vibratoires du roulement **B1**. Qui ont été mesurés avec une fréquence d'échantillonnage égale à 51200Hz.

Deux types de signaux vibratoires ont été pris en considération à savoir :

- Signal vibratoire d'un roulement sain.
- Signal vibratoire d'un roulement avec un défaut de bague intérieure de dimension 450 μ m.

La vitesse de rotation est égale à 100Hz

10. Technique proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements :

La technique suggérée pour le diagnostic des défauts est illustrée par la **figure III.14**.

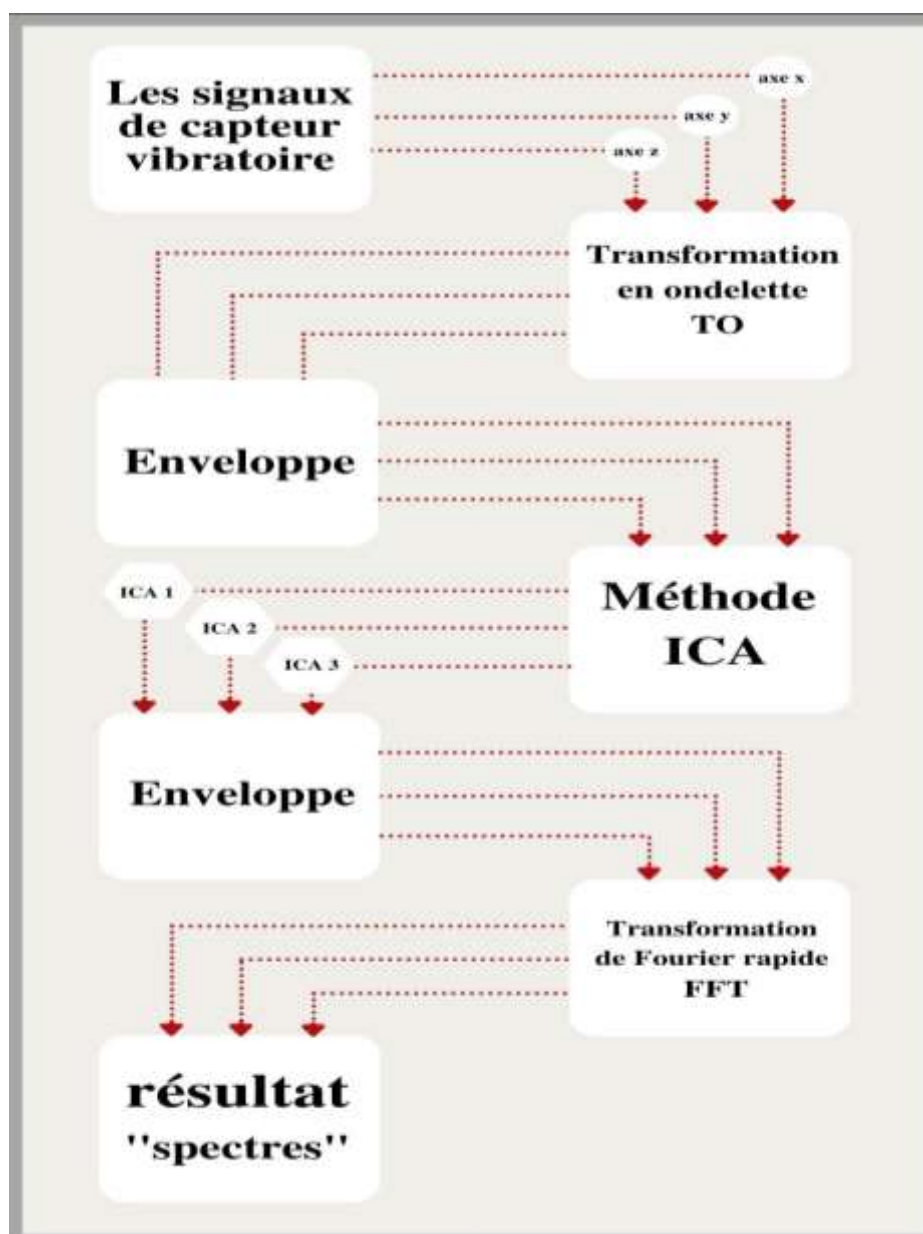


Figure III-14 : la méthode proposée.

La méthode proposée est donnée comme suit :**Etape 1 :**

Cette étape consiste à mesurer les vibrations du roulement par un capteur vibratoire tri-axial.

La figure III.15 Représente les trois signaux des 3 axes x, y et z d'un roulement sain.

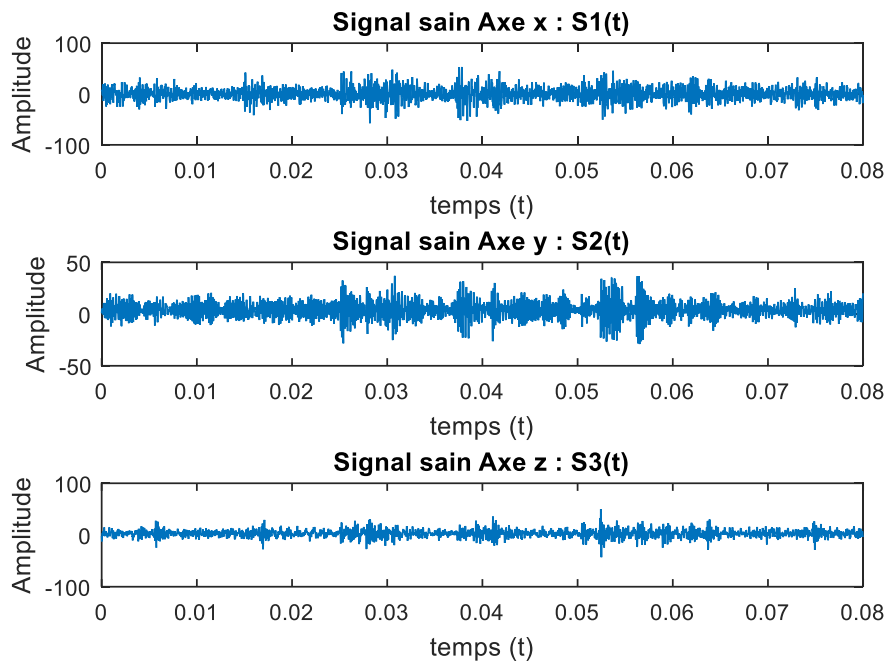


Figure III-15 : les trois signaux des trois axes.

Etape 2 :

Pour le débruitage des signaux vibratoires, le filtrage en ondelette basé sur l'analyse multi-résolution est utilisé.

La figure III.16 représente les signaux d'approximation et de détail utilisée comme étant des signaux mixtes.

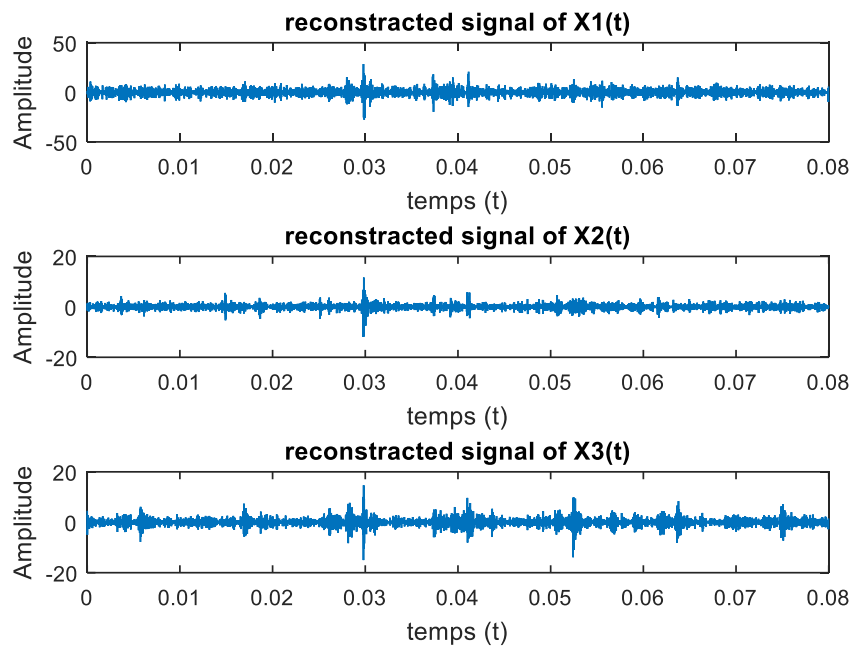


Figure III-16 : les signaux mixtes.

Etape 3 :

L'étape suivante consiste à extraire les enveloppes de chaque signal mixte pour l'utiliser comme étant une entrée de l'algorithme ICA.

La figure III.17 représente les enveloppes des différents signaux.

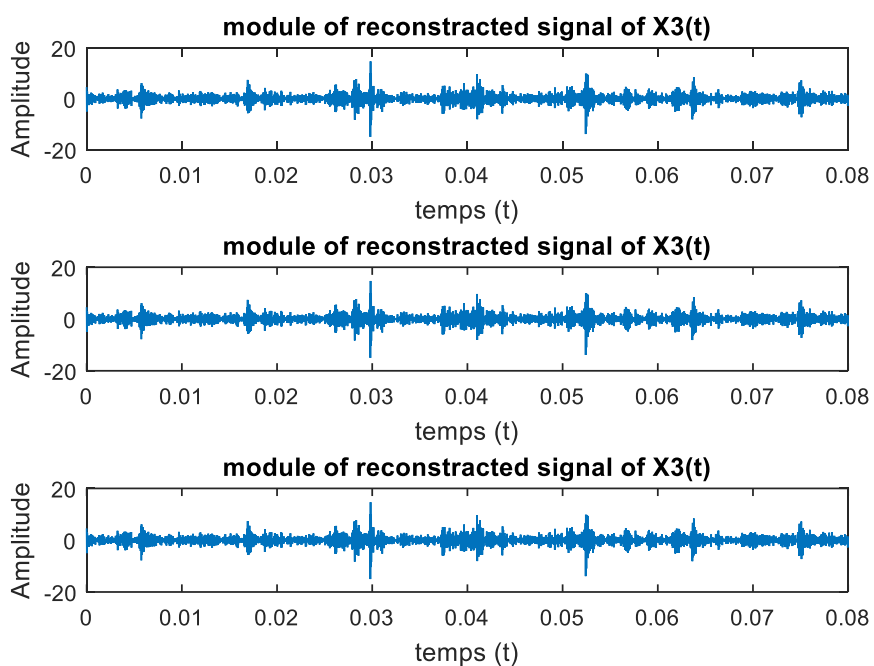


Figure III-17 : Les enveloppes des signaux mixtes.

Etape 4 :

Dans l'étape 4 nous avons procédé à l'application de l'algorithme ICA pour l'extraction des signaux sources.

La figure III.18 représente les trois composantes indépendantes obtenues.

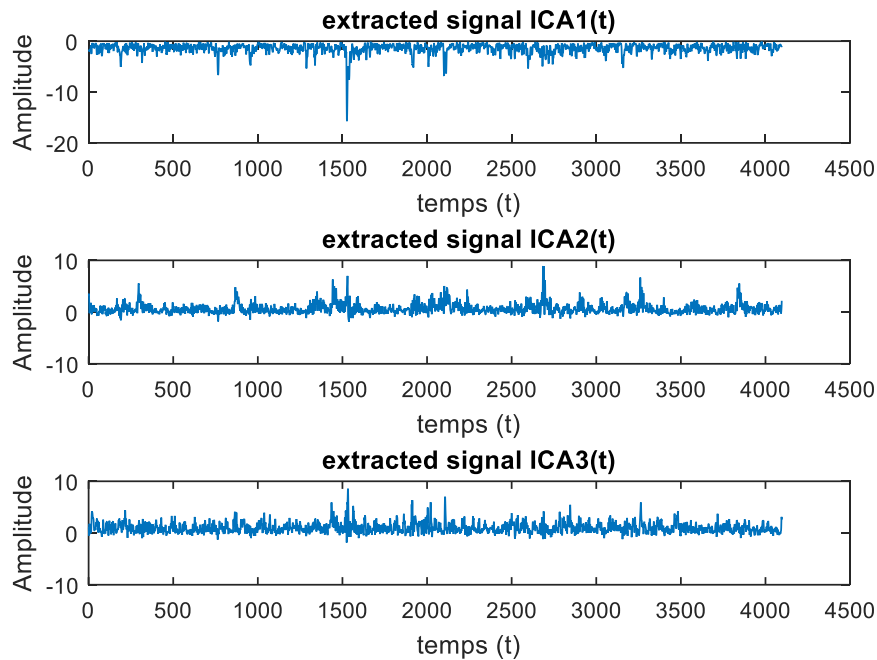


Figure III-18 : les signaux indépendants extraits.

Etape 5 :

Cette étape consiste à l'application de la transformation de Hilbert pour l'extraction des enveloppes des trois composantes indépendantes.

La figure III.19 illustre les trois enveloppes obtenues.

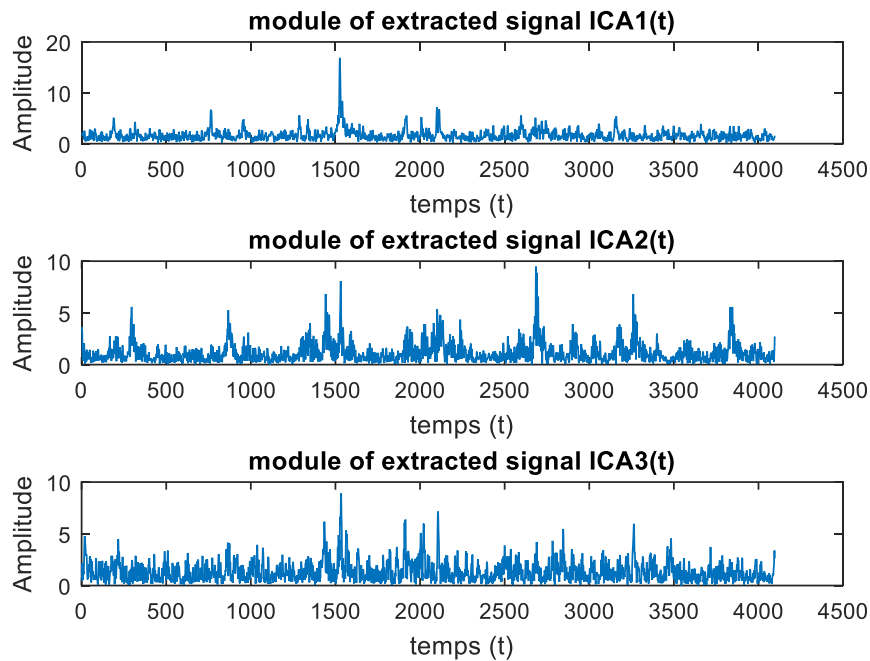


Figure III-19 : Les enveloppes des trois composantes indépendantes.

Etape 6 :

Dans cette étape nous allons appliquer la transformée de Fourier pour le calcul des spectres des enveloppes des trois composantes indépendantes.

La Figure III.20 illustre le spectre obtenu.

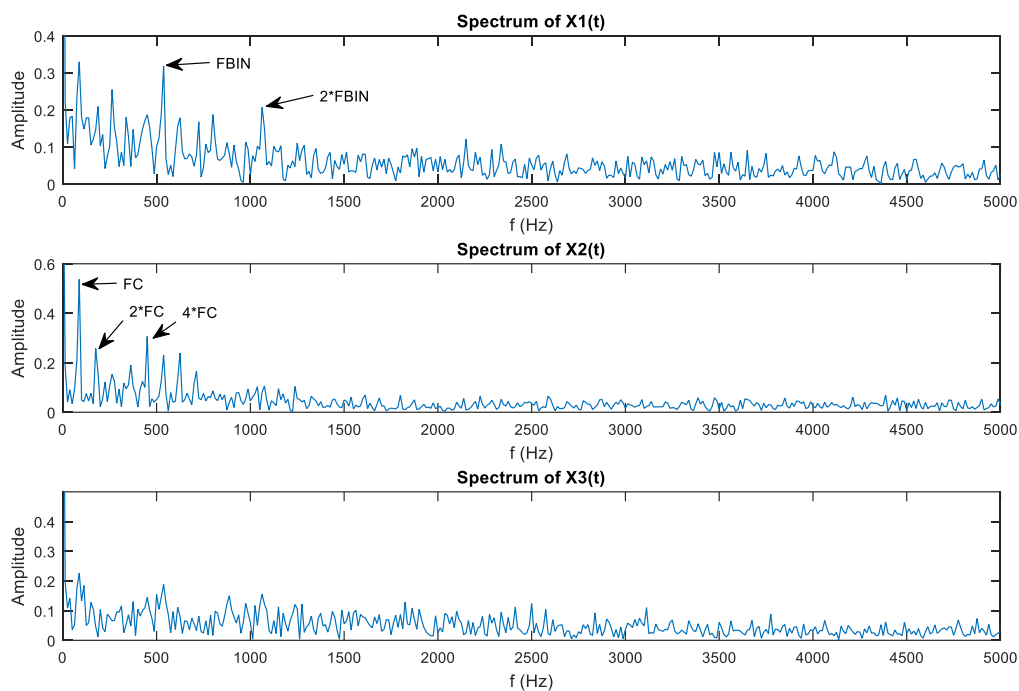


Figure III-20 : le spectre de signal résultant avec défauts.

Comme illustré sur la **figure III.20**, on peut voir que le spectre d'enveloppe de la première composante indépendante indique la présence de plusieurs pics qui correspondent à la fréquence caractéristique d'un défaut de bague intérieure (FBIN) et ses harmoniques. Tandis que celui de la deuxième composante indépendante montre l'apparition de la fréquence de rotation et ses harmoniques.

A partir des résultats obtenus on a constaté que les performances de la technique proposée résident dans le bon choix des signaux mixtes.

La **figure III.21** montre les résultats obtenus après l'application de la méthode suggérée sur un signal vibratoire d'un roulement sain.

Comme le montre la **figure III.21**, on peut voir que les spectres d'enveloppe de toutes les composantes indépendantes indiquent la présence des pics qui correspondent à des harmoniques de la fréquence de rotation.

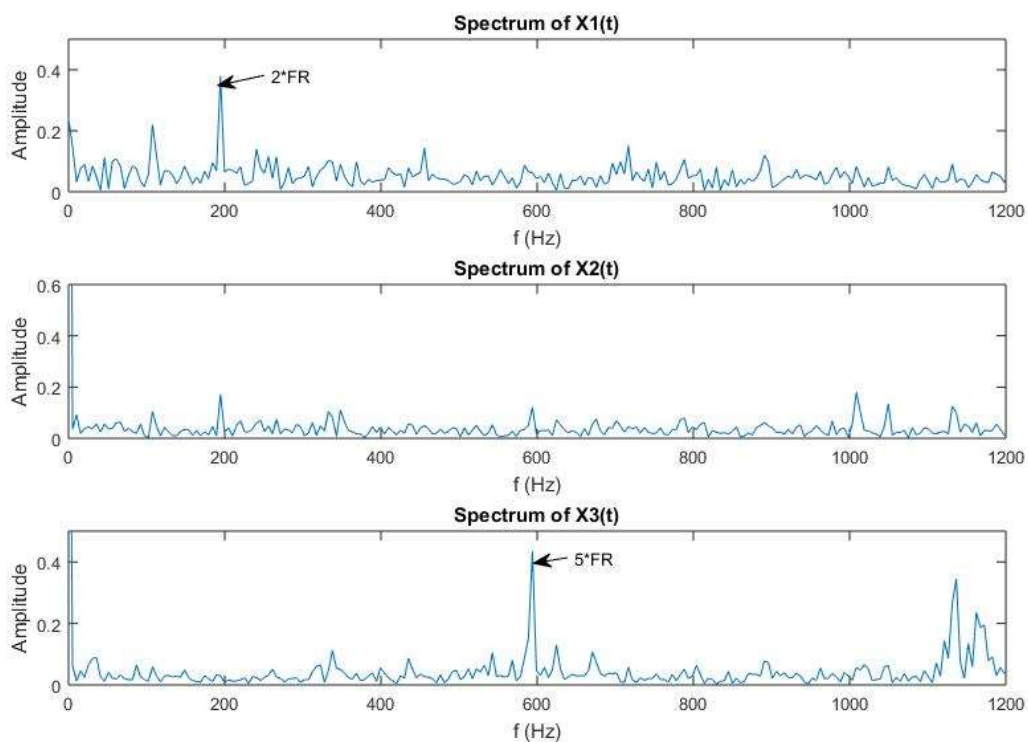


Figure III-21 : le spectre de signal résultant sans défauts.

11. Conclusion :

Dans la première partie de ce chapitre nous avons parlé des roulements et de ses différentes caractéristiques et nous avons également mentionné les différents types de ses défauts.

La deuxième partie de ce chapitre est consacrée à la description du banc d'essai de roulements développé au laboratoire « DIRG de Politecnico di Torino », où un moteur à grande vitesse entraîne un arbre supporté par deux roulements identiques. Différentes conditions d'endommagement ont été imposées à l'un des roulements et des accélérations ont été enregistrées dans différentes positions et directions, sous diverses conditions de charge et de vitesse. Ensuite nous avons discuté la méthode proposée pour le diagnostic des défauts de roulement.

À partir des résultats obtenus, il a été démontré que l'approche suggérée peut être utilisée efficacement pour diagnostiquer des défauts des roulements. Il a la capacité de séparer les spectres, ce qui facilite l'interprétation des résultats.

CONCLUSION GENERALE :

Les roulements sont considérés comme les éléments les plus sollicités des machines tournantes.

Dans ce travail nous nous sommes intéressés au diagnostic des défauts des roulements en utilisant une technique basée sur l'analyse multi-résolution en ondelettes pour réduire le bruit des signaux vibratoires et l'algorithme d'analyse en composantes indépendantes (ACI) pour l'extraction des composantes indépendantes.

Dans le premier chapitre, tous nos efforts portent sur l'étude bibliographique qui concerne les différentes méthodes utilisées pour la détection des défauts de machines tournantes, les outils de la maintenance préventive conditionnelle tels que l'analyse vibratoire, l'émission acoustique, mesure de température, analyse d'huile et les différentes méthodes d'analyse pour la détection et défaillance.

Dans le deuxième chapitre, nous avons fait une visite aux transformées de Fourier et les limitations qui donnent naissance à la transformée en ondelette qui a apporté de nombreux avantages, c'est un outil puissant de transformation du signal grâce à ses caractéristiques de dilatation et contraction lors de traitement des signaux qui permet à l'ondelette de s'adapter au signal afin de faciliter le traitement envisagé. Ensuite nous avons abordé l'algorithme de l'analyse en composantes indépendantes. Finalement un exemple illustratif qui explique le principe de fonctionnement de l'algorithme d'analyse en composante indépendante (ACI) a été élaboré.

Dans le dernier chapitre. Nous avons discuté les roulements à billes comme un sujet d'étude. Et par la suite nous avons expliqué la méthode proposée pour le diagnostic des défauts.

À partir des résultats obtenus, il a été démontré que l'approche suggérée peut être utilisée efficacement pour diagnostiquer les défauts dans les roulements. Il a la capacité de séparer le spectre de défaut et celui de la fréquence de rotation, ce qui facilite l'interprétation des résultats.

Références

- [1] A. MEKDAD, A. BETTACHE. (2009) « Filtrage et analyse fréquentielle du signal électrocardiogramme par la décomposition modale empirique ». *Mémoire de Master en Electronique biomédicale. Département génie biomédical. Faculté de Technologie. Université de Tlemcen.*
- [2] ABID Tarek, (2008) “analyse du signal ECG par les ondelettes”. *Mémoire de Magister. Option : intelligence artificielle. Département d’informatique. Faculté des sciences de l’ingénieur. Université d’Annaba.*
- [3] AFNOR, (1995) « Surveillance des machines par analyse des vibrations », *Isbn: 2123090123.*
- [4] Alaa Tharwat, (2018) « Independent component analysis: An introduction » *Faculty of Computer Science and Engineering, Frankfurt University of Applied Sciences, Frankfurt am Main, Germany* Received 24 May 2018, Revised 26 August 2018, Accepted 29 August 2018.
- [5] AMRAOUI Rachid (2015), « Application de l’algorithme K-S et de l’ondelette discrète au traitement d’images satellitaires ». *Thèse de magister. UNIVERSITE ABD EL HAMID IBN BADIS DE MOSTAGANEM.*
- [6] Antoni. J, (2007) “Cyclic spectral analysis in practice,” *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 21, no. 2, pp. 597–630.
- [7] Asaei. A, Bourlard. H, Taghizadeh. M.J, Cevher. V, (2016) “Computational methods for underdetermined convolutive speech localization and separation via model-based sparse component analysis”, *Speech Commun.* 76 201–217.
- [8] Augeix D., (2001) "Analyse vibratoire des machines tournantes", *Techniques de l’ingénieur, BM5 -145.*
- [9] Augeix D., (2007) « bruit et vibrations », *Techniques de l’ingénieur BM5 – 145.*
- [10] Aziz. R, Verma. C, Srivastava. N, A (2016) “fuzzy based feature selection from independent component subspace for machine learning classification of microarray data”, *Genomics data* 8 4–15.
- [11] Beckmann CF, Smith SM. (2005) “Tensorial extensions of independent component analysis for group fMRI data analysis”. *NeuroImage* 25, 294311.*doi: 10.1016/j.neuroimage.23-04-2010.*
- [12] Bensana, (2008) " Diagnostic des défaillances basé sur l’analyse vibratoire d’une turbine à vapeur", *Thèse de Magister université de Annaba, Algérie.*
- [13] Beylkin.G Coifman. R and Rokhlin. V (1991), “Fast wavelet transforms and numerical algorithms”, *Comm. Pure Appl. Math.*, 44, pp. 141–183

- [14] Bianchini. C, Immovilli. F, Coconcelli.M, Rubini. R., and Bellini. A, (2011) “Fault detection of linear bearings in brushless AC linear motors by vibration analysis,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 58, no. 5, pp. 1684–1694.
- [15] Bolaers F., Dron J.P., Rasolofondraibe L. (2003) "Prédiction et suivi de l'évolution d'un écailage de fatigue de roulement par analyse vibratoire". *XVIème Congrès Français de mécanique, Nice, référence 649*.
- [16] Bonnett, A. H., & Yung, C. (2008). “Increased efficiency versus increased reliability”, *Industry Applications Magazine, IEEE, 14(1)*, 29-36.
- [17] Boudiaf, A., Moussaoui, A., Dahane, A. and Atoui, I. (2016) ‘A comparative study of various methods of bearing faults diagnosis using the Case Western Reserve University data’, *Journal of Failure Analysis and Prevention*, Vol. 16, No. 2, pp.271–284.
- [18] Boulenger A. & Pachaud C., (1998) "Diagnostic vibratoire en maintenance préventive", *Dunod*.
- [19] Boulenger A., (2007) « Maintenance conditionnelle par analyse des vibrations », *Techniques de l'ingénieur, MT 9 285*.
- [20] Bourdim Samia, (Juillet 2011) « Méthodes ondelettes et Bayésiennes pour le diagnostic : Application aux machines asynchrones », *Mémoire de Magister, Université Ferhat Abbas-Setif*.
- [21] Bouzida. A. (2008) « diagnostic de défauts de la machine asynchrone à cage par la technique des ondelettes ». *Thèse de Magister. Ecole Nationale Polytechnique d'Alger*.
- [22] Brinks R, (2008) “On the convergence of derivatives of B-splines to derivatives of the Gaussian function”, *Comp. Appl. Math.*, 27, 1.
- [23] Bultheel. A, (1995) « Bull ». *Belg. Math. Soc.*
- [24] Camille Truche, (Décembre 2010) « caractérisation et quantification des minéraux argileux dans les sols expansifs par spectroscopie infrarouge aux échelles du laboratoire et du terrain », *thèse de Doctorat, Université Toulouse 3 Paul Sabatier*.
- [25] Carreau D., CETIM, (avril 2003) « les roulements, des composants à surveiller de près » *guide d'achat Mesures N°754*.
- [26] Chai.R, Naik. G.R., T.N. Nguyen, S.H. Ling, Y. Tran, A. Craig, H.T. Nguyen, (21-3-2017) “Driver fatigue classification with independent component by entropy rate bound minimization analysis in an eeg-based system”, *IEEE J. Biomed. Health Inf.* pp 715–724.
- [27] CHAIB Rachid, (2004) “La maintenance industrielle” *Edition université Mentouri de Constantine*.
- [28] Chaib. R. (2010) “ Contribution à l’optimisation de la maintenance conditionnelle par l’analyse vibratoire”, *Thèse de Doctorat, Université Mentouri De Constantine, Algérie*.

- [29] Chapelot M. (EMS) et Richard A., consultants au CETIM, (septembre 2003) « surveillance des machines tournantes », *guide d'achat Mesures N° 757*.
- [30] Chevalier R., (2001) « Etat de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF », *RFM*.
- [31] CHITROUB Salim, « ANALYSE EN COMPOSANTES INDÉPENDANTES D'IMAGES MULTIBANDES : FAISABILITÉ ET PERSPECTIVES », *Laboratoire de traitement du signal et d'images, Faculté d'électronique et d'informatique, Université des Sciences et Technologie Houari Boumediene, B.P. 32, El-Alia, Bab-Ezzouar, 16111 Alger*.
- [32] Comon. P, (3-1994) "Independent component analysis, a new concept", *Sig. Process.* 36 287–314.
- [33] Cours et TP de M. Z.E. Hadj slimane, *Département du génie biomédical, Faculté de Technologie, université de Tlemcen*.
- [34] Darrel R. Harting, (1992) "Demodulated Resonance Analysis-A Powerful Incipient Failure Detection Technique", *ISA Transactions, Vol.17, N°1*.
- [35] De Lorenzo, F., & Calabro, M. (2007). "Kurtosis: a statistical approach to identify defect in rolling bearings". In *Proceedings of 2nd International Conference on Marine Research and Transportation, Naples* (pp. 17-24).
- [36] Demaeyer. J, Bebronne. M et Forthomme. S, (2003) « Les Ondelettes : l'Analyse de Fourier », *Département de physique faculté des sciences, printemps des sciences*.
- [37] Djebala, A., Ouelaa, N. and Hamzaoui, N. (2008) 'Detection of rolling bearing defects using discrete wavelet analysis', *Meccanica*, Vol. 43, No. 3, pp.339–348
- [38] DRAI REDOUANE, (2005) « Techniques de traitement des signaux ultrasonores Appliquées au contrôle non destructif des matériaux » *mémoire de doctorat, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene USTHB – ALGER*.
- [39] Dron J.P., (1995) "Elaboration et adaptation d'outils pour l'étude et le suivi de l'endommagement de composants mécaniques par analyse vibratoire", Thèse de doctorat de l'Université de Reims.
- [40] DSP-SigLab, (2001) "A-Programming Guide S2022D2, Spectral Dynamics Inc", *User Guide S2022D1*.
- [41] Elfeky. A. A, Masoud. M. I., and El-Arabawy I. F, (2007) "Fault Signature Production for Rolling Element Bearings in Induction Motor,in Compatibility in Power Electronics", 2007. *CPE*, pp. 1–5.
- [42] Francis Cottet, (2000) « Aide-Mémoire : Traitement Du Signal », *Sciences Sup série Aide- Mémoire, Dunod, Paris*.

- [43] François Monchy et Jean-Pierre Vernier, (2010) « MAINTENANCE Méthodes et organisations » 3eme édition, Dunod, Paris, 2000, 2003, 2010 ISBN 978-2-10-055061-6.
- [44] Ghemari.Z. (2013) “ Modélisation, simulation et analyse expérimentale du capteur de vibration (accéléromètre)”, *Thèse de Doctorat, Université Badji Mokhtar, Annaba, Algérie.*
- [45] Gilles DUDRAGNE, Daniel GIRODIN, (1999) “application of a new model for calculating the fatigue life of rollig bearings”. *SNR-roulement.*
- [46] Hamdad Nassima, (Mars 2013) « Transformée de Huang-Hilbert : application de la détection des défauts », *Mémoire de Magister, Université Mouloud Mammeri.*
- [47] Hamrock. B. J and Anderson. W. J, (1983) “Rolling-element bearings,” *Mechanical Design and Systems Handbook, Second Edition*, pp.29.19-29.24.
- [48] Harris T.A., (1991) "Rolling Bearing Analysis", 3ème edition, *Lavoisier.*
- [49] Herault. J Jutten. C Ans. B, (1985) « Detection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimetique en apprentissage non supervise ». *In : 10 Colloque sur le traitement du signal et des images, FRA, 1985.GRETSI, Groupe d'Etudes du Traitement du Signal et des Images.*
- [50] <http://silanus.fr/sin/formationSTI2D/ET22A-B/ET22A/Ressources/les-vibrations-des-machines-tournantes.pdf>
- [51] Hyv arinen. A, Karhunen. J, Oja. E, (2004) “Independent Component Analysis”, *Vol. 46, John Wiley & Sons.*
- [52] Hyv arinen. A, Oja. E, (13-4-2000) “Independent component analysis: algorithms and applications”, *Neural mNetworks* pp.411–430.
- [53] Héng. J. (2002) « Pratique de la maintenance préventive ».
- [54] Ingrid Daubechies, (1992) “Ten Lectures on Wavelets”, *Society for Industrial and Applied Mathematics*, ISBN 0-89871-274-2
- [55] J.Kahane, P. Lemmarie, (1995) “Fourier series and Wavelets”. *Amsterdam OPA (Overseas Publishers Association)*; pp.394.
- [56] Jalan. A. K and Mohanty. A. R, (2009) “Model based fault diagnosis of a rotor-bearing system for misalignment and unbalance under steady-state condition,” *J. Sound Vib.*
- [57] Landolsi. F. (2010) “ Cours De Techniques De Surveillance”.
- [58] Luc. J Raimbault (3-30-2008) « Analyse de Fourier » *L3/M1, LPP. Polytechnique.*
- [59] Lyons.M, S Adams, M. Woloshynowych, C. Vincent, (2004) "Human reliability analysis in healthcare: A review of techniques", *International Journal of Risk & Safety in Medicine*, Vol.16, pp. 223–237.

- [60] M. Brucher, (Mai, 2007) « La transformée de Fourier rapide et d'une de ses dérivées », [http : //matthieu-brucher.developpez.com/](http://matthieu-brucher.developpez.com/).
- [61] M. Misiti, Y. Misiti. G. Oppenheim. J. M. Poggi, (2010) «Wavelet Toolbox for Use with MATLAB».
- [62] M. Peltola, (19-aug-2002) “slip of ac induction motors and how to minimize it” *drives mag*, [http://www.drivesurvey. Com](http://www.drivesurvey.Com)
- [63] M. Pinsky, (2002) «Introduction to Fourier Analysis and Wavelets». *United State of America: Wadsworth Group*; pp 387.
- [64] Martin H. R., Honarvar F, (1995) "Application of Statistical Moments to Bearing Failure Detection", *Applied Acoustics*, Vol. 44, pp 67-77.
- [65] McFadden PD. & Smith JD. (3-10-1984) "Vibration monitoring of rolling element bearings by the high frequency resonance technique", *a review. Tribol Int 17(1)*.
- [66] McInerny, S. A., & Dai, Y. (2003). “Basic vibration signal processing for bearing fault detection”, *Education, IEEE Transactions on*, 46(1), 149-156.
- [67] Morel J, (2007) « surveillance vibratoire et maintenance prédictive », *Techniques de l'ingénieur R 6 100*.
- [68] Morel. J. (1992) “ Vibrations des machines et diagnostic de leur état mécanique ”, *Edition Eyrolles (Paris)*.
- [69] Moubray.J Reliability, (2000) " Centered Maintenance", *RCM, edition 2000*.
- [70] Moumene, I. and Ouelaa, N. (2016) ‘Application of the wavelets multiresolution analysis and the high-frequency resonance technique for gears and bearings faults diagnosis’, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 83, Nos. 5–8, pp.1315–1339.
- [71] Muraru G, Brun-picard D, (2005) « Mécanique et industries » 6, pp.425 – 430.
- [72] Nelias D, (1999) "Contribution à l'étude des roulements : modélisation globale des roulements et avaries superficielles dans le contact EHD pour des surfaces réelles ou indentées", *Habilitation à Diriger des Recherches INSA Lyon*.
- [73] Nélias. D, Dumont. M.L, Couhier. F, Dudragne. G, Flamand. L, (1998) "Experimental and Theoretical Investigation on Rolling Contact Fatigue of 52100 and M50 Steels under EHL or Micro-EHL Conditions", *ASME Journal of tribology*, (paper n°97- trib-7), Vol. 120, n°2, pp 184-190.
- [74] Obeid. Z, Poignant. S, Regnier. J, and Maussion. P, (2011) “Stator current based indicators for bearing fault detection in synchronous machine by statistical frequency

selection,” in IECON 2011 - 37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, pp. 2036–2041.

[75] Ouarda Soltani, (2011) « Restauration d'Images Satellites Via la Transformée en Ondelette », *Mémoire de Magister, Université de Batna*.

[76] Pachaud. C, (1997) "Crest factor and kurtosis contributions to identify defects inducing periodical impulsive forces", *Mechanical Systems and Signal Processing* 11(6), 903-916.

[77] Pennacchi. P, Borghesani. P, Chatterton. S, and Ricci. R, (2011) “An experimental based assessment of the deviation of the bearing characteristic frequencies,” in *6th International Conference Acoustic and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques, Compiègne*.

[78] Rahmoune. C, (2011) " Analyse et traitement du courant statorique pour la détection des défauts dans les systèmes électromécaniques", *Thèse de Magister universite m'hamed bougara-boumerdes, Algerie*.

[79] Rai. A. and Upadhyay. S. H, (2016) “A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings,” *Tribol. Int*, vol. 96, pp. 289–306.

[80] Renforth. L, Hamer. P. S, Clark. D, Goodfellow. S, and Tower. R, (2013) “Continuous, remote on-line partial discharge (OLPD) monitoring of HV EX/ATEX motors in the oil and gas industry,” in *Petroleum and Chemical Industry Technical Conference (PCIC), 2013 Record of Conference Papers Industry Applications Society 60th Annual IEEE*, pp. 1–8.

[81] Schoen, R. R., Habetler, T. G., Kamran, F., & Bartfield, R. G. (1995). “Motor bearing damage detection using stator current monitoring”, *Industry Applications, IEEE Transactions on*, 31(6), 1274-1279.

[82] Serge Dos Santos (Année 2008-2009) « COURS DE TRAITEMENT DU SIGNAL » *École Nationale d'Ingénieurs du Val de Loire*.

[83] Serge Ekambi-Pokossi, (juillet 2005) « Caractérisation et identification multi échelle de la signature peinture », *thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon*.

[84] Shimizu S, Inazumi T, Sogawa Y, Hyvärinen A, Kawahara Y, Washio T, Hoyer PO, Bollen K. 2011 “DirectLiNGAM: a direct method for learning a linear non-Gaussian structural equation model”. *J. Mach. Learn. Res.* 12, 1225–1248.

[85] Shlens. J, (2014) “A tutorial on independent component analysis”. *arXiv preprint arXiv:1404.2986*.

[86] Sidahmed. M, Garnier. C, (1991) « Détection des défauts dans les engrenages », *Cetim informations*, n°124, p. 71-74.

[87] Stack. J. R, Habetler. T. G, and Harley. R. G, (2003) “Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines, in *Diagnostics for*

Electric Machines”, *Power Electronics and Drives, 2003. SDEMPED 2003. 4th IEEE International Symposium on*, pp. 172–176.

[88] Stack. J. R, Habetler. T. G, and Harley. R. G, (2004) “Fault classification and fault signature production for rolling element bearings in electric machines,” *Industry Applications, IEEE Transactions on*, vol. 40, no. 3, pp. 735–739.

[89] Stack. J. R, Harley. R. G, and Habetler. T. G, (Oct. 2004) “An amplitude Modulation detector for fault diagnosis in rolling element bearings,” *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 51, no. 5, pp. 1097 – 1102.

[90] Stéphane G.Mallat, “Time-Frequency Dictionaries”.

[91] Stewart R. M., (1980) “The specification and developpement of a standard for gearbox monitoring”, *2nd International conference of vibration in rotating machines*, p. 353-358, *Cambredge*.

[92] T.W. Lee, (1998) “Independent component analysis, in: Independent Component Analysis”, *Springer*, pp. 27–66.

[93] Tan, Li (2008-04-21, Retrieved 2017-04-10). "Up sampling and down sampling". *etimes.com. EE Times*.

[94] Tandon N, Choudury A., (1999) "A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings"; *International Journal of Tribology*, 32 pp 469–480.

[95] Thelaidjia, T., Chenikher, S. and Moussaoui, A. (2020) ‘Optimal wavelet analysis and enhanced independent component analysis for isolated and combined mechanical faults diagnosis’, *Int. J. Advanced Mechatronic Systems*, Vol. 8, Nos. 2/3, pp.116–126.

[96] Wei Zhou, Habetler. T. G, and Harley. R. G, (2007) “Stator Current-Based Bearing Fault Detection Techniques: A General Review,” in *Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives. SDEMPED 2007. IEEE International Symposium on*, 2007, pp. 7–10.

[97] Xie. J, Douglas. P.K, Y.N. Wu, A.L. Brody, A.E. Anderson, (2017) “Decoding the encoding of functional brain networks: an fmri classification comparison of non-negative matrix factorization (nmf), independent component analysis (ica), and sparse coding algorithms”, *J. Neurosci. Methods* 282 pp.81–94.

[98] Zoubek. H, Villwock. S, and Pacas. M, (2007) “Automated diagnosis of rolling bearing faults in electrical drives,” in *Power Electronics, 2007. ICPE '07. 7th Internatonal Conference on*, pp. 718–723.

[99] Zoubek. H, Villwock. S, and Pacas. M, (2008) “Frequency Response Analysis for Rolling Bearing Damage Diagnosis,” *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, no. 12, pp. 4270–4276.