



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
People's Democratic Republic of Algeria



وزارة التعليم العالي و البحث العلمي  
Ministry of Higher Education and Scientific Research

جامعة محمد الحميد ابن باديس - مستغانم  
Abdelhamid Ibn Badis University of Mostaganem

كلية العلوم و التكنولوجيا  
Faculty of Sciences and Technology

قسم الهندسة الميكانيكية  
Department of Mechanical Engineering

N° d'ordre : M...../GM/2020

## MEMOIRE DE FIN D'ETUDE MASTER ACADEMIQUE

Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Construction Mécanique

### *Thème*

## Identification du défaut de balourd par analyse vibratoire

Présenté par :

- ❖ TAIBI Hichem
- ❖ SAKMECHE Hamza

*Soutenu le 30/06/2020 devant le jury composé de :*

Président	Dr. <b>Sidi Mohamed Amine KHIAT</b>	Université de Mostaganem UMAB
Examineur	Dr. <b>Salah Eddine BENKABOUCHE</b>	Université de Mostaganem UMAB
Encadreur	Dr. <b>Abdelmadjid FLITTI</b>	Université de Mostaganem UMAB
CoEncadreur	Mr. <b>Djamal Eddine SAIDANI</b>	Université de Mostaganem UMAB

**ANNÉE UNIVERSITAIRE : 2019 /2020**

---

## RESUME

---

Les machines tournantes occupent une place importante dans l'industrie. En effet, la défaillance de ces machines peut conduire à un arrêt de production. D'où la nécessité d'appliquer une maintenance conditionnelle préventive à ces machines afin de réduire les temps d'arrêts. L'analyse vibratoire est la méthode la plus adaptée à la maintenance des machines tournantes. L'objectif de ce travail est de détecter le défaut de balourd par l'analyse vibratoire. Ce travail comporte les quatre étapes suivantes: 1. Collection des signaux de vibration d'un rotor sain et d'un rotor avec balourd ; 2. Décomposition des signaux par la méthode EMD ; 3. Extraction des indicateurs par la méthode SVD; 4. Détection du défaut de balourd par la méthode PMC.

**Mots-clés :** analyse vibratoire, machines tournantes, balourd, EMD, SVD et PMC.

---

## ABSTRACT

---

Rotating machines occupy an important place in industry. Indeed, the failure of these machines can lead to a production stoppage. Hence the need to apply preventive condition-based maintenance to these machines in order to reduce downtime. Vibration analysis is the most suitable method for the maintenance of rotating machines. The objective of this work is to detect the unbalance defect by vibratory analysis. This work consists of the following four steps: 1. Collection of the vibration signals of a healthy rotor and an unbalance rotor; 2. Decomposition of signals by the EMD method; 3. Extraction of indicators by the SVD method; 4. Detection of the unbalance defect by the PMC method.

**Keywords:** vibration analysis, rotating machines, unbalance, EMD, SVD and PMC.

---

## ملخص

---

تحتل الآلات الدوارة مكانة مهمة في الصناعة. حيث أن عطل هذه الآلات يمكن أن يؤدي إلى توقف الإنتاج. ومن هنا تأتي الحاجة إلى خص هذه الآلات بالصيانة الوقائية تفاديا للتوقف عن العمل. يعتبر تحليل الاهتزازات طريقة الصيانة المتبعة الأنسب لفحص الآلات الدوارة. في هذا السياق يندرج هذا العمل، و الذي هدفه هو تشخيص خلل التوازن عن طريق التحليل الاهتزازي. و لتحقيق ذلك، يتضمن هذا العمل الأربع خطوات التالية: 1. تجميع إشارات الاهتزاز من دوار سليم ودوار غير متوازن. 2. تحليل الإشارات بطريقة تحليل الوضع التجريبي. 3. استخراج المؤشرات بطريقة تحليل القيمة المفردة. 4. تشخيص خلل التوازن بطريقة الشبكة العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات.

**الكلمات المفتاحية:** التحليل الاهتزازي و الآلات الدوارة و عدم الاتزان و طريقة تحليل الوضع التجريبي وتحليل القيمة المفردة و الشبكة العصبية الاصطناعية متعددة الطبقات.

---

---

# REMERCIEMENTS

Nous adressons nos remerciements à notre Encadreur, Monsieur **Abdelmadjid FLITTI**, enseignant chercheur au département de Génie Mécanique faculté Science et Technologie, Université ABDELHAMID IBN BADIS de Mostaganem, pour son aide précieuse et ses conseils qui ont été bénéfiques dans la réalisation de ce mémoire.

Nous adressons de chaleureux remerciements à Notre Co-encadreur Monsieur **Djamal Eddine SAIDANI**, enseignant chercheur au même département, pour ses conseils avisés et son écoute qui ont été prépondérants pour la bonne réussite de ce travail.

Tout notre respect et nos remerciements vont vers les membres du jury qui vont pleinement consacrer leur temps et leur attention afin d'évaluer notre travail. Nous tenons à remercier vivement Docteur **Sidi Mohamed Amine KHIAT** d'avoir accepté de présider le jury de ce mémoire. Nos remerciements vont, également, au Docteur **Salah Eddine BENKABOUCHE** d'avoir accepté d'examiner ce Mémoire.

Nous désirons aussi remercier l'ensemble de l'équipe pédagogique du département du Génie Mécanique pour leur écoute et encadrement durant tous notre cursus.

---

---

# Dédicaces

*Quand il y a la soif d'apprendre, tout vient à point à qui sait attendre.*

*Aucune dédicace à mes très chers parents ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce qu'ils méritent pour tous les sacrifices qu'ils n'avaient cessés de faire depuis ma naissance, durant mon enfance, ma scolarité et même à l'âge adulte, j'espère que votre bénédiction m'accompagne toujours.*

*A la mémoire de mes grand-père que j'aurais tant aimé et souhaité qu'ils soient présents. Que dieu ait leurs âmes dans sa sainte miséricorde.*

*A mes grands-mères chéries qui m'ont accompagné par leurs prières, leurs douceurs, puisse dieu leur prêter longue vie et beaucoup de santé et de bonheur dans les deux vies.*

*A mes très chers frères, MESSAOUD, SIDI MOHAMED, IMAD et les familles TAIBI et MEFLAH.*

*A mes oncles Amine et Lazreg, à ma tante Noura et mon cousin le chouchou Yanis pour votre soutien moral et vos encouragements.*

*A tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à mon instruction, Veuillez trouver l'expression de mon respect le plus profond et ma considération la plus sincère.*

*A tous les étudiants de la promotion Construction Mécanique 2020.*

*A mes chers amis ADAIDI Khaled et OULD NOURINE Habib El Walid.*

*A SAKMECHE Hamza qui a accepté sans aucune hésitation pour être mon binôme afin de mener à bien ce modeste travail.*

TAIBI Hichem Sif El Islam

---

---

# *Dédicaces*

*A cœur vaillant rien d'impossible A conscience tranquille tout est accessible*

*A mes très chers parents, pour exprimer ce qu'ils méritent pour tous les sacrifices qu'ils n'avaient cessés de faire je dédie ce modeste travail.*

*A mes très chers frères, OMAR, ABDELKRIM, OUSSAMA et à la famille SAKMECHE.*

*A tous ceux qui ont contribué de loin ou de près à mon instruction,*

*A tous les étudiants de la promotion Construction Mécanique 2020.*

*A TAIBI Hichem Sif El Islam qui a accepté sans aucune hésitation pour être mon binôme afin de mener à bien ce modeste travail.*

SAKMECHE Hamza

---

# SOMMAIRE

<b>LISTE DES FIGURES .....</b>	<b>III</b>
<b>LISTE DES PRINCIPALES NOTATIONS.....</b>	<b>IV</b>
<b>INTRODUCTION.....</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE I. GÉNÉRALITÉS SUR LES MACHINES TOURNANTES.....</b>	<b>2</b>
I.1. Machines tournantes.....	2
I.2. Principaux types de machines tournantes.....	3
I.2.1. Les turbomachines.....	3
I.2.1.1. Les turbines à gaz .....	3
I.2.1.2. Les turbine à vapeur .....	3
I.2.1.3. Les pompes centrifuges .....	4
I.2.2. Les moteurs électriques .....	4
I.2.2.1. Les moteurs à courant continu.....	4
I.2.2.2. Les moteurs à courant alternatif .....	5
I.3. Les défaillances les plus fréquentes des machines tournantes .....	6
I.4. le défaut de balourd.....	6
I.4.1. les différents types de Balourd .....	7
I.4.1.1. le balourd statique.....	7
I.4.1.2. le balourd du couple .....	8
I.4.1.3. le balourd dynamique .....	8
I.4.2. Valeur du Balourd .....	9
<b>Chapitre II. Analyse Vibratoire.....</b>	<b>10</b>
II.1. Introduction.....	10
II.2. Mesure des vibrations .....	11
II.2.1. Accéléromètres.....	11
II.2.2. Vélocimètres .....	12
II.2.3. Capteurs de déplacement .....	12
..II.3. Méthodes de décomposition de signal .....	12
II.3.1. Méthodes de décomposition en modes empiriques (EMD) .....	12
II.3.2. transformée de Hilbert Huang.....	14
II.4. Caractéristique des signaux.....	15

II.4.1. La valeur efficace ou valeur RMS .....	16
II.4.2. Les valeurs de crête.....	16
II.5. Méthodes de classification par réseaux de neurones .....	17
II.5.1. Réseau de neurones.....	17
II.5.2. Structure d'interconnexion.....	18
II.5.3. Modes d'apprentissage.....	19
II.5.3. 1. L'apprentissage du PMC par rétro-propagation du gradient.....	19
II.5.3.2.L'apprentissage par la méthode de machines à vecteurs supports .....	20
<b>Chapitre III. Résultats et discussions.....</b>	<b>21</b>
III.1. Introduction .....	21
III.2 Description du banc d'essai.....	21
III.3 Décomposition des signaux par EMD .....	22
III.4. Extraction des indicateurs par la méthode de décomposition en valeurs singulières .....	25
III.5. Classification par PMC.....	26
<b>CONCLUSION.....</b>	<b>29</b>
<b>RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE.....</b>	<b>30</b>

# LISTE DES FIGURES

<b>Figure I. 1 :</b> Eléments d'une machine tournante .	2
<b>Figure I. 2:</b> Turbine à gaz [Mines 20].	3
<b>Figure I. 3 :</b> Pompe centrifuge [Genius 20].	4
<b>Figure I. 4 :</b> Composants d'un moteur à courant continu [Pratique20].	5
<b>Figure I. 5 :</b> Composants d'un moteur asynchrone [Energ 20].	5
<b>Figure I. 6 :</b> Soufflure de fonte [Maxi 20].	7
<b>Figure I. 7 :</b> Balourd statique [Mecha 20].	8
<b>Figure I. 8 :</b> Balourd de couple [What 20].	8
<b>Figure I. 9:</b> Balourd dynamique[Mecha 20].	9
<b>Figure I. 10 :</b> Valeur du balourd [Maxi 20].	9
<b>Figure II. 1:</b> Classification des techniques de la maintenance préventive dédiées aux machines tornantes[Djebili 13].	10
<b>Figure II. 2 :</b> Accéléromètre piézo-électrique [Instru. 20].	11
<b>Figure II. 3:</b> Vélocimètre [Héng 02].	12
<b>Figure II. 4:</b> L'algorithmme de la méthode EMD [Zeiler 10].	14
<b>Figure II. 5:</b> Principaux indicateurs du signal vibratoire.	16
<b>Figure II. 6:</b> Un neurone artificiel [Touzet 92].	17
<b>Figure II. 7:</b> Réseau de neurones multicouches [Wiki 20].	18
<b>Figure II. 8:</b> L'hyperplan optimal [Chehrit 17].	20
<b>Figure III. 1:</b> Banc d'essai.	22
<b>Figure III. 2:</b> Signal temporel pour une vitesse de 45Hz en absence du balourd	22
<b>Figure III. 3:</b> Signal temporel pour une vitesse de 45Hz en présence d'un balourd de 15g.	23
<b>Figure III. 4 :</b> Résultats de décomposition par EMD du signal de la figure III.3.	24
<b>Figure III. 5:</b> Résidu de décomposition par EMD du signal de la figure III.3.	25
<b>Figure III. 6 :</b> Meilleures performances d'apprentissage.	27
<b>Figure III. 7:</b> Test du fonctionnement normal.	27
<b>Figure III. 8:</b> Test du défaut du balourd.	28

# LISTE DES PRINCIPALES NOTATIONS

<b>EMD</b>	Décomposition en mode empirique
<b>Eq</b>	L'erreur quadratique
<b>HHT</b>	Transformée de Hilbert Huang
<b>IMF</b>	Intrinsic Mode fonctions
<b>M<sub>dst</sub></b>	matrice de stockage des IMF et des échantillons
<b>PMC</b>	Perceptron multicouche
<b>RMS</b>	Root Mean square
<b><i>r(t)</i></b>	Résidu de décomposition
<b>SVD</b>	Méthode de décomposition en valeurs singulières
<b><i>x(t)</i></b>	signal quelconque
<b><math>\sigma_i</math></b>	Valeurs singulières

# INTRODUCTION

Les machines tournantes sont omniprésentes dans l'industrie. La continuité et la qualité de leurs fonctionnements sont des facteurs très influant sur la vie quotidienne des gens. Ainsi, la criticité de ces machines impose à appliquer la maintenance conditionnelle préventive à ces machines. Malgré, l'existence de plusieurs outils de la maintenance conditionnelle, l'analyse vibratoire semble être l'outil le plus fiable et le plus reconnue pour ces machines.

Malheureusement, même les machines parfaitement équilibrées présentent des vibrations. De plus, les signaux issus de ces vibrations, le plus souvent, ne présentent pas de différences significatives avec ceux mesurés en présence d'un défaut. Ce qui a rendu les méthodes d'analyse vibratoire classiques inadéquates pour faire le diagnostic. Ainsi, le recours à des méthodes plus sophistiquées est devenu un choix incontournable pour le diagnostic des machines tournantes.

Dans ce contexte s'inscrit ce travail, qui consiste à présenter une approche de diagnostic du défaut de balourd des machines tournantes par analyse des signaux vibratoires. Cette approche s'articule sur quatre étapes, qui sont : l'acquisition des signaux, la décomposition des signaux par la méthode de décomposition en modes empiriques, l'extraction des indicateurs et la classification par réseaux de neurones. Cette approche est implantée sous l'environnement Matlab. Afin de tester le programme élaboré, 18 signaux sont pris en considération, dont la moitié est mesurée en présence d'un balourd et le reste est issu d'un fonctionnement normal.

En vue de mener à bien notre étude, ce mémoire est organisé en trois chapitres :

- Le premier chapitre porte sur les généralités sur les machines tournantes
- Le deuxième chapitre consiste à exposer les démarches d'analyse vibratoire,
- Le troisième chapitre présente et discute les résultats obtenus.

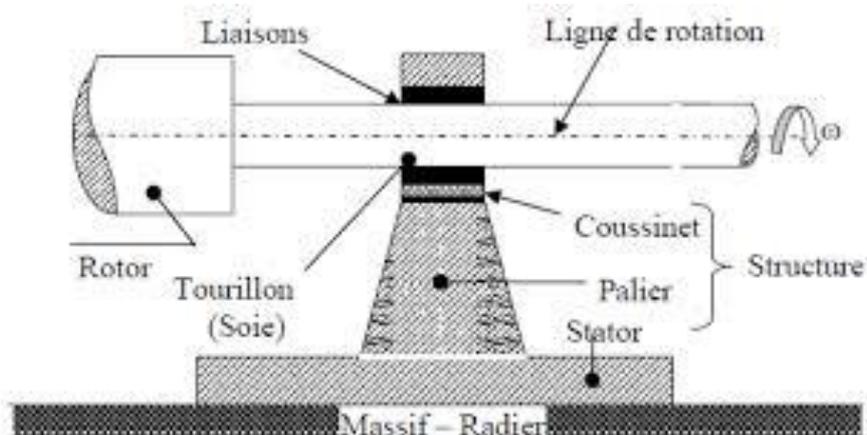
# CHAPITRE I. GENERALITES SUR LES MACHINES TOURNANTES

## I.1. Machines tournantes

Les machines tournantes sont des produits mécaniques finis qui comportent, généralement, une structure qui tourne autour d'un axe (ou bien ligne) de rotation. Cette structure, appelée rotor, assure la conversion :

- d'une forme d'énergie disponible en travail utile : la machine est dite machine motrice ou génératrice (ou simplement moteur),
- d'un travail en énergie utile : la machine est dite machine réceptrice.

Chaque machine tournante se compose, souvent, de trois principaux composants, à savoir : le rotor, les liaisons et la structure du support.



**Figure I. 1 :** Eléments d'une machine tournante .

Les liaisons ont pour rôle : le guidage du rotor et la transmission du mouvement. La structure de support est fixe, elle comprend les éléments suivants :

- ✓ Le stator : le stator des machines électriques comprend le circuit magnétique, alors que celui des turbomachines comprend les ailettes.

- ✓ Les coussinets de faibles dimensions,
- ✓ Des bagues peuvent être substituées aux coussinets (roulements),  
Les paliers qui relient les coussinets (bague) au stator.

### I.2. Principaux types de machines tournantes

#### I.2.1. Les turbomachines

Une turbomachine est une machine tournante qui réalise un transfert d'énergie entre son arbre propre, et un fluide en mouvement [Ottavy 18]. Les principaux types de turbomachines rencontrés dans l'industrie sont les suivants :

##### I.2.1.1. Les turbines à gaz

La turbine à gaz est un moteur à combustion interne à flux continu. Elle est composée, généralement, des trois composants suivants [Mines 20]:

- un **compresseur** : qui assure la compression de l'air ambiant avant d'être admis dans la chambre de combustion ;
- une **chambre de combustion** : est le siège de la combustion du mélange air comprimé – carburant injecté.
- une **turbine** : qui permet de convertir l'énergie contenue dans les gaz brûlés sortie de la chambre de combustion en énergie mécanique.



Figure I. 2: Turbine à gaz [Mines 20].

##### I.2.1.2. Les turbine à vapeur

Les turbines à vapeur sont des machines thermiques motrices qui extraient l'énergie contenue dans une vapeur sous pression pour produire un travail utile.

En amont de la turbine à vapeur se trouve un générateur de vapeur qui utilise l'énergie calorifique d'un combustible pour chauffer l'eau afin de produire de la vapeur sous pression.

### I.2.1.3. Les pompes centrifuges

Les pompes centrifuges sont des turbomachines réceptrices utilisées pour augmenter la pression des fluides qui les traversent. Elles convertissent l'énergie cinétique en énergie de pression [Fauduet 11]. Les pompes centrifuges sont entraînées par des turbines, des moteurs électriques ou des moteurs Diesel.



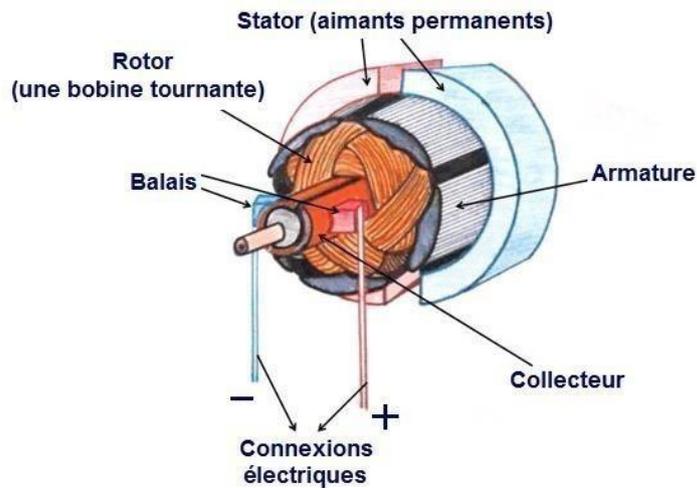
Figure I. 3 : Pompe centrifuge [Genius 20].

### I.2.2. Les moteurs électriques

Les machines tournantes électriques (ou moteurs électriques) sont des dispositifs électromécaniques assurant la conversion d'une énergie électrique en énergie mécanique. Habituellement, ces machines sont classées en trois catégories : Moteurs à courant continu, Moteur à courant Alternatif et Moteurs spéciaux.

#### I.2.2.1. Les moteurs à courant continu

Les moteurs à courant continu représentent un choix idéal pour les processus industriels qui nécessitent un contrôle précis de la vitesse et du couple [Juha 08]. Les machines à courant continu sont cependant plus chères, plus compliquées et offrent généralement un rendement inférieur à celui des machines à courant alternatif [Juha 08].

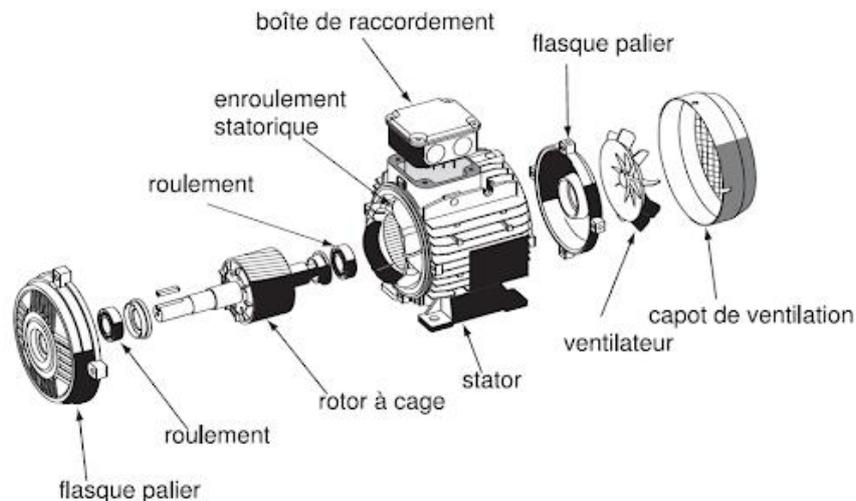


**Figure I. 4 :** Composants d'un moteur à courant continu [Pratique20].

### I.2.2.2. Les moteurs à courant alternatif

La famille des moteurs à courant alternatif regroupe les deux types suivants :

- **Les moteurs asynchrones :** Le courant électrique dans le rotor nécessaire pour produire un couple, dans les moteurs asynchrones, est obtenu par induction électromagnétique à partir du champ magnétique de l'enroulement du stator. Ces moteurs sont conçus pour que le mouvement du rotor ne soit pas synchronisée avec le champ magnétique statorique.



**Figure I. 5 :** Composants d'un moteur asynchrone [Energ 20].

- **Les moteurs synchrones :** Un moteur synchrone est un moteur électrique à courant alternatif dans lequel la rotation du rotor est synchronisée avec la fréquence du courant d'alimentation

### I.3. Les défaillances les plus fréquentes des machines tournantes

Les défaillances les plus fréquentes des machines tournantes sont les suivantes :

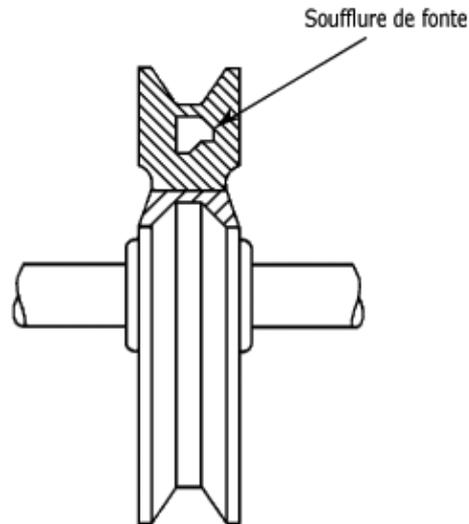
- **Le désalignement :** Le désalignement est un défaut de Coaxialité de deux axes engendré par : un mauvais montage, une dilatation thermique ou des forces de cisaillement sur le palier.
- **Le mauvais serrage mécanique :** Un mauvais serrage de la structure d'une machine engendre des vibrations et un certain bruit.
- **Les défauts de roulement :** les roulements sont des composants essentiels des machines tournantes et leur état de fonctionnement affecte l'ensemble des systèmes mécaniques.
- **Les défauts d'engrenages,**
- **Le défaut de balourd :** c'est la cause la plus fréquente des vibrations des machines tournantes.

### I.4. le défaut de balourd

Le balourd est engendré par une mauvaise répartition spatiale des masses tournantes, entraînant, donc, un écart entre l'axe d'inertie et l'axe de rotation. Ce qui provoque, lors de la rotation, une force centrifuge sur le rotor. Ce qui conduit, ainsi, à une vibration radiale importante à la fréquence de rotation.

Il existe plusieurs facteurs qui favorisent l'apparition du Balourd mais les plus fréquents sont :

- **La non-homogénéité des matériaux :** les rotors de fonte de pompe se caractérisent par la présence des cavités, appelées "soufflures de fonte" ou "trous de sable", se forment lors du procédé de moulage [Maxi 20].



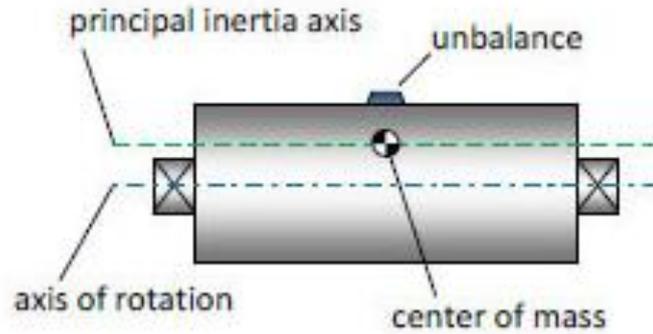
**Figure I. 6 :**Soufflure de fonte [Maxi 20].

- **Les tolérances de fabrication et d'assemblage :** le jeu de ou le desserrage peuvent conduire à un balourd sur la partie tournante.
- **Les modifications physiques d'un rotor en opération :** Même si une pièce est raisonnablement bien équilibrée lors de sa fabrication, la déformation thermique, la corrosion et l'usure ou encore l'encrassement du rotor sont susceptibles d'en modifier l'équilibre original [Maxi 20].

### I.4.1. les différents types de Balourd

#### I.4.1.1. le balourd statique

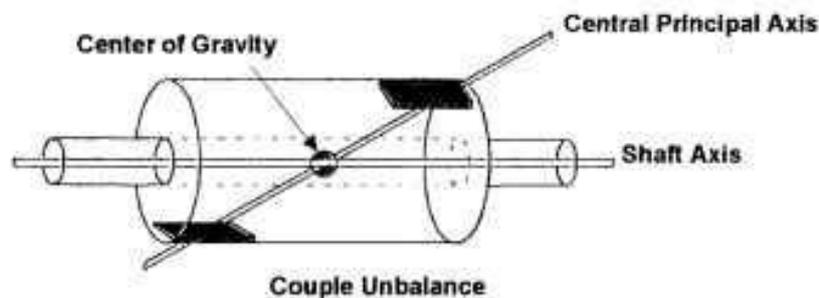
Le balourd statique est la condition de déséquilibre où l'axe d'inertie est parallèle à l'axe de rotation. Le rotor présentera un déséquilibre même à l'arrêt, le rotor reviendra à une position d'équilibre. la correction de ce défaut peut se faire par l'enlèvement ou l'addition d'un poids dans un seul plan.



**Figure I. 7 :** Balourd statique [Mecha 20].

### I.4.1.2. le balourd du couple

Ce balourd apparie lorsque l'axe d'inertie est incliné par rapport à l'axe de rotation et le centre de gravité se trouve sur l'axe de rotation, l'équilibrage statique est ainsi assuré [Rabhi 17].



**Figure I. 8 :** Balourd de couple [What 20].

Généralement, le balourd de couple résulte du fait que chaque plan d'appui n'est pas précisément perpendiculaire à l'axe de rotation. Lorsque le rotor tourne, il vibre avec un mouvement de torsion [What 20]. Pour la correction de ce défaut deux plans de corrections sont nécessaires.

### I.4.1.3. le balourd dynamique

Le balourd dynamique se manifeste lorsque l'axe d'inertie n'est pas parallèle à l'axe de rotation et le centre de gravité n'appartient pas à l'axe de rotation.

Contrairement au balourd statique, qui peut être corrigé sur un seul plan, le balourd dynamique exige deux plans ou plus de corrections.

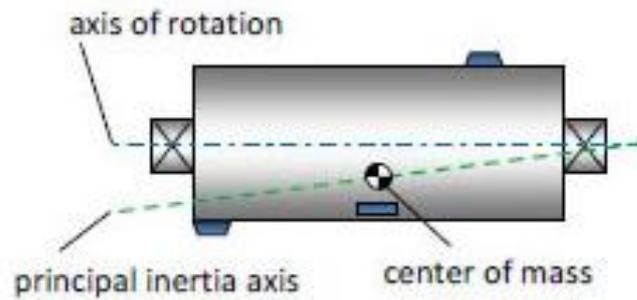


Figure I. 9: Balourd dynamique [Mecha 20].

#### I.4.2. Valeur du Balourd

La valeur d'un balourd est le produit de la masse de déséquilibre  $m$ , en grammes, par la distance  $r$ , en millimètres, qui la sépare de l'axe de l'arbre (dans le cas de paliers rigides, l'axe de rotation est l'axe de l'arbre) [Maxi 20].

Ainsi, par exemple une masse de 10 grammes à un rayon de 20 millimètres de l'axe de l'arbre donne une valeur de balourd égale à  $200 \text{ g}\cdot\text{mm}$  est équivalente

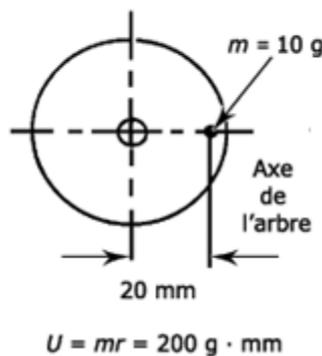


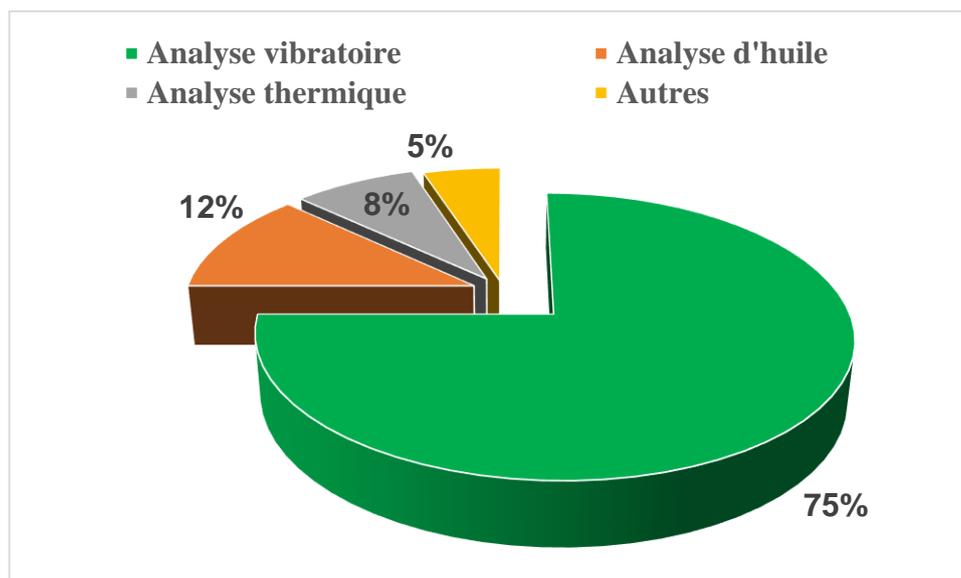
Figure I. 10 : Valeur du balourd [Maxi 20]

La valeur du balourd produite par une masse donnée augmente avec l'augmentation de la distance séparant cette masse de l'axe de l'arbre.

## Chapitre II. Analyse Vibratoire

### II.1. Introduction

L'analyse vibratoire figure parmi les techniques de la maintenance préventive conditionnelle, dédiées aux machines tournantes, les plus répandues (voir figure II.1). Cette place qui lui revient est due aux multiples avantages, qu'elle offre. En effet, cette technique permet, principalement, de diminuer les temps d'arrêt, d'augmenter la disponibilité et d'améliorer la sécurité. Assurant, ainsi, la compétitivité de l'entreprise dans le monde cruel de l'industrie.



**Figure II. 1:** Classification des techniques de la maintenance préventive dédiées aux machines tournantes [Djebili 13].

Le principal objectif de l'analyse vibratoire est d'identifier les défauts dans une machine, puis de lancer une alerte afin de préparer une intervention de réparation avant que les défauts atteignent les seuils tolérés. Ce qui permet d'assurer la qualité et la continuité de la production.

### II.2. Mesure des vibrations

La norme AFNOR définit la vibration comme : « la variation avec le temps d'une grandeur caractéristique du mouvement ou de la position d'un système mécanique, lorsque la grandeur est alternativement plus grande et plus petite, qu'une certaine valeur moyenne ou de référence » [Afnor 90]. Ainsi, une vibration peut être caractérisée par trois paramètres :

- **La fréquence (F)**: C'est le paramètre caractérisant la vitesse d'oscillation (nombre d'oscillations / seconde), elle s'exprime en **Hz (Hertz)** et elle est égale à l'inverse de la période ( $F=1/T$ ).
- **L'amplitude** : Elle s'exprime soit en déplacement, soit en vitesse, soit en accélération.
- **La phase** : Elle permet de déterminer la position de la particule d'un corps oscillant à un instant donné, en d'autres termes c'est l'indication de la situation instantanée d'une grandeur qui varie cycliquement, elle s'exprime en **Radian**.

La mesure de vibration se fait à l'aide des capteurs fixés sur la structure contrôlée. Généralement, un capteur parmi les trois suivants est utilisé.

#### II.2.1. Accéléromètres

Habituellement, les accéléromètres, utilisés dans la mesure des vibrations, sont constitués d'un matériau piézo-électrique et d'une masse sismique. La large gamme de fréquence de ces capteurs, les rendus un choix incontournable dans une chaîne d'acquisition des vibrations des machines [Dupuis 00, Héng 02].

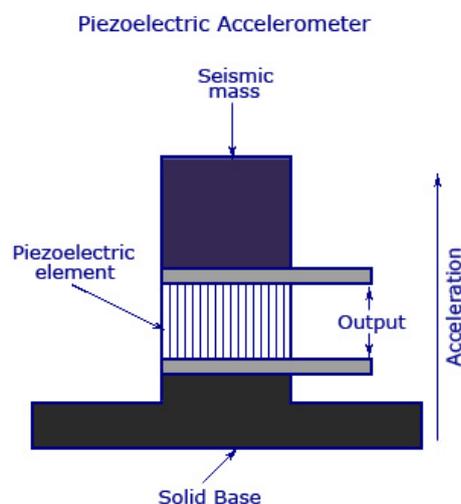
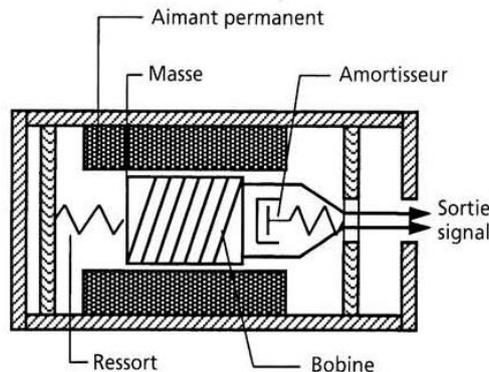


Figure II. 2 : Accéléromètre piézo-électrique [Instru. 20].

Il à signaler, que la manière dont est fixé l'accéléromètre sur la structure risque d'influer sur la mesure elle-même [Dupuis 00].

### II.2.2. Vélocimètres

Dans les capteurs de vitesses, ou vélocimètres, le mouvement d'une masse à l'intérieure d'une bobine provoque une variation de flux, générant, ainsi, une induction de courant dans la bobine. Ces capteurs ont une faible bande passante (10 à 1000Hz) [Héng 02].



**Figure II. 3:** Vélocimètre [Héng 02].

### II.2.3. Capteurs de déplacement

Les capteurs de déplacement sont très utilisés dans l'industrie. Ils permettent de mesurer, sans contact, le déplacement réel. Par contre, ils sont sensibles aux hautes fréquences [Héng 02].

## II.3. Méthodes de décomposition de signal

Les signaux mesurés par les capteurs seront, par la suite, traités. L'aspect non linéaire et instationnaire de ces signaux a rendu leurs analyses par les méthodes classiques (transformée de Fourier ou ondelettes) inadéquat. Ce qui a poussé les chercheurs à développer et à proposer d'autres méthode afin de palier à cet handicap. Dans ce travail, on se limite à présenter, seulement, deux méthodes de décomposition.

### II.3.1. Méthodes de décomposition en modes empiriques (EMD)

La méthode de décomposition en modes empiriques 'EMD' (en anglais : Empirical Mode Decomposition) a été proposé en 1996 par Norden Huang. Cette méthode, qui n'est pas basée sur un fondement mathématique, consiste en une décomposition adaptative un signal en une somme de fonctions oscillantes ou modes 'IMF' (en anglais **I**ntrinsic **M**ode **F**unctions).

Le processus de décomposition est appelé le tamisage (sifting). Le tamisage permet d'extraire un nombre fini de fonctions (IMF), aux oscillations de plus en plus lentes. Les IMFs extraites doivent respecter les deux critères suivants [Di Palma 18]:

- Une IMF n'a qu'un extremum entre deux passages à zéro successifs, c'est-à-dire que le nombre de minima et de maxima locaux diffère au maximum de un.
- Une IMF a une valeur moyenne égale à zéro

Ainsi, la décomposition d'un signal  $x(t)$ , par la Méthode EMD conduit à la relation suivantes :

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t) \quad (\text{II.1})$$

Où :

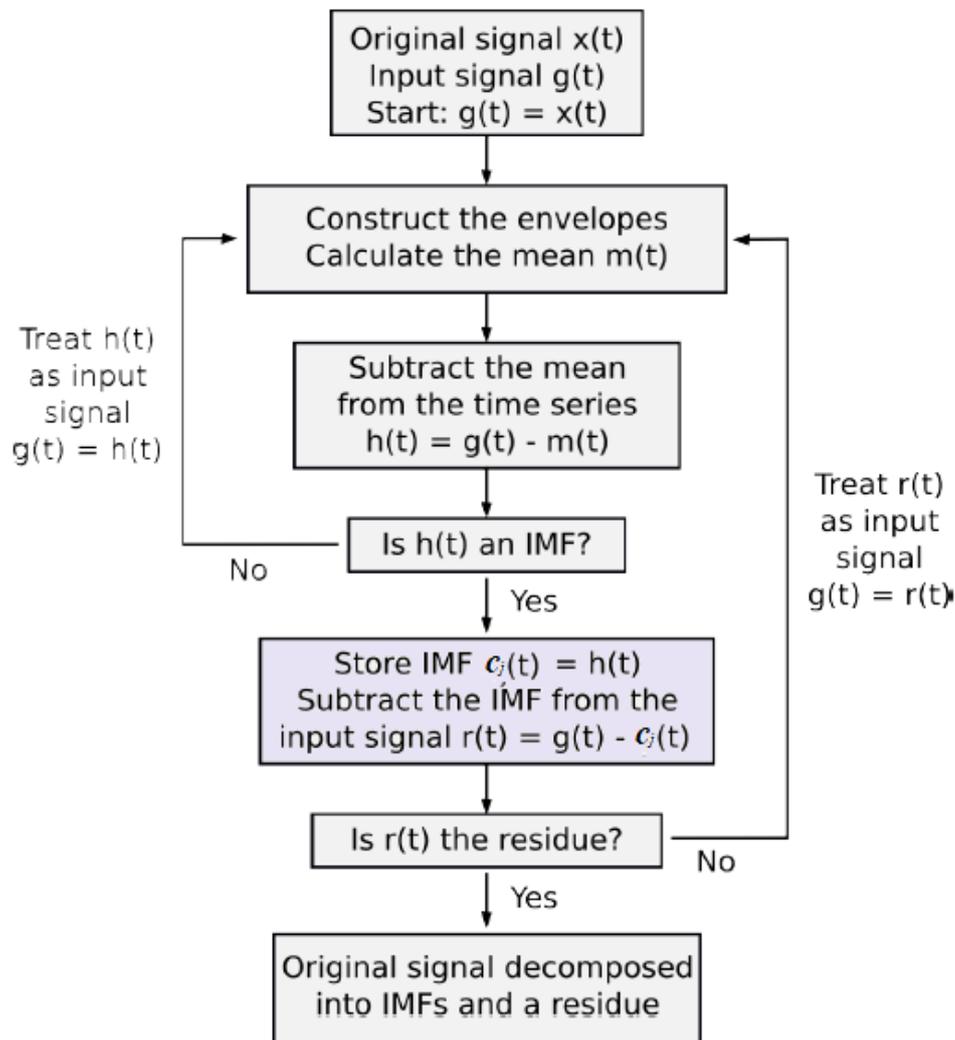
- $x(t)$  : signal quelconque,
- $n$  : nombre de IMFs extraites,
- $c_i(t)$  : la  $i$ ème IMF,
- $r(t)$  : le résidu de la décomposition.

L'algorithme de la méthode EMD est décrit par les étapes suivantes (voir figure II.4) [Zeiler 10]:

- **Étape 0:** initialiser:  $n := 1, r_0(t) = x(t)$
- **Étape 1:** Extraire le  $n$ -ème IMF comme suit:
  - a) Soit  $h_0(t) := r_{n-1}(t)$ , et  $k := 1$ ,
  - b) Identifier tous les maxima et minima locaux de  $h_{k-1}(t)$ ,
  - c) Construire, par l'interpolation de splines cubiques, pour  $h_{k-1}(t)$ , l'enveloppe supérieure  $U_{k-1}(t)$ , qui relie chacun des maxima et l'enveloppe inférieure  $L_{k-1}(t)$  qui relie chacun des minima
  - d) Déterminer la moyenne  $m_{k-1}(t) = \frac{1}{2}(U_{k-1}(t) - L_{k-1}(t))$ .
  - e) Former la  $k$ ème composante  $h_k(t) := h_{k-1}(t) - m_{k-1}(t)$ 
    - 1) Si  $h_k(t)$  ne satisfait pas à tous les critères d'une IMF, mettre  $k = k + 1$  et aller à **b)** de l'étape 1,
    - 2) Si  $h_k(t)$  satisfait tous les critères d'une IMF, mettre :

$$c_n(t) =: h_k(t) \quad \text{et} \quad r_n(t) =: r_{n-1}(t) - c_n(t),$$

- **Étape 2:** si  $r_n(t)$  n'oscille pas, arrêter, sinon mettre  $n=n + 1$  et aller à l'étape 1.



**Figure II. 4:**L'algorithme de la méthode EMD [Zeiler 10].

L'EMD étant une méthode complètement empirique, ainsi l'interprétation physique des IMF n'est pas garantie [Zeiler 10].

### II.3.2.transformée de Hilbert Huang

La transformée de **Hilbert Huang** 'HHT' (en anglais : Hilbert Huang transform) est une méthode d'analyse temps-fréquence, elle permet de calculer la distribution temps, fréquence, énergie d'un signal quelconque. Elle a pour but d'extraire localement une fréquence instantanée et une amplitude instantanée.

Cette méthode consiste à décomposer, de façon adaptative, le signal en une somme de composantes oscillantes qui possède une seule fréquence à chaque échantillon, pour ensuite calculer la fréquence et l'amplitude instantanée de chacune de ces composantes.

La méthode HHT c'est, en quelque sorte, une extension de la méthode précédente. En effet, la méthode HHT comporte les deux étapes suivantes [Di Palma 18] :

- **Etape une** : décomposition du signal en modes empiriques c'est-à-dire extraire les IMFs ;
- **Etape deux** : application de la transformée de Hilbert aux modes empiriques afin d'obtenir les fréquences et les amplitudes instantanées associées.

Ainsi, dans la deuxième étape de cette méthode, pour chaque mode extrais  $c_i(\mathbf{t})$ , un signal analytique  $z_i(\mathbf{t})$  est lui associé qui est donné par la relation suivante [Han 17]:

$$z_i(\mathbf{t}) = c_i(\mathbf{t}) + j\tilde{c}_i(\mathbf{t}) = A_i(\mathbf{t})e^{j\theta_i(\mathbf{t})} \quad (\text{II.2})$$

Où :

- $\tilde{c}_i(\mathbf{t})$  : est la transformée de Hilbert de  $c_i(\mathbf{t})$ , donnée par la relation suivante [Han 17]:

$$\tilde{c}_i(\mathbf{t}) = H\{c_i(\mathbf{t})\} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{c_i(\mathbf{t})}{t-\tau} d\tau \quad (\text{II.3})$$

- $A_i(\mathbf{t})$  : est l'amplitude instantanée, elle a l'expression suivante [Han 17] :

$$A_i(\mathbf{t}) = \sqrt{c_i(\mathbf{t})^2 + \tilde{c}_i(\mathbf{t})^2} \quad (\text{II.4})$$

- $\theta_i(\mathbf{t})$  est la phase instantanée, elle se calcule à l'aide de la relation suivante :

$$\theta_i(\mathbf{t}) = \arctan\left(\frac{c_i(\mathbf{t})}{\tilde{c}_i(\mathbf{t})}\right) \quad (\text{II.5})$$

Finalement, la fréquence instantanée  $F_i(\mathbf{t})$  du IMF est obtenue par la relation suivante :

$$F_i(\mathbf{t}) = \frac{d\theta_i(\mathbf{t})}{dt} \quad (\text{II.6})$$

#### II.4. Caractéristique des signaux

Plusieurs indicateurs sont utilisés pour caractériser les signaux vibratoires. Mais les plus rencontrés sont les suivants :

### II.4.1. La valeur efficace ou valeur RMS

La valeur efficace, plus connu sous son abréviation anglaise de "RMS" (**Root Mean Square**) est l'indicateur scalaire le plus fréquent. Cet indicateur mesure l'énergie moyenne du signal, il permettant ainsi la détection des dissipations d'énergie anormalement élevées engendrées par la naissance d'un défaut [Sanaa 12]. Sous forme discrétisée il s'écrit comme suit [Djebili 13]. :

$$V_{efficace} = V_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{Ne} [x_n]^2} \quad (II.7)$$

Où :

- $x_n$  est le signal temporel mesuré,
- $Ne$  représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

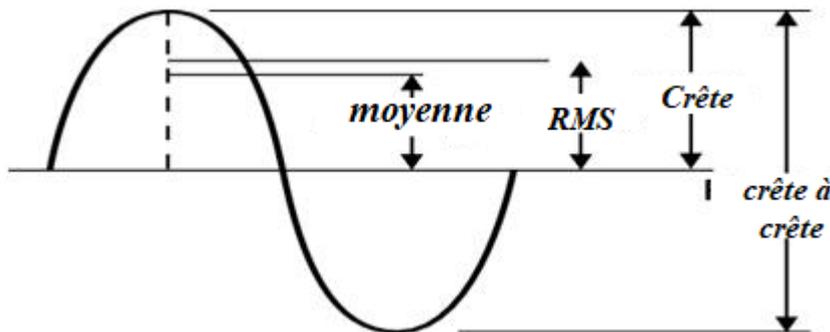


Figure II. 5: Principaux indicateurs du signal vibratoire.

Malheureusement, cet indicateur ne détecte pas tous les défauts [Sanaa 12].

### II.4.2. Les valeurs de crête

La valeur crête  $V_c$  (en anglais Peak) représente la valeur maximale du signal. Ainsi elle a l'expression suivante :

$$V_c = \text{Sup}|x_n| \quad (II.8)$$

La somme des deux valeurs de crête pour les sens positives et négatives est appelée Valeur crête à crête  $V_{cc}$  (peak to peak en anglais). Le rapport entre la valeur crête et la valeur efficace s'appelle le facteur de crête ( $FC$ ) [Djebili 13].

$$FC = \frac{\text{Sup}|x_n|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{Ne} [x_n]^2}} \quad (II.9)$$

## II.5. Méthodes de classification par réseaux de neurones

### II.5.1. Réseau de neurones

Un réseau de neurones artificiel est un ensemble de nœuds, appelés neurones, reliés entre eux par des arcs, appelés liens ou connexions, qui se transmettent l'information via ces liens. Chaque neurone réalise une somme pondérée des valeurs de ses entrées. Sa sortie est une modulation de cette somme.

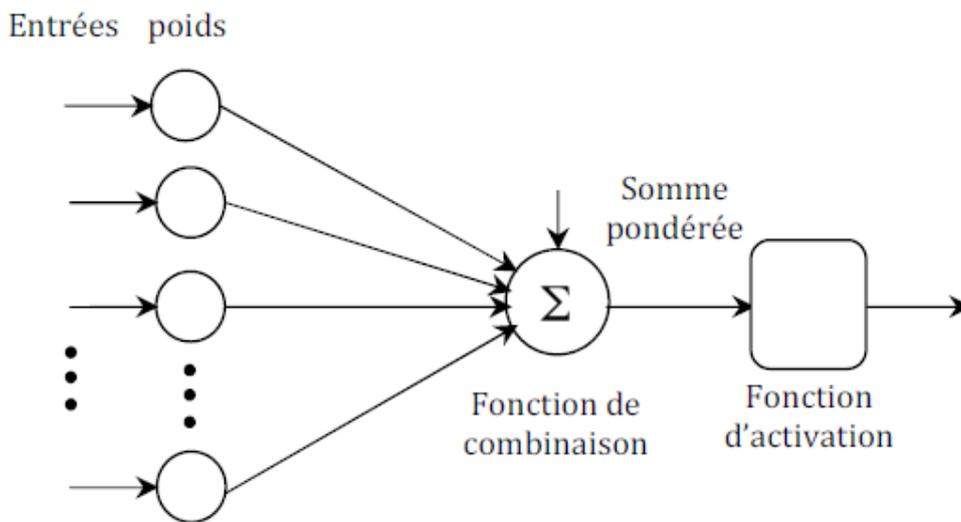


Figure II. 6: Un neurone artificiel [Zayani 09].

Les paramètres qui interviennent dans la modélisation d'un neurone sont les suivants :

- $x_i$  : l'entrée  $i$ ,
- $w_{ji}$  : la valeur du poids synaptique reliant l'entrée  $i$ , au neurone  $j$ ,
- $p_j$  : la somme des entrées pondérées du neurone  $j$ ,
- $f$  la fonction d'activation du neurone,
- $y_j$  la sortie du neurone  $j$ ,
- $b_j$  le biais du neurone  $j$ ,

La sortie d'un neurone est calculée à l'aide de la fonction suivante :

$$y_j = f \left( \left( \sum_{i=1}^n x_j w_{ji} \right) + b_j \right) \quad (\text{II.9})$$

### II.5.2. Structure d'interconnexion

Les manières d'interconnexion entre les neurones définissent la topologie du modèle. La plupart des temps, cette topologie présente une certaine régularité [Touzet 92]. La littérature propose plusieurs types de topologie, dans ce travail on se limite à la présentation de la topologie la plus simple et la plus connue des réseaux de neurones : c'est celle du perceptron multicouche (PMC).

Dans la topologie PMC, les neurones sont arrangés par couche. On place ensuite bout à bout plusieurs couches et l'on connecte les neurones de deux couches adjacentes [Sorin 01]. Pour chaque couche intermédiaire (ou couche cachée), les entrées de ces neurones sont en fait les sorties des neurones de la couche amont [Sorin 01].

Le vecteur d'entrée est reçue par les neurones de la première couche, qui calculent leurs sorties pour les transmettre, comme entrées, à la couche suivante. A leurs tours, les neurones de cette dernière couche calculent et transmettent leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie [Sorin 01]. Il à noter, que la sortie du réseau peut être multiple.

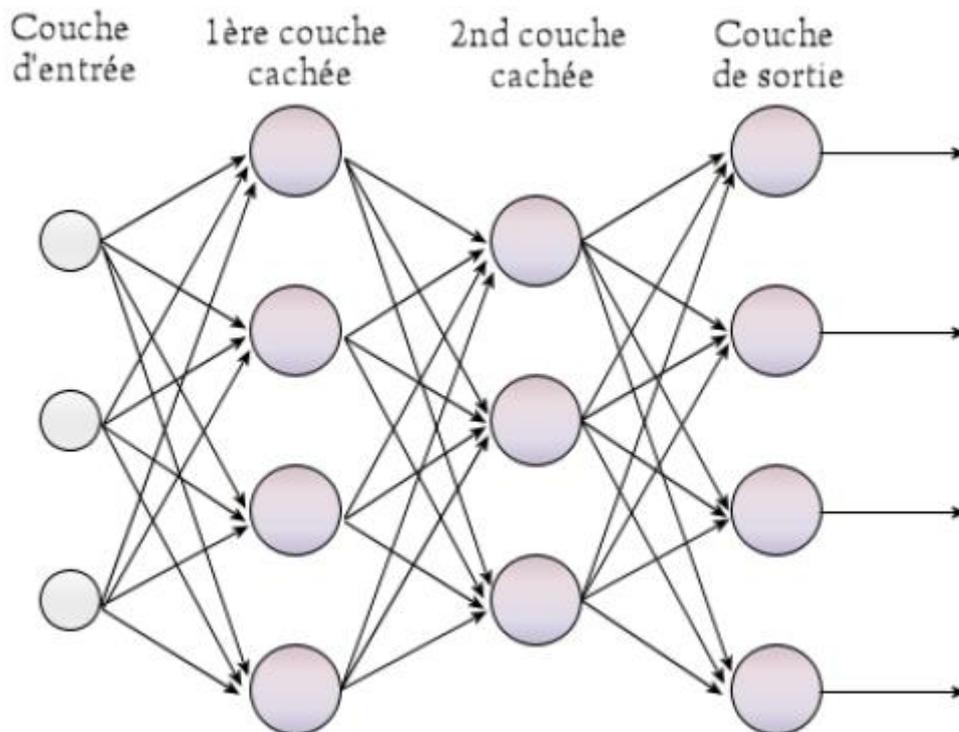


Figure II. 7: Réseau perceptron multicouches [Wiki 20].

Il est à signaler, qu'il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche puisque les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales.

### II.5.3. Modes d'apprentissage

L'apprentissage est une phase du développement du réseau de neurones [Sorin 01] qui consiste à déterminer les poids sur les neurones afin d'aboutir aux sorties désirées. Généralement, il existe deux modes d'apprentissage [Sorin 01]:

- L'apprentissage supervisé : les valeurs d'entrées et celles de sorties désirées sont disponibles,
- L'apprentissage non-supervisé : seules les valeurs d'entrées sont disponibles.

#### II.5.3. 1. L'apprentissage du PMC par rétro-propagation du gradient

C'est la méthode d'apprentissage la plus classique des réseaux PMC. Elle se caractérise par la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties désirées et celles calculées par la modification des valeurs des poids.

Si la couche de sortie a  $m$  neurones, l'erreur quadratique  $E_q$  se calcule à l'aide de la formule suivante [Zayani 09]:

$$E_q = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N \sum_{j=1}^m e_{j,l}^2 \quad (\text{II.11})$$

Où :

- $N$  est le nombre d'exemples de la base d'apprentissage,
- $e_{j,l}$  : est l'erreur commise sur le neurone  $j$  de sortie et pour l'exemple  $l$  de la base d'apprentissage, qui est égal à la différence entre la sortie désirée  $d_{j,l}$  et celle calculée  $y_{j,l}$  [Zayani 09]:

$$e_{j,l} = d_{j,l} - y_{j,l} \quad (\text{II.12})$$

Pour une base d'apprentissage  $S$ , composée de couples  $(\mathbf{x}, \mathbf{d})$  (où  $\mathbf{x}$ : est le vecteur associé à l'entrée et  $\mathbf{d}$  la sortie correspondante souhaitée) l'algorithme rétro-propagation du gradient donné par les étapes suivantes [Zayani 09]:

1. Initialisation des poids à des valeurs aléatoires de faible grandeur,
2. Propager l'entrée à travers le réseau et calculer les sorties  $\mathbf{y}_j$ .

3. Calculer l'évolution des poids au cours d'une itération :  $\Delta w_{ji}$
4. Mettre à jour chaque poids synaptique du réseau:  $w_{ji} = w_{ji} + \Delta w_{ji}$  ;
5. Retourner en 2. tant que l'erreur est trop grande.

### II.5.3.2.L'apprentissage par la méthode de machines à vecteurs supports

Parmi le mode d'apprentissage supervisé figure la méthode de machines à vecteurs supports 'SVM'(Supports Vecteurs Machines) qui repose sur l'existence d'un classificateur linéaire dans un espace approprié. Cette méthode est, largement, reconnue comme une méthode de classification efficace et sophistiqué

Afin d'illustrer le principe de fonctionnement de cette méthode, prenant l'exemple de séparation d'un ensemble  $D$  composé de  $N$  paires de données/classes d'apprentissage [Laouti 12] appartenant à deux classes. L'objectif de la SVM est de trouver un séparateur optimal qui garantit que données d'apprentissage de la même classe soient du même côté [Laouti 12].

Ce séparateur est appelé hyperplan. Seuls les points les plus proches, sont utilisés pour sa détermination, ces points sont appelés vecteurs de supports.

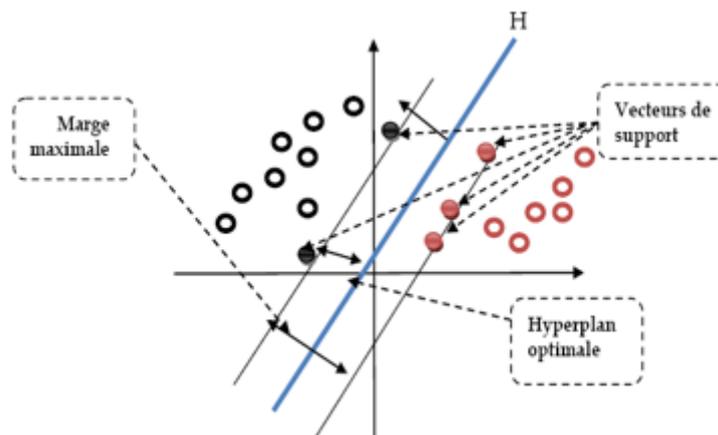


Figure II. 8:L'hyperplan optimal [Chehrit 17].

L'hyperplan optimal c'est celui qui maximise la distance minimale qui le sépare des vecteurs supports. Cette distance optimale est appelée marge maximale [Chehrit 17].

## Chapitre III. Résultats et discussions

### III.1. Introduction

L'approche adoptée dans ce travail pour le diagnostic de machines tournantes par analyse vibratoire comporte, principalement, les quatre étapes suivantes :

- Acquisition des signaux ;
- Décomposition des signaux : la méthode EMD, décrite dans le chapitre précédent, est choisie comme méthode de décomposition.
- Extraction des indicateurs : l'extraction se fait à l'aide de la méthode de décomposition en valeurs singulières.
- Classification : pour l'identification de deux classes (classe de défaut de balourd et la classe de fonctionnement sain) la méthode de perceptron multicouche est utilisée.

L'objectif du présent chapitre, est de détailler les étapes énumérées ci-dessus et de présenter les résultats trouvés.

### III.2 Description du banc d'essai

Le banc d'essai se compose d'un moteur 1/4 CV CC avec arbre allongé, d'un rotor à disque unique et de deux roulements à billes auto-alignés identiques (voir figure III.1). L'arbre, de longueur de 520 mm, est supporté par deux roulements. Le diamètre de l'arbre est égal à 16 mm.

Un variateur de fréquences permet de contrôler et de varier la vitesse du moteur. La gamme de vitesses permises est comprise entre 700 et 3600 tr / min. Les signaux de simulation sont mesurés à l'aide des accéléromètres à une fréquence d'échantillonnage égale 50 kHz pendant 5 s, ce qui engendre 250 000 points par signal.

Dans ce travail, le défaut de balourd prend trois valeurs, à savoir : 10, 15 et 20 g. Pour chaque valeur, les mesures des signaux sont effectuées pour les trois fréquences de rotation suivantes : 15, 30 et 45 Hz. Ce qui engendre neuf signaux de défauts de balourd. Neuf autres signaux de fonctionnement normal du banc d'essais (sans balourd) sont pris en considération afin de tester l'approche adoptée dans ce travail.

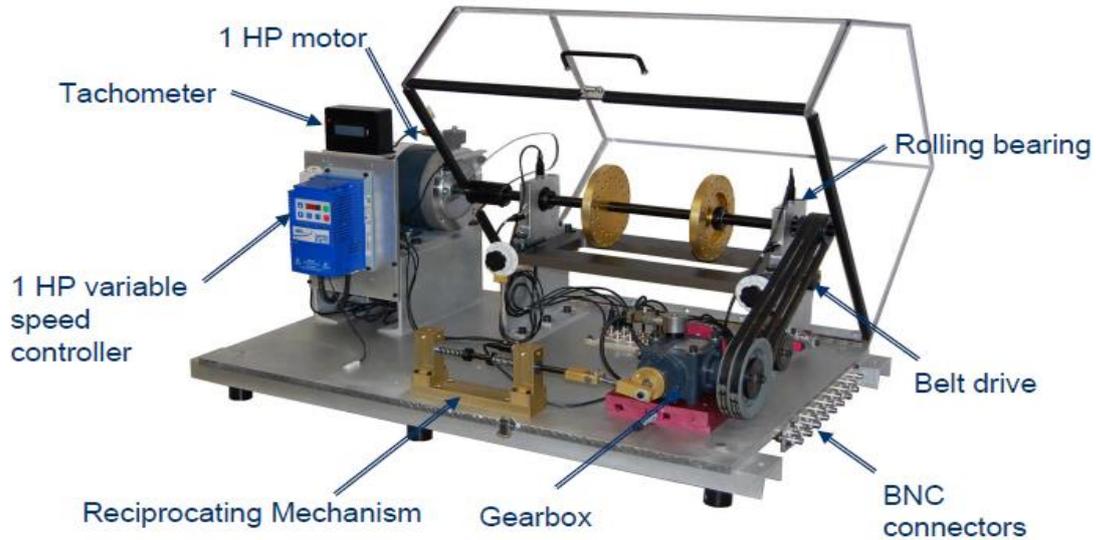


Figure III. 1: Banc d'essai.

### III.3 Décomposition des signaux par EMD

Les figures III.2 et III.3 représentent deux signaux temporels recueillis à une vitesse de rotation égale à 45Hz qui décrivent, respectivement, les états de fonctionnements sain et avec balourd de 15g. On constate que ces signaux sont complexes, ce qui conduit à l'incapacité de faire la différence entre les deux états. Afin d'extraire avec efficacité les indicateurs de signaux, le recours à une méthode de décomposition de signal est indispensable.

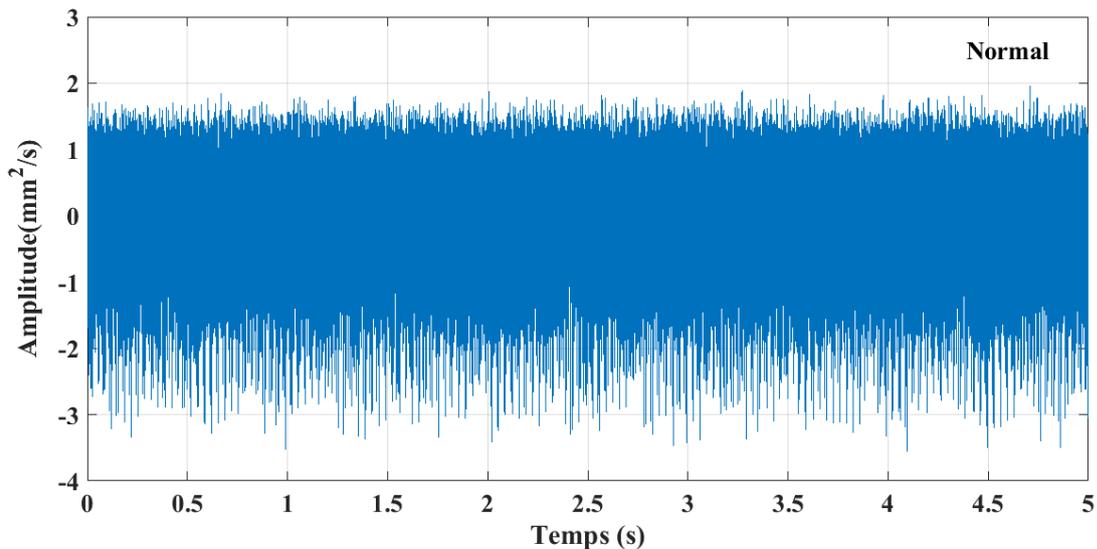
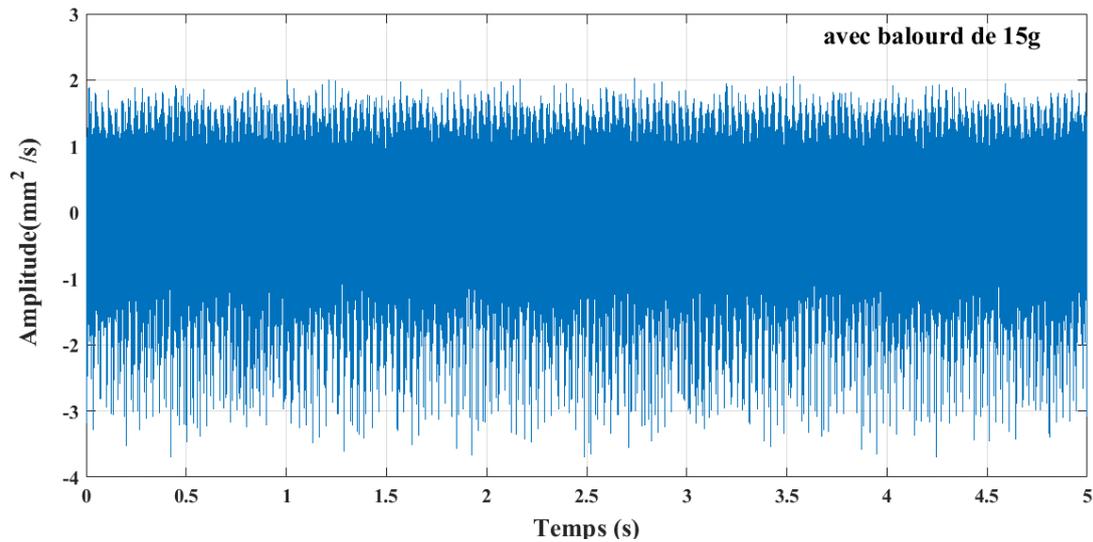


Figure III. 2: Signal temporel pour une vitesse de 45Hz en absence du balourd .



**Figure III. 3:** Signal temporel pour une vitesse de 45Hz en présence d'un balourd de 15g.

Plusieurs méthodes de décomposition sont employées dans la littérature. Mais, comme nous avons déjà signalé, dans ce travail on a opté pour la méthode EMD décrite dans le deuxième chapitre. Ainsi, les différents signaux issus des bases de données sont décomposés en IMFs à l'aide de cette méthode. Comme l'apprentissage des réseaux de neurones demande un nombre suffisant de données, chaque signal étudié est divisé en 20 tranches de 12500 points.

Afin de montrer le processus de tamisage de la méthode EMD, la première tranche du deuxième signal de la figure III.3 est prise comme exemple. Les résultats, ainsi, obtenus à l'aide d'un programme, qu'on a élaboré sous l'environnement Matlab, sont présentés sur la figure III.4.

Sur les figures III.4 sont illustrés les dix IMFs extraites par le programme élaboré. On constate que de la méthode EMD classe les IMFs de la plus oscillante vers la moins oscillante. Le résidu  $r(t)$  de cette décomposition, illustré sur la figure III.5, est de l'ordre de  $10^{-15}$ . Ce qui montre l'aspect monotone de ce résidu ainsi aucune autre composante oscillante (IMF) ne peut en être extraite.

La décomposition de chaque tranche des signaux étudiés est stockée dans une matrice  $M_{DST}$  de dimensions  $10 \times 12500$ , où 10 c'est le nombre de IMFs extraites et 12500 est le nombre d'échantillons.

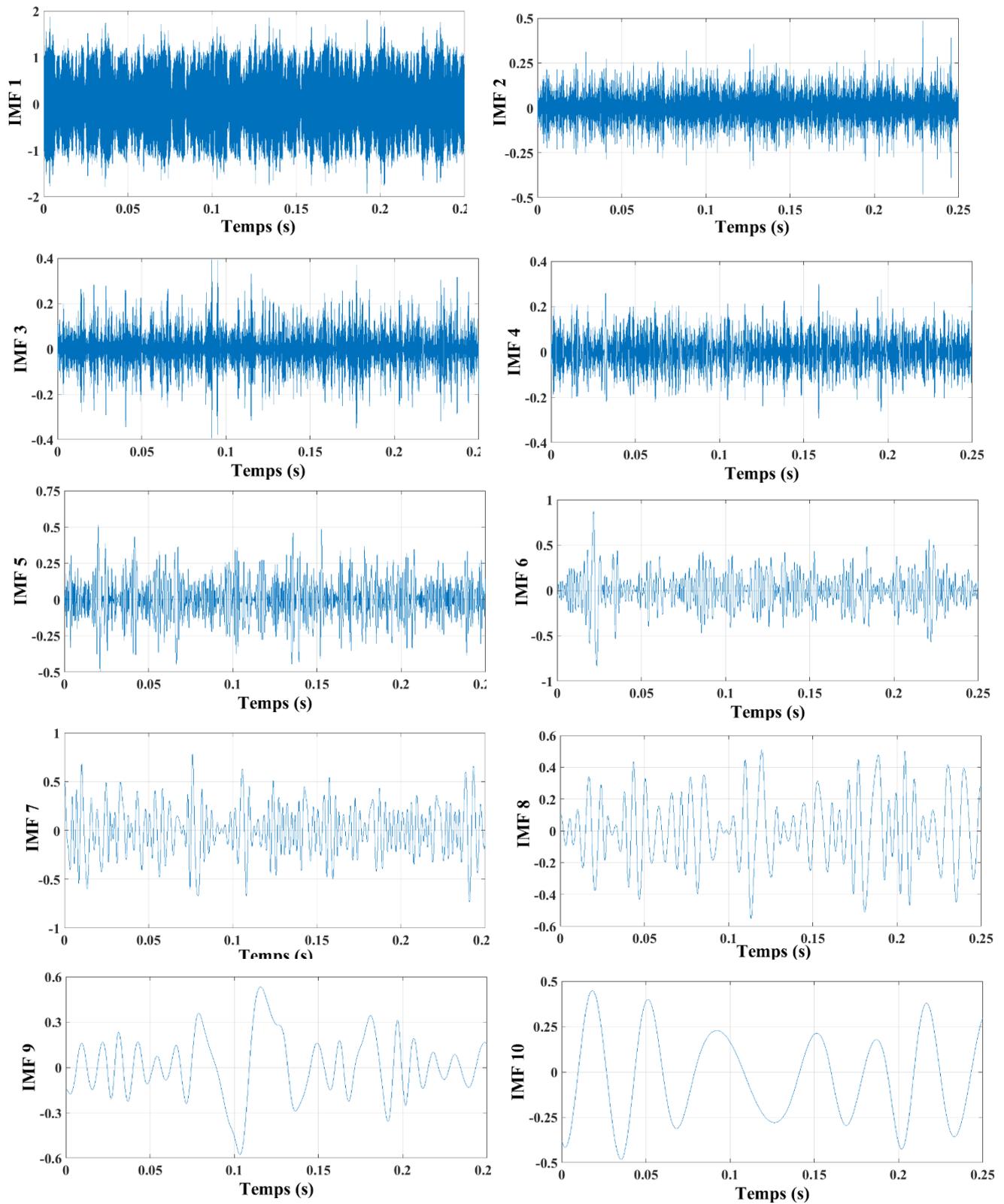
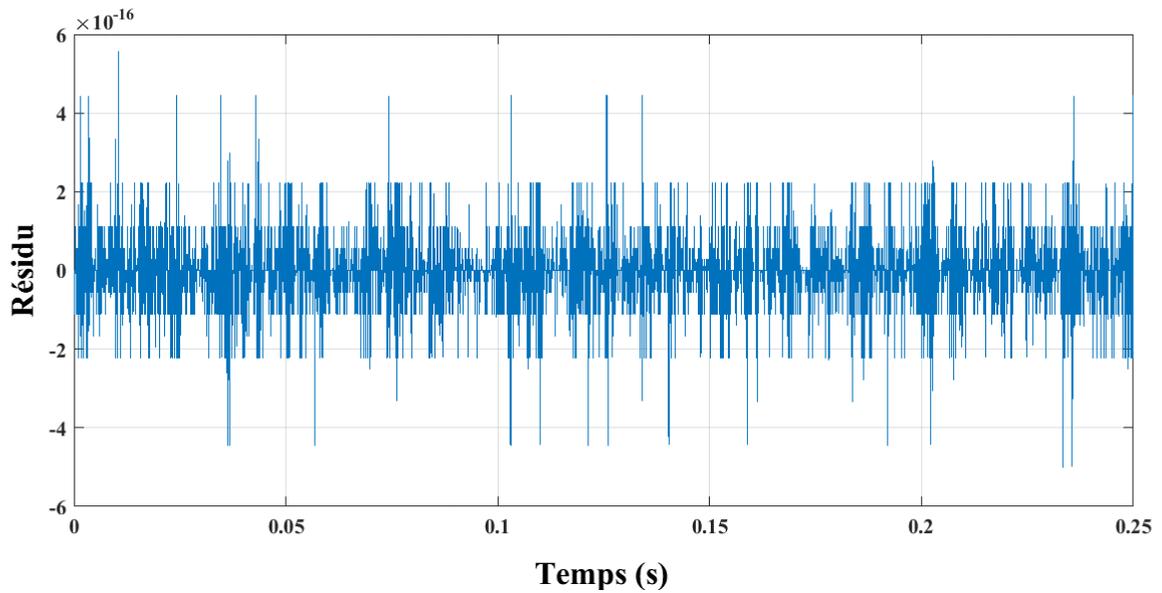


Figure III. 4 : Résultats de décomposition par EMD du signal de la figure III.3.



**Figure III. 5:** Résidu de décomposition par EMD du signal de la figure III.3.

#### III.4. Extraction des indicateurs par la méthode de décomposition en valeurs singulières

L'utilisation des indicateurs cités dans le deuxième chapitre, pour l'identification des défauts semble, pour les cas étudiés inadéquate. En effet, les signaux provoqués par la présence d'un balourd ne présentent pas de différences significatives par rapport à ceux engendrés par le fonctionnement normal. Afin de palier à ce problème la méthode de décomposition en valeurs singulières est employée pour l'extraction des indicateurs.

La décomposition en valeurs singulières d'une matrice  $M$  (de dimensions  $m*n$ ) consiste à écrire cette matrice sous forme du produit de trois matrices  $U$ ,  $\Sigma$  et  $V$  [Khalil 99] :

$$M = U \Sigma V^t \quad (\text{III.1})$$

Où :

- La matrice  $U$  est une matrice carrée orthogonale de dimension  $m*m$ , constituée de vecteurs propres de  $M M^t$ .
- La matrice  $V$  est une matrice carrée orthogonale de dimension  $n*n$ , formée des vecteurs propres de  $M^t M$ .
- La matrice  $\Sigma$  est une matrice de même dimension que la matrice  $M$ , est formée par les valeurs singulières  $\sigma_i$  de  $M$ . Les valeurs singulières sont classées par ordre décroissant ( $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r$ ).). La matrice  $\Sigma$  a l'expression suivante :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} H_{r \times r} & \mathbf{0}_{r \times (n-r)} \\ \mathbf{0}_{(m-r) \times r} & \mathbf{0}_{(m-r) \times (n-r)} \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

Avec :

- $r$  Est le rang de la matrice  $M$ ,
- $H$  est une matrice carrée diagonale, de dimension  $(r \times r)$ , formée par les valeurs singulières  $\sigma_i$ .
- Les valeurs singulières  $\sigma_i$  de  $M$ , sont égales aux racines carrées des valeurs propres du produit  $M^t M$  ou  $M M^t$  selon  $n < m$  ou  $n > m$  respectivement.

Dans notre travail, seules les valeurs singulières sont utilisées comme indicateurs de vibration. Ainsi, la fonction Matlab ‘SVD’ est appliquée à chaque matrice  $M_{DST}$ . Cette fonction reçoit une matrice et renvoi ses valeurs singulières comme vecteur.

Par la suite, les vecteurs de valeurs singulières des divisions (tranches) du même signal sont regroupés dans une matrice. On obtient, ainsi, pour chaque signale étudié une matrice  $M_{VS}$  de dimension  $10 \times 20$ .

### III.5. Classification par PMC

La classification se fait à l’aide d’un réseau de neurones PMC implanté dans le programme élaboré sous l’environnement Matlab. Les principaux paramètres de la configuration du PMC choisie sont les suivants :

- Deux couches cachées de 8 neurones ;
- La couche de la sortie comporte 2 neurones,
- La fonction d’activation ‘*purelin*’ (Linéaire) pour la couche de sortie et la fonction ‘*tansig*’ (Tangente sigmoïde) pour les autres couches.
- L’algorithme de la rétropropagation du gradient basé sur l’algorithme de Levenberg Marquardt (‘*trainlm*’) est utilisé pour l’apprentissage du PMC.
- La fonction ‘*mse*’ est choisie comme fonction de performance.
- Le réseau a dix variables d’entrée et deux variables de sortie.
- Un fonctionnement avec balourd est décrit par une sortie  $[0,1]$  alors que le cas contraire (sans balourd) donne la sortie suivante  $[1,0]$ .

La matrice des observations  $P$  utilisées pour l'apprentissage regroupent les 15 premières colonnes des matrices  $Mvs$  . Ainsi, la dimension de  $P$  est  $10 \times 270$ . Les critères d'apprentissage fixés sont les suivants :

- Taux d'apprentissage égal à : 0.05,
- fréquence d'affichage : 50,
- nombre maximum d'itérations : 3000 itérations
- Erreur minimale égal à  $10^{-22}$ .

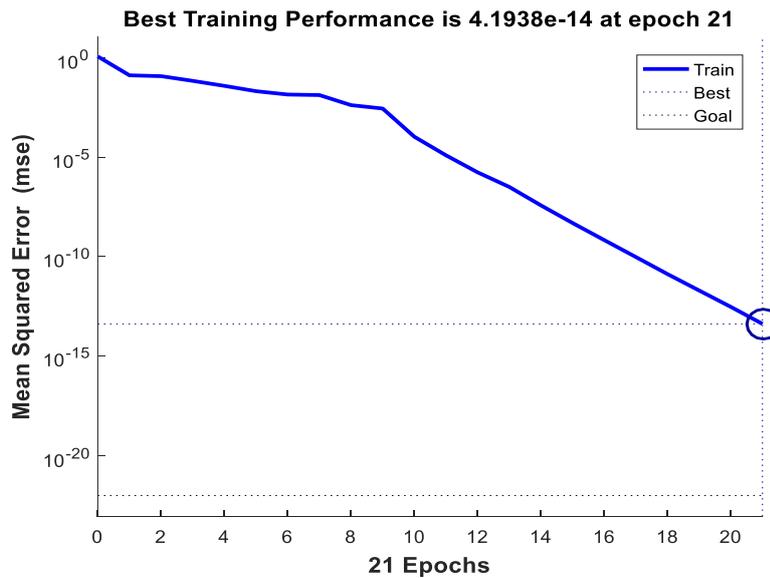


Figure III. 6 : Meilleures performances d'apprentissage.

L'opération d'apprentissage a demandé 21 itérations pour atteindre les meilleures performances d'apprentissage comme c'est illustré sur la figure III.6.

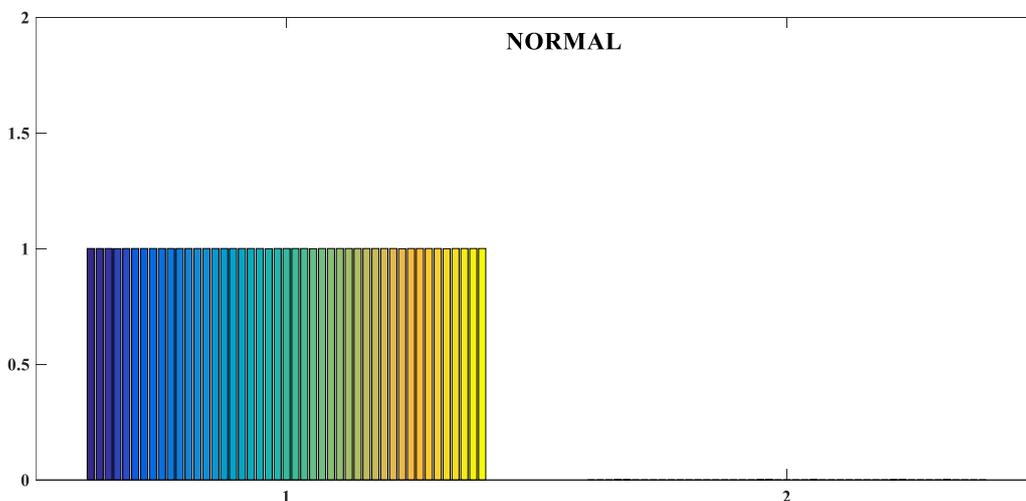


Figure III. 7: Test du fonctionnement normal.

Afin de tester le PMC obtenu, nous avons effectué deux tests à l'aide de deux matrices. La première comporte les cinq dernières colonnes des matrices  $M_{vs}$  qui décrivent le fonctionnement sans balourd. Alors que la deuxième matrice est formée par les cinq dernières colonnes des matrices  $M_{vs}$  qui décrivent le fonctionnement avec Balourd.

Le premier test du fonctionnement normal, présenté sur la figure III.7, a montré que tous les échantillons étaient bien classés ce qui correspond à un pourcentage égal à 100%.

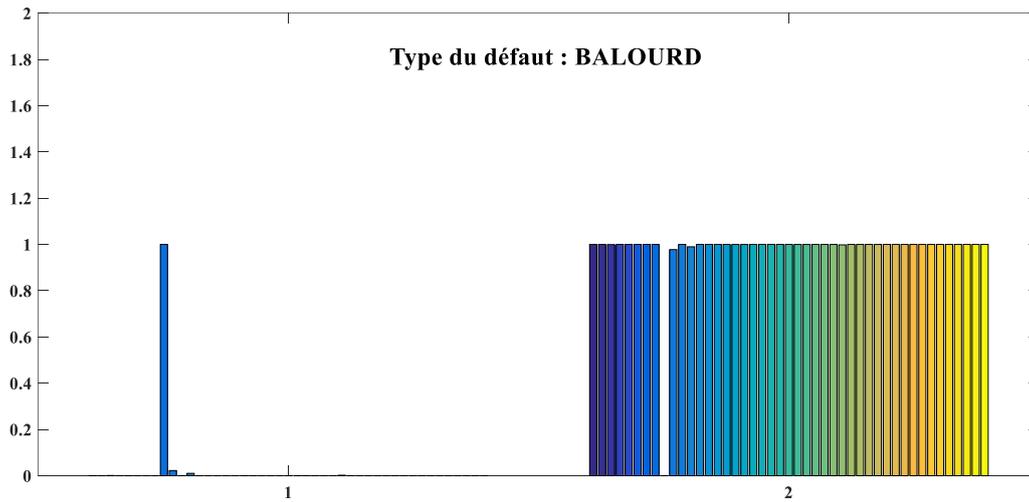


Figure III. 8: Test du défaut du balourd.

Le deuxième test du fonctionnement avec balourd, illustré dans la figure III.8, a montré que le pourcentage des échantillons bien classés est égal à 97.78%.

# CONCLUSION

Dans un monde industriel cruel, la compétitivité des entreprises exige d'assurer la disponibilité des machines critiques. Pour atteindre cet objectif, la mise en place des techniques de maintenance préventive efficaces s'impose. En effet, pour les machines tournantes, la littérature ne cesse pas de présenter des techniques d'analyse vibratoire complètement innovantes.

L'objectif de cette étude aura été d'adopter une de ces techniques afin de diagnostiquer le défaut du balourd des machines tournantes. Et par la suite, d'élaborer un programme qui permet de tester cette approche. L'approche utilisée dans ce travail, comporte les quatre étapes suivantes :

- **Acquisition des données** : 18 signaux, de 250000 points chacun, ont été pris en considération dont la moitié décrit un fonctionnement avec balourd et l'autre moitié est issu d'un fonctionnement normal. Le taux d'échantillonnage de chaque signal est égal à 50 kHz.
- **Décomposition par la méthode EMD** : comme c'est signalé à plusieurs passages dans ce manuscrit, la distinction entre les signaux mesurés avec et sans balourd est délicate par les approches classiques. La méthode EMD est choisie comme méthode de décomposition. Avant de procéder à la décomposition, chaque signal est divisé en 20 divisions afin d'augmenter le nombre de données. Le programme élaboré permet de décomposer chaque division en 10 IMFs et de stocker les résultats de chaque division dans une matrice  $M_{DST}$  de dimensions  $10 \times 12500$ .
- **Extraction des indicateurs de vibrations** : dans ce travail, les valeurs singulières de matrices  $M_{DST}$  sont pris comme indicateurs de vibrations.
- **Classification par PMC** : la classification en deux classes des cas étudiés est faite à l'aide d'un réseau de neurones PMC à apprentissage par rétro-propagation du gradient. Les résultats obtenus sont satisfaisants pour la plupart des cas étudiés.

Les perspectives ouvertes par cette étude sont les suivantes :

- ✓ Utilisation de la méthode de la transformée de Hilbert Huang comme méthode de décomposition,
- ✓ Extension de l'approche pour l'identification d'autres défauts des machines tournantes.

## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUE

- [Afnor 90] AFNOR. Norme AFNOR 90.001. Paris Afnor. 1990.
- [Chehrit 17] Samir, Chehrit & Wafik, Aoudia. (2017). Application des méthodes de classification statistique pour l'analyse du trafic réseau. Application of machine learning methods for analyzing network traffic..
- [Di Palma 18] Nicolas Di Palma, Alain Batailly, Mathias Legrand. Méthodes de traitement du signal par décomposition en modes empiriques. [Rapport de recherche] Université McGill. 2018. hal-01819670
- [Djebili 13] Omar DJEB . « Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants. Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement ». Thèse de Doctorat. UNIVERSITE DE REIMS CHAMPAGNE ARDENNE, Reims, Soutenue le 26 septembre 2013
- [Dupuis 00] Paul-Eric Dupuis, Essais de vibrations Mesures et exploitation des résultats », BM5160 techniques de l'ingénieur, 2000.
- [Energ 20] <https://energieplus-lesite.be/techniques/ascenseurs7/moteur-asynchrone/> dernière accès Mai 2020.
- [Fauduet 11] FAUDUET Henri, « Mécanique des fluides et des solides appliquée à la chimie », Lavoisier, 2011
- [Genium 20] <https://blogue.genium360.ca/article/professionnel/pompes-centrifuges-comprendre-lenergie-cinetique-et-la-pression-dynamique/> dernière accès Mai 2020.
- [Han 17] Qingkai Han • Jing Wei • Qingpeng Han Hao Zhang ; « Dynamics and Vibration Analyses of Gearbox in Wind Turbine © Springer Nature Singapore Pte Ltd. 2017, DOI 10.1007/978-981-10-2747-5
- [Héng 02] Jean Héng. « PRATIQUE DE LAMAINTENANCEPRÉVENTIVE :Mécanique • Pneumatique •Hydraulique • Électricité • Froid » © Dunod, 2002,
- [Instru. 20] <http://www.instrumentationtoday.com/wp-content/uploads/2011/08/Piezoelectric-Accelerometer.jpg> dernière accès Juin 2020..
- [Juha 08] Juha Pyrhonen, Tapani Jokinen, Valeria Hrabovcova . « Design of rotating electrical machines » Technique\Energy. Wiley 2008
- [Khalil 99] Wisama Khalil et Etienne « Dombre Modélisation, identification et commande des robots »; Hermes Lavoisier 1999.
- [Laouti 12] Nassim Laouti. Diagnostic de défauts par les Machines à Vecteurs Supports : application à différentssystemes mutivariabiles nonlinéaires. Autre. Université Claude Bernard - Lyon I, 2012.
- [Maxi 20] <https://www.maxicours.com/se/cours/phenomene-de-desequilibre-et-equilibrage-1/> dernière accès Mai 2020..
- [Mecha 20] <http://mechanical-student.blogspot.com/2013/02/balancing-of-rotating-mass.html> dernière accès Mai 2020..
- [Merainani 17] Boualem Merainani, Chemseddine Rahmoune, Djamel Benazzouz and Belkacem Ould-Bouamama, « A novel gearbox fault feature extraction and classification using Hilbert empirical wavelet transform, singular value decomposition, and SOM neural network » , Journal of Vibration and Control1–20 2017 DOI: 10.1177/1077546316688991
- [Mines 20] <https://direns.mines-paristech.fr/Sites/Thopt/fr/co/turbines-gaz.html>, dernière accès Mai 2020.

- [Ottavy 18] OTTAVY Xavier, « Cours de turbomachine à fluide compressible », CNRS UMR 5509 Laboratoire de Mécanique des Fluides et d'Acoustique à l'École Centrale de Lyon, 2018.
- [Pratique 20] <https://www.astuces-pratiques.fr/electronique/le-moteur-a-courant-continu-principe> dernière accès Mai 2020.
- [What 20] <http://what-when-how.com/electric-motors/characteristics-of-static-and-dynamic-unbalance-electric-motors> / dernière accès Mai 2020.
- [Rabhi 17] Rabhi Mouldi , « Support de cours de : CONTROLE NON DESTRUCTIF CND » Institut Supérieur des Etudes Technologiques de GAFSA, 2017
- [Sanaa 12] Kerroumi Sanaa, Xavier Chimentin et Lanto Rasolofondraibe. (2012). Méthode de classification dynamique des indicateurs de défauts pour la surveillance des roulements.
- [Sorin 01] Fabrice Sorin, Lionel Broussard, Pierre Roblin, « Régulation d'un processus industriel par réseaux de neurones » S7582 v1 traité Informatique industrielle © Techniques de l'Ingénieur, 2001
- [Touzet 92] Claude Touzet. les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme : cours, exercices et travaux pratiques. ec2, 1992, Collection de l'EERIE, N. Giambiasi. hal-01338010
- [Wiki 20] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron\\_multicouche#/media/Fichier:Perceptron\\_4layer\\_s.png](https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche#/media/Fichier:Perceptron_4layer_s.png) dernier accès Juin 2020.
- [Zayani 09] Rafik Zayani , pré-distorsion adaptative des non-linéarités hpa dans un système ofdm a l'aide des reseaux de neurones » thèse de doctorat 07 mars 2009 , université Tunis elmanar Ecole nationale d'ingénieurs de Tunis
- [Zair 18] Mohamed Zair , Chemseddine Rahmoune and Djamel Benazzouz, « Multi-fault diagnosis of rolling bearing using fuzzy entropy of empirical mode decomposition, principal component analysis, and SOM neural network », Proc IMechE Part C: J Mechanical Engineering Science 0(0) 1–12 ! IMechE 2018 DOI: 10.1177/0954406218805510
- [Zeiler 10] Zeiler, Angela & Faltermeier, Rupert & Keck, Ingo & Tomé, Ana & Puntonet, Carlos & Lang, Elmar. (2010). Empirical Mode Decomposition - an introduction. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. 1-8. 10.1109/IJCNN.2010.5596829.