

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR**

**ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE**



**UNIVERSITE ABDERRAHMANE MIRA BEJAIA**

**FACULTE DE TECHNOLOGIE**

**DEPARTEMENT DE GENIE MECANIQUE**

**MEMOIRE**

Présenté pour l'obtention du diplôme de

**MASTER**

Filière : Génie Mécanique

Spécialité : Fabrication Mécanique et Productique

Par :

**BELKHATMI BELAID**

**Thème**

---

**Systèmes à inférence floue(SIF)**

**Application au diagnostic et détection de défauts de roulement en basant  
sur la décomposition en mode Empirique (EMD).**

---

Soutenu le 01/07/2024 devant le jury composé de:

<b>M. BENSALD Nasreddine</b>	Président
<b>M. HARROUCHE Fatah</b>	Rapporteur
<b>M. SAHALI Mohand Akli</b>	Examineur

**Année Universitaire 2023-2024**

## **Remerciements**

*Tout d'abord nous remercions Dieu qui nous a aidés à élaborer  
notre mémoire.*

*Nous exprimons nos profondes gratitude à notre promoteur  
Mr HARROUCHE FATEH pour nos avoir dirigé ce travail, nous le  
remercions pour la qualité de ses conseils, sa patience et son aide  
tout au long de notre travail.*

*Nos remerciements s'adressent aussi à tous les membres de  
jury qui ont bien voulu juger et examiner le présent mémoire. Nous  
remercions toutes personnes ayant contribué de près ou de loin au  
bon déroulement de ce travail.*

## **Dédicaces**

**À Ma très chère Mère et mon cher père Je dédie ce modeste travail à mes parents qui on était toujours à mes côtés ; Pour votre soutien indéfectible, votre amour et tous les efforts conjugués dans mon instruction et mon épanouissement.**

**Et à mes frères et sœurs qui m'ont toujours soutenu et qui m'ont donné du courage et la force pour réussir ce travail**

**À Mes grands-Mères et mes grands-pères pour vos prières.**

**A tous Mes amis Lesquelles j'ai partagé les meilleurs moments de ma vie. A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.**

# Sommaire

## III. Table des matières

Remerciements.....	i
Dédicaces.....	ii
Sommaire.....	iii
Liste des tableaux .....	ix
Liste des abréviations .....	1
Introduction Générale .....	1
I. Chapitre I : Généralités sur les Défauts des roulements .....	3
I.1. Introduction :.....	3
I.2. Géométrie et Constitution d'un roulement : .....	3
I.2.1. Généralité sur les roulements : .....	3
I.2.2. Définition :.....	3
I.2.3. Géométrie de roulement : .....	4
I.2.4. Types de roulements et leurs utilisations : .....	4
I.3. Défauts des roulements : .....	5
I.3.1. Causes principales des défauts :.....	5
I.3.2. Cinématique de défaut de roulement :.....	6
I.3.3. Principaux défauts :.....	6
I.4. Les fréquences caractéristiques de défauts associés au roulement [13] :.....	9
I.4.1. Les données géométriques : .....	9
I.4.2. Calcul des fréquences de rotation :.....	10
I.4.3. Pour un défaut :.....	11
I.5. Stratégie de détection des défauts du roulement : .....	12
I.5.1. La surveillance :.....	12
I.6. Les différentes techniques de détection de défauts des roulements :.....	13
I.6.1. L'analyse de lubrifiant : .....	13

I.6.2. La thermographie infrarouge : .....	13
I.6.3. L'émission acoustique : .....	14
I.6.4. L'analyse vibratoire : .....	14
II. Chapitre II : la logique floue .....	25
III. Chapitre III : démarche expérimental.....	42
III.1. Introduction.....	42
III.2. La décomposition en mode empirique : .....	42
III.2.1. L'intérêt d'utilisation de la méthode EMD : .....	42
III.2.2. Principe de la décomposition en mode empirique : .....	43
III.3. Déroulement de la classification des défauts de roulement par un système à inférence flou (SIF) à base de la décomposition par EMD : .....	49
III.3.1. Acquisition des signaux : .....	49
III.3.2. Prétraitement des données : .....	49
III.3.3. Traitement des données et application de la méthode EMD: .....	49
III.3.4. Construction du vecteur forme : .....	49
III.3.5. Création du système à inférence floue et implémentation sous Matlab : .....	50
III.3.6. Apprentissage et test du système d'inférence flou (SIF) : .....	55
III.3.7. Exploitation du système d'inférence flou (SIF) : .....	55
III.4. Présentation du banc d'essais [40] : .....	56
III.4.1. Caractéristiques du roulement étudié : .....	57
III.5. Conclusion : .....	58
IV. Chapitre 4 : résultats et discussions.....	59
IV.1. Introduction : .....	59
IV.2. Décomposition des signaux bruts par la méthode EMD : .....	59
IV.2.1. Application de l'EMD pour le signal sans défaut : .....	59
IV.2.2. Application de l'EMD pour le signal avec défaut de 0.007 : .....	60
IV.2.3. Application de l'EMD pour le signal avec défaut de 0.021 : .....	61
IV.2.4. Application de l'EMD pour le signal avec défaut de 0.028 : .....	62
IV.2.5. Sélection des IMF les plus pertinents de chaque signal : .....	63
IV.3. Diagnostic et classification des défauts de roulements par un système à inférence floue (SIF) : .....	64
IV.3.1. Construction de la base de données : .....	64

## **Sommaire**

---

IV.3.2. Création et implémentation du (SIF) sous Matlab : .....	69
IV.3.3. Classification de la base de données à l'aide du système à inférence floue : ...	76
IV.4. Conclusion : .....	80
Conclusion Générale.....	81

## Liste des figures

<b>Figure I.1</b> : géométrie d'un roulement .....	4
<b>Figure I.2</b> : Catégorie de roulements selon le type de charges [5] .....	5
<b>Figure I.3</b> : les trois causes de l'usure .....	7
<b>Figure I.4</b> : dentelure .....	7
<b>Figure I.5</b> : bavure .....	8
<b>Figure I.6</b> : Ecaillage .....	8
<b>Figure I.7</b> : corrosion.....	8
<b>Figure I.8</b> : cassure .....	9
<b>Figure I.9</b> : choc électrique.....	9
<b>Figure I.10</b> : Défaut de type écaillage affectant la bague extérieure .....	11
<b>Figure I.11</b> : Défaut de type écaillage affectant la bague intérieure.....	11
<b>Figure I.12</b> : Défaut de type écaillage affectant la bille .....	12
<b>Figure I.13</b> : Image thermique de roulement. ....	14
<b>Figure I.14</b> : évolution des valeurs crête, efficace et du facteur de Crête. ....	17
<b>Figure I.15</b> : spectre d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure.....	19
<b>Figure I.16</b> : cepstre d'un roulement défectueux.....	20
<b>Figure I.17</b> : démarche de l'analyse d'enveloppe d'un signal mesure sur un roulement défectueux. ....	21
<b>Figure I.18</b> : Principe et représentation de la STFT .....	22
<b>Figure I.19</b> : Transformée en ondelette par multi résolution.....	23
<b>Figure I.20</b> : Décomposition de signal en approximations et détails. ....	23
<b>Figure I.21</b> : Principe de L'EMD .....	24
<b>Figure II.1</b> : Classification des personnes selon l'âge.....	27
<b>Figure II.2</b> : Représentation d'un sous-ensemble flou et principal caractéristique .....	28
<b>Figure II.3</b> : Variable linguistique.....	29
<b>Figure II.4</b> : Représentation de la fonction triangulaire. ....	29
<b>Figure II.5</b> : Représentation de la fonction gaussienne. ....	30
<b>Figure II.6</b> : Représentation de la fonction trapézoïdale. ....	30
<b>Figure II.7</b> : Représentation de la fonction sigmoïde.....	30
<b>Figure II.8</b> : schéma d'un système flou.....	32
<b>Figure II.9</b> : fuzzification de la valeur x.....	33
<b>Figure II.10</b> : Méthode d'inférence Max-Min (Mamdani).....	35

## Table des figures

<b>Figure II.11</b> : Méthode d'inférence Max-Produit (Larsen) .....	36
<b>Figure II.12</b> : Méthode d'inférence de Sugeno. ....	38
<b>Figure II.13</b> : defuzzification de sortie par centre de gravité.....	39
<b>Figure II.14</b> : defuzzyfication de sortie par les hauteurs pondérer.....	39
<b>Figure III.1</b> : Algorithme de la décomposition par EMD [41].....	45
<b>Figure III.2</b> : le signal original : ses trois composantes. ....	46
<b>Figure III.3</b> : mélanges des sinusoides (signal composite). ....	46
<b>Figure III.4</b> : résultat obtenue de la décomposition par EMD sur le signale composite. ....	47
<b>Figure III.5</b> : Principe de tamisage pour l'estimation de la 1ère IMF du signal test [42]. ....	48
<b>Figure III.6</b> : schéma bloc en interface .....	54
<b>Figure III.7</b> : fonctionnalités s'affichant en cliquant sur édit.....	54
<b>Figure III.8</b> : éditeur des règles d'inférences .....	55
<b>Figure III.9</b> : Banc d'essais de roulements.....	56
<b>Figure III.10</b> : Représentation des signaux temporels pour différents diamètres du défaut sur la bague intérieur.....	58
<b>Figure IV.1</b> : signal temporelle sans défaut.....	59
<b>Figure IV.2</b> : les 4 premières IMF de signal sans défaut.....	60
<b>Figure IV.3</b> : valeur des indicateurs scalaires des 4 IMF du signal sans défaut.....	60
<b>Figure IV.4</b> : signal temporelle avec défaut de 0.007 .....	60
<b>Figure IV.5</b> : les 4 premières IMF de signal avec défaut de 0.007.....	61
<b>Figure IV.6</b> : valeur des indicateurs scalaires des 4 premières IMF du signal avec défaut 007 .....	61
<b>Figure IV.7</b> : signal temporelle avec défaut 0.021 .....	61
<b>Figure IV.9</b> : valeurs des indicateurs scalaires des premières 4 IMF du signal avec défaut 021 .....	62
<b>Figure IV.8</b> : les 4 premiers IMF signal avec défaut 0.021 .....	62
<b>Figure IV.10</b> : signal temporelle avec défaut 0.028. ....	62
<b>Figure IV.12</b> : valeur des indicateurs scalaires des 4 premières IMF du signal avec défaut 028 .....	63
<b>Figure IV.11</b> : les 4 premier IMF du signal avec défaut 0.028 .....	63
<b>Figure IV.13</b> : variation des indicateurs scalaires des IMF choisis.....	64
<b>Figure IV.14</b> : division en tranche du signal IMF2 de roulement sans défaut. ....	66
<b>Figure IV.19</b> : variation de l'indicateur <b>V crête</b> .....	67
<b>Figure IV.16</b> : variation de l'indicateur <b>VAR</b> .....	67
<b>Figure IV.18</b> : variation de l'indicateur <b>SKW</b> .....	67

## Table des figures

<b>Figure IV.20</b> : variation de l'indicateur <b>RMS</b> .....	67
<b>Figure IV.15</b> : variation de l'indicateur <b>ET</b> .....	67
<b>Figure IV.17</b> : variation de l'indicateur <b>KU</b> .....	67
<b>Figure IV.22</b> : variation de l'indicateur <b>F crête</b> .....	68
<b>Figure IV.21</b> : variation de l'indicateur <b>VAM</b> .....	68
<b>Figure IV.23</b> : variation de l'indicateur <b>F K</b> .....	68
<b>Figure IV.24</b> : Schéma bloc du (SIF). .....	70
<b>Figure IV.25</b> : Fuzzification de la variable d'entrée «variance ( <b>VAR</b> ).....	71
<b>Figure IV.26</b> : Fuzzification de la variable d'entrée «valeur efficace (RMS).....	71
<b>Figure IV.27</b> : Fuzzification de la variable d'entrée «valeur absolu moyenne ( <b>VAM</b> )» .....	72
<b>Figure IV.28</b> : Fuzzification de la variable de sortie « <b>état du défaut</b> ». .....	72
<b>Figure IV.29</b> : Défuzzification de la variable de sortie (état de défaut). .....	76
<b>Figure IV.30</b> : classification de la base de données (roulements). .....	78
<b>Figure IV.31</b> : classification de la base de données 2 par le système SIF crée par des indicateurs choisis arbitrairement. ....	78

## Liste des tableaux

<b>Tableau I.1:</b> Les causes des défauts... ..	6
<b>Tableau III.1 :</b> Caractéristiques des défauts de roulement ... ..	56
<b>Tableau III. 2 :</b> caractéristiques des roulements et leurs fréquences des défauts.....	57

## **Liste des abréviations**

**ET** : écart type

**VAR** : variance

**KU** : kurtosis

**SKW** : Skewness

**V crête** : valeur crête

**RMS** : Root Mean Square

**VAM** : valeur absolue moyenne

**F crête** : facteur de crête

**F K** : facteur de forme

**EMD** : Empirical Mode Decomposition

**IMF** : Intrinsic mode Functions

**SIF** : système a inférence flou

# **Introduction Générale**

# Introduction Générale

Dans nos jours les systèmes à inférence floue sont les plus utilisés pour traiter l'incertitude et les complexités de nombreuses applications pratiques .ils sont particulièrement efficaces lorsqu'il s'agit de traitement des systèmes ou les relations entre les variables qui ne sont pas claires ou sont difficiles à traiter avec précision. L'application de ces systèmes dans le domaine du diagnostic et la détection des défauts de roulements a montré une avancée significative dans la maintenance prédictive et la fiabilité des machines.

Les machines industrielles sont un ensemble de composants mécaniques regroupés afin de faire le travail demandé, La défaillance d'un composant provoque le dysfonctionnement de cette machine. Parmi ces composants les roulements qui sont les plus susceptibles à provoquer des pannes coûteuses. Cependant la mise en œuvre des systèmes pour la surveillance et la détection précoce et précise de ces défauts est cruciale pour assurer un bon fonctionnement et de prolonger la durée de vie des machines.

Pour améliorer la précision et l'efficacité de la détection des défauts des roulements. Une approche qui consiste à combiner les systèmes à inférence floue avec la décomposition en mode empiriques (empirical Mode Decomposition, (EMD)). La méthode EMD permet de décomposer un signal complexe en une série de composantes de modes intrinsèques (IMF), en soustraction ainsi les caractéristiques essentielles et les anomalies potentielles dans les données vibratoires de roulement.

L'intégration de l'EMD dans un système à inférence floue, nous permet de bénéficier des avantages des deux techniques : la capacité de l'EMD à extraire des caractéristiques significatives des signaux vibrations et des systèmes à inférence floue pour traiter des informations incertaines et imprécises. Cette combinaison entre ces deux systèmes, nous offre une capacité avancée pour le diagnostic des roulements, ce que nous permettra à une détection plus fiable des défauts.

Dans notre étude, on a pour objectif de développer et de valider un système à inférence floue basé sur la décomposition en mode empirique (EMD) pour le diagnostic et la détection des défauts de roulements. Cette approche vise à améliorer la fiabilité du diagnostic, afin de fournir une méthode de maintenance prédictive plus précise.

Ce travail est structuré en quatre chapitres, Dans le premier chapitre on va exposer quelque généralité sur les roulements, en donnant les défauts de roulements qui accurent sur les machines tournantes. Nous présentons également certaines méthodes utilisées dans le domaine du traitement du signal vibratoire. Dans le deuxième chapitre, nous introduisons les notions fondamentales de la logique floue et le principe de mise en œuvre des systèmes à inférence floue qui est une application industrielle de la logique floue. Pour le troisième chapitre nous aborderons la démarche expérimentale suivie pour créer un système à inférence floue pour le diagnostic des défauts des roulements en se basant sur la décomposition en mode empirique, par l'implémentation de celui-ci sous l'environnement Matlab. Le dernier chapitre sera consacré à la présentation du résultat de la combinaison de ses deux techniques ainsi leurs interprétation.

# **Chapitre 1**

## **Généralités sur les défauts des roulements**

## **I. Chapitre I : Généralités sur les Défauts des roulements**

### **I.1. Introduction :**

Les machines tournantes ce sont un ensemble d'éléments et composants qui forment un jeu de mécanisme, conçue pour effectuer le travail demandé. Pour cela elles transforment une énergie en mouvement mécanique. La défaillance d'une machine est la conséquence de la dégradation d'un ou plusieurs éléments de cet ensemble. En général, une panne peut parvenir par des défauts liés aux arbres, aux roulements, aux engrenages... . La défaillance des roulements est un problème fréquent dans les systèmes mécaniques, ils sont toujours imposer à divers types de défauts en raison de la fatigue, de l'usure, la contamination, ou d'une mauvaise installation. Cependant, comprendre les causes et les méthodes de détection des défauts de roulement est essentiel pour garantir la fiabilité et l'efficacité des machines, ainsi que pour prolonger leur durée de vie.

Dans ce qui suit nous allons identifier et définir les principaux défauts mécaniques des roulements dans les machines tournantes, ainsi que les méthodes de détection de leurs défauts :

### **I.2. Géométrie et Constitution d'un roulement :**

#### **I.2.1. Généralité sur les roulements :**

Les roulements sont des éléments essentiels dans la plupart des machines tournantes. Ils sont utilisés pour réduire le frottement de rotation de l'arbre, a transféré des charge sur des paliers fixes et de supporter les charges axiales et radiales. Ils servent au positionnement précis de l'arbre et à la correction des défauts d'alignement dans la plupart des machins tournantes. Les machines tournantes sont équipées de roulements pour supporter les charges et maintenir les jeux entre les éléments fixes et rotatifs [1].selon l'institut des ingénieurs électriciens et électronique (IEEE), les roulements sont les éléments les plus posés à tomber en panne dans une machine électrique. Leur défaillance et l'un des problèmes les plus courants, avec une probabilité de défaillance pouvant atteindre jusqu'à 90% dans les petites machines. [2]

#### **I.2.2. Définition :**

Un roulement est un ensemble d'éléments de machine conçu dans but de garantir un guidage en rotation avec une grande précision, et la capacité de résister à des charges élevées

entre un élément tournant et un élément fixe, afin de réduire les frottements les vibrations et le bruit.[3]

### I.2.3. Géométrie de roulement :

La géométrie d'un roulement est composée de deux bagues, nommées bague intérieure et bague extérieure. Entre ces bagues se trouvent les chemins de roulement. Entre ces chemins de roulement, on trouve les éléments roulants uniformément guidés et espacés par une cage. Cette cage, qui se trouve entre les deux bagues sert à réduire le frottement en empêchant les éléments roulants de se frotter entre eux (voir la Figure I.1).

Selon leurs applications envisagées. Les composantes de roulement peuvent être des billes, des aiguilles ou des rouleaux. Chaque types de roulement à ces propres caractéristiques spécifiques selon son domaine d'utilisation en termes de type de charge à supporter, de vitesse limite ou de défaut d'alignement. Certains roulements sont également dotés d'une flasque, une couversture latérale qui recouvre l'espace entre les deux bagues extérieures et intérieures. [4]

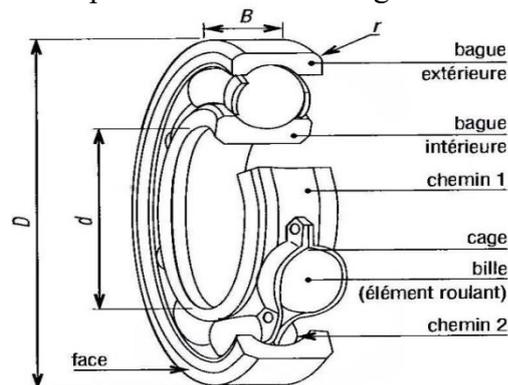


Figure I.1 : géométrie d'un roulement

### I.2.4. Types de roulements et leurs utilisations :

Il existe une grande variété d'applications pour lesquelles les roulements sont appliqués, et pour chaque application spécifique, il existe plusieurs modèles. Cela se résume en plusieurs architectures de roulement.

Les roulements à billes (ou à rouleaux cylindriques) sont les plus utilisés .ils ont été conçus pour supporter des charges radiales, mais ils peuvent aussi supporter une petite charge axiale. Cependant les roulements à rouleaux sont fabriqués pour supporter des charges plus élevées en raison de leur contact linéaire, Ces roulements peuvent avoir de différentes formes de rouleaux telles que sphériques, cylindriques ou coniques.

Les roulements à aiguilles ont une forme cylindrique et un diamètre fin, Ce type de roulement est utilisé lorsque l'espace radial est limité et qu'un rapport entre la charge et l'encombrement est requis.

Il existe aussi d'autres genres de roulements, par exemple les roulements d'orientation, les roulements éco énergétiques et les butées. On trouve même des roulements spéciaux fabriqués pour des applications particulières, tel que les roulements en poly acétal qui ont des billes en verre pour résister à la corrosion. [4]

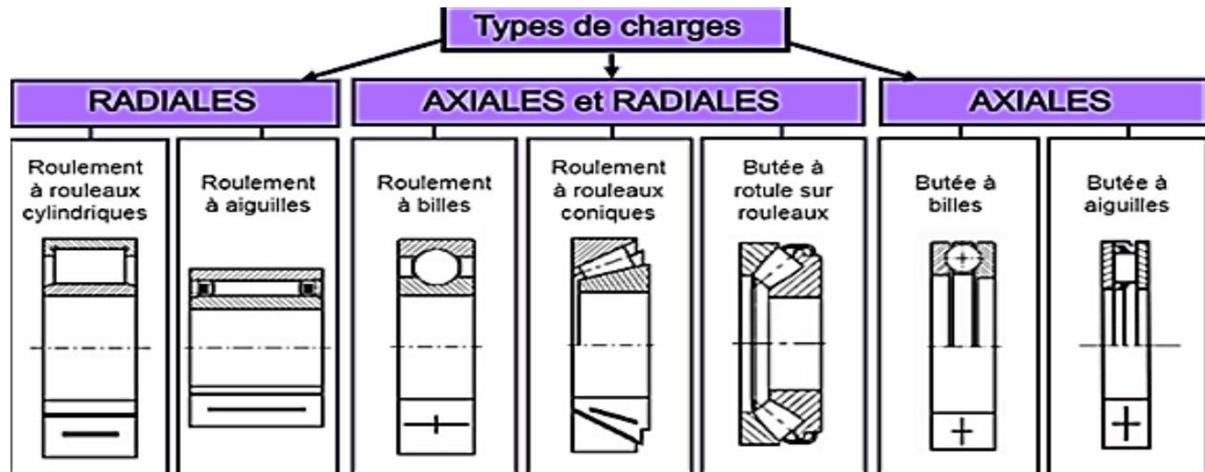


Figure I.2 : Catégorie de roulements selon le type de charges [5]

## I.3. Défauts des roulements :

### I.3.1. Causes principales des défauts :

En générale, les causes de défaillance des roulements sont :

- Contamination du roulement par des particules extérieures : poussière, grains de sable...
- Corrosion engendrée par la pénétration d'eau, acides...
- Lubrification inadéquat qui peut causer un échauffement et l'usure du roulement.
- mauvais alignement du rotor [7].
- Des charges supérieures à celles prévues.
- une mauvaise installation [8]

Selon les statistiques, les roulements sont la cause de défaillance dans 19% des cas. Car il est rare que le roulement soit directement la cause d'une défaillance prématurée. D'après

# **chapitre I**                      **Généralités sur les défauts des roulements**

les statiques SNR [9], à 90% des cas les causes sont à chercher dans des éléments extérieurs qu'on peut d'ailleurs résumer dans le tableau I.1.

<b>Cause du défaut</b>	<b>%</b>
Lubrification inadaptée (choix des lubrification, quantité, fréquence de lubrification...etc.)	70%
Pollution (poussière, détergents, liquides, ...etc.)	18%
Montage incorrect (brutal, jeu, désalignement, échauffement excessif ...etc)	10%
Fatigue (charge, contraintes)	2%

**Tableau I.1:**Les causes des défauts

## **I.3.2. Cinématique de défaut de roulement :**

Les roulements sont parmi les composants les plus critiques des machines et constituent une source fréquente de défaillance. On distingue deux types de défauts caractéristiques de la dégradation des roulements: Les défauts à cause d'un mauvais montage ou d'utilisation incorrecte du roulement, et les défauts naturels dus à la fatigue des roulements.

Il existe différentes méthodes pour surveiller l'état de la machine pour détecter ces défauts, ces techniques sont basées sur l'acoustique, les ultrasons, la température, le courant, l'électrostatique, les forces de vibration qui peuvent surveiller l'état de la machine. Le suivi des forces de vibration et l'émission acoustique sont les plus utilisés pour détecter les défauts de roulements et estimer la durée de vie des machines tournantes [10]. Dans la plupart des cas, les défauts des roulements commencent par une perte locale de matériaux sur une surface de la bague intérieure, extérieure ou l'élément roulant [11].

En associant ces différentes techniques et l'expérience du personnel ainsi que l'historique des machines. Nous pouvons détecter les différents défauts des roulements.

## **I.3.3. Principaux défauts :**

### **a) L'usure :**

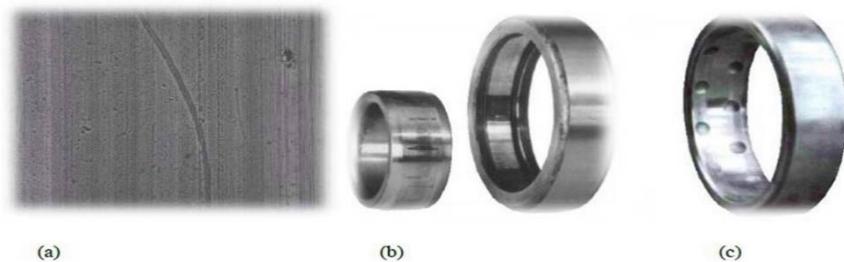
L'usure est un défaut généralement dû à trois causes principales :

-l'usure peut être le résultat de pénétration des particules entre les corps roulants et les bagues intérieures et extérieures. Cela apparaît généralement à cause du manque de propreté lors de l'assemblage des roulements, ou si le lubrifiant est contaminé par des particules. Alors

cette particule mène à l'apparition d'une légère dentelure sur les bagues externes et internes ainsi que sur les corps roulant. (Figure 3a)

-l'usure peut être aussi causée par une lubrification insuffisante ou absente. Dans ce cas, le lubrifiant n'arrive pas à atteindre l'intérieur du roulement, ce qui nécessite une ré-lubrification fréquente. Ce qui causera l'usure des différents éléments du roulement, et la formation des surface réfléchissantes come un miroir. (Figure 3b)

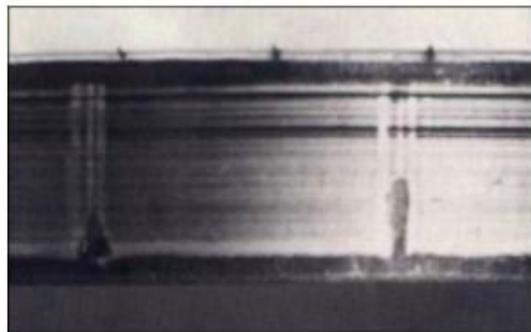
-l'usure apparaît à cause des vibrations qui affectent le roulement lorsque il est immobile. Ce genre de problème est dû lors de transport de la machine, ce qui entraînera l'apparition des creux rectangulaires sur le chemin de la bague interne et des creux circulaires sur le chemin de la bague externe. (Figure 3c) [12].



**Figure I.3 :** les trois causes de l'usure

## **b) Dentelure :**

La cause de ce défaut survient lorsque le roulement est mal monté ou lorsqu'il est soumis à des fortes charges alors qu'il est immobile. Cela provoque l'apparition d'une dentelure, ou la distance entre les fissures est égale à la distance entre les corps roulants. (Figure I.4) [12].



**Figure I.4:** dentelure

### c) Bavure

Ce genre de phénomène est causé par le transfert de matière d'une surface à une autre, cela est le résultat du manque de lubrification, la pénétration de l'élément roulant dans la zone chargée, ou d'une charge légère par rapport à la vitesse de rotation. Le développement des bavures peut éventuellement mener à une cassure de la bague. (Figure I.5) [12].



Figure I.5 : bavure

### d) Ecaillage :

Ce défaut se caractérise par des traces de fissuration et d'arrachement de fragments de matière. Il se manifeste généralement en raison du vieillissement du roulement. Comme il peut aussi être causé par une grande différence de température entre la bague intérieure et extérieure, par le boîtier qui porte le roulement si il présente une forme ovale, par un montage incorrect du roulement, ou une liberté axiale légère qui n'est pas suffisante pour permettre la dilatation. (Figure I.6) [12].



Figure I.6 : Ecaillage

### e) Corrosion :

Elle se caractérise par l'apparition des taches d'oxydation sur l'alésage de diamètre extérieur et les faces d'appui du roulement, ce défaut survient après que le roulement soit exposé à l'eau ou à la pénétration d'humidité à l'intérieure du roulement. La corrosion peut causer la

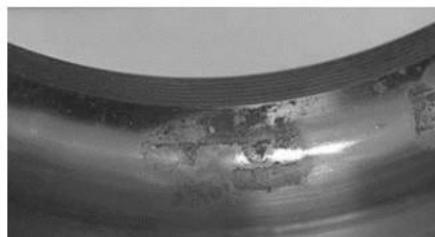


Figure I.7 : corrosion

rupture d'une bague ou d'un élément roulant, pour éviter ce genre de problème, il est nécessaire d'utiliser un lubrifiant antirouille. (Figure I.7) [12].

## f) Coupures, fissures, Cassures :

Ils se caractérisent par des ruptures des bagues et des traces visibles d'outils, c'est à cause d'une mauvaise manipulation du roulement, comme un coup de marteau lors du montage. Il est aussi possible qu'il soit causé par la corrosion ou la présence de bavures. (Figure I.8) [12].

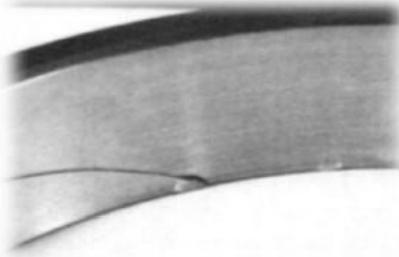


Figure I.8 : cassure

## g) Choc électrique :

Le passage d'un courant électrique à travers un roulement, qu'il soit en rotation ou non, peut causer ce genre de défaut et endommager ses différentes parties. (Figure I.9)[12].

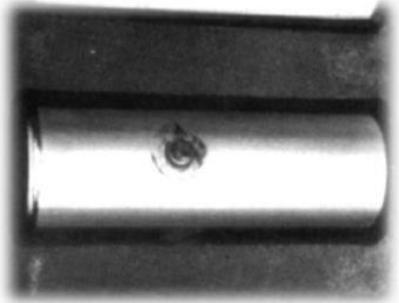


Figure I.9 : choc électrique

## I.4. Les fréquences caractéristiques de défauts associés au roulement [13] :

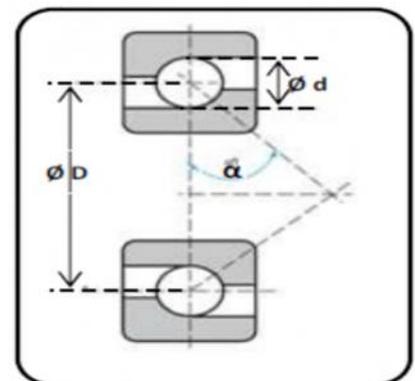
### I.4.1. Les données géométriques :

D: diamètre moyen, avec  $D = \frac{D_i + D_e}{2}$

$D_i$  : Diamètre du chemin de roulement de la bague intérieure

$D_e$  : Diamètre du chemin de roulement de la bague extérieure

n : Nombre de bille



$\alpha$  : Angle de contact

$d$  : diamètre d'une bille

$f_i$ : Fréquence de rotation de la bague intérieure

$f_e$  : fréquence de rotation de la bague extérieure

#### I.4.2. Calcul des fréquences de rotation :

La fréquence de rotation de la cage est définie par la relation suivante :

$$f_c = \frac{1}{2} f_i \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] + f_e \left[ 1 + \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right]$$

La fréquence de la bague intérieure/cage est défini par la relation suivante :

$$f_i - f_c = \frac{1}{2} (f_i - f_e) \left[ 1 + \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right]$$

La fréquence de la bague extérieure /cage est définie par la relation suivante :

$$f_c - f_e = \frac{1}{2} (f_i - f_e) \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right]$$

La fréquence de bille est définie par la relation suivante :

$$f_b = \frac{1}{2} \frac{d}{D} (f_i - f_e) \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] \left[ 1 + \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right]$$

En générale la bague extérieure est fixe, et la bague intérieure est fixe sur l'arbre :

$$f_e = 0$$

$f_i = f_0$  = fréquence de rotation

Donc

$$f_c = \frac{1}{2} f_0 \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right]$$

$$f_0 - f_c = \frac{1}{2} f_0 \left[ 1 + \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right]$$

$$f_b = \frac{1}{2} f_0 \frac{d}{D} \left[ 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right] \left[ 1 + \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \right]$$

I.4.3. Pour un défaut :

1) La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague extérieure notée  $f_{b\ ext}$  est donnée par l'équation suivante :

$$f_{b\ ext} = \frac{1}{2} f_r n [1 - (\frac{d}{D} \cos \alpha)]$$

$f_r$  est la fréquence de rotation de l'arbre ( $f_r = N_r/60$ ) où  $N_r$  est la vitesse de rotation de l'arbre.

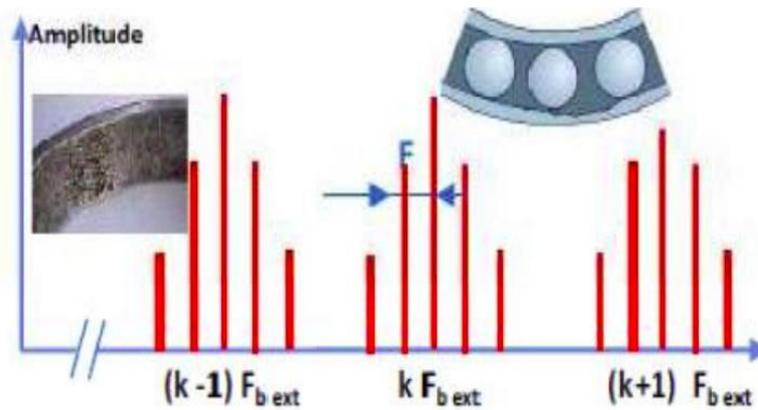


Figure I.10 : Défaut de type écaillage affectant la bague extérieure

2) La fréquence de passage d'un élément roulant sur un défaut de bague intérieure, supposée montée sur l'arbre tournant dénotée  $f_{b\ int}$  est donnée par l'équation suivante :

$$f_{b\ int} = \frac{1}{2} f_r n [1 + (\frac{d}{D} \cos \alpha)]$$

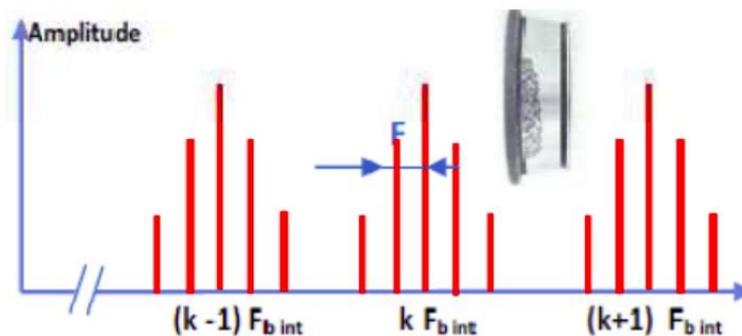


Figure I.11 : Défaut de type écaillage affectant la bague intérieure

3) La fréquence de passage d'un défaut de cage dénotée  $f_{cage}$  est donnée par l'équation suivante :

$$f_{cage} = \frac{1}{2} f_r [1 - (\frac{d}{D} \cos \alpha)]$$

Donc

$$f_{cage} = \frac{f_{b\ ext}}{n}$$

4) La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou rouleau) sur la bague externe ou sur la bague interne dénotée  $f_{bille}$ , est donnée par l'équation suivante :

$$f_{bille} = \frac{1}{2} f_r \frac{D}{d} [1 - (\frac{d}{D} \cos \alpha)^2]$$

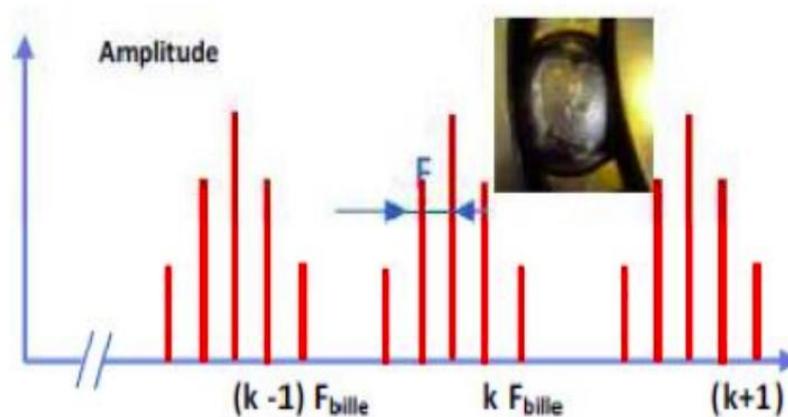


Figure I.12 : Défaut de type écaillage affectant la bille

**I.5. Stratégie de détection des défauts du roulement :**

**I.5.1. La surveillance :**

La surveillance est un dispositif passif informationnel qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. La surveillance a pour but de détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système, ensuite de le faire diagnostiquer en localisant les composants défaillants, la surveillance est composée de deux étapes :

**I.5.1.1. La Détection :**

La détection de défaillance dans un système, c'est être capable de classifier les situations observables comme étant normales ou anormales. Cette classification n'est pas triviale, en raison de manque d'information qui caractérise les situations anormales. Une simplification communément adoptée consiste à traiter toute situation anormale comme une anomalie.

**I.5.1.2. Le Diagnostic :**

La procédure du diagnostic repose sur l'analyse systématique des signaux vibratoires et de suivre leurs évolution en analysant leurs aspect temporel et spectral afin de déterminer la présence ou l'absence des défauts.

### **I.6. Les différentes techniques de détection de défauts des roulements :**

Dans une machine idéale, toute l'énergie serait utilisée pour faire leur tâche, alors la machine ne vibrait pas. La dégradation d'un composant de cette machine se traduit par une augmentation de l'énergie vibratoire. Il existe plusieurs techniques pour surveiller et diagnostiquer les machines afin de détecter les défauts. Le choix de la technique dépend de divers paramètres, notamment les caractéristiques dynamiques et cinématiques de la machine, le cout d'installation, ainsi que le niveau de criticité de l'application.

Dans ce qui suit, les principales techniques de surveillance et de diagnostic seront décrites :

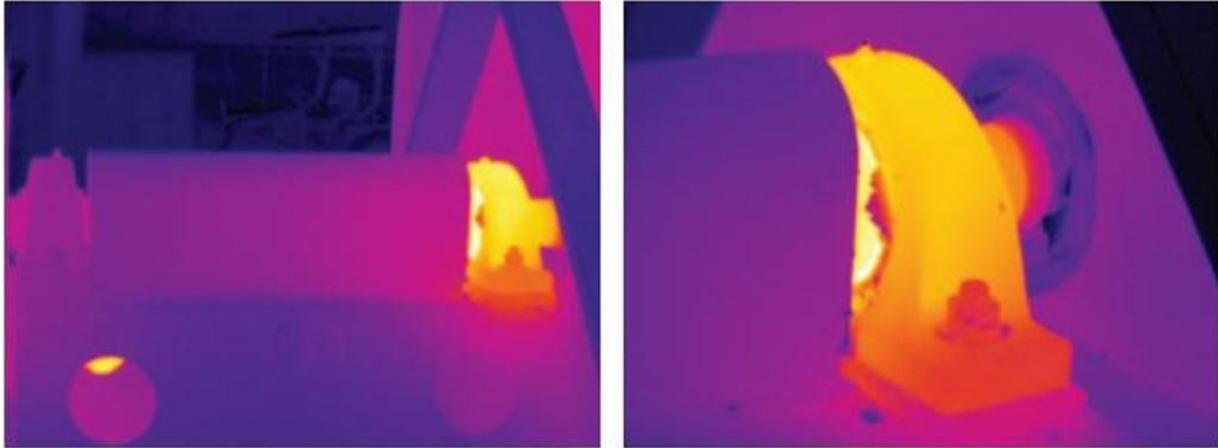
#### **I.6.1. L'analyse de lubrifiant :**

Le rôle de lubrifiant consiste à assurer un contact fluide entre les différentes parties de la machine pour réduire les risques d'usure. En cas de dégradation d'un élément de la machine, il est nécessaire de suivre les caractéristiques physico-chimiques de lubrifiant pour avoir des informations sur son type et son niveau de dégradation. Cela est important en cas de dégradation due à l'oxydation ou à la contamination par des débris d'usure. Cependant, l'analyse des lubrifiants a des inconvénients pour le diagnostic des machines tournantes, en raison de la difficulté à isoler les composants défectueux.

#### **I.6.2. La thermographie infrarouge :**

La thermographie infrarouge dans sa définition tout élément dont la température est supérieure à 0°C émet de l'énergie sous forme de rayonnement électromagnétique. Cette énergie est fortement liée à sa température de surface. La thermographie infrarouge consiste à mesurer ce rayonnement, à le quantifier lorsqu'il est calibré correctement, et de traduire ce dernier en une cartographie des températures à la surface de l'objet observé. Cependant, la thermographie infrarouge est souvent utilisée pour surveiller les installations électriques sous tension, les réseaux de chauffage et certains de procédés industriels tels que le soudage et le laminage. L'utilisation de cette technique pour surveiller l'état des machines tournantes est plus limitée. C'est la cause principale qu'on a l'obligation de garantir qu'aucun obstacle ne se trouve

entre la caméra thermique et la surface du composant à surveiller. La figure I.13 montre une image d'un roulement monté sur une machine, la couleur rouge et jaune correspond à des températures élevées.



**Figure I.13 :** Image thermique de roulement.

### **I.6.3. L'émission acoustique :**

L'émission acoustique est une technique de surveillance qui est devenu la technique la plus utilisée, grâce aux techniques avancés dans le traitement et la réduction du bruit des signaux. Bien qu'elle soit efficace, en particulier pour le diagnostic précoce de défauts des roulements, cette méthode a également certains inconvénients. En plus d'être fortement sensible au bruit, elle s'affaiblit à travers les différentes interfaces, ce qui nécessite un positionnement de capture le plus proche possible de l'installation à surveiller pour une acquisition fiable. [16]

### **I.6.4. L'analyse vibratoire :**

L'analyse vibratoire est une méthode de diagnostic et de surveillance utilisée considérablement dans l'industrie pour suivre et estimer les vibrations générées par les machines tournantes, en mesurant les vibrations afin de détecter les défauts ou les problèmes de fonctionnement. Elle offre une opportunité d'identifier les variations anormales dans les caractéristiques vibratoires des machines. Cela nous indique la présence de déséquilibre des jeux excessifs, des problèmes de lubrification, de défaut de roulement ou d'autres anomalies. Ce qui permet de détecter ou de prévenir les défaillances. En raison de sa relative facilité d'installation et de son efficacité, l'analyse des signaux vibratoires est l'une des méthodes les plus souvent utilisées pour la surveillance des machines tournantes [16].

Il existe différentes techniques pour caractériser et surveiller l'état des roulements dans une machine tournante. Chaque méthode a ses propres caractéristiques et niveaux de compréhension du phénomène, avec l'aide des équipements d'analyse particuliers.

## I.6.4.1. Méthodes temporelles (Les indicateurs scalaires) :

Cette méthode rapide consiste à l'extraction d'indicateurs, notamment de nature statistique, qui synthétisent les informations contenues dans le signal et permettent de créer un référentiel. En suivant l'évolution de ce dernier, on obtient des informations plus ou moins précises sur l'état de fonctionnement de la machine. Il existe des différentes variétés d'indicateurs, avec des niveaux de performance variables, conçue pour la détection de certains types de dégradation plus que d'autres.

Les indicateurs les plus fréquemment utilisés sont décrits comme suit :

### I.6.4.1.1. Valeur efficace (RMS) :

Le RMS (Root Mean Square), nommée aussi valeur efficace, est donnée par l'expression suivante :

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{Ne} \sum_{n=1}^{Ne} [s(t)]^2}$$

Ou  $s(t)$  est le signal temporel mesuré,  $Ne$  représente le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

Le RMS est l'un des premiers indicateurs utilisés en industrie. Il permet de contrôler rapidement l'état de la machine et d'indiquer toute évolution préoccupante des conditions de fonctionnement depuis la dernière mesure. Au cours de la première phase de dégradation, ce critère n'évolue pas d'une manière significative, il ne commence à croître que pendant la 2eme phase de dégradation [17]. C'est un point faible de la maintenance conditionnelle, ce qui rend la détection précoce difficile. De plus, le signal vibratoire recueilli par le capteur est souvent altéré par des bruits provenant à la fois de la machine et de son environnement, ce qui peut induire en erreur quant à la valeur RMS, surtout dans un environnement industriel non isolé.

### I.6.4.1.2. Valeur crête (Facteur de crête) :

La valeur crête, donnée par :  $V_c = 20 \log (A_m/\sigma_x)$

Avec  $(A_m)$  représentent l'amplitude maximale du signal vibratoire,  $(\sigma_x)$  représentent l'écart-type du signal.

Il caractérise l'amplitude maximale des chocs et apparaît dès l'émergence de la première écaillage, offrant ainsi une information très précoce sur les problèmes potentiels. Malheureusement, il perd en efficacité lorsque la dégradation s'aggrave. Il est également important de noter  $(V_{RMS}, V_{\text{crête}})$  sont influencés par la vitesse de rotation, les charges appliquées à la machine et les dimensions des roulements, pour remédier à cette limitation, des méthodes équivalentes ont été introduites [17], telles que le facteur de crête, qui est un indicateur plus spécifique permettant de détecter les défauts en mesurant le rapport entre la valeur maximal du module du signal (valeur de crête) et sa valeur efficace :

- **le facteur de crête :** 
$$F_C = \frac{V_{\text{crête}}}{V_{RMS}}$$

La valeur de facteur crête varie en générale entre 3 et 6 dans le cas d'un roulement sain (sans défaut), dès qu'une défaillance apparaît, ce facteur augmente au-delà de 6.

D'autres indicateurs ont été développés sur la base de facteur de crête, tels que le facteur  $k$ , en multipliant la valeur crête par la valeur efficace [18].

- **le facteur  $k$  :** 
$$k = V_{\text{cret}} \times V_{RMS}$$

L'avantage du facteur de crête est de détecter les défauts avant la valeur efficace. Dans le cas d'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. Si la détérioration du roulement croît, la valeur crête augmentera jusqu'à une valeur asymptotique. La valeur efficace, quant à elle, augmentera à son tour, rendant le facteur de crête sensiblement égal à sa valeur de départ (Figure I.14). Les états caractéristiques normaux ou anormaux qui peuvent se manifester sur des roulements peuvent être définis à partir de la valeur efficace de l'accélération et de la valeur crête de la vitesse.

Malheureusement, il est difficile de déterminer si le roulement commence seulement à se détériorer ou s'il est déjà dans un état avancé de dégradation, du moins lors des premières mesures.

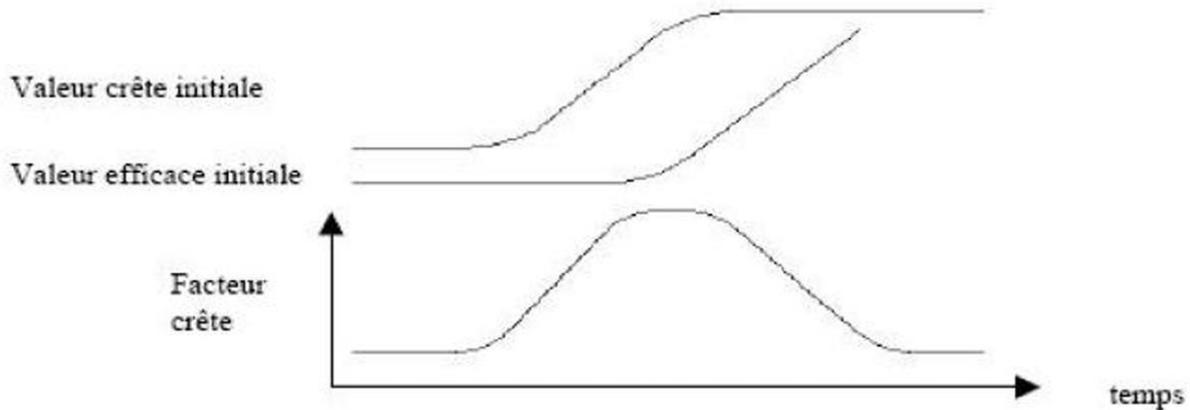


Figure I.14 : évolution des valeurs crête, efficace et du facteur de Crête.

I.6.4.1.3. Le kurtosis :

Le kurtosis est exprimé par :

$$kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \langle x \rangle)^4}{[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \langle x \rangle)^2]^2} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \langle x \rangle)^4}{\sigma^4}$$

x(n) : est le signal temporel,

x : est la valeur moyenne des amplitudes,

N : Est le nombre d'échantillons prélevés dans le signal.

σ : L'écart type

C'est un indicateur adimensionnel qui sert à la caractérisation de degré d'aplatissement d'une distribution d'un signal vibratoire [17]. Son avantage réside d'être insensible à la variété de la vitesse de rotation et de la charge de la machine. Par exemple en prenant un roulement ou nous avons suivi l'évolution du Kurtosis en modifiant la gamme de fréquences et d'amplitude. Cette analyse nous permet d'intégrer le kurtosis en tant que l'un des paramètres de la loi de dégradation d'un roulement. En effet, le signal vibratoire d'un roulement en bon état génère une distribution gaussienne avec un kurtosis voisin de 3 compris entre (2.75 – 3.25) [19]. Par contre, un roulement est en face de dégradation si le kurtosis détecte un signal périodique

supérieure à 3. Dès que la dégradation entre en phase terminale le Kurtosis tend à revenir à 3. Le principal avantage du Kurtosis réside dans le fait qu'il ne tient pas compte de l'historique, et qu'il donne une valeur intrinsèque de l'état du roulement.

#### **I.6.4.1.4. Moment d'ordre 3 (skewness) :**

Couramment appelé « Skewness », représente le taux de dissymétrie de la distribution d'amplitudes du signal par rapport à la valeur moyenne:

$$M_3 = Sk = \frac{1}{\sigma^3} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^3 p(x) dx$$

#### **I.6.4.2. Méthodes fréquentielles :**

##### **I.6.4.2.1. Analyse spectrale :**

Le signal vibratoire provenant d'une machine tournant est souvent très complexe, étant donné qu'il provient des différents composants de la machine. Pour analyser ces signaux complexes, on utilise la transformée de Fourier, un outil mathématique qui permet de décomposer ces signaux en une multitude de composants sinusoïdales élémentaires, et de les représenter sous forme d'un spectre <Amplitudes –fréquence>. La transformée de Fourier rapide (FFT), développée par James Cooley et John Tukey, est une méthode efficace qui nécessite un temps de calcul minimal pour appliquer la transformée de Fourier discret. La FFT est largement utilisée dans les systèmes de diagnostic des machines tournantes.

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

Ou : X(f) est la transformée de Fourier

x(t) est le signal temporel,

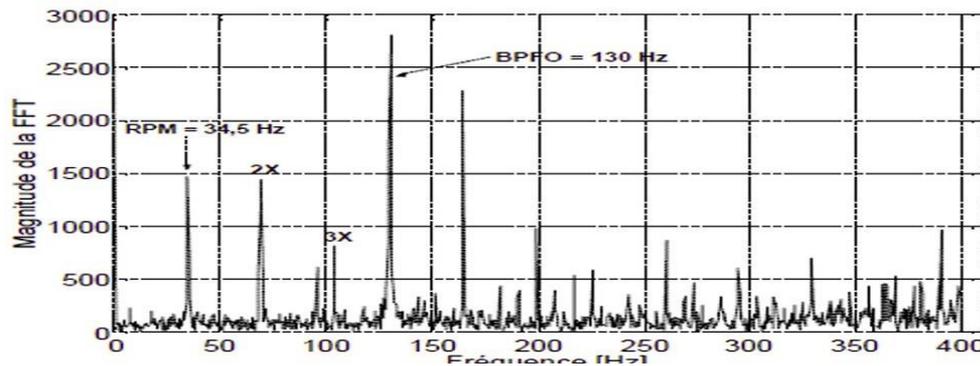
t est la variable temps

f est la variable fréquence.

En condition de fonctionnement stationnaire. Lorsque les vitesses de rotation et les chargements demeurent constants, chaque composant de la machine émet des vibrations à un niveau d'amplitude spécifique et à une fréquence constante au fil du temps. Parfois, l'apparition de défaut dans ces composants engendre des forces supplémentaires, se traduisant par des

vibrations récurrentes à une fréquence constante (comme  $F_{bint}$ ,  $F_{bext}$ ,  $F_{bille}$  pour les roulements), relative à la fréquence de rotation. En surveillant les amplitudes de ces vibrations à ces fréquences spécifiques, il est possible de suivre les conditions de fonctionnement des divers composants de la machine tournante.

Pour présenter l'approche de l'analyse fréquentiel pour détecter les défauts de roulements, la figure I.15 illustre le spectre d'un roulement défectueux.



**Figure I.15** : spectre d'un roulement avec un défaut sur la bague extérieure.

Sur le spectre apparaît, en plus des composants fréquentiels du système (vitesse de rotation 34.5Hz et ses harmoniques), un pic correspondant à environ 130Hz qui n'est pas une harmonique de la vitesse de rotation mais une fréquence typique d'un défaut sur la bague extérieur [20].

### I.6.4.2.2. Analyse cepstrale :

L'analyse cepstrale est une technique d'analyse complémentaire qui se décline en plusieurs variantes, parmi lesquelles les plus couramment utilisée est le spectre complexe. Celui-ci est défini comme la transformée de Fourier inverse du logarithme décimal de la transformée de Fourier, exprimée selon une variable uniforme dans le temps. Voici sa formule :

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

Tout comme la transformée de Fourier met en évidence les périodicités d'un signal temporelle, le cepstre révèle les périodicités de la transformée de Fourier de ce signal. Il permet ainsi de rechercher, d'identifier et de quantifier rapidement tous les familles des composants périodiques qui peuvent apparaître dans le spectre sous forme de peignes de raies ou de bandes latérale de modulation autour d'une fréquence caractéristique. Ceci est particulièrement utile car ces caractéristiques ne sont pas toujours facilement discernables dans le cadre d'une analyse spectral classique.

Dans le cepstre, les unités et grandeurs diffèrent de celles utilisées dans l'analyse spectrale classique. Par exemple, les périodicités sont appelées <Quefrences> et sont exprimée en secondes ou en millisecondes, tandis que les harmonique sont désignées comme des <harmoniques>.

La figure I.16 montre le cepstre calculé à partir d'un signal mesuré sur un roulement du type 6200 monté sur un banc d'essai et tourne à 50 HZ.

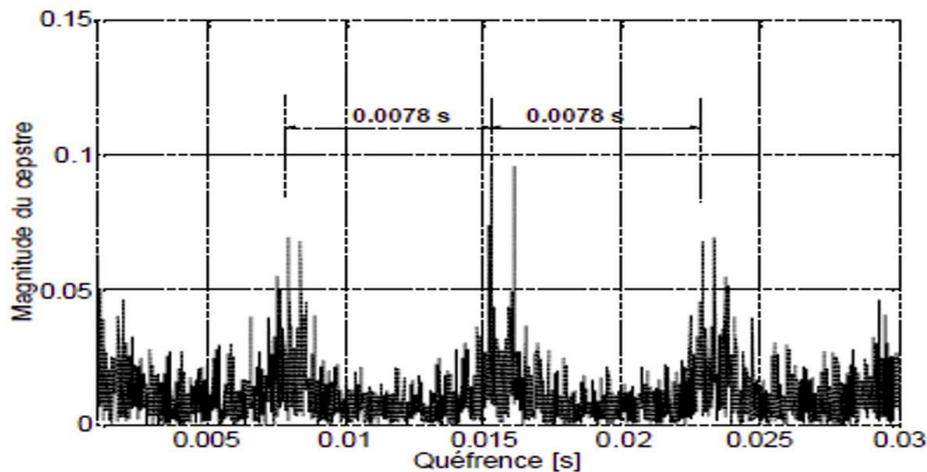


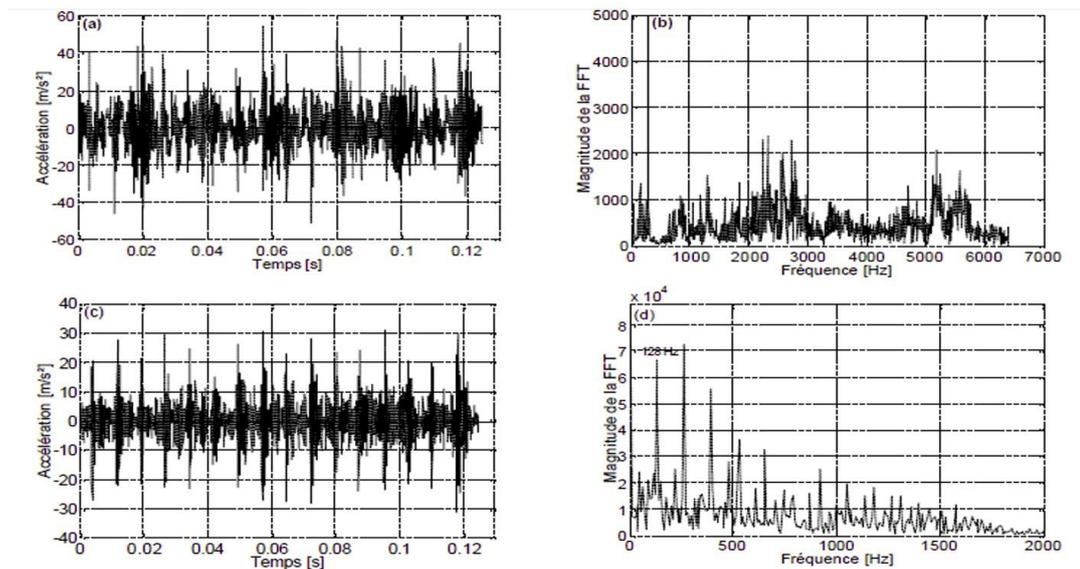
Figure I.16 : cepstre d'un roulement défectueux

Ce cepstre montre l'apparitions des pic dont l'intervalle des quefrences correspond à une période égale à 0.0078 s, soit une fréquence d'environ 128 Hz, qui est en effet celle d'un défaut sur la bague extérieur [20].

#### I.6.4.2.3. Analyse d'enveloppe :

L'analyse d'enveloppe est une méthode utilisée pour détecter précocement les défauts de type choc. Dans cette technique, le signale vibratoire est capté sur une large bande de fréquence, puis filtré autour d'une fréquence de résonance spécifique, ensuite, le signale est redressé en mettant toutes les valeurs négatives à zéro, ce qui permet de le rendre positif. Ensuite, la transforme d Hilbert est appliquée pour extraire son enveloppe, permettant ainsi de séparer le signal modulé (correspondant aux fréquences de résonance) du signal modulant, qui correspond au défaut recherché. Le diagnostic final peut ensuite être établi après une analyse spectrale de l'enveloppe.

La figure I.17 illustre un exemple d'une analyse d'enveloppe sur un roulement défectueux de type 6200 monte sur en banc d'essai qui tourne à 50Hz.



**Figure I.17 :** démarche de l'analyse d'enveloppe d'un signal mesuré sur un roulement défectueux.

- a) Le signal mesuré.
- b) Le spectre du signal mesuré.
- c) Le signal filtré.
- d) Spectre d'enveloppe du signal filtré.

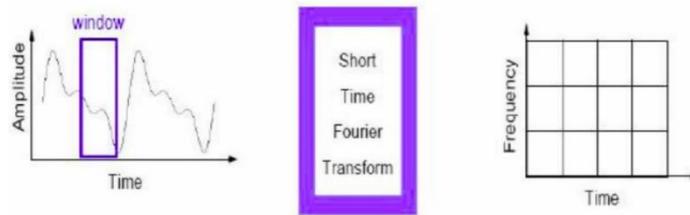
Ni le signal mesuré, ni son spectre, n'ont indiqué l'existence du défaut. Après le filtrage de signal dans la bande passante [1000-3000] Hz, le signal montre des impacts qui signalent la détection d'un roulement défectueux. Le spectre d'enveloppe issue de la transformée de Hilbert nous montre l'apparition d'une fréquence de 128 HZ qui correspond à un défaut sur la bague extérieur, ainsi que certain de ses harmonique [20].

### I.6.4.3.Méthodes temps-fréquences :

L'analyse spectrale classique basée sur la transformée de Fourier présente un inconvénient majeur, car elle suppose que la plupart des signaux sont soit infinis dans le temps soit périodiques, ce qui ne correspond pas toujours à la réalité. En effet, de nombreux signaux peuvent être de courte durée et présenter des variations au cours du temps d'acquisitions. Pour surmonter cette limitation, plusieurs techniques ont été développées pour analyser les variations fréquentielles au fil du temps. Parmi ces techniques, on trouve la transformée de Fourier à court terme, la décomposition en modes empiriques, ainsi que les techniques basées sur les ondelettes.

**I.6.4.3.1. Transformée de Fourier à fenêtre glissante (STFT) :**

Pour réaliser une analyse spectrale locale d'un signal  $f(t)$  autour d'un instant arbitraire  $t_0$ , il faut calculer une transformée de Fourier (TF) du voisinage immédiat de ce point. L'intégrale de Fourier nécessitant un temps d'intégration infini, cela suppose que l'aspect local soit introduit en observant le signal que dans un certain intervalle  $T$  proche de  $t_0$ , dans lequel on le considère comme stationnaire. Les fonctions sinusoïdales qui servent à décomposer le signal dépendent à la fois du temps et de la fréquence. L'un des premiers à avoir appliqué ce principe aux transformées de Fourier est le physicien Dennis Gabor en 1940. On parle alors de transformées de Fourier à fenêtre glissante. L'idée de base consiste à découper le signal en plages temporelles finies. On réalise sur chaque plage, une analyse de Fourier. Cette analyse est donc dépendante de la localisation de la plage, la figure (I.18) donne un aperçu sur ce concept. [22]



**Figure I.18 :** Principe et représentation de la STFT

**I.6.4.3.2. La transformée en ondelettes :**

L'ondelette « petite onde », c'est une fonction utilisée comme base de la décomposition en ondelette, un processus similaire à la transformée de Fourier à court terme, cette technique est souvent employé dans le traitement du signal. Les ondelettes ont des fonctions oscillantes qui s'amortissent rapidement et qui répondent à la nécessité de localisation temporelle et fréquentielle simultanée, elles sont localisées dans le temps par translation et en fréquence par dilatation. Ainsi, l'analyse par ondelettes permet une reproduction précise du signal [20].

Effectivement, la transformée en ondelettes remplace les sinusoïdes de la transformée de Fourier par une famille de translations et de dilatations d'une même fonction appelée ondelette. Mathématiquement, cette famille d'ondelettes peut être représentée par la forme :

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

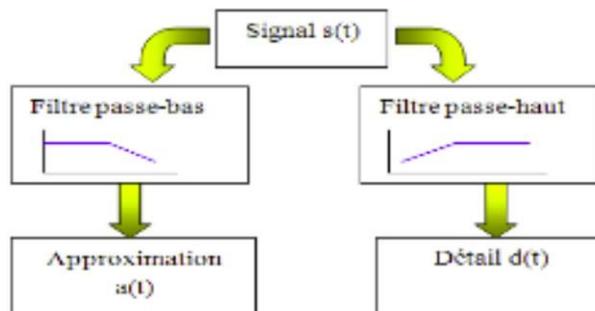
# chapitre I Généralités sur les défauts des roulements

Avec a paramètre d'échelle ou de dilatation et b paramètre de translation et  $\Psi$  est l'ondelette de base.

EN notant  $\psi^*$  la conjuguée de  $\psi$ , La transformée continue en ondelettes (CWT) d'un signal  $s(t)$  est donnée par :

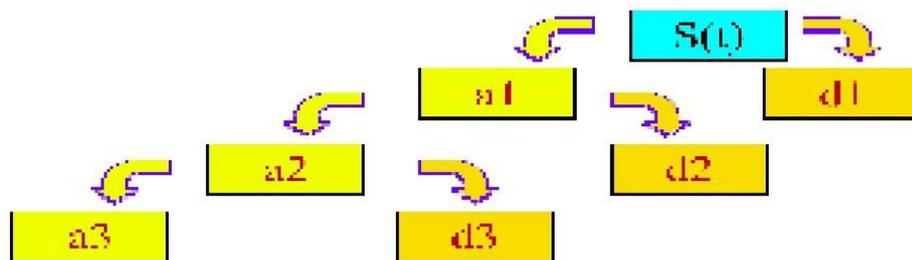
$$CWT = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt$$

La figure I.19 montre le schéma de cette opération :



**Figure I.19 :** Transformée en ondelette par multi résolution.

La forme générale de signal au cours de la décomposition est illustrée dans la figure (I.20) :



**Figure I.20 :** Décomposition de signal en approximations et détails.

### I.6.4.3.3. La Décomposition en Mode Empiriques (EMD) :

L EMD, ou Empirical Mode Decomposition, est une technique d'analyse des signaux nouvelle, introduite récemment par Huang et ses collaborateurs. Cette méthode repose sur une décomposition en modes empiriques, ou chaque estimation de mode et obtenue par itération : on soustrait chaque estimation de mode successif du signale analysé, puis, on mène l'estimation du mode suivant à partir du signale résiduel. En d'autres termes, la décomposition en mode empirique d'un signale consiste à le décomposer en une série de composants oscillants extraites

directement du signal d'une manière adaptative. Ces composantes, appelées fonctions intrinsèques de modes (IMF pour Intrinsic mode Functions), qui sont interprétées comme des formes d'ondes non stationnaires, modulées en amplitude et en fréquence [21].

$S(t)$  est le signal à décomposer

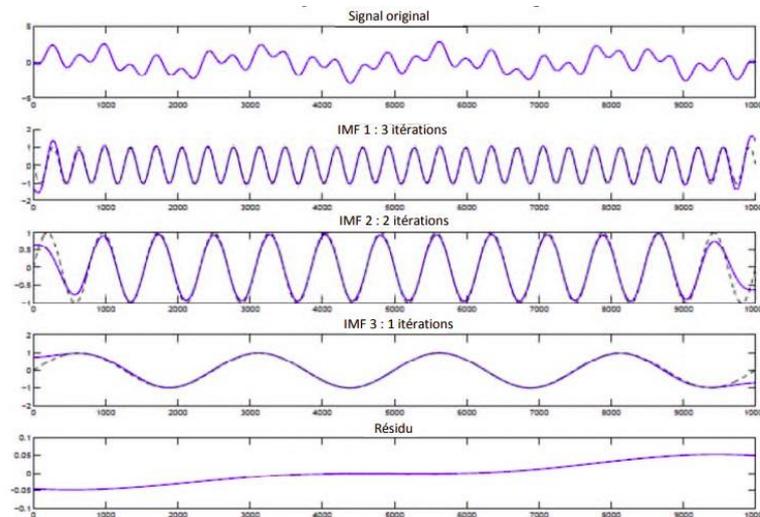
$$S(t) = \sum_{i=1}^n C_i + R_n$$

$C_i$  sont les IMFs

$n$  est le nombre des IMFs

$R_n$  est le résidu

La figure I.21 montre un aperçu sur la décomposition en modes empiriques :



**Figure I.21** : Principe de L'EMD

## I.7. Conclusion :

L'objectif de ce chapitre est de donner un aperçu des différents défauts des roulements, et des techniques d'analyses vibratoires utilisées dans le diagnostic de ces défauts. Plusieurs techniques utilisées pour le diagnostic des défauts de roulements ont été présentées dans ce chapitre, en commençant par les indicateurs temporels (RMS, Root Mean Square, Kurtosis...) et ceux fréquentiels (Analyse spectrale, analyse cepstrale ...).

# **Chapitre II**

## **La logique floue**

## **II. Chapitre II : la logique floue**

### **II.1. Introduction :**

Les systèmes d'inférence floue sont les plus utilisés de nos jours, Ils représentent une approche puissante pour le traitement et la modalisation des situations où les frontières entre les catégories sont floues ou incertaines. Inspirés des capacités du cerveau humain et des mécanismes de raisonnement flou, ces systèmes nous offrent la possibilité de prendre des décisions basées sur des règles linguistiques plutôt que sur des données précises.

Pour cela de nombreuses applications ont été développées dans différents Domaines là où aucun modèle déterministe n'est disponible ou ne peut être clairement défini. En plus, ils sont utilisés dans les situations pour lesquelles l'imprécision sur les données rend le contrôle impossible par les méthodes classiques.

Dans ce chapitre, nous procédons à explorer les règles et les bases théoriques des systèmes d'inférence floue, Nous commençons par définir la logique floue, ensuite nous introduisons les ensembles flous ainsi leur représentation mathématique. Ensuite, nous examinons le processus d'inférence floue, qui permet de résumer et de déduire des conclusions à partir des variables et des données incertaines et des règles floues. Comme les systèmes de type Mamdani et Sugeno.

### **II.2. La logique floue :**

#### **II.2.1. Historique :**

1965 : naissance du concept flou avec le professeur Zadeh Lotfi (université de Berkeley en Californie) il déclara que « un contrôleur électromécanique doté d'un raisonnement humain serait plus performant qu'un contrôleur classique », et il introduit la théorie des « sous-ensembles flous ».

En 1973, le professeur Zadeh publie un article (dans IEEE Transaction on système, Man and Cybernetiques) qui fit date. Il y mentionne pour la première fois le terme de la variable linguistique (dont la valeur est un mot et non un nombre).

En 1974 le docteur Mamdani (université de Londres) réalise un contrôleur flou expérimental sur un moteur à vapeur.

En 1980, F.L. Smith (au Danemark) met en application la théorie de la logique floue dans le contrôle du four à ciment. C'est la première mise en œuvre pratique de cette théorie.

Dans les années 80, plusieurs applications commencent à immerger (notamment au Japon).

En 1987, explosion du flou au Japon (avec le contrôle du métro de Sendai) qui atteint son apogée en 1990.

Aujourd'hui une vaste gamme de nouveaux produits ont une étiquette ' produit floue ou fuzzy.

### II.2.2. Définition de la logique floue :

La logique floue est inspirée de raisonnement qui reflète le processus de décision humain, contrairement à la logique binaire, où les réponses sont limitées à VRAI ou FAUX. Le système de la logique conventionnel que l'ordinateur peut comprendre, utilise des entrées précises et produit une sortie définie comme VRAI ou FAUX, qui sont semblable aux OUI et NON des humains. L'inventeur de la logique floue, Lotfi Zadeh, a observé que la prise de décision humaine prend la possibilité entre OUI et NON, comme certainement oui, peut être oui, ne peut pas dire, peut être non, certainement non [24].

### II.2.3. Logique floue vs logique classique :

Dans la logique classique, les variables générées sont booléennes. Les ensembles traditionnels sont exprimés par une fonction d'appartenance notée  $\mu$ , (également appelé fonction caractéristique) définis sur  $\{0,1\}$ .

La logique floue réside à traiter les connaissances imparfaites qui sont impossible à les traiter avec la logique classique. Pour faire cela, la logique floue remplace les variables booléennes traditionnels par des variables floues.

Cette logique vise à représenter et de raisonner sur des notions dont les frontières sont incertaines, ainsi elle offre une méthode plus flexible pour la prise de décision et la caractérisation des phénomènes complexes. Les ensembles flous sont modélisés par des fonctions d'appartenance notée  $\mu$  définie sur  $[1,0]$  [25].

Par exemple pour classifier des personnes dans deux ensembles <<petite>> et <<jeune>>, la logique classique n'admet pour les variables que les deux valeurs soit 1 ou 0. La

figure II.1 illustre que tout personne de moins de 30 ans appartient à l'ensemble « petite » alors elle prend la valeur 1, tandis que tout personne plus de 30 ans appartient à l'ensemble « jeune » en prenant la valeur 0. Cependant ce traitement n'est même pas logique pour quoi une personne âgée de 28 ans est considérée petite. L'être humain est capable de juger si une personne est petite ou jeune sans connaitre la valeur exacte de son âge,

En revanche la logique floue permet de gérer des valeurs intermédiaires entre 0 et 1, la figure II.1 traite l'exemple précédent à l'aide de la logique flou, par exemple une personne de 28 ans appartient à l'ensemble « petite » avec un degré  $\mu=0,8$  de la fonction d'appartenance et à l'ensemble « jeune » avec un degré  $\mu=0,4$  de la fonction d'appartenance.

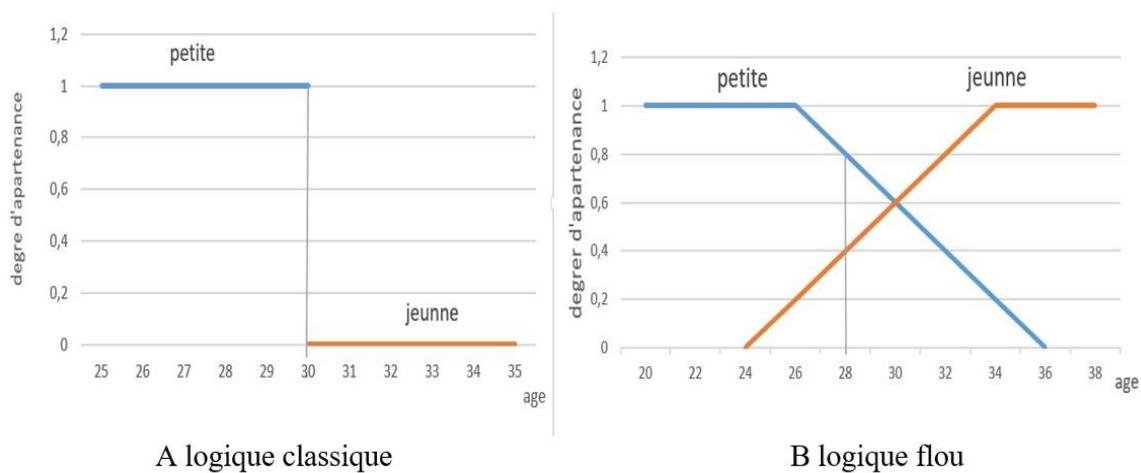


Figure II.1 : Classification des personnes selon l'âge.

**II.3. Principe de la logique floue :**

**II.3.1. Ensembles Flous :**

Mathématiquement, un ensemble flou A d'un univers de discours U, est caractérisé par une fonction d'appartenance, notée  $\mu_A$ , est un élément dans l'intervalle [1,0]. Cette fonction attribue à chaque élément x de U un degré d'appartenance  $\mu_A(x)$  indiquant le niveau d'appartenance de x à A.  $\mu_A(x) = 1$  et  $\mu_A(x) = 0$  correspondent respectivement à l'appartenance et la non appartenance. L'univers de discours est l'ensemble des valeurs réelles que peut prendre la variables floue x.

**II.3.2. Caractéristique d'un ensemble floue :**

a) **Son support C**'est l'ensemble des éléments de U qui appartiennent au moins un peu à

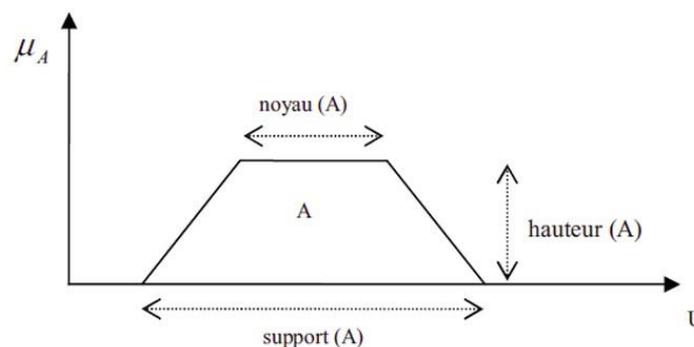
A. Il est défini par :  $Sup(x) = \{x \in A / \mu_A(x) > 0\}$

b) **Sa hauteur** : qui est sa plus grande valeur prise par sa fonction d'appartenance. Elle est définie par :

$$h(x) = \{ \text{Sup } x \in A. \mu_A(x) \}$$

c) **Son noyau** : qui est l'ensemble des éléments de U pour lesquels la fonction d'appartenance de A vaut 1. Il est défini par :  $\text{Noy}(x) = \{ x \in A / \mu_A(x) = 1 \}$

La figure II.2 montre les caractéristique d'un sous ensemble flou :



**Figure II.2 :** Représentation d'un sous-ensemble flou et principal caractéristique

**II.3.3. Variable linguistique :**

Dans la logique floue, les variables linguistiques prennent une position centrale. Contrairement aux variables numériques classiques (la logique de bool), qui sont définies par des valeurs chiffrées, les variables linguistiques reposent sur des termes ou des expressions verbales. Ainsi, elles se caractérisent par l'utilisation de mots ou de phrases au lieu des valeurs numériques, ce qui lui donne la nature linguistique .En effet , la description d'un phénomène, ou certaine situation ou d'un procédé comporte en général des termes et des expressions floues'' quelque, beaucoup, souvent, chaud, froid, rapide, lent, grand, petit ...etc. '' Cette expression forme ce qu'on appelle les variables linguistiques de la logique floue. On peut exprimer les variables linguistiques par (V, U, Tv) tels que : V est une variable numérique (Vitesse, Taille, Température) définie sur un univers discours de référence U et Tv est un ensemble de catégories floues de U, qui sont distinguées pour caractériser V à l'aide de fonctions d'appartenance [26].

La figure II.3 illustre un exemple de variable linguistique ‘vitesse’ avec trois termes linguistiques : petite, moyenne et grande.

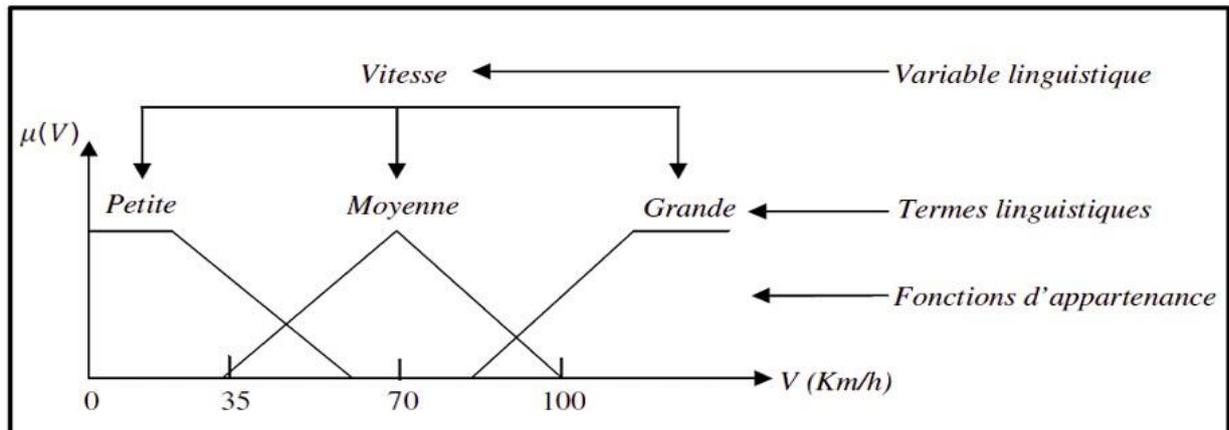


Figure II.3 : Variable linguistique.

**II.3.4. Fonction d'appartenance :**

Un ensemble flou est défini par sa fonction d'appartenance, cela est un composant essentiel de la logique floue. Cette fonction est similaire à la fonction caractéristique en logique classique. Mais dans le contexte de la logique floue, elle est utilisée pour évaluer dans quelle mesure un élément appartient à un ensemble flou. En générale, la fonction d'appartenance des ensembles flous est représentée par  $\mu_A(x)$ . Le paramètre x est lié à la variable caractéristique, et l'indice A représenté l'ensemble lié. Les fonctions d'appartenance se représentent par différentes formes :

- a) **Fonction triangulaire :** Elle est définie par trois paramètres a, b, c qui déterminent les coordonnées des trois sommets

$$\mu_{A(x)} = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & \text{si } x \in [a, b] \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{si } x \in [b, c] \\ 0 & \text{si } x < a \text{ ou } x > c \end{cases} \text{ ou } \max(\min(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}), 0)$$

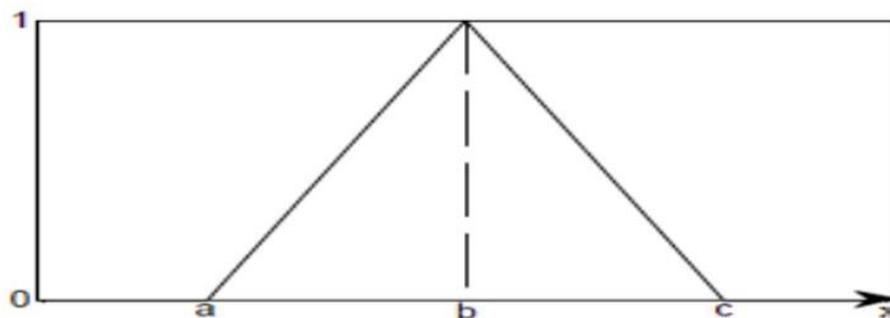


Figure II.4 : Représentation de la fonction triangulaire.

b) **Fonction gaussienne** : elle est définie par deux paramètres m,s

$$\mu_{A(x)} = \exp\left(-\left(\frac{x - m}{2s}\right)^2\right)$$

m : Centre de la gaussienne.

s : Sa largeur.

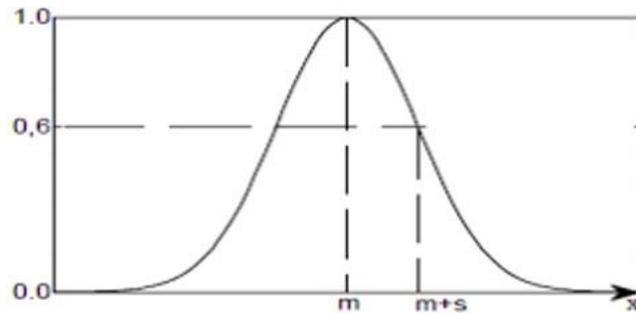


Figure II.5 : Représentation de la fonction gaussienne.

c) **fonction trapézoïdale** : Elle est définie par quatre paramètres a, b, c, d

$$\mu_{A(x)} = \max\left(\min\left(\frac{x - a}{b - a}, 1, \frac{c - x}{c - d}\right), 0\right)$$

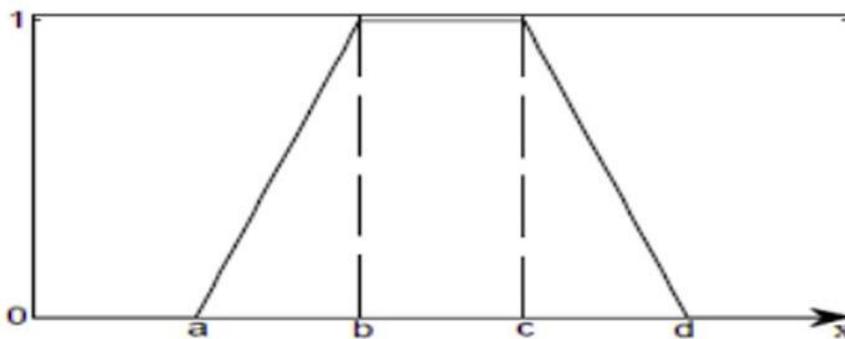


Figure II.6 : Représentation de la fonction trapézoïdale.

d) **Fonction sigmoïde** : Elle est définie par deux paramètres {a, c}, (figure 6).

$$\mu_{A(x)} = \frac{1}{1 + \exp(-a(x-c))}$$

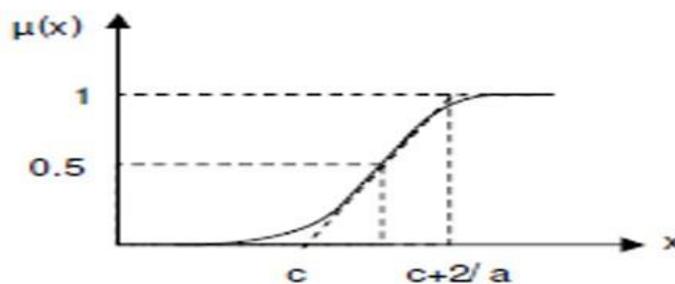


Figure II.7 : Représentation de la fonction sigmoïde

### II.3.5. Opérations sur les sous-ensembles flous : [27]

Les opérations existantes sur les sous-ensembles classiques d'un même univers de référence, sont généralisées pour être utiles de la même façon sur les sous-ensembles flous.

#### a) Egalité :

Deux sous-ensembles flous A et B de X sont dits égaux s'ils ont des fonctions d'appartenance égale en tout point de X. Formellement,  $A = B$  si et seulement si :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) = \mu_B(x)$$

#### b) Inclusion :

Soient A et B deux sous-ensembles flous de X. Si pour n'importe quel élément x de X, x appartient toujours moins à A qu'à B, alors on dit que A est inclus dans B ( $A \subseteq B$ ) formellement,  $A \subseteq B$  si et seulement si :

$$\forall x \in X, \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

#### c) Union :

L'union de deux sous-ensembles flous A et B de X est le sous-ensemble flou constitué des éléments de X affectés du plus grand des degrés avec lesquels ils appartiennent à A et B. formellement,  $A \cup B$  est donné par :

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

#### d) Intersection :

L'intersection de deux sous-ensembles flous A et B de X est le sous-ensemble flou constitué des éléments de X affectés du plus petit des degrés avec lesquels ils appartiennent à A et B. formellement,  $A \cap B$  est donné par :

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

#### e) Complément :

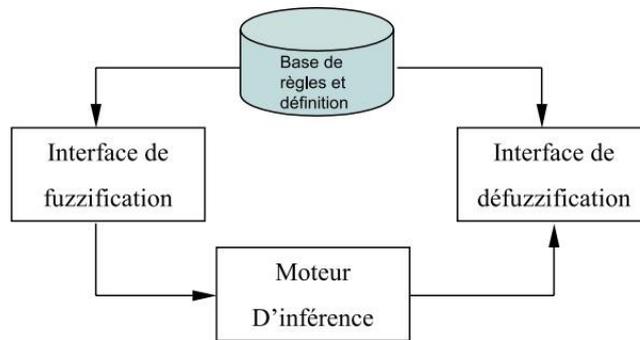
Le complément d'un sous-ensemble flou A de X est noté  $\bar{A}$ . il est défini à partir de la fonction d'appartenance de A par :

$$\forall x \in X, \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

**II.4. Système à inférence floue :**

Le succès des systèmes à inférences flous provient principalement dans leur capacité à transformer la stratégie de modélisation d'un opérateur qualifié en un ensemble de règles linguistiques " si... alors " facilement compréhensibles. La modélisation floue est particulièrement avantageuse dans les cas où aucun modèle mathématique précis n'existe pour le processus, ou lorsque celui-ci présente des non-linéarités marquées ou des imprécisions.

Un système flou est composé de quatre éléments. La figure II.8 représente un schéma de ce système.



**Figure II.8 :** schéma d'un système flou.

Il est composé de :

1. Une interface de fuzzification à l'entrée.
2. Moteur d'inférence floue.
3. Une interface de défuzzification à la sortie
4. Une base de données.

**II.4.1. Base de connaissance :**

Elle regroupe l'ensemble des connaissances liées au domaine d'application et aux objectifs de commande envisagés. Elle est constituée de [28] :

1. La base de données :

Elle renferme les définitions des fonctions d'appartenance (formes et paramètres) qui sont associées aux variables d'entrée /sortie.

2. La base des règles floues :

Elle regroupe toutes les règles floues de type ‘‘Si-Alors ‘‘ décrivant le comportement dynamique du système, en termes linguistiques basés sur l’expertise d’un spécialiste [29].

**II.4.2. Interface de fuzzification :**

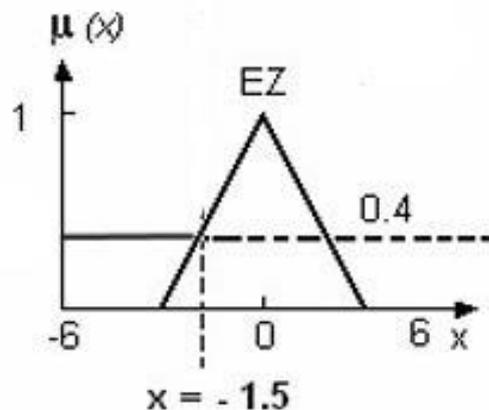
Dans cette étape, Les grandeurs observées sont physiques (réelles), cependant, le traitement de ces données dans ce système repose sur la théorie des ensembles flous. Pour cela, une transformation de ces valeurs numériques en valeurs floues est nécessaire. La fuzzification consiste à relier le point numérique d’entrée  $X=(x1, x2)$  aux sous-ensembles flous  $Ax = (Ax1, Ax2)$  définis dans l’univers associées aux variables linguistiques d’entrée [30].

Ainsi, si la mesure  $x_0$  est exacte, le sous-ensemble flou  $X_A$  doit être représenté par un fait précis. Par conséquent, on utilise comme opérateur de fuzzification la transformation dite de singleton. La fonction d’appartenance du sous ensemble flou  $X_A$  est définie

$$\text{Par : } \mu_{A_x}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x = x_0 \\ 0 & \text{si } x \neq x_0 \end{cases}$$

Par contre, si la mesure de la variable est incertaine, par exemple à cause du bruit, le sous-ensemble flou  $A_x$  doit être représenté par un fait imprécis. On utilise alors la méthode de fuzzification qui est associé à la variable de mesure  $X_0$  une fonction d’appartenance telle que, par exemple : ce sous-ensemble flou comprend donc la mesure  $X_0$  avec une appartenance unité et les valeurs voisines de  $X_0$  avec une appartenance inversement proportionnelle à l’écart avec  $X_0$ .

Dans notre exemple, on a la valeur d’entrer numérique  $x=-1,5$  cette étape consiste à transformer cette valeur en valeur floue, selon la fonction d’appartenance définie à l’aide de la base de données, la figure II.9 montre la fuzzification de  $x$  :



**Figure II.9 :** fuzzification de la valeur  $x$

**II.4.3. Moteur d'inférence flou :**

L'inférence est un processus de décision, l'inférence floue est le cœur du contrôleur flou qui possède la capacité de simuler les décisions humaines et de déduire (inférer) les actions de commande floue à l'aide de l'implication floue et des règles d'inférence de la logique floue. Elle exploite les variables floues transformées par la fuzzification ainsi que les règles d'inférences pour générer et évaluer les variables flous de sortie, en se fondant sur des opérations floues appliquées aux fonctions d'appartenance [31].

Les opérateurs (ET, OU et alors) sont utilisés. L'opérateur ET est appliqué aux variables à l'intérieur d'une règle entre les variables (appelé implication), tandis que l'opérateur OU relie les différentes règles (appelé agrégation des règles). [27]

Il y a plusieurs méthodes d'inférences regroupant les règles pour obtenir un sous-ensemble flou de sortie, on cite par exemple :

**II.4.3.1. Méthode d'inférence Max- Min (Mamdani) :**

Cette méthode réalise l'opérateur ET par la fonction Min, la conclusion ALORS de chaque règle par la fonction Min, et liaison entre toutes les règles (opérateur OU) par la fonction Max. sa dénomination dite "Max-Min" ou "implication de Mamdani", est due à la façon de réaliser les opérateurs "ALORS" et "OU" de l'inférence [35].

La figure II.10 illustre cette méthode (Max-Min) de Mamdani. Avec: NP, EZ et PP sont des sous-ensembles flous, (x, y) des variables d'entrées, et z une variable de sortie.

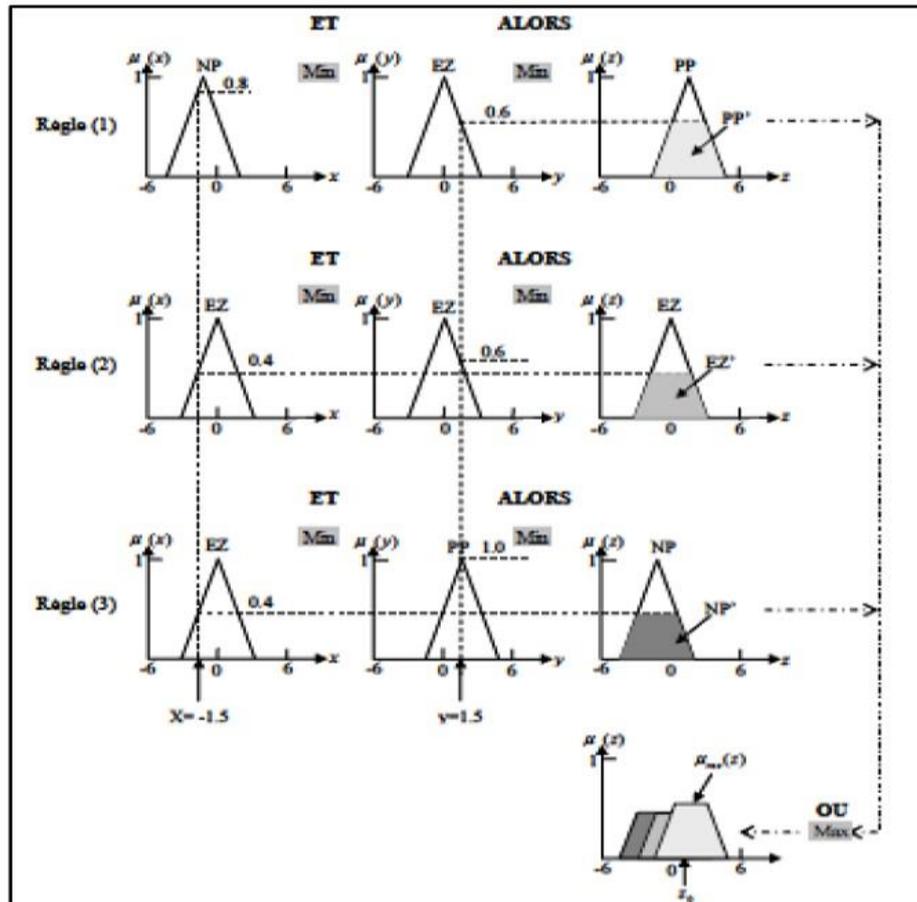


Figure II.10 : Méthode d'inférence Max-Min (Mamdani)

Dans cette méthode d'inférence, trois règles sont illustrées par la forme

- 1) **Si** x est négatif petit (NP) **Et** y est environ zéro (EZ) **Alors** z est positif petit (PP).
- 2) **Si** x est environ zéro (EZ) **Et** y est environ zéro (EZ) **Alors** z est environ zéro (EZ)
- 3) **Si** x est environ zéro (EZ) **Et** y est positif petit (PP) **Alors** z est négatif petit (NP).

La figure II.10 explique la méthode de Mamdani pour des valeurs d'entrée  $x=-1,5$  et  $y=1,5$

Dans notre exemple, pour la première règle, pour les valeurs d'entrées  $x=-1,5$  et  $y=1,5$  le degré d'appartenance de la valeur  $x=-1,5$  est  $\mu_{NP}(x)=0,8$ , et le degré d'appartenance de  $y=1,5$  est  $\mu_{EZ}(y)=0,6$ , Pour cette méthode, l'opérateur ET est exprimé par la fonction Min, alors on prend la valeur minimum des deux valeurs, ce qui donne  $G_1=0,6$ .

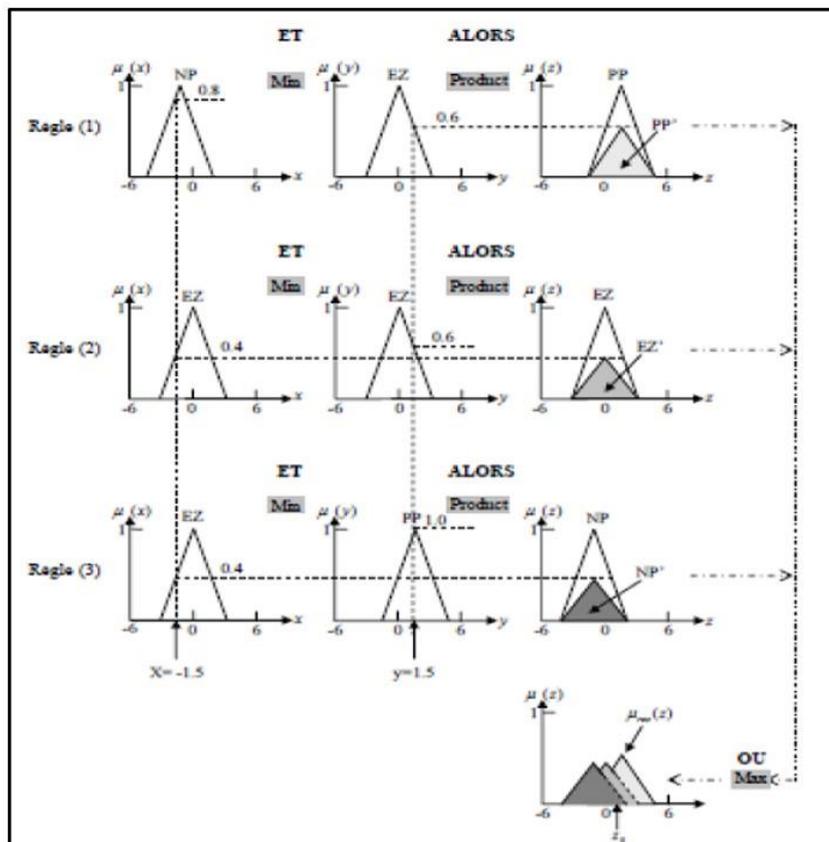
La conclusion ALORS de cette règle est réalisée par le minimum entre la fonction d'appartenance, l'ensemble de sortie  $z$  et le degré d'appartenance  $G$  le résultat de l'opérateur ET  $G_1=0,6$ . Ce qui implique l'obtention d'une fonction d'appartenance partielle  $\mu_{PP'}(z)$ , comme montré sur la figure II.10.

Avec la même manière, on obtient les fonctions d'appartenance partielle  $EZ'$  et  $NP'$ .

La fonction d'appartenance résultante de sortie correspond au maximum des trois fonctions d'appartenances partielles, puisque les règles sont liées par l'opérateur OU [33].

**II.4.3.2. Méthode d'inférence max-prod (Larsan) :**

L'opérateur ET et l'opérateur OU ont le même rôle que dans la méthode précédente. La différence réside dans la manière de réaliser la conclusion ALORS, l'inférence doit être réalisée par le produit. [31]. D'une autre manière, La liaison entre le degré d'appartenance de la condition et la fonction d'appartenance de la variable de sortie via l'opérateur ET est réalisée en formant le produit.



**Figure II.11 : Méthode d'inférence Max-Produit (Larsen)**

Cette méthode utilise le produit entre le degré d'appartenance de la condition résultant de l'opérateur ET entre les variables d'entrées  $x=-1,5$   $y=1,5$  par la formation du minimum ( $G_1=0.6$ , pour la première règle), et la fonction d'appartenance de l'ensemble de la variable de sortie Z pour la première règle (triangle PP), pour définir la fonction d'appartenance partielle PP', comme montré sur la figure II.11.

#### **II.4.3.3. Méthode d'inférence Somme- Produit :**

Dans cette technique d'inférences, l'opérateur ET est réalisé par le produit, de même que la conclusion ALORS. Cependant, la réalisation de l'opérateur OU est notée par la valeur moyenne des degrés d'appartenance associé dans l'inférence.

#### **II.4.3.4. Méthode d'inférence de Sugeno :**

Les règles de la méthode Sugeno suivent un format similaire à celui de la méthode de Mamdani, mais au lieu d'avoir des conséquences floues, elles ont des conséquences linéaires. La conclusion est donnée par la forme :

$$R_1 : \text{Si } x \text{ est } A_i \text{ Et } y \text{ est } B_i \text{ Alors } Z_i = f_i(x,y)$$

Cela signifie que les conclusions des règles sont des fonctions linéaires à des variables d'entrée.

Comme pour les méthodes précédentes, l'opérateur ET est réalisé par la fonction du minimum. La conclusion ALORS est réalisée par la fonction polynomiale  $f_i(x)$  qui caractérise chaque règle. La sortie finale (opérateur OU) est réalisée par la moyenne pondérée de la sortie de chaque règle floue. Elle est donnée par l'expression :

$$Z = \frac{\sum_i G_i \cdot z_i}{\sum_i G_i} \quad \text{Avec } G_i = \text{Min}(\mu_A(x), \mu_B(y))$$

La figure II.12 illustre le principe de la méthode de Sugeno :

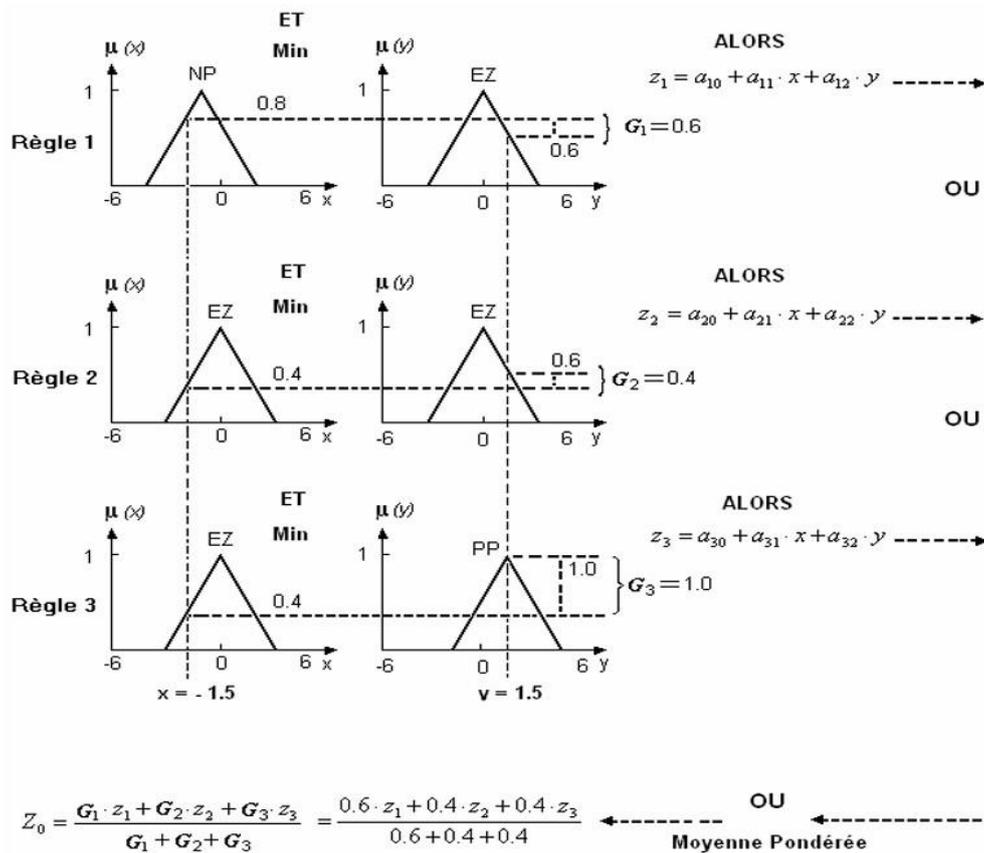


Figure II.12 : Méthode d'inférence de Sugeno.

**II.4.4. Interface de défuzzification :**

Dans le processus d'inférence flou, plusieurs règles peuvent être activées avec des valeurs de vérité différentes. Etant donné que l'entrée du système est une valeur numérique, il est essentiel de convertir le sous-ensemble flou de sortie Z en un point numérique Z qui peut être considéré comme le plus représentatif de cet ensemble flou [34]. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification, les plus utilisées sont :

**II.4.4.1. Méthode de centre de gravité :**

La méthode de défuzzification par centre de gravité implique le calcul de l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante  $\mu_r$ , obtenue à partir de la phase de composition. En utilisant la relation suivante :

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n z_i \mu_{res}(z_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{res}(z_i)}$$

Avec  $z_i$ : élément  $i$  de la base de  $\mu_{res}(z)$  ( $i=1 \dots n$ )

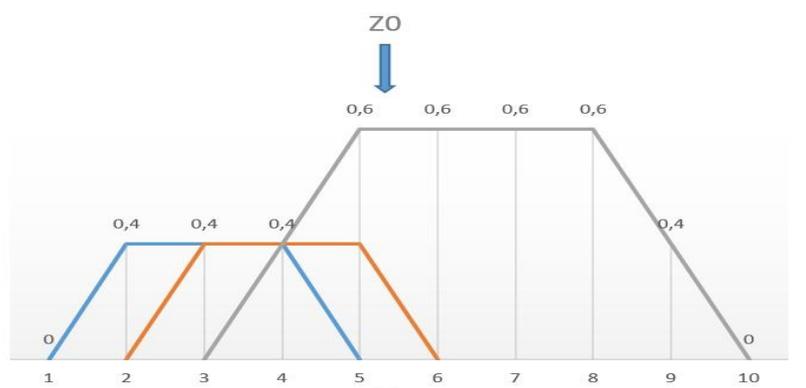


Figure II.13 : defuzzification de sortie par centre de gravité

La figure II.13 illustre l'application de cette formule :

$$Z_0 = \frac{(1 \times 0) + (2 \times 0.4) + (3 \times 0.4) + (4 \times 0.4) + (5 \times 0.6) + (6 \times 0.6) + (7 \times 0.6) + (8 \times 0.6) + (9 \times 0.4) + (10 \times 0)}{0 + 0.4 + 0.4 + 0.4 + 0.6 + 0.6 + 0.6 + 0.6 + 0.4 + 0} = 5.7$$

**II.4.4.2. Méthode des hauteurs pondérées :**

La méthode des hauteurs pondérées n'est rien d'autre qu'un cas particulier de la méthode de centre de gravité, en considérant uniquement le milieu de la base de chaque fonction d'appartenance contributive.

$$z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n \bar{z}_i \cdot \mu_{res}(\bar{z}_i)}{\sum_{i=1}^n \mu_{res}(\bar{z}_i)}$$

$Z_i$  : Milieu de la base de la fonction d'appartenance  $i$ .

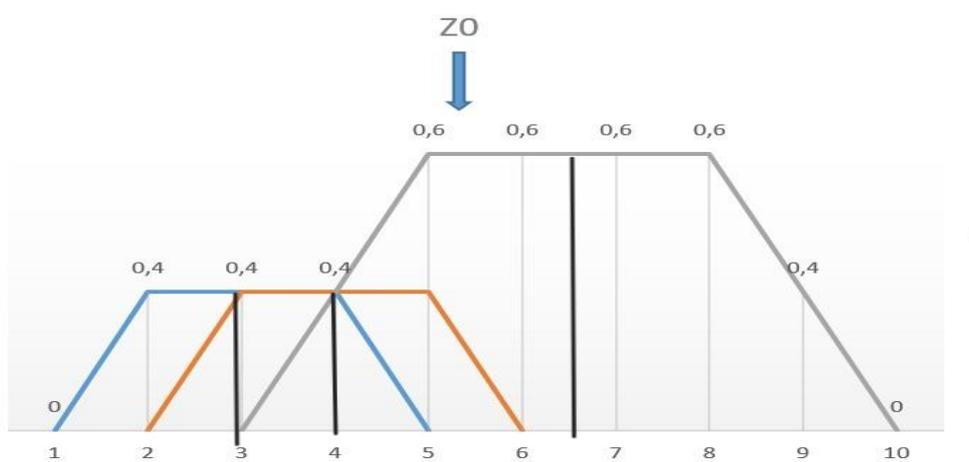


Figure II.14 : defuzzification de sortie par les hauteurs pondérer

La figure II.14 illustre l'application de cette formule :

$$Z_o = \frac{(3 \times 0,4) + (4 \times 0,4) + (6,5 \times 0,6)}{0,4 + 0,4 + 0,6} = 4,78$$

**II.4.4.3. Méthode de la moyenne des maximums :**

Cette méthode sélectionne le milieu de la base. En cas de plusieurs maximums,  $Z^*$  représente la moyenne des milieux des bases des fonctions d'appartenance partielles maximales. Voici la formule :

$$Z^* = \sum_{m=1}^M \frac{Z_m}{M}$$

Avec : M le nombre des maximums,

$Z_m$  est le milieu de la base de la fonction d'appartenance maximale m.

Dans la figure précédente (figure II.14) :  $Z = \frac{6,5 \times 0,6}{0,6} = 6,5$

**II.5. Domaines d'application :**

Les domaines d'applications pratiques déjà connues sont innombrables, nous en citons quelques un :

- L'intelligence artificielle.
- La robotique.
- Le contrôle des machines.
- L'informatique.
- Le traitement des données.
- La communication homme-machine.
- La reconnaissance des formes.
- La médecine.
- Les transports.

### II.6. Avantages et inconvénient des systèmes à inférence floue :

#### II.6.1. Les avantages :

- Pas de modèle mathématique requis pour le procédé à réguler.
- La théorie est simple et peut s'appliquer à des systèmes complexes.
- La commande floue est en général robuste.
- La commande peut facilement être auto-adaptative.
- La commande floue permet la capitalisation du savoir-faire.
- La commande floue conduit à un code informatique clair et lisible,

#### II.6.2. Les inconvénients :

- La technique de réglage est totalement empirique.
- Les performances dépendent directement de l'expertise.
- Il y a aucune démonstration possible, par exemple il est impossible de prouver la stabilité de la boucle.
- La possibilité d'apparition de cycles limites à cause du fonctionnement non linéaire.
- La cohérence des inférences non garantie à priori (apparition de règles d'inférence contradictoires possible).

### II.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons abordé La logique floue établie par Zadeh en 1965, qui permet la représentation et le traitement des connaissances imprécises ou approximatives, Contrairement à la logique classique. Nous avons exposé les concepts fondamentaux de la logique floue, la représentation des ensembles flous, leurs caractéristiques et les opérations sur les ensembles flous. Ensuite, Nous avons donné une présentation des systèmes d'inférences floues, de leurs étapes et des différentes méthodes d'inférence, Enfin, Nous avons cité les domaines de son utilisation ainsi que ces avantages et inconvénients.

## **Chapitre III**

# **Démarche expérimental**

## **III. Chapitre III : démarche expérimental**

### **III.1. Introduction**

La logique floue a fait son apparition dans le domaine de la maintenance à partir du milieu des années 90. De travaux ont suivis l'utilisation des systèmes à inférence floue comme outil de classification en vue du diagnostic des défauts mécaniques des machines tournante pour permettre l'automatisation de celui-ci. Cette rué est justifié par le fait que la logique floue contrairement à la logique classique prend compte de ce qui est incertain, mal défini et les machines tournantes sont des systèmes assez complexe pour permettre l'établissement de modèle mathématique.

Dans ce chapitre, nous présenterons la démarche expérimentale de notre travail, qui consiste à utiliser un système à inférence flou pour la classification et le diagnostic des défauts de roulements en se basant sur la décomposition en mode empirique (EMD). Nous commencerons par présenter la théorie de l'EMD avec un exemple d'application. Ensuite en va exposer le déroulement de la classification de ces défauts à l'aide d'un système à inférence flou(les étapes de mise en œuvre d'un système à inférence floue pour le diagnostic).

### **III.2. La décomposition en mode empirique :**

Dans le but d'améliorer l'efficacité du diagnostic des défauts de roulements, notre étude propose l'utilisation d'un système à inférence floue, basé sur la décomposition en mode empirique (EMD). Cette technique est adaptée pour l'analyse des signaux non linéaires et non stationnaire.

#### **III.2.1.L'intérêt d'utilisation de la méthode EMD :**

On a optée a utilisé cette technique pour bénéficier des différent avantage qu'elle nous offre, parmi ces avantages on cite :

- **Adaptation aux signaux non linéaires:** le signal vibratoire de roulement contient souvent des composants non linéaires.
- **Décomposition basée sur des données :** c'est-à-dire que les IMF obtenu sont directement dérivée des caractéristiques du signal original, contrairement aux autres méthodes qui utilise des bases de fonction prédéfinies (comme la transforme de fourrier à court terme, la technique basé sur les ondelettes).

- **Capacité à capturer des caractéristiques locales :** l'apparition des défauts génèrent des signatures spécifiques sur le signal vibratoire, cette technique est capable d'isoler ces signatures en décomposant le signal.
- **Extraction des caractéristiques pertinentes :** les IMF obtenu par l'EMD représente les différents composants fréquentielles du signal. En les analysants nous pourrons soustraire les caractéristiques les plus pertinents.

Dans ce qui suit en va expliquer le principe de cette méthode pour décomposer un signal temporel en plusieurs IMF.

### III.2.2. Principe de la décomposition en mode empirique :

#### III.2.2.1. Processus de tamisage (principe algorithmique) :

Le processus de tamisage (sifting process), correspond à l'extraction d'une IMF, à partir d'un signal donné. La fonction de mode intrinsèque, ou IMF, ainsi obtenue peut être vue comme les détails du signal, de variation rapide. Pour cela, on extrait de façon itérative ces détails, jusqu'à conserver une IMF :

- 1) **Identification des extrema :** identifier tous les points ou le signal atteint ses valeurs maximales et minimales locales.

Maxima : point ou le signal passe de croissant à décroissant.

Minima : point ou le signal passe de décroissant à croissant.

- 2) **Construction des enveloppes :** construire les enveloppes supérieures et inférieure du signal en utilisant une interpolation spline pour relier tous les maxima afin de créer l'enveloppe supérieure. Et une autre pour relier tous les minima afin de créer l'enveloppe inférieure.

- 3) **Calcul de la moyenne locale :** obtenir un fonction de tendance locale du signal en calculant la moyenne des enveloppes supérieur et inférieur à chaque point du signal pour obtenir la fonction moyenne  $m(t)$ .

$$m(t) = \frac{\text{enveloppe superieur} + \text{enveloppe inferieur}}{2}$$

- 4) **Extraction de l'IMF :** isoler une composante oscillatoire du signal initial

Soustraire la fonction moyenne  $m(t)$  du signal  $x(t)$  pour obtenir une composante  $h(t)$

$$H(t)=x(t)-m(t)$$

Vérifier si  $h(t)$  satisfait les conditions d'une IMF :

- 1- Le nombre de passages par zéro et le nombre d'extrêmes (les maxima et minima) doivent être égaux ou différer au maximum de un.
- 2- La moyenne des enveloppes supérieur et inférieur doit être proche de zéro à tout point.

Si  $h(t)$  ne satisfait pas ces conditions,  $h(t)$  est traité comme un nouveau signal et les étapes 1 à 4 seront répétées jusqu'à ce qu'un IMF soit obtenu.

**5) Réitération :** extraire tous les IMF successifs du signal original.

Soustraire l'IMF obtenu  $h(t)$  du signal original  $x(t)$  pour obtenir un résidu  $r(t)$

$$R(t)=x(t)-IMF$$

Répéter les étapes de 1 à 4 sur le résidu  $r(t)$  pour extraire le prochain IMF.

**6) Obtention du résidu :** continuer le processus de réitération jusqu'à ce que le résidu devienne une fonction monotone et que il ne peut plus être décomposé en IMF (c'est-à-dire qu'il ne présente plus d'oscillations).

La figure III.1 montre l'algorithme de la décomposition en mode empirique :

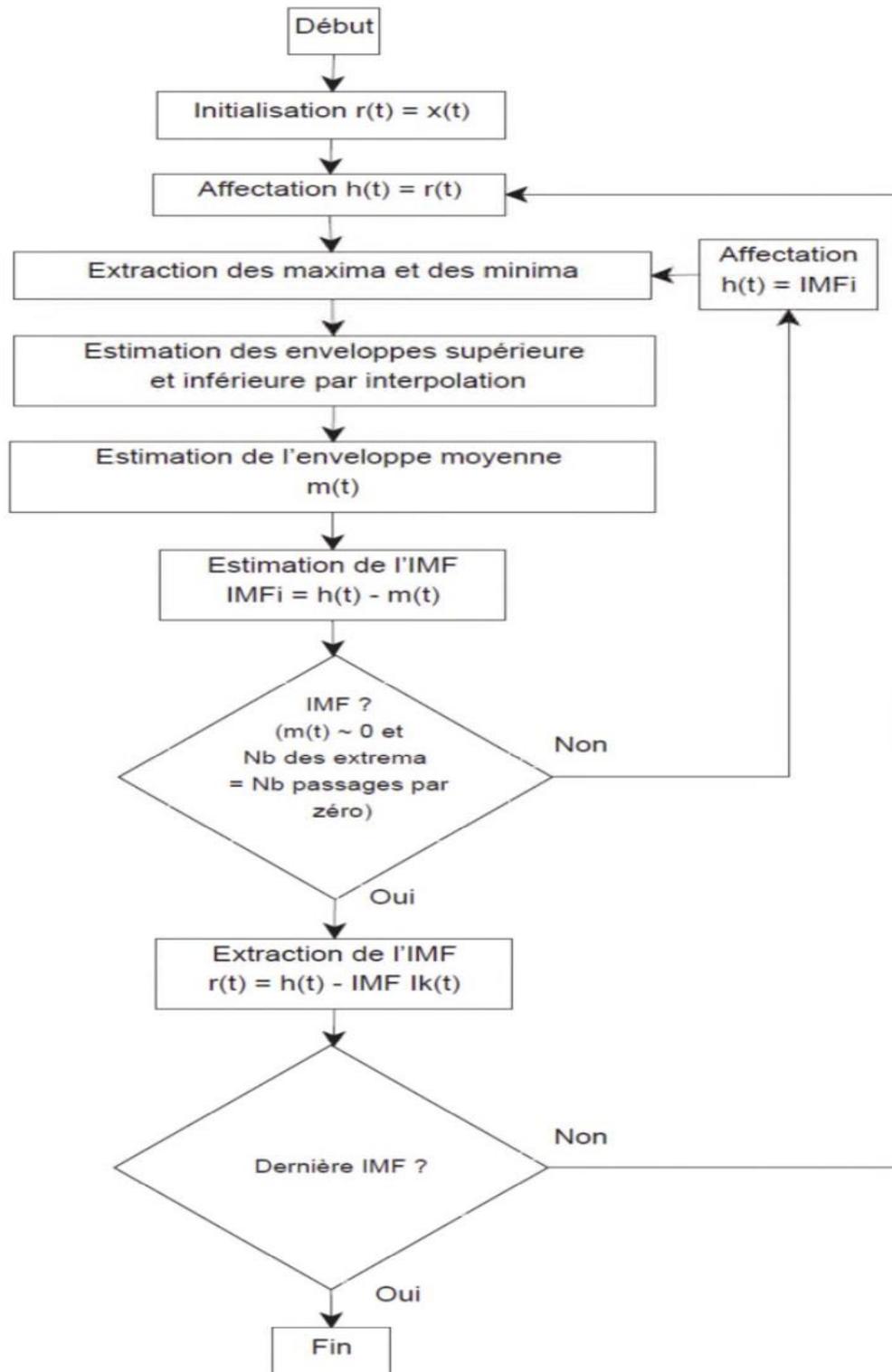


Figure III.1 : Algorithme de la décomposition par EMD [41]

III.2.2.2. Exemple d'application de l'EMD :

Pour explorer le comportement de l'EMD sur les signales, nous avons donné un exemple bien contrôlés. Nous allons considérer des signaux synthétiques composés de plusieurs composantes sinusoïdales (IMF) dont on connaît déjà au départ, on a utilisé Matlab pour générer ces signaux, la figure (III.2) montre ces IMF.

**Remarque :** Pour la décomposition en mode empirique on a conçu un programme sous environnement matlab.

On a conçu un programme sous environnement matlab pour générer cet exemple.

Signal du test : mélange de sinusoïdes (figure III.2) :  $s(t) = \sum_{i=1}^3 \sin(2 V_i \pi t)$

Avec  $V_1 = 30\text{hz}$  pour IMF1,  $V_2 = 15\text{hz}$  pour IMF2,  $V_3 = 5\text{hz}$  pour IMF3.

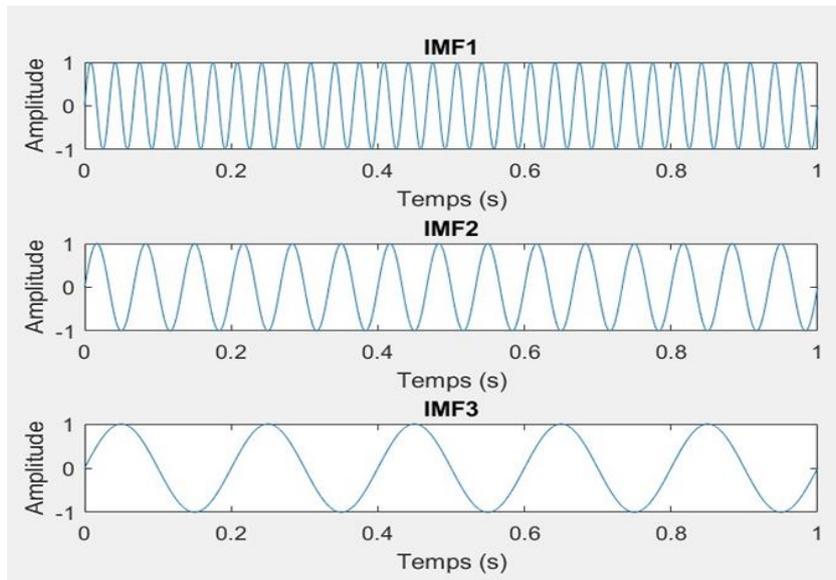


Figure III.2 : le signal original : ses trois composantes.

La figure III.3 montre le signal composite de ces IMF (Signal composite=IMF1+IMF2+IMF3).

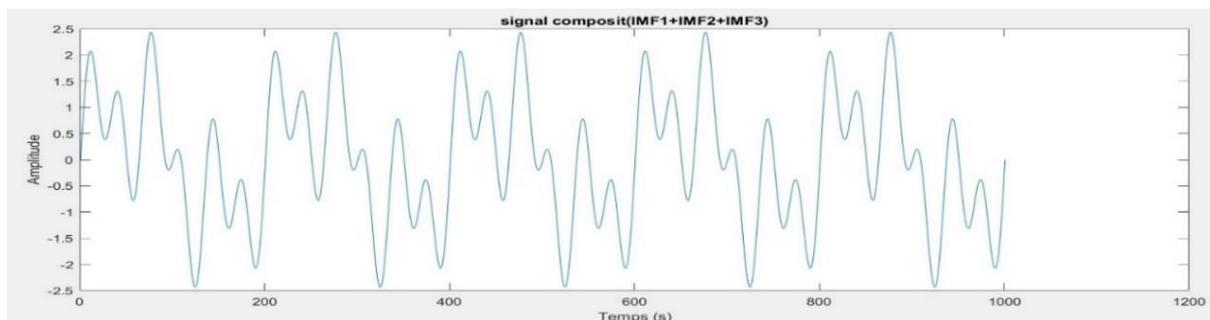


Figure III.3 : mélanges des sinusoïdes (signal composite).

Pour ce signal, on connaît la composante de plus haute fréquence, nous allons l'appeler dans la suite la composante réelle de la décomposition : c'est l'IMF que nous souhaitons obtenir par la décomposition EMD. On réalise ici une analyse qualitative: pour le signal test, nous donnons sa décomposition EMD et nous comparons chaque IMF à la composante réelle connue a priori. Nous vérifions facilement que les résultats correspondent aux composantes réelles, avec toutefois un décalage non négligeable.

L'application de l'EMD sur le signal composite (la figure III.3) est représentée sur la figure III.4.

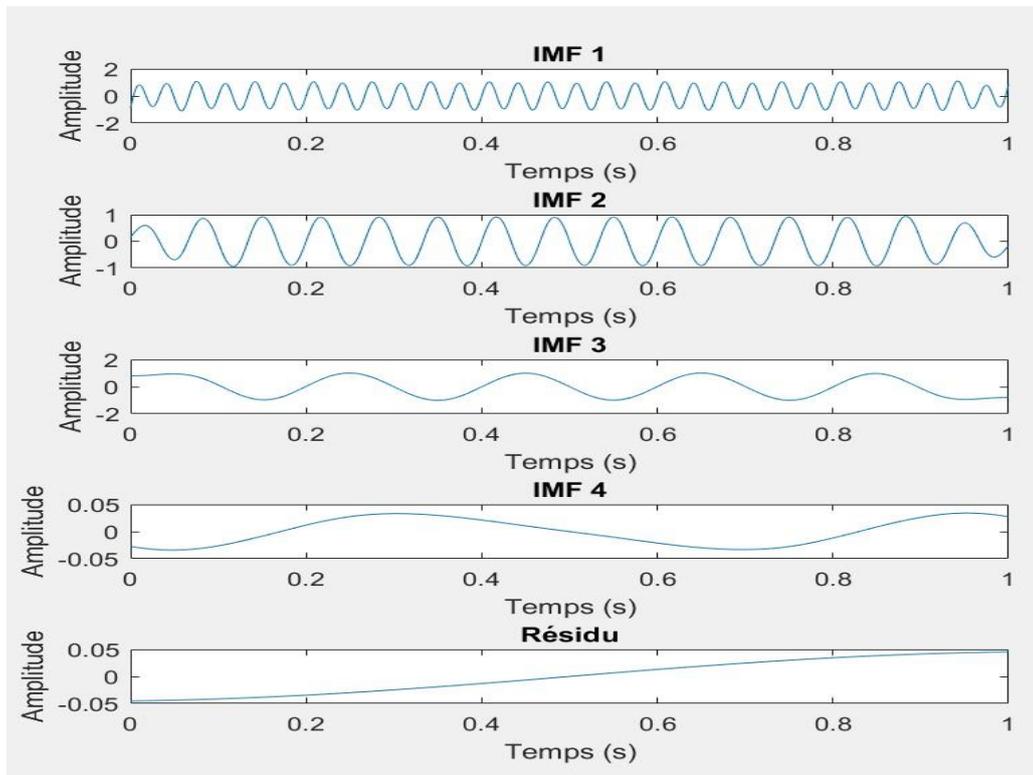


Figure III.4 : résultat obtenue de la décomposition par EMD sur le signale composite.

Dans cette figure on remarque bien que la première (IMF1) obtenue par l'application de l'EMD corresponde bien à la composante réelle qui a la plus haut fréquence (IMF1) du signal composite qu'en connaît déjà au départ, et que l'IMF2 et IMF3 correspond respectivement à l'IMF2 et IMF3 du signal composite.

Dans La figure III.5 en peut voir le processus de l'extraction d'une IMF par la procédure de tamisage à partir d'un signal :

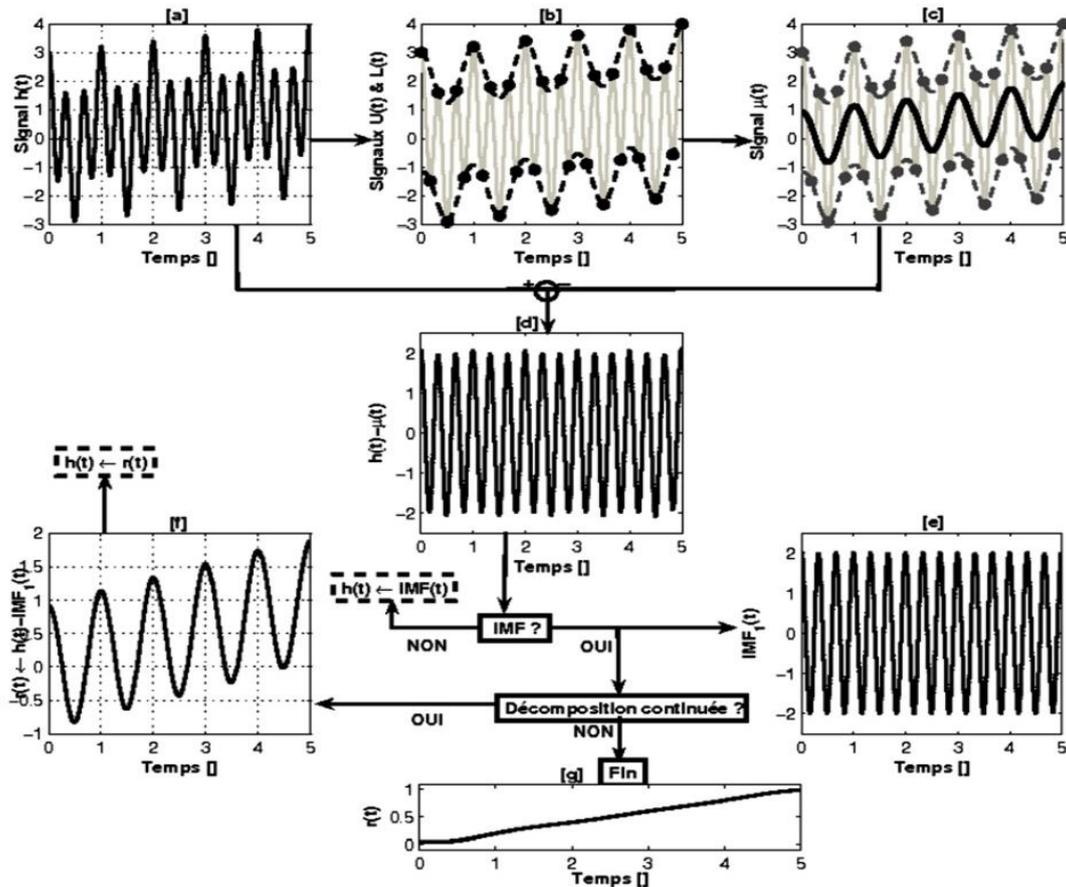


Figure III.5 : Principe de tamisage pour l'estimation de la 1ère IMF du signal test [42].

a- c'est le signal à décomposer  $h(t)$ .

b- montre l'identification des maxima et minima locaux et le trace l'enveloppe supérieur  $U(t)$  et l'inferieur  $L(t)$ .

c- ce graphique montre le calcul de l'enveloppe moyenne  $\mu(t)$  qui est la moyenne des enveloppes supérieure et inferieur.

d- le signal résiduel obtenu après la soustraction de l'enveloppe moyenne  $m(t)$  du signal original  $h(t)$  :  $[h(t)- \mu (t)]$ .

e- la procédure vérifie si le signal résiduel satisfait aux conditions pour être une IMF. Si oui en considère cette fonction comme une IMF.

f- ce graphique montre le processus de soustraction de l'IMF1(t) du signal initial pour obtenir le résidu  $r(t)$  :  $[h(t)-IMF1(t)]$  en suit ce résidu devient le nouveau signal à décomposer.

g- le résidu final  $r(t)$  il faut qu'il soit monotone.

### **III.3. Déroulement de la classification des défauts de roulement par un système à inférence flou (SIF) à base de la décomposition par EMD :**

La méthodologie choisie pour la classification des défauts mécaniques (application au roulement) dans les machines tournantes par un système à inférence floue (FIS) basé sur la décomposition par la méthode (EMD), se déroule en plusieurs étapes dans ce qui suit allons présenter la démarche suivi pour la création de ce système :

#### **III.3.1.Acquisition des signaux :**

L'acquisition des signaux est faite à l'aide d'une chaîne de mesure dont le premier maillon est le capteur de vibration (accéléromètre) qui transforme la vibration mécanique en un signal électrique qui est ensuite conditionner pour être transmis vers un unité de calcul (enregistrement et traitement). Les signaux ont été recueillis pour différent état de la machine (sans défaut avec défauts).

#### **III.3.2. Prétraitement des données :**

Afin de rendre Les signaux récoltés dans le banc d'essai de roulements exploitable et interprétable un prétraitement est nécessaire ou toute sorte d'informations inutiles sont éliminées, ce prétraitement comprend des opérations à l'exemple du filtrage, après le filtrage les signaux seront analysées en utilisant une méthode spécifique de traitement de signal appelée la décomposé en modes empiriques EMD. Cette méthode permet de décomposer un signal complexe en plusieurs composants appelés IMF (Intrinsic Mode Function), dans le but d'isoler les signatures de défauts du signal vibratoire.

#### **III.3.3. Traitement des données et application de la méthode EMD:**

Cette étape consiste à analyser les IMF obtenue à partir du signal temporel du roulement par la décomposition en mode empirique, et de conserver les IMF qui contiennent des informations pertinentes sur les défauts généralement on prend les premiers IMF, et pour chaque IMF sélectionnée on va calculez un ensemble d'indicateurs (paramètres), tel que le kurtosis, RMS, facteur de crête..., parmi ceux-ci un certain nombre de paramètres les plus pertinent sera intuitivement choisit en fonction des défauts qu'on veut étudier (dans notre cas c'est l'étude des défauts de roulement).

#### **III.3.4. Construction du vecteur forme :**

Le vecteur de forme est une matrice de forme ( $N \times M$ ) où  $N$  est le nombre d'observation de la base donnés (signaux) et  $M$  le nombre d'indicateur retenu après sélection. Cette base de donné sera utilisé comme entrée de notre système à inférence flou.

### III.3.5. Création du système à inférence floue et implémentation sous Matlab :

Premièrement on vas choisir le type système qu'on veut implémenter, un système de type 'mamdani' ou 'sugeno' la structure de système est la même, la seule différence entre ces deux méthode réside dans la manière de générer les variables de sortie en fonctions des entrées, pour le système 'mamdani' elle est obtenu en réalisant les opérateurs d'implication par l'opérateur « min » et l'agrégation par l'opérateur « max », et pour le cas 'sugeno' les sorties sont une combinaison des entrées sous forme d'une formule mathématique[43][44]. Dans notre étude nous avons choisi un system de type mamdani.

L'implémentation du système à inférence floue sous Matlab peut se faire de deux manières la première par les commandes Matlab, et la seconde par l'interface graphique.

#### III.3.5.1. Implémentation du système à inférence flou (FIS) par les commandes Matlab [45]:

Pour l'implémentation du système à inférence floue on a utilisés les commandes Matlab : `newfis`, `addvar`, `addmf`, et `addrule`.

##### III.3.5.1.1. Création du système à inférence floue :

La commande `newfis` nous permet de créer un system à inférence floue

##### Syntaxe :

```
a =newfis ( 'nom_syst' , 'type ' , ' ET_method' , 'OU_method' , 'imp_method' , 'agg_method' , 'deffuz_method ' );
```

##### Description :

Cette fonction permet de créer une nouvelle structure du (SIF). Elle accepte jusqu'à 7 argument, qui sont :

- 'nom\_syst' : le nom du (SIF)
- 'Type' : Le type du système, spécifié comme 'mamdani' ou 'sugeno'.
- 'ET\_method', 'OU\_method', 'imp\_method', 'agg\_method' : donnent respectivement :

La méthode utilisée pour l'opérateur ET (min, prod, custom).

La méthode utilisée pour l'opérateur OU (max, probor, custom).

La méthode d'implication pour Madani (min, prod ou custom), pour Sugeno on n'a pas d'implication.

La méthode d'agrégation des règles (max, sum, probor, custom), pour Mamdani, pour Sugeno on n'a pas d'agrégation.

- 'defuzz\_method' : La méthode de Défuzzification (centroid, bisector, mom, lom, som, Custom) pour mamdani, et pour Sugeno on a les méthodes (wtaver, wtsum).

### III.3.5.1.2. Fuzzification des variables d'entrée et de sortie :

La fuzzification est faite en utilisant les commandes **addvar** et **addmf**,

La commande **addvar** nous a permis de définir les variables d'entrées et de sortie.

#### Syntaxe :

```
a= addvar('nom_syst', 'type', 'nom', 'intervalle');
```

#### Description :

- 'nom\_syst' : nom du système flou,
- 'type' : variable d'entrée 'input' ou de sortie 'output'.
- 'nom' : nom de la variable.
- 'intervalle' : intervalle de définition que prend la variable.

La commande **addmf** nous a permis de définir les fonctions d'appartenance associées variables d'entrées et de sortie.

#### Syntaxe :

```
a=addmf('nom_syst','type','num','nom','interv',params);
```

#### Descriptions :

- nom\_syst : nom du système flou,
- type : variable d'entrée 'input' ou de sortie 'output',
- nom : nom de la fonction d'appartenance (triangulaire, trapézoïdale,..).

- num : numéro de la variable (la variable n°1 est la première créée),
- interv : intervalle de valeurs que prend la variable,
- params : paramètres de la fonction d'appartenance (ex : moyenne et écart type d'une fonction d'appartenance de type triangulaire, etc.).

### III.3.5.1.3. Édition de règles floues :

Pour l'édition des règles sous Matlab il existe deux formes une forme symbolique et une forme textuelle. Dans notre application nous utilisons la forme symbolique ; ou la base de règles est mise sous forme d'une matrice de dimensions (N\*M).

- Le nombre de colonne  $M = m+n+2$  ; avec  $m$  : le nombre d'entrées et  $n$  : le nombre de sortie.
- Le nombre de lignes  $N$  correspond au nombre de règles, la première ligne est la première règles est ainsi de suite.

Prenant la règle suivante comme exemple pour illustrer la façon dont la matrice est formé :

SI X est A1 ET Y est b4 ALORS Z est c3.

X, Y sont les entrées et Z est la sortie.

Prenant le cas ou :

A1 est le premier sous ensemble flou ajouter à la variable X, par la Commande `addmf` qui permet d'ajouter la fonction d'appartenance caractéristique de ce sous ensemble. Alors la première composante de la ligne associée à cette règle sera (1).

B4 est le quatrième sous ensemble flou ajouté à la variable Y, Alors la deuxième composante de la ligne associée à cette règle sera (4).

C3 est le troisième sous ensemble flou ajouté à la variable Z, Alors la deuxième composante de la ligne associée à cette règle sera (3).

Nous obtiendrons la ligne de la matrice de règle suivant :



La quatrième composante égale à 1 de cette ligne signifie que l'opérateur qui a servi à relier les propositions floues du prédicat de la règle, qui est dans cet exemple l'opérateur (ET), alors une valeur égale à 1 est attribuer, si ces propositions étaient reliées par l'opérateur (OU) cette composante prendra une valeur égale à 2.

La cinquième composante que nous avons représentés par la lettre 'C' c'est un coefficient de pondération, la valeur de sortie de la règle est multipliée par ce coefficient.

Une fois la matrice de règles définie, on procède à l'édition des règles qui est faite par la commande **addrule**.

**Syntaxe :**

a = **addrule** ('a', 'nom de la matrice qui contient la base de règles')

**III.3.5.1.4. Test du système à inférence floue :**

La commande **evalfis** nous permet de tester notre système à inférence floue.

**Syntaxe :**

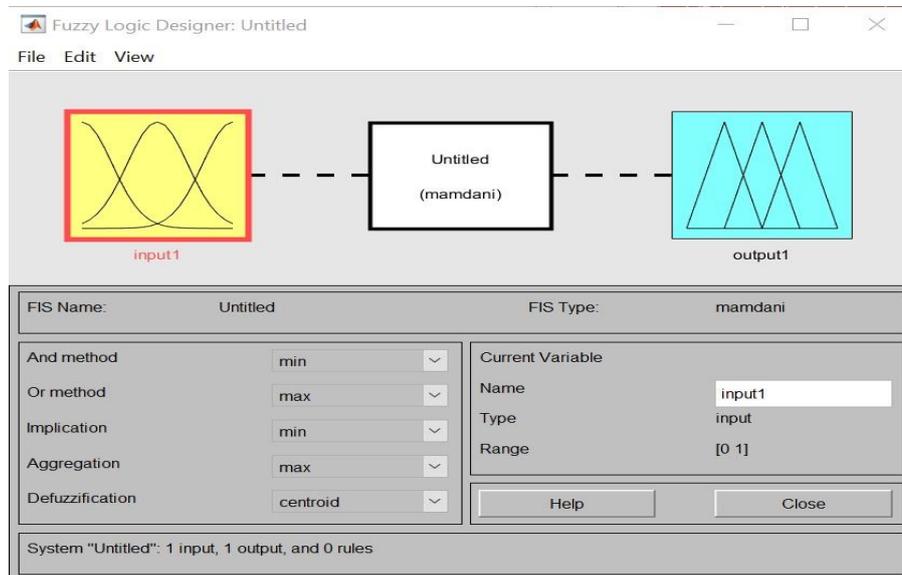
Y=**evalfis**(X,a)

Descriptions : X contient les valeurs numériques que prennent les entrées du système à inférence floue. Il est sous la forme : **X=[X1, X2,...Xm]**

On obtient en sortie les valeurs réelles des variables de sortie.

**III.3.5.2. Implémentation du système à inférence floue avec l'interface graphique de Matlab :**

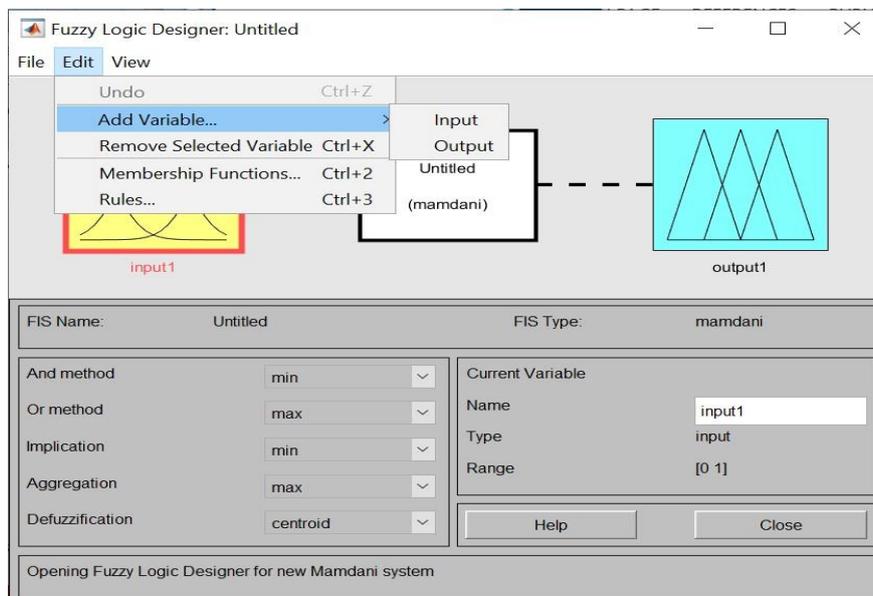
L'exécution de la commande **fuzzy** permet d'afficher l'interface représentée sur la figure III.6.



**Figure III.6** : schéma bloc en interface

A partir de cette interface on sélectionne les arguments du système à inférence flou présenté dans la section (III.3.5.1.1) de ce chapitre.

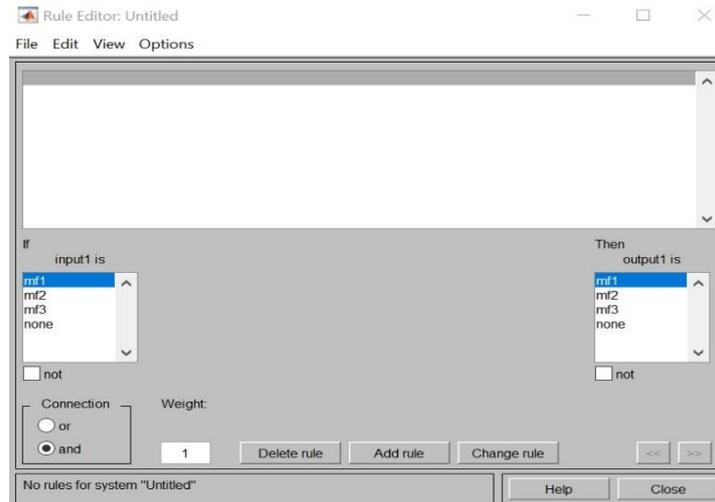
Pour ajoute des variables en clique sur le titre (edit) un ensemble de fonctionnalité (outil) s'affiche, on clique sur la commande (Add variable) comme représenter sur la figure III.7.



**Figure III.7** : fonctionnalités s'affichant en cliquant sur édit.

L'outil add variable nous permet d'ajouter des variables d'entrées et de sortie, pour ajouter les fonctions d'appartenances associées aux variables on clique sur (membership functions).

La base de règles floue est éditée en cliquant sur (rules), la figure III.8 présente l'éditeur de règles.



**Figure III.8 :** éditeur des règles d'inférences

### III.3.6.Apprentissage et test du système d'inférence flou (SIF) :

La base de données se répartie en deux s'il est nécessaire de faire un apprentissage, une pour l'apprentissage et l'autre pour le test (validation).

L'opération d'apprentissage consiste à chercher une configuration des paramètres du système (choix et nombre des variables d'entrée(indicateurs) et de sortie, nombre et type d'ensembles flous associés aux variables d'entrée et de sortie, méthode de défuzzification...; etc.) correspondant à un taux de succès élevé. Une fois le (SIF) est entraîné, on procède à un test avec la base de données test pour vérifier que notre système réagit correctement, on pourra ainsi déterminer le taux de succès ou de bonne classification. Après ces deux opérations, le système (SIF) est prêt à l'exploitation.

### III.3.7. Exploitation du système d'inférence flou (SIF) :

Une fois que la configuration optimale du (SIF) est déterminée, le système devient capable de classer les différents modes normaux de fonctionnement, et aussi de détecter de nouveaux modes (modes anormaux), qui sont due à l'apparition des défauts dans la machine étudiée.

III.4. Présentation du banc d'essais [40] :

Les signaux temporels utilisés dans notre travail proviennent de la base de données de centre de recherche " the Case Western Reserve University- Bearing Data Center ", accessible en ligne par le lien <<https://engineering.case.edu/bearingdatacenter>>. C'est une base de données internationale des essais sur les roulements à billes. Les signaux de roulements sans défauts et avec défauts sont recueillis sur un banc d'essais très simple, composé d'un moteur, un accouplement et une génératrice (figure III.9).

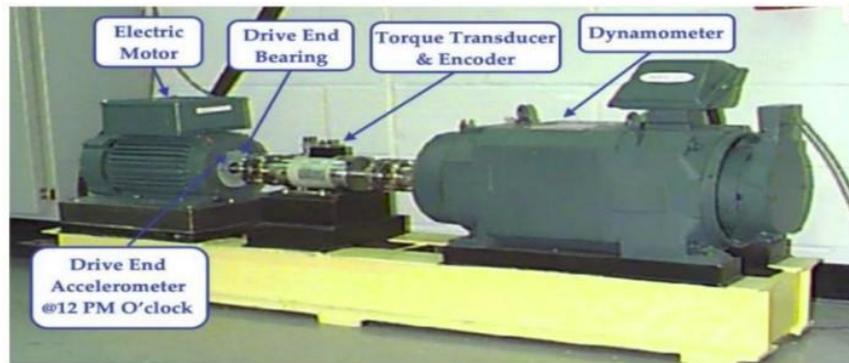


Figure III.9 : Banc d'essais de roulements.

De simples défauts sous forme de points avec différents diamètres et profondeurs, ont été créés sur les roulements : sur la bague extérieure, intérieure et sur la bille. Le tableau suivant (Tableau III.1) présente les caractéristiques des défauts de roulement (les diamètres de défauts, les profondeurs, les marques de roulement utilisées) :

Position du roulement	Emplacement du défaut	Diamètre [inches <sup>1</sup> ]	profondeur [inches]	Marque du roulement
coté entraînement	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
coté entraînement	bague Intérieur	0.014	0.011	SKF
coté entraînement	bague Intérieur	0.021	0.011	SKF
coté entraînement	bague Intérieur	0.028	0.050	NTN
coté entraînement	bague extérieur	0.007	0.011	SKF
coté entraînement	bague extérieur	0.014	0.011	SKF
coté entraînement	bague extérieur	0.021	0.011	SKF
coté entraînement	bague extérieur	0.040	0.050	NTN
coté entraînement	Bille	0.007	0.011	SKF
coté entraînement	Bille	0.014	0.011	SKF
coté entraînement	Bille	0.021	0.011	SKF
coté entraînement	Bille	0.028	0.150	NTN
coté ventilateur	bague Intérieur	0.007	0.011	SKF
coté ventilateur	bague Intérieur	0.014	0.011	SKF
coté ventilateur	bague Intérieur	0.021	0.011	SKF
coté ventilateur	bague extérieur	0.007	0.011	SKF
coté ventilateur	bague extérieur	0.014	0.011	SKF
coté ventilateur	bague extérieur	0.021	0.011	SKF
coté ventilateur	Bille	0.007	0.011	SKF
coté ventilateur	Bille	0.014	0.011	SKF
coté ventilateur	Bille	0.021	0.011	SKF

Tableau III.1 : Caractéristiques des défauts de roulement

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

Les informations relative aux roulements utilisés (coté entrainement et coté ventilateur) incluant leur géométries et les fréquences des défauts sont représentées dans le tableau III.2.

Caractéristique du roulement coté accouplement: 6205-2RS JEM SKF, roulement à Billes de cannelure profonde.				
Taille: (inches)				
Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de Bille	Diamètre primitif
0.9843	2.0472	0.5906	0.3126	1.537
Fréquences du défaut : (multiple de vitesse courante en Hz)				
Bague Intérieur	Bague Externe	Cage	Élément Roulant	
5.4152	3.5848	0.39828	4.7135	

Caractéristique du roulement coté ventilateur: 6203-2RS JEM SKF, roulement à billes de cannelure profonde.				
Taille: (inches)				
Diamètre Intérieur	Diamètre Extérieur	Épaisseur	Diamètre de bille	Diamètre primitif
0.6693	1.5748	0.4724	0.2656	1.122
Fréquences du défaut : (multiple de vitesse courante en Hz)				
Bague Intérieur	Bague extérieur	Cage	Élément Roulant	
4.9469	3.0530	0.3817	3.9874	

**Tableau III. 2 :** caractéristiques des roulements et leurs fréquences des défauts.

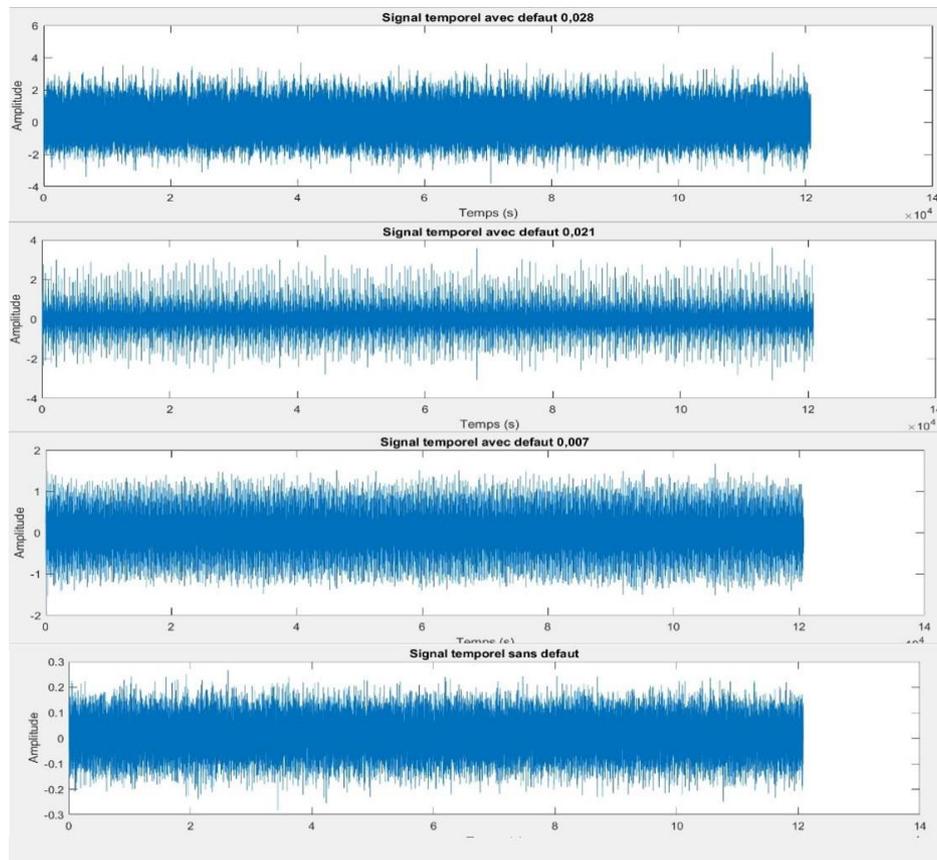
Les signaux vibratoires ont été enregistrés à l'aide des accéléromètres, fixés à la cage du moteur par aimant, à une position vertical "12 heures" des deux côtés " accouplement et ventilateur" de la cage du moteur, et ont été post-traités dans un environnement Matlab. Tous les fichiers de données sont au format Matlab (\*.mat). Les données numériques ont été collectées à 12 000 échantillons par seconde « coté entrainement », et les données ont également été collectées à 48 000 échantillons par seconde pour les défauts de roulement << côté ventilateur >>. La Puissances et la vitesse de rotation du moteur ont été enregistrées manuellement.

### III.4.1. Caractéristiques du roulement étudié :

Pour notre étude nous avons pris les signaux mesurés du côté entrainement pour la bague intérieure avec les caractéristiques suivant :

- La fréquence d'échantillonnage  $F_e = 12000$  Hz
- La vitesse de rotation de l'arbre :  $n = 1730$  tr/min
- la fréquence de rotation  $F_r = 1730/60 = 28.83$ Hz.

La Figure (III.10) représente les signaux temporels recueillis du coté entraînement, pour différents diamètres de défauts, réalisés sur la bague intérieur, pour un couple moteur de 1 HP.



**Figure III.10 :** Représentation des signaux temporels pour différents diamètres du défaut sur la bague intérieur.

### III.5. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons exposé la démarche expérimentale suivie pour la création d'un système à inférence flou basé sur la décomposition en mode empirique, destiné au diagnostic des défauts de roulements, ce système permet la classification des différents signaux représentant divers états de santé de roulement. Les signaux analysés proviennent de la base de données du centre de recherche de l'université Case Western Reserve (Case Western Reserve University Bearing Data Center), ces données ont été obtenues à partir d'un banc d'essai prédéfini, permettant de simuler et de capturer des états variés de fonctionnement des roulements.

# **Chapitre IV**

## **Résultats et discussions**

## IV. Chapitre 4 : résultats et discussions

### IV.1. Introduction :

Dans ce chapitre, on va traiter les signaux de roulements sains et endommagés prélevés sur un banc d'essais du centre 'Bearing Data Center' avec la méthode EMD, pour obtenir ces composants IMF et de sélectionner parmi ces IMF les plus pertinentes, afin de classifier ces dernière a l'aide d'un système à inférence floue. Pour la classification par un système à base de l'inférence floue on a besoin d'une base de données plus de 100 observation, dans notre cas en aura 4 IMF, ce que signifie qu'on n'a pas une base de données suffisant. Pour faire passer à ce problème, on va deviser ses IMF en tranche pour avoir une base de donner avec une taille suffisant.

### IV.2. Décomposition des signaux bruts par la méthode EMD :

La décomposition en mode empirique est utilisée pour le but d'isoler les signatures des défauts, cette méthode nous permet d'obtenir les composant IMF afin de sélectionner l'IMF le plus pertinent pour chaque signal, ensuite on va analyser ses IMF dans le domaine temporel.

**Remarque :** pour décomposer un signal en mode empirique (EMD) nous avons conçu un programme sous environnement matlab

Pour le calcul des indicateurs scalaires des IMF obtenu par la méthode EMD nous avons conçu un programme sous environnement matlab

#### IV.2.1. Application de l'EMD pour le signal sans défaut :

Le signal ci- dessous (figure IV.1) a été décomposé a ces IMF en utilisant l'EMD la figure IV.2 montre ses 4 première IMF, après nous avons analysé ces IMF dans le domaine temporel, les indicateurs scalaires ont été calculé pour chaque IMF, les résultats en entiers sont présentés sur le tableau (voir l'annexe 1)

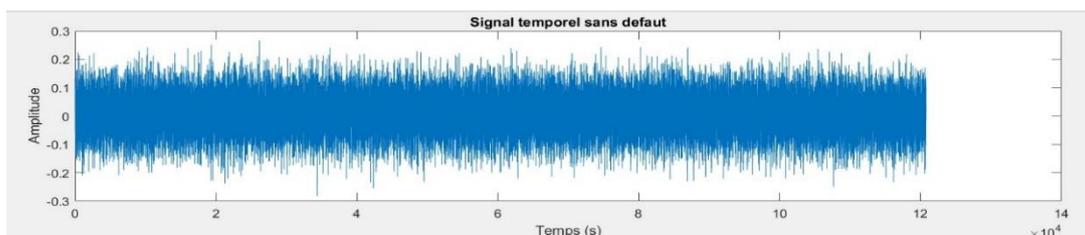


Figure IV.1 : signal temporelle sans défaut.

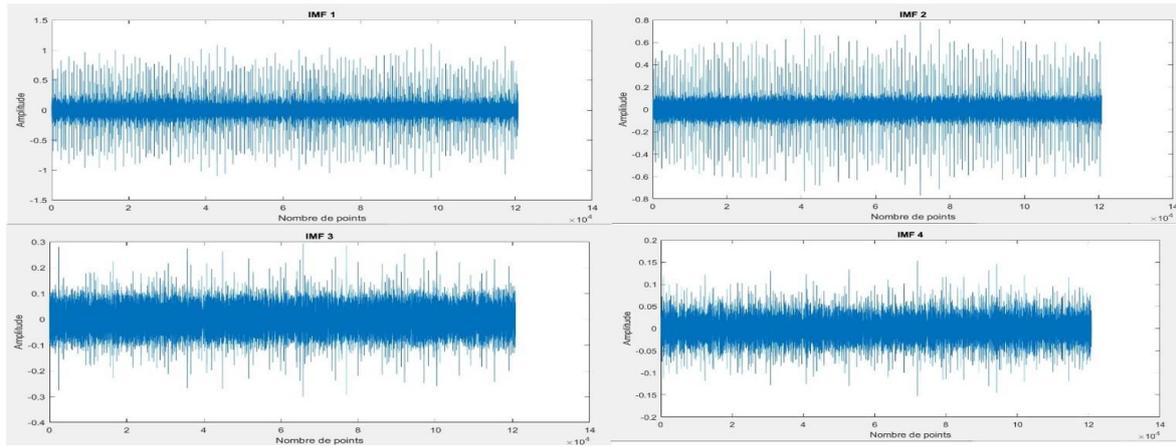


Figure IV.2: les 4 premières IMF de signal sans défaut.

La figure IV.3 montre les valeurs en histogramme des indicateurs scalaires (le kurtosis, RMS et le facteur K) de ces 4 premières IMF obtenus par l’EMD.

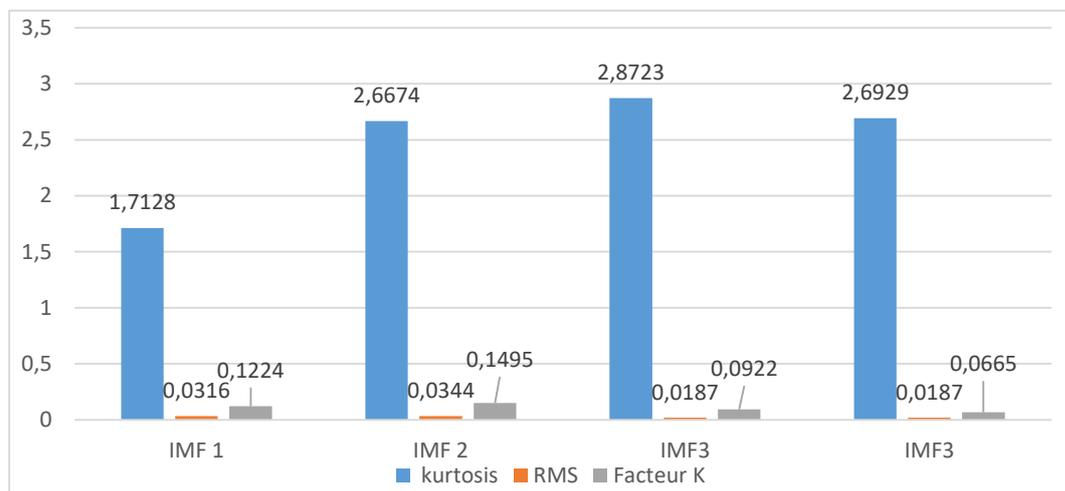


Figure IV.3 : valeur des indicateurs scalaires des 4 IMF du signal sans défaut

Pour les signaux avec défaut on va appliquer la même démarche.

**IV.2.2.Application de l’EMD pour le signal avec défaut de 0.007 :**

La figure IV.4 montre la représentation temporelle du signal avec défaut de 0.007, ces 4 premières IMF sont présentés sur la figure IV.5, le tableau (annexe 2) montre les valeurs des différents indicateurs scalaires pour chaque IMF.

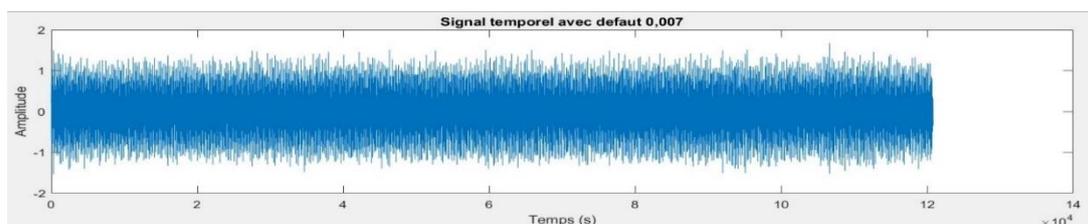


Figure IV.4 : signal temporelle avec défaut de 0.007

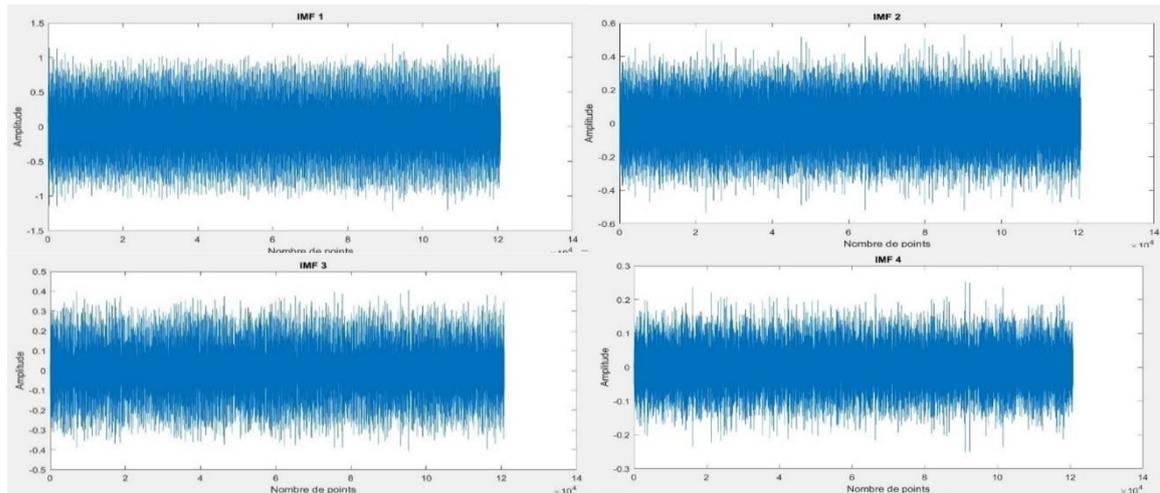


Figure IV.5 : les 4 premières IMF de signal avec défaut de 0.007

La figure IV.6 montre les valeurs en histogramme des indicateurs scalaires (kurtosis, RMS et le facteur K) pour les 4 premières IMF du signal avec défaut 007 inche.

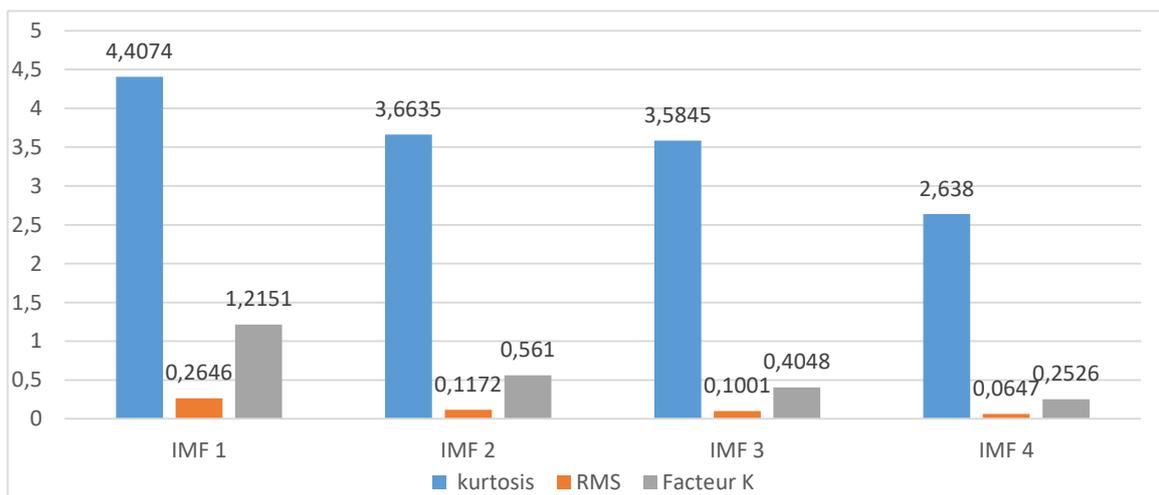


Figure IV.6 : valeur des indicateurs scalaires des 4 premières IMF du signal avec défaut 007

### IV.2.3. Application de l'EMD pour le signal avec défaut de 0.021 :

La figure IV.7 montre la représentation temporelle du signal, ces 4 premier IMF sont représentés sur la figure IV.8, le tableau (annexe 3) montre les valeurs des différents indicateurs scalaires pour chaque IMF.

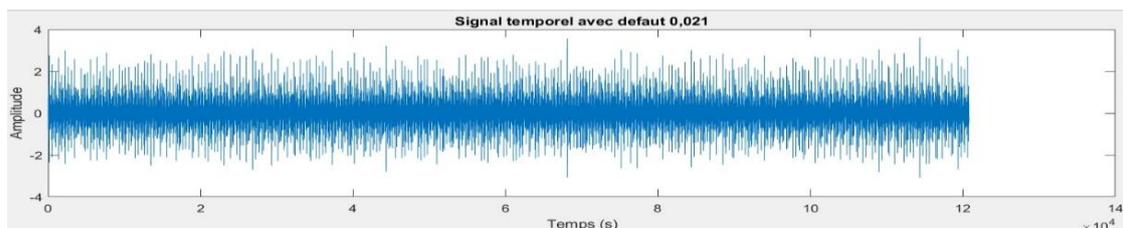
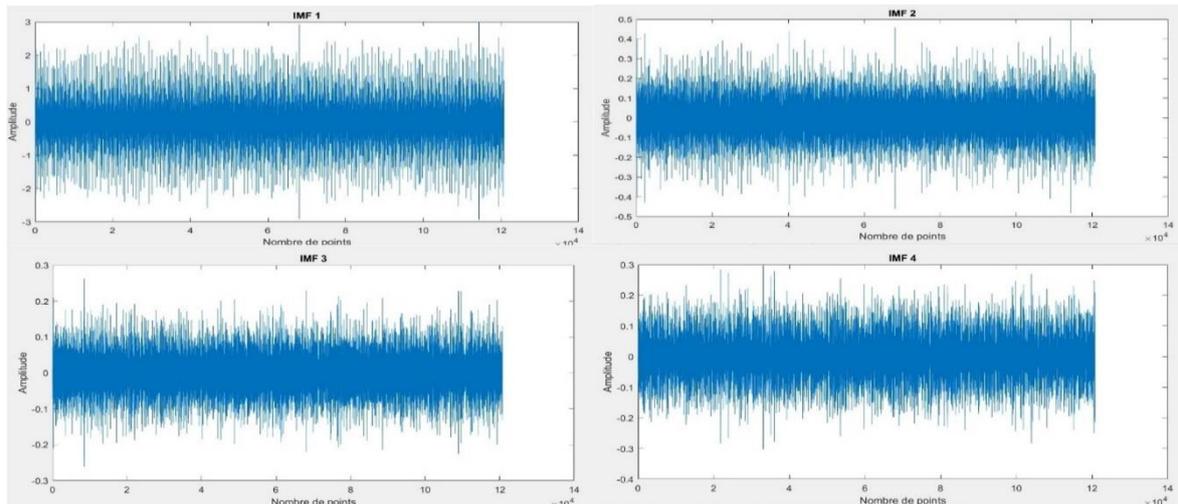
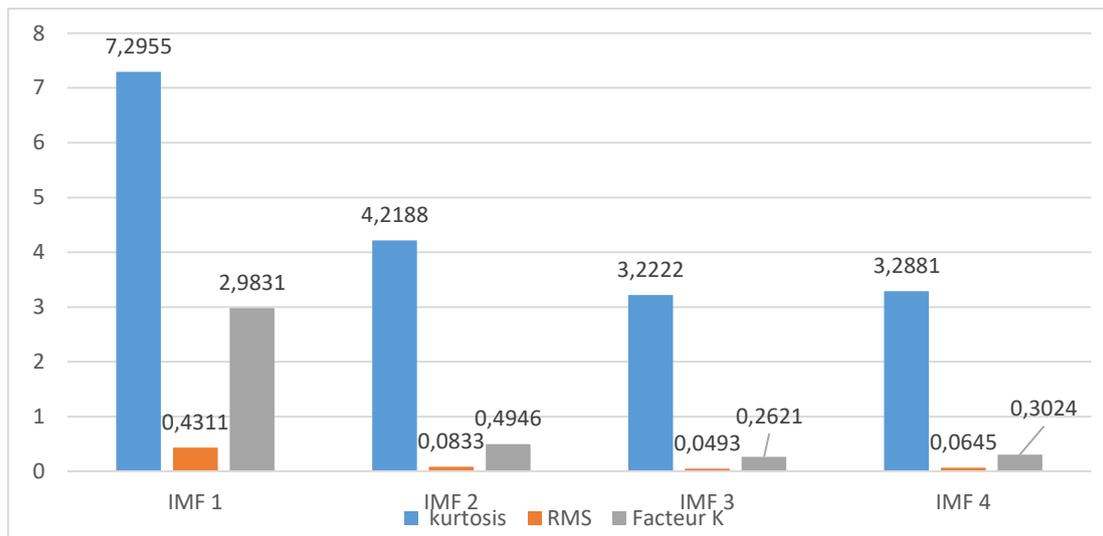


Figure IV.7 : signal temporelle avec défaut 0.021



**Figure IV.8 :** les 4 premiers IMF signal avec défaut 0.021

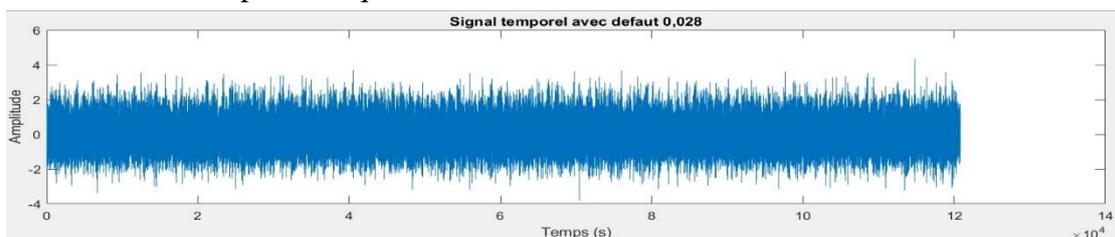
La figure IV.9 montre les valeurs en histogramme des indicateurs scalaires (kurtosis, RMS et le facteur K) pour les 4 premier IMF du signal avec défaut 021 inches.



**Figure IV.9 :** valeurs des indicateurs scalaires des premières 4 IMF du signal avec défaut 021

**IV.2.4. Application de l'EMD pour le signal avec défaut de 0.028 :**

La figure IV.10 montre la représentation temporelle du signal, ces 4 premier IMF sont représentés sur la figure IV.11, le tableau (annexe 4) montre les valeurs des différents indicateurs scalaires pour chaque IMF.



**Figure IV.10 :** signal temporelle avec défaut 0.028.

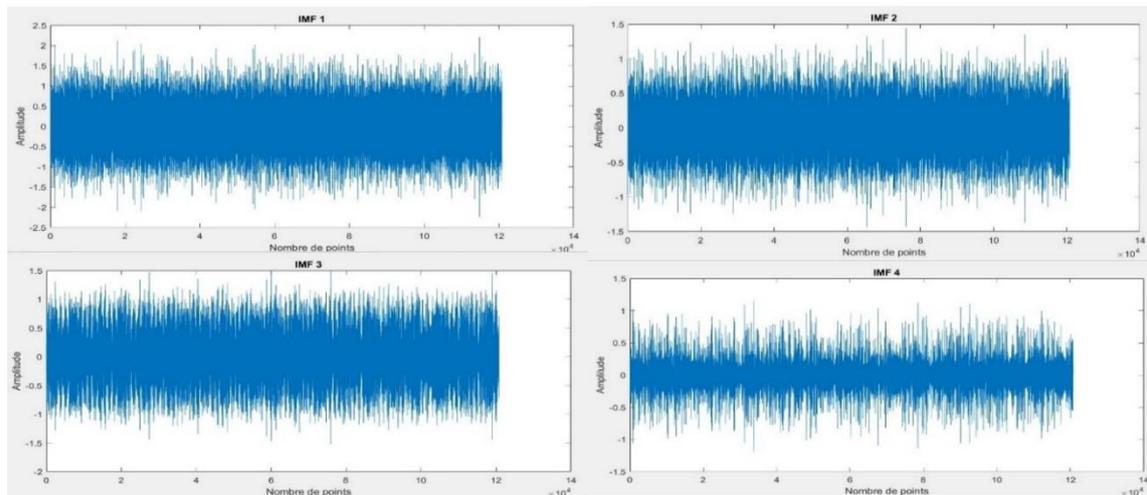


Figure IV.11 : les 4 premier IMF du signal avec défaut 0.028

La figure IV.12 montre les valeurs des indicateurs scalaires (kurtosis, RMS et le facteur K) pour les 4 premières IMF du signal avec défauts 0.028 inch et obtenu par l’EMD.

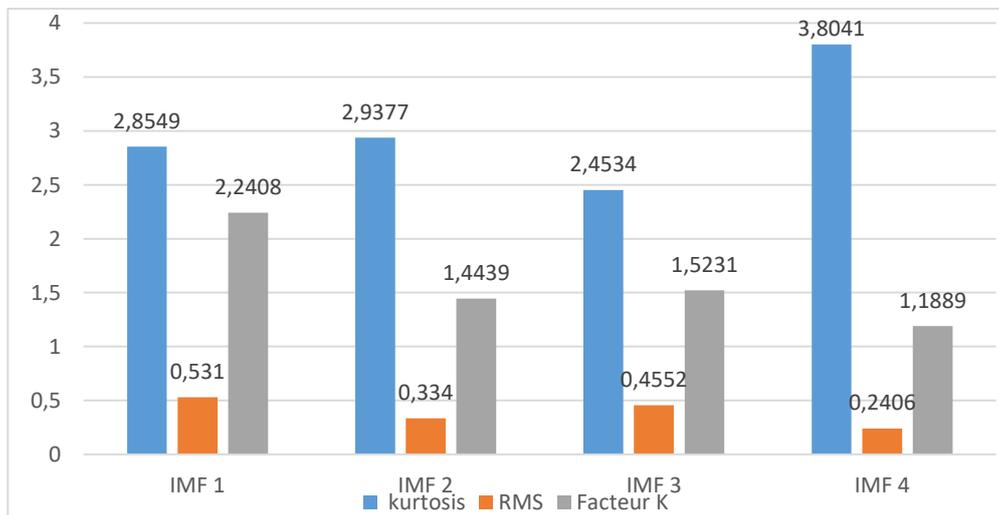


Figure IV.12 : valeur des indicateurs scalaires des 4 premières IMF du signal avec défaut 0.028

#### IV.2.5. Sélection des IMF les plus pertinents de chaque signal :

Après la décomposition des quatre signaux en IMF et le calcul des valeurs d’indicateurs choisis pour ces différents IMF, nous procédons à la sélection des meilleurs indicateurs ayant le meilleur pouvoir de séparation entre les différentes classes étudiées.

Pour le premier indicateur qui est le kurtosis, les valeurs de ce dernier montre une augmentent pour le palier [sans défaut, avec défaut 0.007, avec défaut 0.021]inches, cependant, passant le palier avec défaut de 0.028 inches la valeur de l’indicateur diminue à une valeur proche de 3, cette valeur signifie l’absence de défaut, ce qui est contradictoire avec la réalité , en raison de cette limitation, ce dernier n’est pas pris en considération dans le choix du meilleur IMF pour chaque signal.

Pour le deuxième et troisième indicateur (RMS et facteur K) respectivement les valeurs de ces derniers montrent une augmentation sur tout le palier [signal sans défaut, signal avec défaut 0.007, signal avec défaut 0.021, signal avec défaut 0.028] cette augmentation est proportionnelle à l'augmentation de la taille du défaut, sur cette base on prend ces deux indicateurs en considération dans le choix de l'IMF le plus pertinent pour chaque signal.

Basant sur l'analyse effectuée sur les différents IMF et les différentes valeurs des indicateurs, on a choisi l'IMF qui contient la plus grande valeur de RMS voir les tableaux de l'annexe (1), (2), (3), (4). Alors les meilleurs IMF pour les quatre signaux sont :

- IMF 2 pour le signal sans défaut
- IMF 1 pour le signal avec défaut 0.007
- IMF 1 pour le signal avec défaut 0.021
- IMF 1 pour le signal avec défaut 0.028

La figure IV.13 montre la représentation de ses IMF choisis selon les indicateurs scalaires (kurtosis, RMS et facteur K). Avec SIG1 représente le signal sans défaut, SIG2 signal avec défaut 007 Inche, SIG3 signal avec défaut 021Inche et SIG4 signal avec défaut 028.

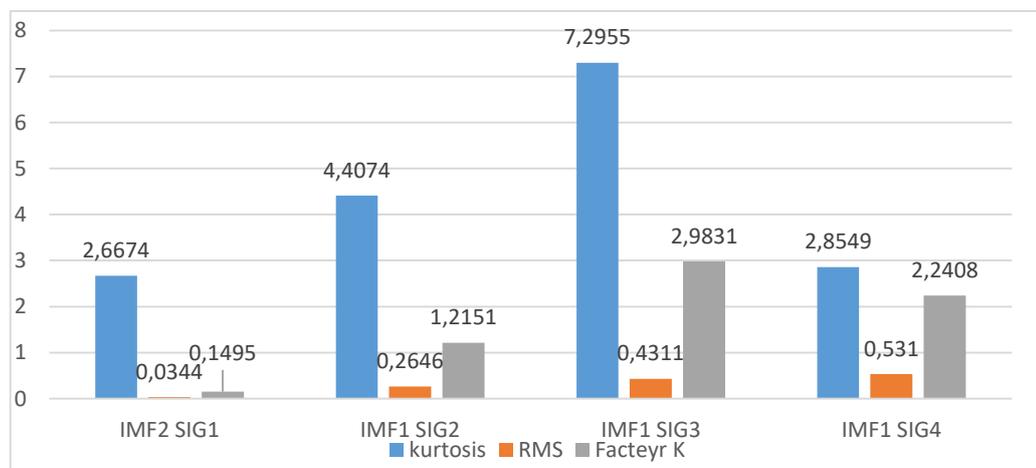


Figure IV.13 : variation des indicateurs scalaires des IMF choisis

### IV.3. Diagnostique et classification des défauts de roulements par un système à inférence floue (SIF) :

#### IV.3.1.Construction de la base de données :

##### IV.3.1.1. Division des signaux :

On dispose en tout de quatre signaux, un signal sans défauts et trois signaux avec défauts, chacun signal a une longueur (N) égale à 120800 points, afin d'avoir une base de

données suffisante on divise chaque signal en un nombre de tranche  $K_t$  d'une longueur de  $N_m$  points toute en faisant en sorte que les tranches obtenues soit représentative du mouvement vibratoire de la machine, afin d'avoir un nombre suffisant pour un plus grand cycle possédant la plus grande période de répétition. Dans notre cas la plus petite fréquence qui est la fréquence de la cage qui représenter dans le tableau (III.2) du chapitre 3 égale à :

$$f_{r_{arbre}} = \frac{1730}{60} = 28.83\text{HZ}$$

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

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

$$f_{cage} = 0,9382 \times 28.83 = 11.48\text{HZ}$$

La période :  $T_{cage} = \frac{1}{f_{cage}}$

La fréquence d'échantillonnage :  $F_e = 12000\text{HZ}$

La période d'échantillonnage :  $\Delta t = \frac{1}{F_e}$

Le nombre de point par période :

$$N_p = \frac{T_{cage}}{\Delta t} = \frac{F_e}{f_{cage}} = \frac{12000}{11.48} \approx 1046 \text{ points}$$

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

$$N_T = N_p \times 5 = 5230 \text{ points}$$

Si on prend pour  $N_M$  une valeur de  $2^n$  supérieur à  $N_T$  :  $N_M = 2^{13} = 8192 \text{ echantillons}$

Alors le nombre de tranches dans le cas d'un recouvrement de 50%, soit  $S_1 = \frac{N_M}{2}$

Alors :  $K_t = \frac{N_s - S_1}{N_M - S_1} = \frac{120800 - 4096}{4096} \cong 28 \text{ tranche}$

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

#### IV.3.1.2. Prétraitement et calcul des indicateurs :

Dans cette partie nous avons analysé les 112 tranche des IMF sélectionner dans la section III.2.5, nous avons calculé des indicateurs statistiques suivants : l'écart type (ET), le

facteur de crête (**F crêt**), la valeur crête (**V crêt**), la variance (**var**) et le facteur d'aplatissement Kurtosis (**Ku**), le facteur de dissymétrie skewness (**SKW**), le facteur de forme (**F K**), valeur absolue moyenne(**VAM**), la valeur efficace(**RMS**).

**Remarque :**

- Pour la division des IMF nous avons conçu un programme sous l'environnement matlab et pour calculer les valeurs des indicateurs scalaires choisis pour chaque tranche.
- Les résultats sont présentés sur les tableaux (voir annexe 5).
- La figure (IV.14) montre un exemple de division du l'IMF2 de signal sans défaut.
- Les figures (IV.15) (IV.16) (IV.17) (IV.18) (IV.19) (IV.20) (IV.21) (IV.22) (IV.23) montrent la variation des valeurs des 9 indicateurs (**ET, VAR, KU, SKW, V crête, RMS, VAM, F crête et FK**) respectivement en fonction des 112 observations.

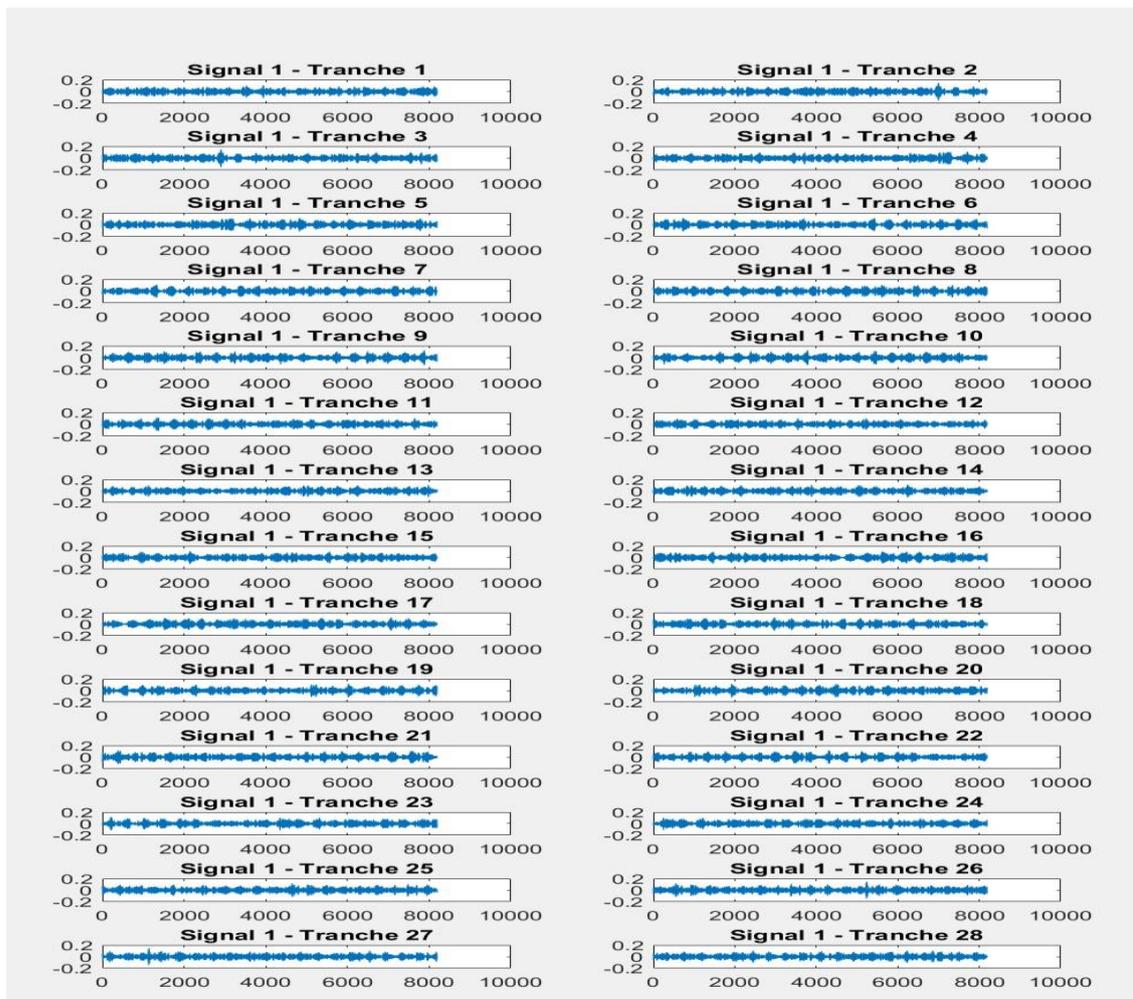


Figure IV.14 : division en tranche du signal IMF2 de roulement sans défaut.

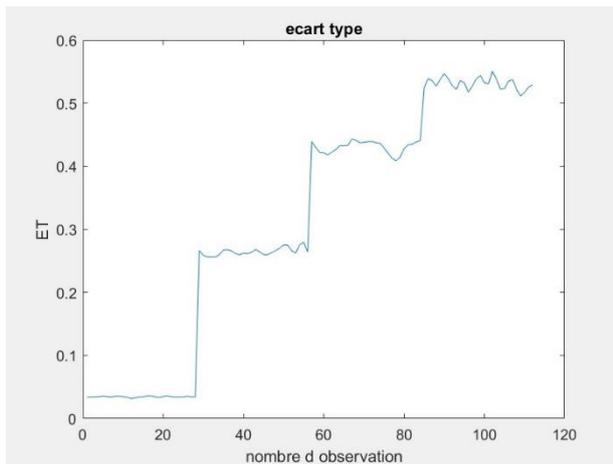


Figure IV.15 : variation de l'indicateur ET

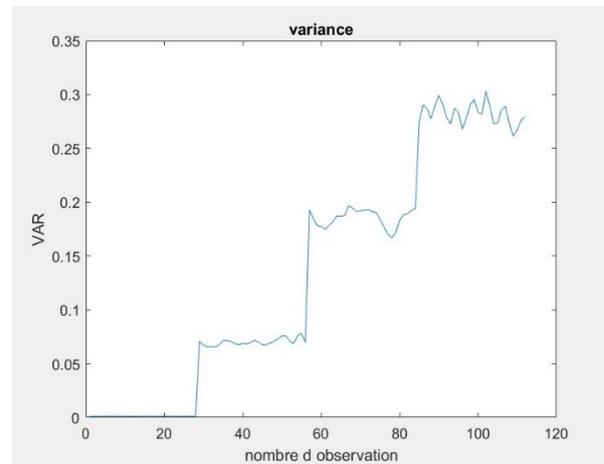


Figure IV.16 : variation de l'indicateur VAR

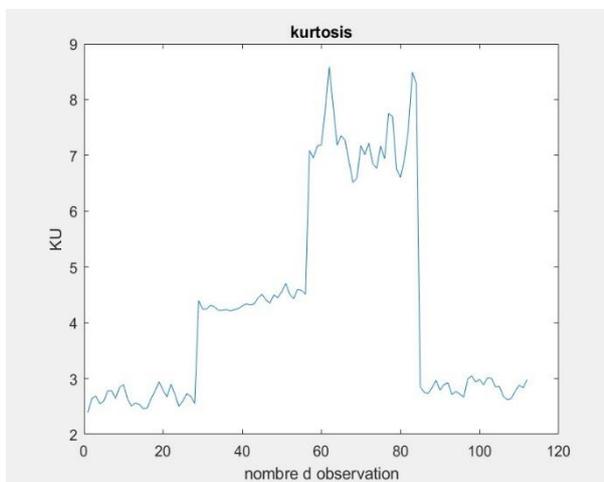


Figure IV.17 : variation de l'indicateur KU

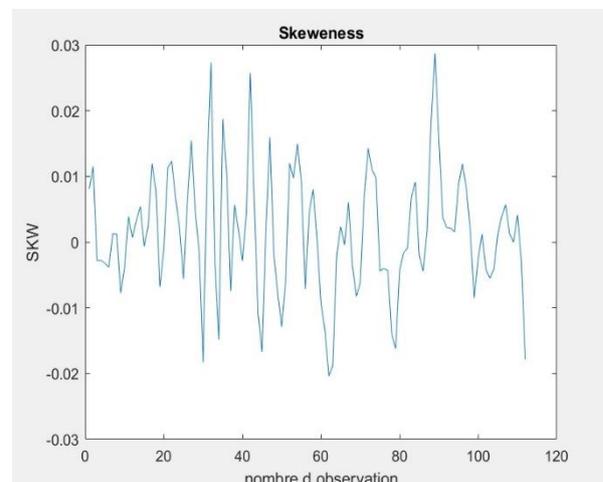


Figure IV.18 : variation de l'indicateur SKW

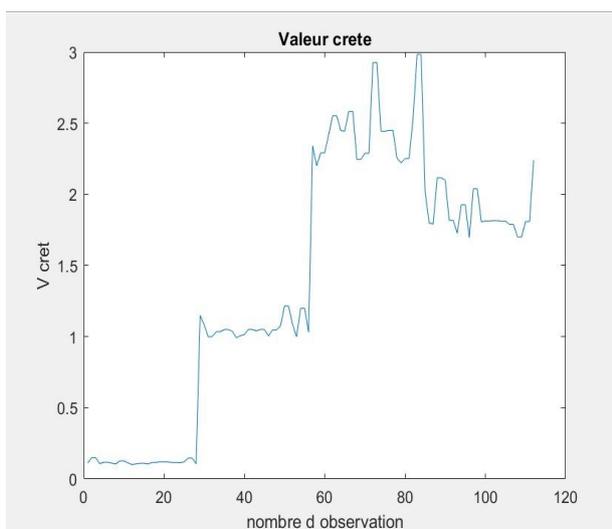


Figure IV.19 : variation de l'indicateur V crête

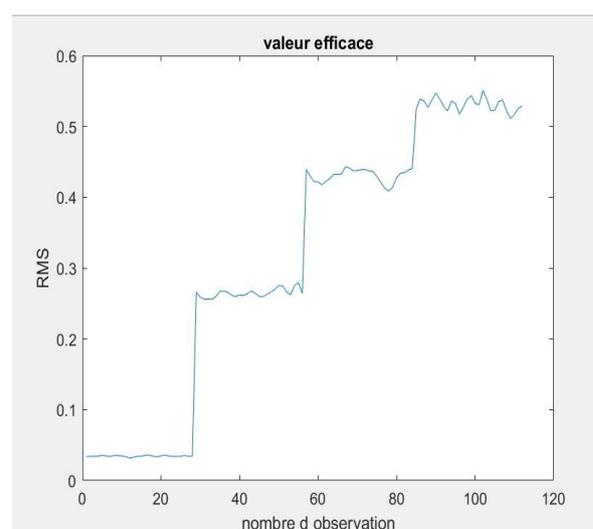


Figure IV.20 : variation de l'indicateur RMS

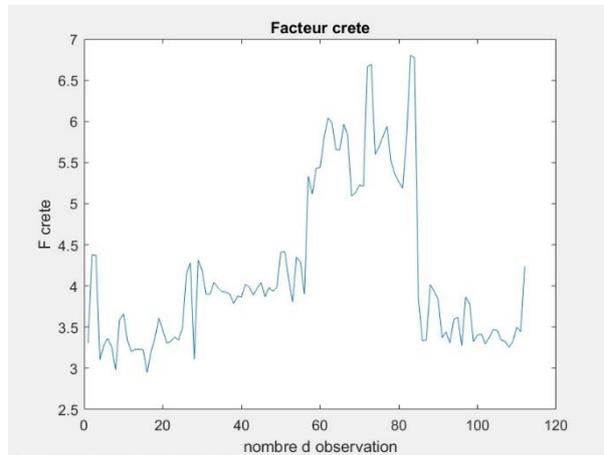
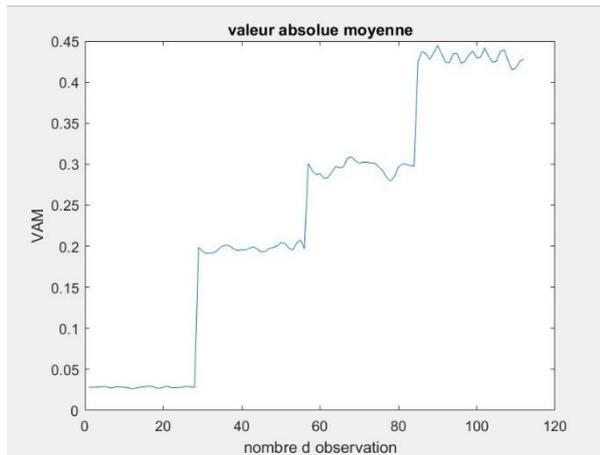


Figure IV.21 : variation de l'indicateur **VAM**      Figure IV.22 : variation de l'indicateur **F crête**

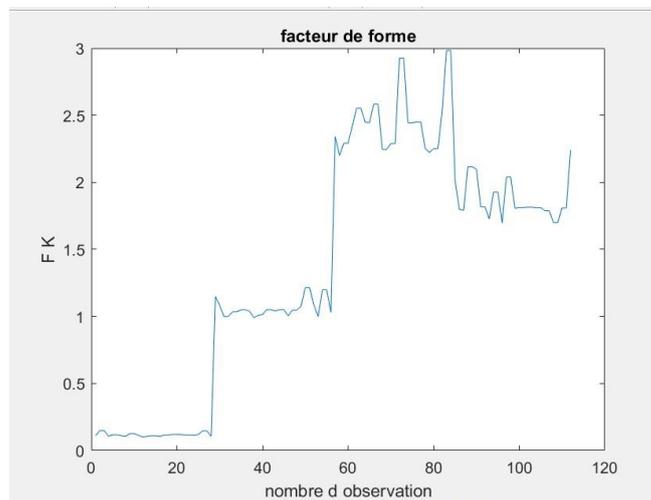


Figure IV.23 : variation de l'indicateur **F K**

Ces figures montrent la variation des valeurs pour les représentations graphique des 9 indicateurs calculés en fonction du nombre de tranche total (112 tranche). On voit bien que les indicateurs (valeur efficace **RMS**, écart type **ET**, valeur absolue moyenne **VAM** et la variance **VAR**), l'allure de variation pour ces indicateurs est répartie en 4 niveaux séparés totalement entre eux, ceci correspond aux quatre états de santé des roulements étudiés.

Parmi ces quatre indicateurs on'a sélectionné trois indicateurs, valeur efficace **RMS**, valeur absolue moyenne **VAM** et la variance **VAR** pour la classification des observations de notre base de données.

#### IV.3.1.3. Constitution du vecteur forme (entrée du SIF) :

Le vecteur forme regroupe les trois indicateurs scalaires sélectionnées (RMS, VAM et VAR). Les données que l'on doit classer et traiter sont stockées dans un tableau de type observations/variables de la forme suivante :

$$\text{Basse-donner} = \begin{matrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1M} & X_1 \\ x_{21} & x_{12} & & x_{1M} & X_2 \\ \vdots & \ddots & & \vdots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{NM} & X_N \end{matrix}$$

Ou : N est le nombre d'observation.

M est le nombre d'indicateurs.

Dans notre cas :

Les donner sont stockées dans une matrice (N\*M), où :

- N c'est le nombre d'observations (tranches) qui est égal à 112
- M est le nombre d'indicateurs qui égale aux trois indicateurs sélectionnés ((VAR), (RMS), (VAM)).
- la matrice est Représentée dans (**l'annexe 6**) ou la 1 colonne porte les valeurs de l'indicateur VAR et la 2 et la 3 correspond respectivement à l'indicateur RMS et VAM, les lignes de 1 à 112 tranche représente les observations.

#### IV.3.1.4. Choix des classes (ensemble flou de la sortie) :

Pour notre cas, on a choisis un seul variable de sortie qui représente (**état de défaut**), on lui a associé 4 fonctions d'appartenance qui correspondant aux quatre états défauts de roulements étudiés :

- De la 1<sup>ème</sup> ligne à la ligne 28: classe1 (sans défaut).
- De la 29<sup>ème</sup> ligne à la ligne 56: classe2 (avec défaut 0.007inch)).
- De la 57<sup>ème</sup> ligne à la ligne 84: classe3 (avec défaut 0.021inch)).
- De la 85<sup>ème</sup> ligne à la ligne 112: classe4 (avec défaut 0.028inch)).

#### IV.3.2.Création et implémentation du (SIF) sous Matlab :

##### IV.3.2.1. Implémentation par l'interface graphique :

Pour notre étude, nous avons créé un système à inférence floue de type Mamdani avec trois variables d'entrée ((VAR), (RMS), (VAM)), et une variable de sortie (Etat de défaut). Et les paramètres suivants ont été choisis pour le système :

- ET\_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur ET (**min**),
- OU\_méthode : méthode utilisée pour l'opérateur OU (**max**),
- Imp\_méthode : méthode d'implication (**min**),
- Agg\_méthode : méthode d'agrégation des règles (**max**),
- Defuzz\_méthode : méthode défuzzification (**centroid**).

La figure (IV.24) montre le schéma bloc du système à inférence floue choisi.

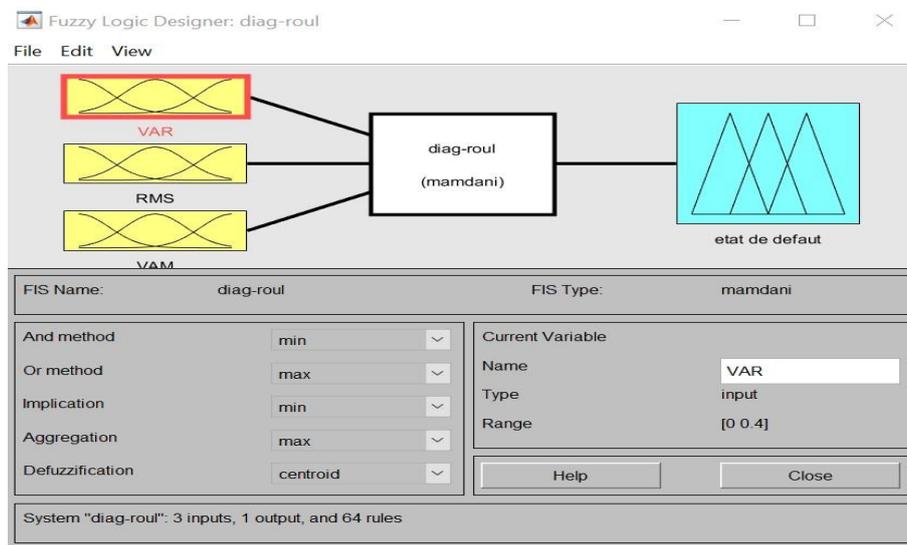


Figure IV.24 : Schéma bloc du (SIF).

#### IV.3.2.1.1. Fuzzification des variables d'entrées et de sortie :

- Fuzzification de la variable d'entrée « variance (VAR) » :

Cette variable varie dans l'intervalle [0.001 ; 0.3033] (voir annexe 6), nous avons choisis un intervalle de [0; 0.4] et nous lui avons associée 4 fonctions d'appartenances de type triangulaire. La première représentative de terme « petite : **P** » avec 3 paramètres [0 ; 0.015 ; 0.03], La 2<sup>ème</sup> représentative de terme «moyenne : **M** » avec 3 paramètres [0.03; 0.066 ; 0.1], La 3<sup>ème</sup> représentative de terme «grande : **G** » avec 3 paramètres [0.1 ; 0.15 ; 0.2] et La 4<sup>ème</sup> représentative de terme « très grande : **TG**» avec 3 paramètres [0.2 ; 0.3 ; 0.4]. La figure (IV.25) montre fuzzification de cette variable :

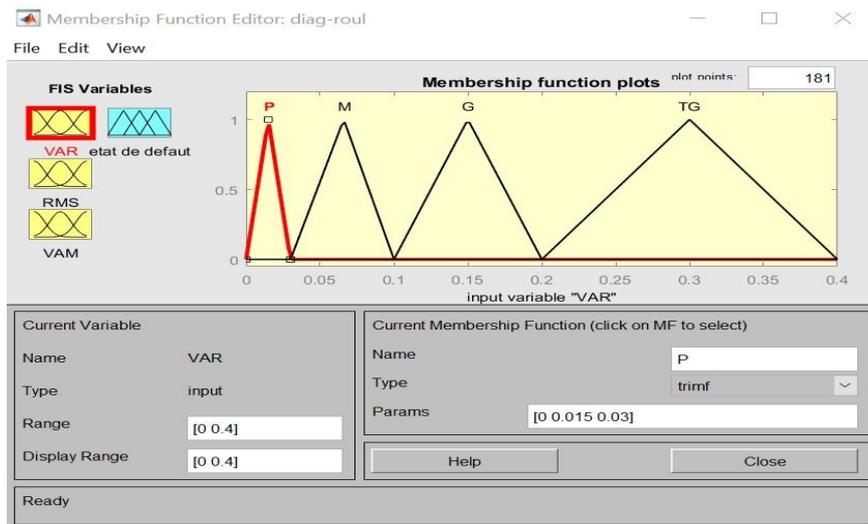


Figure IV.25 : Fuzzification de la variable d’entrée «variance (VAR).

- **Fuzzification de la variable d’entrée « valeur efficace (RMS) » :**

Cette variable varie dans l’intervalle [0.0316 ; 0.5507] (voir annexe 6), nous avons choisis un intervalle de [0; 0.7] et nous lui avons associée 4 fonctions d’appartenances de type triangulaire. La première représentative de terme « P » avec 3 paramètres [0 ; 0.05 ; 0.1], La 2<sup>ème</sup> représentative de terme « M » avec 3 paramètres [0.1 ; 0.2 ; 0.3], La 3<sup>ème</sup> représentative de terme « G » avec 3 paramètres [0.3 ; 0.4 ; 0.5], et La 4<sup>ème</sup> représentative de terme « TG» avec 3 paramètres [0.5 ; 0.6 ; 0.7]. La figure (IV.26) montre la fuzzification de cette variable :

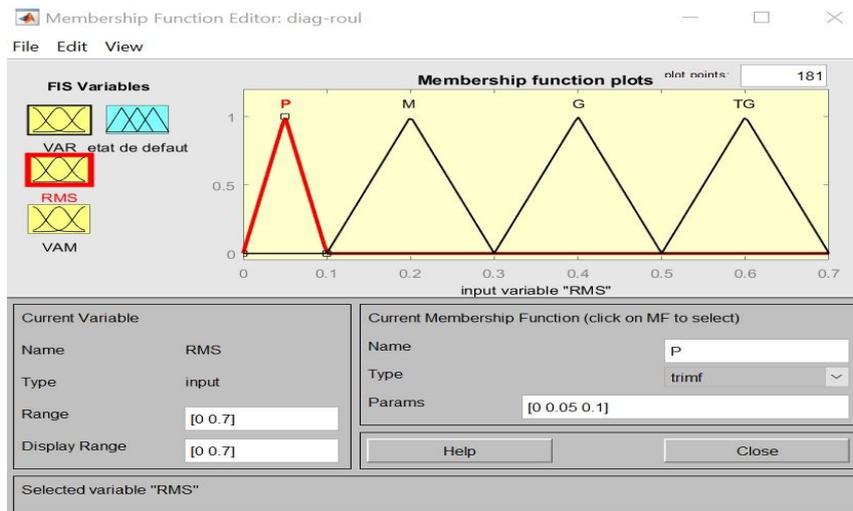


Figure IV.26 : Fuzzification de la variable d’entrée «valeur efficace (RMS).

- **Fuzzification de la variable d’entrée Valeur absolue moyenne (VAM) :**

Cette variable varie dans l’intervalle [0.0261 ; 0.4446] (voir annexe 6), nous avons choisis un intervalle de [0; 0.5] et nous lui avons associée 4 fonctions d’appartenances de type

triangulaire. La première représentative de terme « P » avec 3 paramètres [0 ; 0.05 ; 0.1], La 2<sup>ème</sup> représentative de terme « M » avec 3 paramètres [0.1; 0.17 ; 0.24], La 3<sup>ème</sup> représentative de terme « G » avec 3 paramètres [0.24 ; 0.3 ; 0.36] et La 4<sup>ème</sup> représentative de terme « TG » avec 3 paramètres [0.36 ; 0.43 ; 0.5]. La figure (IV.27) montre la fuzzification de cette variable :

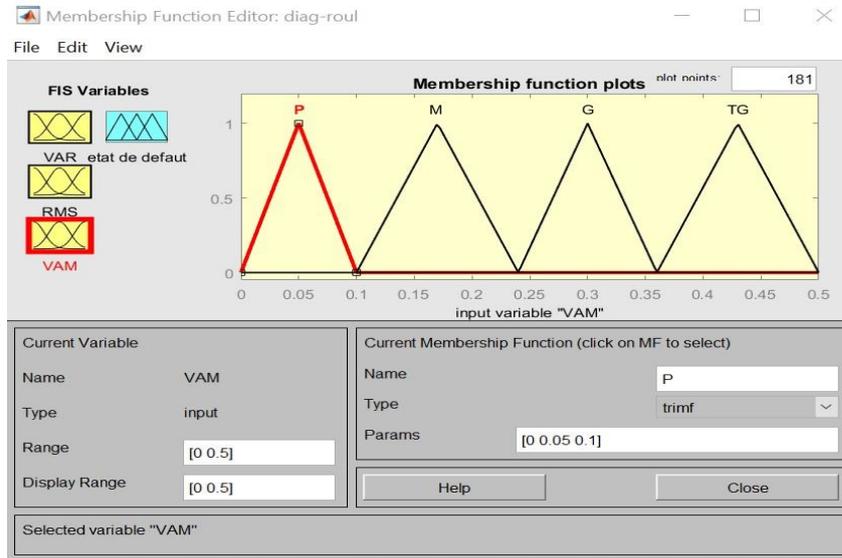


Figure IV.27 : Fuzzification de la variable d’entrée «valeur absolue moyenne (VAM)»

- Fuzzification de la variable de sortie « état de défaut » :

L’intervalle de variation choisit pour cette variable est [0 ; 8] et nous lui avons associée 4 fonctions d’appartenances de type triangulaire. La première représentative de terme « class1 » avec 3 paramètres [0 ; 1 ; 2], La 2<sup>ème</sup> représentative de terme « class2 » avec 3 paramètres [2 ; 3 ; 4], La 3<sup>ème</sup> représentative de terme « class3 » avec 3 paramètres [4 ; 5 ; 6], et La 4<sup>ème</sup> représentative de terme « class4 » avec 3 paramètres [6 ; 7 ; 8]. La figure (IV.28) montre la fuzzification de cette variable

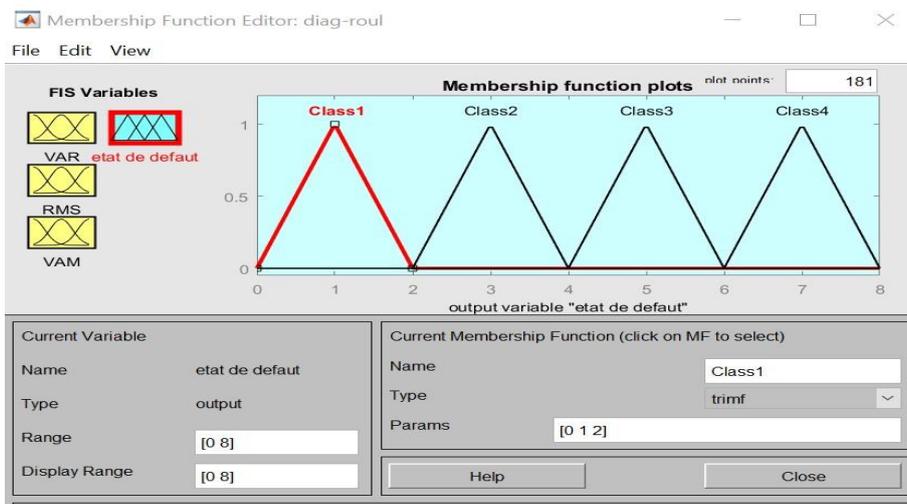


Figure IV.28 : Fuzzification de la variable de sortie «état du défaut».

**IV.3.2.1.2. Edition des règles d'inférence :**

Le nombre de règles d'inférence représentant toute les combinaisons possibles des variables d'entrées (3 variable d'entrée et 4 fonctions pour chaque variable), donc le nombre de règles global est égale à  $(4^3) = 64$ , et qui sont énumérées ci-dessous :

1. Si (VAR est P) et (RMS est P) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class1) (1)
2. Si (VAR est P) et (RMS est P) et (VAM est M) alors (état de défaut est class2) (1)
3. Si (VAR est P) et (RMS est P) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
4. Si (VAR est P) et (RMS est P) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
5. Si (VAR est P) et (RMS est M) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class1) (1)
6. Si (VAR est P) et (RMS est M) et (VAM est M) alors (état de défaut est class2) (1)
7. Si (VAR est P) et (RMS est M) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
8. Si (VAR est P) et (RMS est M) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4)(1)
9. Si (VAR est P) et (RMS est G) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class3) (1)
10. Si (VAR est P) et (RMS est G) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class3) (1)
11. Si (VAR est P) et (RMS est G) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
12. Si (VAR est P) et (RMS est G) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
13. Si (VAR est P) et (RMS est TG) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class4) (1)
14. Si (VAR est P) et (RMS est TG) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class4) (1)
15. Si (VAR est P) et (RMS est TG) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class4) (1)
16. Si (VAR est P) et (RMS est TG) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
17. Si (VAR est M) et (RMS est P) et (VAM est P) alors (état de défaut est class2) (1)
18. Si (VAR est M) et (RMS est P) et (VAM est M) alors (état de défaut est class2) (1)
19. Si (VAR est M) et (RMS est P) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
20. Si (VAR est M) et (RMS est P) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
21. Si (VAR est M) et (RMS est M) et (VAM est P) alors (état de défaut est class2) (1)
22. Si (VAR est M) et (RMS est M) et (VAM est M) alors (état de défaut est class2) (1)

23. Si (VAR est M) et (RMS est M) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
23. Si (VAR est M) et (RMS est M) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
24. Si (VAR est M) et (RMS est M) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
25. Si (VAR est M) et (RMS est G) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class3) (1)
26. Si (VAR est M) et (RMS est G) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class3) (1)
27. Si (VAR est M) et (RMS est G) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
28. Si (VAR est M) et (RMS est G) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
29. Si (VAR est M) et (RMS est TG) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class4) (1)
30. Si (VAR est M) et (RMS est TG) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class4) (1)
31. Si (VAR est M) et (RMS est TG) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class4) (1)
32. Si (VAR est M) et (RMS est TG) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
33. Si (VAR est G) et (RMS est P) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class3) (1)
34. Si (VAR est G) et (RMS est P) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class3) (1)
35. Si (VAR est G) et (RMS est P) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
36. Si (VAR est G) et (RMS est P) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
37. Si (VAR est G) et (RMS est M) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class3) (1)
38. Si (VAR est G) et (RMS est M) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class3) (1)
39. Si (VAR est G) et (RMS est M) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
40. Si (VAR est G) et (RMS est M) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
41. Si (VAR est G) et (RMS est G) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class3) (1)
42. Si (VAR est G) et (RMS est G) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class3) (1)
43. Si (VAR est G) et (RMS est G) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class3) (1)
44. Si (VAR est G) et (RMS est G) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
45. Si (VAR est G) et (RMS est TG) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class3) (1)
46. Si (VAR est G) et (RMS est TG) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class4) (1)
47. Si (VAR est G) et (RMS est TG) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class4) (1)

48. Si (VAR est G) et (RMS est TG) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
49. Si (VAR est TG) et (RMS est P) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class4) (1)
50. Si (VAR est TG) et (RMS est P) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class4) (1)
51. Si (VAR est TG) et (RMS est P) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class4) (1)
52. Si (VAR est TG) et (RMS est P) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
53. Si (VAR est TG) et (RMS est M) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class4) (1)
54. Si (VAR est TG) et (RMS est M) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class4) (1)
55. Si (VAR est TG) et (RMS est M) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class4) (1)
56. Si (VAR est TG) et (RMS est M) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
57. Si (VAR est TG) et (RMS est G) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class4) (1)
58. Si (VAR est TG) et (RMS est G) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class4) (1)
59. Si (VAR est TG) et (RMS est G) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class4) (1)
60. Si (VAR est TG) et (RMS est G) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)
61. Si (VAR est TG) et (RMS est TG) et (VAM est P) alors (état de défaut est Class4) (1)
62. Si (VAR est TG) et (RMS est TG) et (VAM est M) alors (état de défaut est Class4) (1)
63. Si (VAR est TG) et (RMS est TG) et (VAM est G) alors (état de défaut est Class4) (1)
64. Si (VAR est TG) et (RMS est TG) et (VAM est TG) alors (état de défaut est Class4) (1)

#### IV.3.2.1.3. Défuzzification de la variable de sortie :

##### Exemple de teste :

On prend un exemple d'application pour une observation de la troisième classe(Class3) : pour une valeur  $X = [0.1745 ; 0.4177 ; 0.2828]$

On a posé la variance(**VAR**) = 0.1745, la valeur efficace(**RMS**) = 0.4177 et la valeur absolu moyenne(**VAM**) = 0.2828 alors l'état du dispositif étudié est considéré comme Class3 (état de défaut = 5).

La figure (IV.29) montre la defuzzification de X, On remarque que notre système a bien classé cette observation.



Figure IV.29 : Défuzzification de la variable de sortie (état de défaut).

**IV.3.2.2. Implémentation du (SIF) à l'aide des commandes de la boîte à outil :**

Nous avons conçu un programme à l'aide des commandes de la boîte à outils « fuzzy logic » sous l'environnement matlab pour l'implémentation du système d'inférence floue (SIF), ce programme est utilisé pour la classification et le diagnostic des défauts de roulements, Le programme développé est présenté dans l'annexe ( ).

**IV.3.3. Classification de la base de données à l'aide du système à inférence floue :**

Le programme développé dans la section IV.3.2.2 permet la classification des observations de la base de données.

Les résultats de cette classification sont présentés dans l'annexe (7). Les résultats présentés dans l'annexe sont sous forme d'une matrice de deux lignes, la première contient le numéro de l'observation (de 1 à 112), et la seconde contient les résultats de sortie de la classification des observations qui représente la variable de sortie de notre système « état du défaut (class)».

Lors de la fuzzification de la variable de sortie (état de défaut) on lui a défini l'intervalle de variation [0 ; 8], et quatre sous-ensembles flous représentant les termes Class1, Class2, Class3, et class4.

SI la valeur de la sortie (état de défaut) $\in[0 ; 2]$ , on est dans la classe Class1, SI (état de défaut) $\in[2 ; 4]$ , on est dans le niveau Class2, SI (état de défaut) $\in[4 ;6]$ , on est dans la classe3, et SI (état de défaut) $\in[6 ;8]$ , on est dans la classe Class4.

#### **IV.3.3.1. Discussion :**

##### **IV.3.3.1.1. Représentation graphique des résultats :**

Les résultats obtenus pour la classification de la base de données par notre système à inférence flou, sont représentés graphiquement sur la figure (IV.30)

Sur l'axe des abscisses sont représentées les 112 observations de notre base de données et l'axe des ordonnées comporte les valeurs que prend la variable de sortie (état du roulement) qui varie dans l'intervalle  $[0 ; 8]$ .

Pour les 28 premières observations on obtient une valeur de sortie égale à  $1 \in[0 ; 2]$ , alors cette sortie appartient à la classe (classe 1), ce qui implique que ces observations sont classées correctement par notre système vu que ces 28 premières observations proviennent du signal sans défaut.

Pour les observations de 29 à 56 on obtient une valeur de sortie égale à  $3 \in[2 ; 4]$ , alors cette sortie appartient à la classe (classe 2), ce qui implique que ces observations sont classées correctement par notre système vu que ces 28 observations proviennent du signal avec un défaut de diamètre 0.007inch.

Pour les observations de 57 à 84 on obtient une valeur de sortie égale à  $5 \in[4 ; 6]$ , alors cette sortie appartient à la classe (classe 3), ce qui implique que ces observations sont classées correctement par notre système vu que ces 28 observations proviennent du signal avec un défaut de diamètre 0.021inch.

Pour les observations de 85 à 112 on obtient une valeur de sortie égale à  $7 \in[6 ; 8]$ , alors cette sortie appartient à la classe (classe 4), ce qui implique que ces observations sont classées correctement par notre système vu que ces 28 observations proviennent du signal avec un défaut de diamètre 0.028inch.

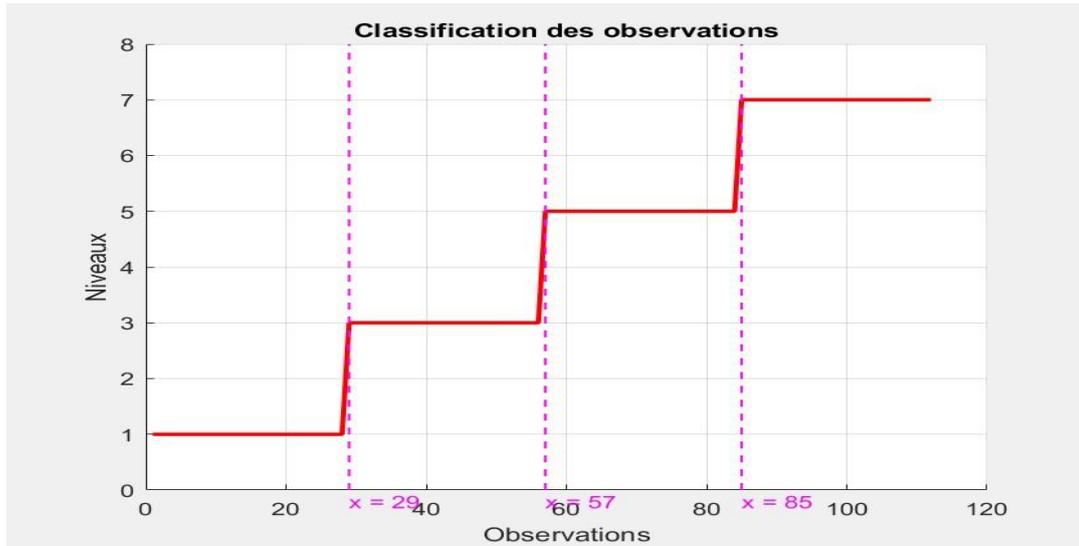


Figure IV.30 : classification de la base de données (roulements).

Pour montrer l’influence du choix des indicateurs scalaires sur les résultats de classification par les systèmes à inférence flou. Nous avons construit un autre système(SIF), avec des indicateurs choisis arbitrairement c’est à dire sans prendre en considération la caractéristique du pouvoir de séparation, qu’il a été utilisé pour la sélection des indicateurs utilisés comme entrée du système (SIF).

On a sélectionné les indicateurs (kurtosiss (**KU**), valeur crête (**V crête**) et le facteur de crête (**F crêt**)). La matrice du vecteur forme (base de données 2) est représentée dans (**annexe 8**). Les variable de sortie de ce système son présenté dans (**annexe 9**).

La figure IV.31 illustre la classification de la base de données par ce nouveau système.

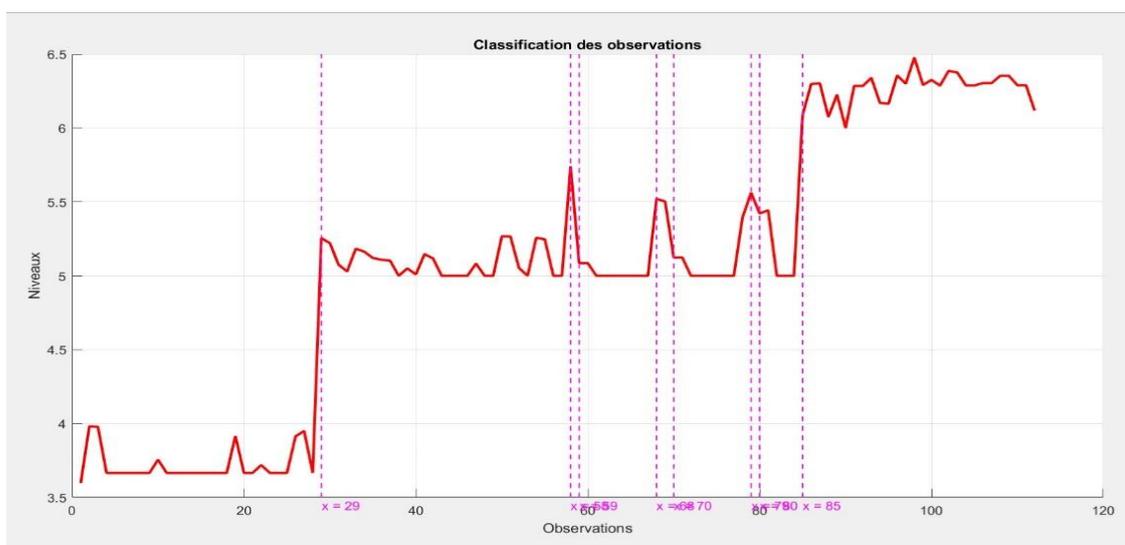


Figure IV.31 : classification de la base de données 2 par le système SIF crée par des indicateurs choisis arbitrairement.

D'après se graphe (figure IV.31) on remarque que le système n'arrive pas à classer correctement les observations de la base de donnée.

- Par exemple pour les 28 premières observations, la valeur de sortie est égale à  $3.5 \in [2 ; 4]$ , alors cette sortie appartient à la classe (classe 2). Ce qui implique que ces observations ne sont pas correctement classées par notre système, vu que ces 28 premières observations proviennent du signal sans défaut (classe 1).
- Pour les observations de 29 à 84, la valeur de sortie égale à  $5 \in [4 ; 6]$ , alors cette sortie appartient à la classe (classe 3), ce qui implique que ces observations ne sont pas correctement classées par notre système vu que les tranche de 29 à 56 proviennent du signale avec défaut de 0,007 qu'on a déjà déclaré qu'il représente la classe 2.
- Contrairement aux observations des deux premières classes, les observations de la classe 3 et 4 sont bien classées.
- Pour le taux de bonne classificationnce système à reussi de classer uniquement 50% de la base de donnée.

### IV.3.3.1.2. Interprétation du résultat de classification :

Le taux de bonne classification des observations par notre système à inférence floue est de 100%. Ce taux de bonne classification est dû à :

La pertinence des indicateurs sélectionnés pour construire le vecteur forme qui permettent de distinguer les différentes classes de défauts, cette pertinence vient de fait que ces indicateurs ont été calculés dans les bandes fréquentielles adéquates suite à un prétraitement des signaux de la base de données (EMD).

L'utilisation des indicateurs bien choisis qui détecte les défauts d'une manier précise permettra au system d'agir rapidement.

Le nombre de sous ensemble flou associer à chaque variables d'entrée est de quatre pareil aux nombre de classes de la sortie qui est l'état du roulement, et l'intervalle de définition de chacun de ces sous-ensembles flous était établi suivant les valeurs que prennent ces indicateurs pour chaque observation.

Les paramètres choisit pour notre système à inférence floue et la base de règles établi on permet d'accorder la sortie avec les entrées avec la sortie qu'il faut.

Enfin, on peut dire que le système d'inférence floue (SIF) établi, avec cette configuration, Permet la dissociation claire des quatre classes.

### IV.4. Conclusion :

Les résultats montrent que l'utilisation de l'EMD améliore les résultats du diagnostic des défauts de roulements, en permettant une meilleure extraction des caractéristiques des signaux vibratoires, tandis que l'utilisation des paramètres d'entrée bien choisis pour le système à inférence floue nous offre une configuration optimale pour la classification des observations.

En conclusion, les systèmes à inférence floue basé sur l'EMD, nous a montré des avancées bien significative dans le domaine du diagnostic des défauts de roulement, et peut être largement adopté pour améliorer l'efficacité des machine tournante.

# **Conclusion Générale**

### Conclusion général :

Dans ce mémoire, nous avons abordé le domaine de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes par la décomposition en mode empirique en utilisant des systèmes à inférence floue. Notre objectif principal était de développer une approche capable de combiner ces deux techniques pour une détection et classification des défauts de roulements plus fiable à partir des mesures de vibrations.

Nous avons présenté dans le premier chapitre des informations sur les roulements : leurs géométries, les différents types de roulements, les différents défauts qui peuvent atteindre un roulement, on a montré aussi les différentes techniques utilisées pour l'analyser d'un signal vibratoire.

Dans le deuxième chapitre on a donné un aperçu théorique sur la logique floue, la différence entre cette logique est la logique classique, ces notions de base et son concept (les ensembles flous et leurs caractéristiques). Nous avons également présenté les opérations sur les ensembles flous, ainsi que les variables linguistiques et les propositions floues, qui sont des éléments clés de la logique floue. Ensuite nous avons abordé l'application de cette logique dans les systèmes à inférence flou, en décrivant le principe de ces systèmes et leurs étapes.

Dans le troisième chapitre nous avons expliqué en détail la démarche suivie pour notre étude, on commençant : décomposer les signaux temporels bruts, calculer les indicateurs scalaires de chaque IMF. On a aussi expliqué la démarche à suivre pour classifier notre base de donnée selon un système à inférence flou et la mise en œuvre de ce dernier en utilisant MATLAB. Enfin nous avons présenté le banc d'essais de roulement ou nous avons prélevé les signaux étudiés.

Le dernier chapitre nous avons interprété les résultats obtenus, en commençant par le traitement de ces signaux par l'EMD, ainsi le calcul des indicateurs scalaires. Ensuite on a expliqué comment choisir les IMF les plus pertinents pour les utiliser dans notre système à inférence flou, en expliquant la méthode qu'on a suivie pour créer notre base de donnée pour la réalisation de système à inférence flou sous l'environnement matlab. Enfin nous avons analysé les résultats obtenus de la classification.

En conclusion, notre étude a démontré l'efficacité de la combinaison de l'EMD avec des systèmes à inférence floue, cette méthode nous a donné une approche puissante et efficace pour le diagnostic des défauts de roulements, L'EMD nous permet d'analyser les signaux vibratoires

en détail, tandis que les systèmes à inférence floue nous offre une capacité de décision adaptative lorsque on veut raisonner sur des notions dont les frontières sont incertain.

Cependant, il convient de souligner que des améliorations et des validations supplémentaires peuvent être nécessaires pour une application pratique et industrielle de notre approche. Des études supplémentaires pourraient être menées pour évaluer les performances du système sur un plus large éventail de défauts et de conditions de fonctionnement. Malgré cela, notre projet ouvre des perspectives intéressantes pour l'utilisation de la logique floue dans le domaine de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes, offrant ainsi une contribution significative à ce domaine de recherche en évolution constante.

# **Référence bibliographiques**

### Référence

- [1] B. J. Hamrock and W. J. Anderson, "Rolling-element bearings," Mechanical Design and Systems Handbook, Second Edition, pp.29.19-29.24, 1983.
- [2] O. V. Thorsen and M. Dalva, "A survey of faults on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries," IEEE Trans. Ind. Appl., vol. 31, no. 5, pp. 1186–1196, 1995.
- [3] S.Sassi, B.Badri, M.Thomas, "A Numerical Model to Predict Damaged Bearing Vibrations", Journal of Vibration and Control, 2007.
- [4] SKF, "fournisseur de produits et de solutions sur les marchés des roulements, des systèmes de lubrification, de la mécatronique, de l'étanchéité et des services." [Online]. Available: <http://www.skf.com/>.
- [5] NTN corporation, "Roulement à bille et à rouleaux" Catalogue N° 2202-VIII/F, 2007
- [7] «Contribution au diagnostic de machines électromécaniques exploitation des signaux électriques et de la vitesse instantanée». Thèse de Doctorat 10 Mars 2009. [Alain Boulenger, Christian Pachaud] «Analyse vibratoire en maintenance»]
- [8] Manuel de maintenance pour roulements SKF
- [9] : Maintenance Service, Document SNR, SNR Industry, 2004.
- [10] A. Rai and S. H. Upadhyay, "A review on signal processing techniques utilized in the fault diagnosis of rolling element bearings," Tribol. Int., vol. 96, pp. 289–306, 2016.
- [11] J. Antoni, "Cyclic spectral analysis in practice," Mech. Syst. Signal Process., vol. 21, no. 2, pp.597–630, 2007.
- [12] ISHAK GEORGES «Détection des défauts mécaniques par des indicateurs de cyclostationnarité» Mémoire de master 2 En Technologie des Systèmes Médicaux et Industriels. Ecole doctorale des sciences et de technologie université libanaise juillet 2013
- [13]Mémoire d'Otmani Halima Prédiction pour la détection de défauts de roulements à billes dans un système mécanique 2017
- [14] T. BAALI, Application de L'ensemble de décomposition en mode empirique (EEMD) pour la détection des défauts de roulements en régime variable. Mémoire de Master, Université de Guelma 2017
- [16] analyse vibratoire des machines tournantes. (2024). depuis [www.silanus.fr](http://www.silanus.fr)
- [17]- Poizat Framatone Ph., "Diagnostic, le facteur défaut pour la surveillance des roulements", Maintenance & entreprise, N° 458, janv.- fév. (1993).

## Référence bibliographique

- [18] P. Gupta and M. K. Pradhan, "Fault detection analysis in rolling element bearing: A review," *Mater. Today Proc.*, vol. 4, no. 2, pp. 2085–2094, 2017.
- [19]- Arques P., "Diagnostic prédictif de l'état des machines", Masson (1996)
- [20] A. Djebala. Application de la transformée par ondelettes à l'étude et l'analyse vibratoire des systèmes mécaniques. Thèse de doctorat, Université Badji Mokhtar Annaba, 2008.
- [21] M. KHEMISSI BABOURI. Surveillance de L'Evolution de L'Usure d'un Outil de Coupe en Tournage. Thèse de Doctorat, Université 08 Mai 1945 Guelma, 2016.
- [22] BOURDIM SAMIA Méthodes ondelettes et Bayésiennes pour .... (2024). récupéré June 14, 2024, depuis [mmagister.univ-setif.dz](http://mmagister.univ-setif.dz)
- [24] Guillaume, S., & Charnomordic, B. (2013). Systèmes d'inférence floue : collaboration expertise et données dans un environnement de modélisation intégrée à l'aide de FisPro. *Rev. d'Intelligence Artif.*, 27(4–5), 569–593.
- [25] Delgado, M., Duarte, O., & Requena, I. (2006). An arithmetic approach for the computing with words paradigm. *International journal of intelligent systems*, 21(2), 121–142.
- [26] J. Godjevac, *Idées nettes sur la logique floue*. Presse polytechnique et universitaire romande Lausanne 1999.
- [27]: Bouchon-Meunier, Bernadette ; Marsala, Christophe, "Logique floue, principes, aide à la la décision", France, HERMES Lavoisier, 2003, 252p.
- [28] BERNADETTE BOUCHON-MEUNIER, *La logique floue et ses applications*. Edition Addison-Wesley France SA 1995.
- [29] J. P Caron, J P Hautier, 'Modélisation Et Commande De La Machine Asynchrone', Edition Technip, Paris 1995.
- [30] Alain Bonardi & Isis Truck, *Une introduction à la logique floue, pour une approche prospective pour la visualisation du son*. Séminaire IARM, Université Paris8 2006.
- [31] Talbi Nesrine, "Conception des Systèmes d'Inférence Floue par des Approches Hybrides : Application pour la Commande et la Modélisation des Systèmes Non linéaires", Thèse de doctorat en sciences, sous la direction de Khaled BelarbiI, Constantine, Université de Constantine 1, 2014, 134 p.
- [32] Pierre GABRIEL : 'Introduction à la Logique Floue et à la Commande Floue' exposé, 2000-2001.
- [33] A. ZADEH, "Fuzzy set", *Information Control*, vol. 8, pp. 338-854, 1965
- [34] BERNADETTE BOUCHON-MEUNIER, *La logique floue et ses applications*. Edition Addison-Wesley France SA 1995.

## Référence bibliographique

---

- [35] M. KADJOU DJ, N. GOLEA1 & M. E. BENBOUZID, 'Fuzzy Rule – Based Model Reference Adaptive Control for PMSM Drives', SERBIAN JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING, Vol. 4, No. 1, 13-22, June 2007.
- [40] I. Touafek. Extraction d'indicateurs robustes pour le diagnostic des défauts mécaniques : Comparaison de L'EMD et des ondelettes (WT), These de magister, Université de FERHAT ABBAS-SETIF.
- [41] L. Hong-guang, M. Guang. Harmonic component extraction from a chaotic signal based on empirical mode decomposition method, Applied Mathematics and Mechanics, 27(2):221-225, 2006.
- [42] : Amara Korba K. Classification des défauts de roulements d'une machine asynchrone par séparateurs a vaste marge (Doctoral dissertation, Université Badji Mokhtar Annaba).2017
- [43] Boukaka, S. (2015). Réalisation d'une bibliothèque de lois de commande adaptative pour MSAP. Mémoire de maîtrise en génie électrique, Université du Québec à Trois-Rivières
- [44] Mokeddem, D. (2010). Contrôle Flou des Processus Biotechnologiques à Base d'Algorithmes Génétiques. Thèse de doctorat en Sciences en Electronique, Université Ferhat Abbas de Sétif.
- [45] BOUCHON-MEUNIER, Bernadette. La logique floue:«Que sais-je?» n° 2702. Que sais-je, 2007.

# **Annexe**

## Annexe

Annexe 1 : Valeurs des indicateurs scalaires des différents IMF pour le cas sans défaut

	ET	VAR	KU	SKW	V crête	RMS	VAM	F crête	F K
<b>Signal original</b>	<b>0.0646</b>	<b>0.0042</b>	<b>2.9567</b>	<b>-0.1202</b>	<b>0.2823</b>	<b>0.0659</b>	<b>0.0530</b>	<b>4.2819</b>	<b>0.2823</b>
<b>IMF 1</b>	0.0316	0.0010	1.7128	0.0047	0.1224	0.0316	0.0278	3.8735	0.1224
<b>IMF 2</b>	0.0344	0.0012	2.6674	0.0029	0.1495	0.0344	0.0281	4.3447	0.1495
<b>IMF 3</b>	0.0187	0.0003	2.8723	-0.0052	0.0922	0.0187	0.0152	4.9404	0.0922
<b>IMF 4</b>	0.0187	0.0004	2.6929	-0.0099	0.0665	0.0187	0.0152	3.5535	0.0665
<b>IMF 5</b>	0.0234	0.0005	3.1980	-0.0125	0.0924	0.0234	0.0185	3.9496	0.0924
<b>IMF 6</b>	0.0219	0.0005	2.5320	0.0087	0.0700	0.0219	0.0180	3.1900	0.0700
<b>IMF 7</b>	0.0106	0.0001	2.6310	0.0024	0.0369	0.0106	0.0086	3.4975	0.0369
<b>IMF 8</b>	0.0040	0.0000	3.7808	-0.0656	0.0174	0.0040	0.0031	4.3930	0.0174
<b>IMF 9</b>	0.0021	0.0000	3.2151	0.0444	0.0081	0.0021	0.0017	3.7897	0.0081
<b>IMF 10</b>	0.0015	0.0000	3.3215	0.0197	0.0050	0.0015	0.0011	3.4032	0.0050
<b>IMF 11</b>	0.0011	0.0000	2.4354	-0.0288	0.0032	0.0011	0.0009	2.9372	0.0032
<b>IMF 12</b>	0.0009	0.0000	2.5551	-0.0155	0.0025	0.0009	0.0008	2.6388	0.0025
<b>IMF 13</b>	0.0006	0.0000	2.6019	-0.0139	0.0014	0.0006	0.0005	2.3341	0.0014
<b>IMF 14</b>	0.0010	0.0000	1.9837	0.4341	0.0016	0.0010	0.0009	1.5846	0.0016
<b>IMF 15</b>	0.0013	0.0000	1.9862	0.0489	0.0156	0.0136	0.0135	1.1470	0.0156

**Annexe 2 : Valeurs des indicateurs scalaires des différents IMF pour le cas avec défaut 0.007**

	<b>ET</b>	<b>VAR</b>	<b>KU</b>	<b>SKW</b>	<b>V crête</b>	<b>RMS</b>	<b>VAM</b>	<b>F crête</b>	<b>F K</b>
<b>Signal original</b>	<b>0.3137</b>	<b>0.0984</b>	<b>5.2935</b>	<b>-0.0138</b>	<b>1.6715</b>	<b>0.3137</b>	<b>0.2242</b>	<b>5.3280</b>	<b>1.6715</b>
<b>IMF 1</b>	0.2646	0.0700	4.4074	0.0013	1.2151	0.2646	0.1974	4.5923	1.2151
<b>IMF 2</b>	0.1172	0.0137	3.6635	0.0036	0.5610	0.1172	0.0900	4.7880	0.5610
<b>IMF 3</b>	0.1001	0.0100	3.5845	0.0031	0.4048	0.1001	0.0771	4.0432	0.4048
<b>IMF 4</b>	0.0647	0.0042	2.6380	-0.0046	0.2526	0.0647	0.0530	3.9046	0.2526
<b>IMF 5</b>	0.0446	0.0020	2.9716	0.0041	0.1805	0.0446	0.0358	4.0445	0.1805
<b>IMF 6</b>	0.0207	0.0004	3.0919	-0.0060	0.0945	0.0207	0.0165	4.5731	0.0945
<b>IMF 7</b>	0.0142	0.0002	2.8766	0.0130	0.0518	0.0142	0.0114	3.6542	0.0518
<b>IMF 8</b>	0.0085	0.0001	3.6197	0.0317	0.0467	0.0085	0.0068	5.4654	0.0467
<b>IMF 9</b>	0.0063	0.0000	2.9806	-0.0183	0.0242	0.0063	0.0051	3.8259	0.0242
<b>IMF 10</b>	0.0046	0.0000	3.0279	0.0323	0.0168	0.0046	0.0037	3.6173	0.0168
<b>IMF 11</b>	0.0037	0.0000	2.7485	0.0002	0.0124	0.0037	0.0030	3.3565	0.0124
<b>IMF 12</b>	0.0026	0.0000	2.8432	-0.0387	0.0074	0.0026	0.0021	2.8100	0.0074
<b>IMF 13</b>	0.0020	0.0000	2.8131	0.0699	0.0057	0.0020	0.0016	2.8231	0.0057
<b>IMF 14</b>	0.0014	0.0000	2.0572	-0.0017	0.0032	0.0014	0.0012	2.3640	0.0032
<b>IMF 15</b>	0.0016	0.0000	2.8537	-0.0563	0.0040	0.0016	0.0012	2.6055	0.0040
<b>IMF 16</b>	0.0009	0.0000	2.1162	0.0334	0.0018	0.0009	0.0008	1.9374	0.0018
<b>IMF 17</b>	0.0004	0.0000	2.2492	-0.1829	0.0008	0.0004	0.0003	1.9738	0.0008
<b>IMF 18</b>	0.0003	0.0000	1.5133	-0.0132	0.0004	0.0003	0.0003	1.5148	0.0004
<b>IMF 19</b>	0.0001	0.0000	1.6676	0.0273	0.0042	0.0041	0.0041	1.0341	0.0042

**Annexe 3 : Valeurs des indicateurs scalaires des différents IMF pour le cas avec défaut 0.021**

	<b>ET</b>	<b>VAR</b>	<b>KU</b>	<b>SKW</b>	<b>V crête</b>	<b>RMS</b>	<b>VAM</b>	<b>F crête</b>	<b>F K</b>
<b>Signal original</b>	<b>0.4481</b>	<b>0.2008</b>	<b>8.3473</b>	<b>0.3042</b>	<b>3.6150</b>	<b>0.4481</b>	<b>0.3025</b>	<b>8.0670</b>	<b>3.6150</b>
<b>IMF 1</b>	0.4311	0.1858	7.2955	-0.0012	2.9831	0.4311	0.2958	6.9200	2.9831
<b>IMF 2</b>	0.0833	0.0069	4.2188	0.0215	0.4946	0.0833	0.0634	5.9400	0.4946
<b>IMF 3</b>	0.0493	0.0024	3.2222	-0.0081	0.2621	0.0493	0.0396	5.3159	0.2621
<b>IMF 4</b>	0.0645	0.0042	3.2881	0.0065	0.3024	0.0645	0.0505	4.6897	0.3024
<b>IMF 5</b>	0.0499	0.0025	4.4443	-0.0047	0.2653	0.0499	0.0382	5.3125	0.2653
<b>IMF 6</b>	0.0254	0.0006	4.7957	0.0466	0.1585	0.0254	0.0192	6.2289	0.1585
<b>IMF 7</b>	0.0148	0.0002	2.7864	-0.0056	0.0558	0.0148	0.0120	3.7594	0.0558
<b>IMF 8</b>	0.0082	0.0001	2.8930	-0.0027	0.0276	0.0082	0.0066	3.3837	0.0276
<b>IMF 9</b>	0.0051	0.0000	3.3508	0.0109	0.0260	0.0051	0.0041	5.0894	0.0260
<b>IMF 10</b>	0.0040	0.0000	2.7663	-0.0498	0.0140	0.0040	0.0033	3.4605	0.0140
<b>IMF 11</b>	0.0030	0.0000	3.2685	-0.0910	0.0102	0.0030	0.0024	3.3713	0.0102
<b>IMF 12</b>	0.0021	0.0000	2.9677	-0.0296	0.0064	0.0021	0.0017	3.0700	0.0064
<b>IMF 13</b>	0.0018	0.0000	2.3925	-0.0969	0.0041	0.0018	0.0015	2.3096	0.0041
<b>IMF 14</b>	0.0012	0.0000	3.6484	-0.1395	0.0039	0.0012	0.0009	3.1441	0.0039
<b>IMF 15</b>	0.0009	0.0000	2.4989	0.0056	0.0022	0.0009	0.0007	2.5335	0.0022
<b>IMF 16</b>	0.0006	0.0000	1.9584	-0.0011	0.0012	0.0006	0.0005	2.0173	0.0012
<b>IMF 17</b>	0.0007	0.0000	1.9735	-0.1863	0.0013	0.0007	0.0006	1.8555	0.0013
<b>IMF 18</b>	0.0004	0.0000	1.5779	-0.5063	0.0027	0.0023	0.0023	1.1668	0.0027

**Annexe 4:** Valeurs des indicateurs scalaires des différents IMF pour le cas avec défaut 0.028

	<b>ET</b>	<b>VAR</b>	<b>KU</b>	<b>SKW</b>	<b>V crête</b>	<b>RMS</b>	<b>VAM</b>	<b>F crête</b>	<b>F K</b>
<b>Signal original</b>	<b>0.8227</b>	<b>0.6769</b>	<b>3.3163</b>	<b>0.1612</b>	<b>4.3469</b>	<b>0.8228</b>	<b>0.6465</b>	<b>5.2833</b>	<b>4.3469</b>
<b>IMF 1</b>	0.5310	0.2820	2.8549	0.0018	2.2408	0.5310	0.4301	4.2200	2.2408
<b>IMF 2</b>	0.3340	0.1116	2.9377	-0.0052	1.4439	0.3340	0.2686	4.3227	1.4439
<b>IMF 3</b>	0.4552	0.2072	2.4534	0.0018	1.5231	0.4552	0.3709	3.3461	1.5231
<b>IMF 4</b>	0.2406	0.0579	3.8041	0.0071	1.1889	0.2406	0.1865	4.9421	1.1889
<b>IMF 5</b>	0.0832	0.0069	3.0099	-0.0064	0.4996	0.0832	0.0673	6.0070	0.4996
<b>IMF 6</b>	0.0471	0.0022	2.6965	0.0030	0.1754	0.0471	0.0384	3.7209	0.1754
<b>IMF 7</b>	0.0322	0.0010	2.7583	0.0118	0.1202	0.0322	0.0261	3.7302	0.1202
<b>IMF 8</b>	0.0215	0.0005	2.8181	-0.0109	0.0744	0.0215	0.0175	3.4617	0.0744
<b>IMF 9</b>	0.0186	0.0003	2.8940	0.0205	0.0622	0.0186	0.0148	3.3534	0.0622
<b>IMF 10</b>	0.0139	0.0002	3.3136	-0.0272	0.0549	0.0139	0.0110	3.9376	0.0549
<b>IMF 11</b>	0.0112	0.0001	3.4495	-0.0097	0.0463	0.0112	0.0089	4.1384	0.0463
<b>IMF 12</b>	0.0073	0.0001	2.9113	-0.0200	0.0253	0.0073	0.0059	3.4796	0.0253
<b>IMF 13</b>	0.0054	0.0000	2.6558	0.0065	0.0146	0.0054	0.0043	2.7152	0.0146
<b>IMF 14</b>	0.0031	0.0000	2.8370	0.0388	0.0085	0.0031	0.0025	2.7247	0.0085
<b>IMF 15</b>	0.0032	0.0000	5.0473	-0.1203	0.0106	0.0032	0.0023	3.3322	0.0106
<b>IMF 16</b>	0.0034	0.0000	2.4781	0.0092	0.0067	0.0034	0.0026	1.9793	0.0067
<b>IMF 17</b>	0.0021	0.0000	1.9101	0.1710	0.0037	0.0021	0.0018	1.7703	0.0037
<b>IMF 18</b>	0.0013	0.0000	1.4905	-0.1716	0.0019	0.0013	0.0012	1.4249	0.0019
<b>IMF 19</b>	0.0004	0.0000	1.6573	0.0093	0.0129	0.0123	0.0122	1.0552	0.0129

**Annexe(5) : tableau 4.6 : résultat de division des IMF pour les quatre signaux**

De 1 à 28 IMF 2 de signal sans défaut

De 29 à 56 IMF 1 de signal avec défaut 0.007

De 57 à 84 IMF 1 de signal avec défaut 0.021

De 85 à 112 IMF 1 de signal avec défaut 0.028

	<b>ET</b>	<b>VAR</b>	<b>KU</b>	<b>SKW</b>	<b>V crête</b>	<b>RMS</b>	<b>VAM</b>	<b>F crête</b>	<b>F K</b>
<b>Tranche 1</b>	0.0336	0.0011	2.3971	0.0081	0.1110	0.0336	0.0279	3.3049	0.1110
<b>Tranche 2</b>	0.0342	0.0012	2.6416	0.0115	0.1495	0.0342	0.0282	4.3776	0.1495
<b>Tranche 3</b>	0.0342	0.0012	2.6871	-0.0028	0.1495	0.0342	0.0282	4.3729	0.1495
<b>Tranche 4</b>	0.0345	0.0012	2.5474	-0.0028	0.1070	0.0345	0.0285	3.1030	0.1070
<b>Tranche 5</b>	0.0356	0.0013	2.5958	-0.0032	0.1168	0.0356	0.0291	3.2794	0.1168
<b>Tranche 6</b>	0.0347	0.0012	2.7788	-0.0038	0.1168	0.0347	0.0279	3.3631	0.1168
<b>Tranche 7</b>	0.0340	0.0012	2.7827	0.0013	0.1109	0.0340	0.0274	3.2608	0.1109
<b>Tranche 8</b>	0.0353	0.0012	2.6444	0.0012	0.1054	0.0353	0.0287	2.9828	0.1054
<b>Tranche 9</b>	0.0353	0.0012	2.8431	-0.0078	0.1268	0.0353	0.0285	3.5912	0.1268
<b>Tranche 10</b>	0.0346	0.0012	2.8900	-0.0039	0.1268	0.0346	0.0280	3.6608	0.1268
<b>Tranche 11</b>	0.0339	0.0011	2.6361	0.0039	0.1131	0.0339	0.0278	3.3387	0.1131
<b>Tranche 12</b>	0.0316	0.0010	2.5070	0.0007	0.1014	0.0316	0.0261	3.2050	0.1014
<b>Tranche 13</b>	0.0328	0.0011	2.5616	0.0033	0.1059	0.0328	0.0270	3.2296	0.1059
<b>Tranche 14</b>	0.0342	0.0012	2.5345	0.0054	0.1104	0.0342	0.0282	3.2308	0.1104
<b>Tranche 15</b>	0.0342	0.0012	2.4601	-0.0007	0.1104	0.0342	0.0284	3.2256	0.1104
<b>Tranche 16</b>	0.0358	0.0013	2.4724	0.0024	0.1056	0.0358	0.0295	2.9480	0.1056
<b>Tranche 17</b>	0.0360	0.0013	2.6468	0.0119	0.1153	0.0360	0.0292	3.2031	0.1153
<b>Tranche 18</b>	0.0343	0.0012	2.7835	-0.0068	0.1153	0.0343	0.0277	3.3640	0.1153
<b>Tranche 19</b>	0.0334	0.0011	2.9428	0.0078	0.1207	0.0334	0.0268	3.6102	0.1207
<b>Tranche 20</b>	0.0349	0.0012	2.7903	-0.0010	0.1207	0.0349	0.0282	3.4614	0.1207
<b>Tranche 21</b>	0.0360	0.0013	2.6713	0.0113	0.1190	0.0360	0.0293	3.3052	0.1190
<b>Tranche 22</b>	0.0346	0.0012	2.9016	0.0123	0.1153	0.0346	0.0278	3.3289	0.1153

## Annexe

<b>Tranche 23</b>	0.0341	0.0012	2.7175	0.0066	0.1153	0.0341	0.0276	3.3813	0.1153
<b>Tranche 24</b>	0.0341	0.0012	2.5004	0.0021	0.1138	0.0341	0.0280	3.3410	0.1138
<b>Tranche 25</b>	0.0341	0.0012	2.6005	-0.0056	0.1192	0.0341	0.0282	3.4924	0.1192
<b>Tranche 26</b>	0.0354	0.0013	2.7280	0.0063	0.1469	0.0354	0.0292	4.1465	0.1469
<b>Tranche 27</b>	0.0343	0.0012	2.6812	0.0154	0.1469	0.0343	0.0282	4.2809	0.1469
<b>Tranche 28</b>	0.0341	0.0012	2.5522	0.0046	0.1059	0.0341	0.0280	3.1072	0.1059
<b>Tranche 29</b>	0.2662	0.0709	4.3974	-0.0015	1.1488	0.2662	0.1989	4.3161	1.1488
<b>Tranche 30</b>	0.2588	0.0670	4.2446	-0.0183	1.0827	0.2588	0.1939	4.1829	1.0827
<b>Tranche 31</b>	0.2562	0.0656	4.2465	0.0109	0.9988	0.2561	0.1911	3.8994	0.9988
<b>Tranche 32</b>	0.2563	0.0657	4.3156	0.0273	1.0000	0.2563	0.1915	3.9020	1.0000
<b>Tranche 33</b>	0.2559	0.0655	4.2873	-0.0033	1.0346	0.2559	0.1924	4.0430	1.0346
<b>Tranche 34</b>	0.2600	0.0676	4.2216	-0.0148	1.0346	0.2600	0.1956	3.9791	1.0346
<b>Tranche 35</b>	0.2672	0.0714	4.2248	0.0188	1.0503	0.2671	0.2001	3.9315	1.0503
<b>Tranche 36</b>	0.2675	0.0716	4.2350	0.0103	1.0503	0.2675	0.2011	3.9265	1.0503
<b>Tranche 37</b>	0.2658	0.0707	4.2125	-0.0075	1.0382	0.2658	0.2002	3.9058	1.0382
<b>Tranche 38</b>	0.2617	0.0685	4.2335	0.0056	0.9912	0.2617	0.1965	3.7875	0.9912
<b>Tranche 39</b>	0.2597	0.0675	4.2540	0.0018	1.0070	0.2597	0.1949	3.8777	1.0070
<b>Tranche 40</b>	0.2624	0.0688	4.3001	-0.0029	1.0147	0.2624	0.1956	3.8678	1.0147
<b>Tranche 41</b>	0.2613	0.0683	4.3400	0.0043	1.0506	0.2613	0.1953	4.0207	1.0506
<b>Tranche 42</b>	0.2637	0.0695	4.3202	0.0257	1.0506	0.2637	0.1976	3.9844	1.0506
<b>Tranche 43</b>	0.2678	0.0717	4.3361	0.0063	1.0411	0.2678	0.1992	3.8877	1.0411
<b>Tranche 44</b>	0.2646	0.0700	4.4460	-0.0110	1.0508	0.2646	0.1964	3.9718	1.0508
<b>Tranche 45</b>	0.2600	0.0676	4.5114	-0.0167	1.0508	0.2600	0.1933	4.0419	1.0508
<b>Tranche 46</b>	0.2598	0.0675	4.4102	0.0022	1.0045	0.2598	0.1933	3.8668	1.0045
<b>Tranche 47</b>	0.2631	0.0692	4.3547	0.0160	1.0472	0.2630	0.1972	3.9811	1.0472
<b>Tranche 48</b>	0.2661	0.0708	4.5008	-0.0018	1.0472	0.2661	0.1985	3.9351	1.0472
<b>Tranche 49</b>	0.2699	0.0729	4.4476	-0.0079	1.0754	0.2699	0.2001	3.9842	1.0754
<b>Tranche 50</b>	0.2755	0.0759	4.5597	-0.0129	1.2151	0.2755	0.2043	4.4108	1.2151
<b>Tranche 51</b>	0.2751	0.0757	4.7030	-0.0060	1.2151	0.2751	0.2034	4.4176	1.2151
<b>Tranche 52</b>	0.2661	0.0708	4.5137	0.0120	1.0869	0.2661	0.1979	4.0844	1.0869

## Annexe

<b>Tranche 53</b>	0.2624	0.0688	4.4322	0.0097	0.9987	0.2623	0.1952	3.8069	0.9987
<b>Tranche 54</b>	0.2754	0.0759	4.5991	0.0149	1.1984	0.2754	0.2036	4.3511	1.1984
<b>Tranche 55</b>	0.2795	0.0781	4.5803	0.0092	1.1984	0.2795	0.2076	4.2878	1.1984
<b>Tranche 56</b>	0.2641	0.0698	4.5100	-0.0072	1.0303	0.2641	0.1970	3.9014	1.0303
<b>Tranche 57</b>	0.4391	0.1928	7.0873	0.0045	2.3403	0.4391	0.3007	5.3295	2.3403
<b>Tranche 58</b>	0.4299	0.1848	6.9529	0.0080	2.2001	0.4299	0.2921	5.1181	2.2001
<b>Tranche 59</b>	0.4220	0.1781	7.1726	0.0004	2.2913	0.4220	0.2871	5.4294	2.2913
<b>Tranche 60</b>	0.4214	0.1776	7.1860	-0.0094	2.2913	0.4214	0.2885	5.4377	2.2913
<b>Tranche 61</b>	0.4178	0.1745	7.8236	-0.0134	2.4214	0.4177	0.2828	5.7964	2.4214
<b>Tranche 62</b>	0.4225	0.1785	8.5860	-0.0204	2.5521	0.4225	0.2833	6.0409	2.5521
<b>Tranche 63</b>	0.4264	0.1818	7.8813	-0.0188	2.5521	0.4263	0.2903	5.9861	2.5521
<b>Tranche 64</b>	0.4326	0.1871	7.1849	-0.0020	2.4481	0.4326	0.2973	5.6593	2.4481
<b>Tranche 65</b>	0.4323	0.1869	7.3515	0.0023	2.4440	0.4323	0.2955	5.6533	2.4440
<b>Tranche 66</b>	0.4331	0.1875	7.2702	-0.0004	2.5836	0.4330	0.2970	5.9664	2.5836
<b>Tranche 67</b>	0.4434	0.1966	6.8886	0.0061	2.5836	0.4433	0.3071	5.8276	2.5836
<b>Tranche 68</b>	0.4411	0.1946	6.5153	-0.0036	2.2453	0.4411	0.3087	5.0900	2.2453
<b>Tranche 69</b>	0.4373	0.1913	6.5971	-0.0083	2.2453	0.4373	0.3043	5.1344	2.2453
<b>Tranche 70</b>	0.4380	0.1919	7.1759	-0.0062	2.2887	0.4380	0.3009	5.2255	2.2887
<b>Tranche 71</b>	0.4391	0.1928	7.0112	0.0068	2.2887	0.4390	0.3027	5.2132	2.2887
<b>Tranche 72</b>	0.4393	0.1930	7.2217	0.0143	2.9260	0.4392	0.3023	6.6615	2.9260
<b>Tranche 73</b>	0.4373	0.1913	6.8477	0.0110	2.9260	0.4373	0.3016	6.6910	2.9260
<b>Tranche 74</b>	0.4366	0.1906	6.7706	0.0098	2.4434	0.4365	0.3011	5.5971	2.4434
<b>Tranche 75</b>	0.4292	0.1842	7.1673	-0.0044	2.4434	0.4291	0.2963	5.6937	2.4434
<b>Tranche 76</b>	0.4208	0.1771	6.9400	-0.0040	2.4495	0.4208	0.2922	5.8215	2.4495
<b>Tranche 77</b>	0.4126	0.1703	7.7522	-0.0044	2.4495	0.4126	0.2838	5.9365	2.4495
<b>Tranche 78</b>	0.4087	0.1671	7.6970	-0.0140	2.2541	0.4087	0.2791	5.5154	2.2541
<b>Tranche 79</b>	0.4144	0.1717	6.7568	-0.0162	2.2215	0.4144	0.2851	5.3612	2.2215
<b>Tranche 80</b>	0.4277	0.1830	6.6047	-0.0043	2.2514	0.4277	0.2964	5.2638	2.2514
<b>Tranche 81</b>	0.4340	0.1884	6.9231	-0.0017	2.2514	0.4340	0.3002	5.1875	2.2514
<b>Tranche 82</b>	0.4348	0.1891	7.4696	-0.0009	2.5336	0.4348	0.2997	5.8270	2.5336

## Annexe

<b>Tranche 83</b>	0.4386	0.1924	8.4949	0.0069	2.9831	0.4386	0.2982	6.8013	2.9831
<b>Tranche 84</b>	0.4405	0.1940	8.2878	0.0091	2.9831	0.4405	0.2975	6.7725	2.9831
<b>Tranche 85</b>	0.5245	0.2752	2.8525	-0.0021	2.0172	0.5245	0.4250	3.8458	2.0172
<b>Tranche 86</b>	0.5389	0.2904	2.7519	-0.0044	1.7981	0.5389	0.4371	3.3369	1.7981
<b>Tranche 87</b>	0.5358	0.2870	2.7323	0.0017	1.7907	0.5357	0.4346	3.3425	1.7907
<b>Tranche 88</b>	0.5269	0.2776	2.8396	0.0180	2.1162	0.5269	0.4276	4.0164	2.1162
<b>Tranche 89</b>	0.5376	0.2890	2.9660	0.0287	2.1162	0.5376	0.4356	3.9363	2.1162
<b>Tranche 90</b>	0.5470	0.2992	2.7951	0.0158	2.0988	0.5470	0.4446	3.8367	2.0988
<b>Tranche 91</b>	0.5390	0.2905	2.8907	0.0037	1.8170	0.5389	0.4347	3.3714	1.8170
<b>Tranche 92</b>	0.5279	0.2787	2.9279	0.0022	1.8170	0.5279	0.4246	3.4418	1.8170
<b>Tranche 93</b>	0.5221	0.2726	2.7134	0.0021	1.7266	0.5221	0.4234	3.3071	1.7266
<b>Tranche 94</b>	0.5359	0.2872	2.7685	0.0015	1.9270	0.5359	0.4349	3.5957	1.9270
<b>Tranche 95</b>	0.5323	0.2833	2.7234	0.0087	1.9270	0.5323	0.4345	3.6204	1.9270
<b>Tranche 96</b>	0.5174	0.2677	2.6666	0.0119	1.6952	0.5174	0.4228	3.2766	1.6952
<b>Tranche 97</b>	0.5273	0.2781	2.9916	0.0082	2.0389	0.5273	0.4254	3.8667	2.0389
<b>Tranche 98</b>	0.5388	0.2903	3.0517	0.0017	2.0389	0.5388	0.4331	3.7842	2.0389
<b>Tranche 99</b>	0.5437	0.2956	2.9355	-0.0085	1.8066	0.5436	0.4377	3.3230	1.8066
<b>Tranche 100</b>	0.5326	0.2836	2.9870	-0.0025	1.8129	0.5325	0.4294	3.4044	1.8129
<b>Tranche 101</b>	0.5306	0.2816	2.8889	0.0012	1.8129	0.5306	0.4304	3.4168	1.8129
<b>Tranche 102</b>	0.5507	0.3033	3.0120	-0.0042	1.8155	0.5507	0.4418	3.2968	1.8155
<b>Tranche 103</b>	0.5380	0.2895	3.0074	-0.0055	1.8155	0.5380	0.4316	3.3745	1.8155
<b>Tranche 104</b>	0.5220	0.2725	2.8518	-0.0041	1.8114	0.5220	0.4241	3.4702	1.8114
<b>Tranche 105</b>	0.5232	0.2737	2.8608	0.0012	1.8114	0.5232	0.4253	3.4625	1.8114
<b>Tranche 106</b>	0.5349	0.2861	2.6821	0.0039	1.7887	0.5349	0.4374	3.3441	1.7887
<b>Tranche 107</b>	0.5374	0.2888	2.6206	0.0057	1.7887	0.5374	0.4393	3.3285	1.7887
<b>Tranche 108</b>	0.5223	0.2728	2.6416	0.0013	1.6996	0.5223	0.4260	3.2544	1.6996
<b>Tranche 109</b>	0.5112	0.2614	2.7733	-0.0000	1.6996	0.5112	0.4148	3.3247	1.6996
<b>Tranche 110</b>	0.5169	0.2672	2.8812	0.0041	1.8094	0.5169	0.4172	3.5004	1.8094
<b>Tranche 111</b>	0.5256	0.2763	2.8347	-0.0027	1.8094	0.5256	0.4256	3.4426	1.8094
<b>Tranche 112</b>	0.5288	0.2797	2.9802	-0.0178	2.2408	0.5288	0.4275	4.2374	2.2408

**Annexe 6** : la matrice qui Représente la colonne 1 c'est les valeurs de l'indicateur **VAR** et la 2 et la 3 correspondent respectivement à l'indicateur **RMS** et **VAM**, pour les lignes, de la premier ligne jusqu'à la ligne 112 obtenu par la division des signaux :

<b>VAR</b>	<b>RMS</b>	<b>VAM</b>
0.0011	0.0336	0.0279
0.0012	0.0342	0.0282
0.0012	0.0342	0.0282
0.0012	0.0345	0.0285
0.0013	0.0356	0.0291
0.0012	0.0347	0.0279
0.0012	0.0340	0.0274
0.0012	0.0353	0.0287
0.0012	0.0353	0.0285
0.0012	0.0346	0.0280
0.0011	0.0339	0.0278
0.0010	0.0316	0.0261
0.0011	0.0328	0.0270
0.0012	0.0342	0.0282
0.0012	0.0342	0.0284
0.0013	0.0358	0.0295
0.0013	0.0360	0.0292
0.0012	0.0343	0.0277
0.0011	0.0334	0.0268
0.0012	0.0349	0.0282
0.0013	0.0360	0.0293
0.0012	0.0346	0.0278
0.0012	0.0341	0.0276
0.0012	0.0341	0.0280
0.0012	0.0341	0.0282
0.0013	0.0354	0.0292

0.0012	0.0343	0.0282
0.0012	0.0341	0.0280
0.0709	0.2662	0.1989
0.0670	0.2588	0.1939
0.0656	0.2561	0.1911
0.0657	0.2563	0.1915
0.0655	0.2559	0.1924
0.0676	0.2600	0.1956
0.0714	0.2671	0.2001
0.0716	0.2675	0.2011
0.0707	0.2658	0.2002
0.0685	0.2617	0.1965
0.0675	0.2597	0.1949
0.0688	0.2624	0.1956
0.0683	0.2613	0.1953
0.0695	0.2637	0.1976
0.0717	0.2678	0.1992
0.0700	0.2646	0.1964
0.0676	0.2600	0.1933
0.0675	0.2598	0.1933
0.0692	0.2630	0.1972
0.0708	0.2661	0.1985
0.0729	0.2699	0.2001
0.0759	0.2755	0.2043
0.0757	0.2751	0.2034
0.0708	0.2661	0.1979
0.0688	0.2623	0.1952
0.0759	0.2754	0.2036
0.0781	0.2795	0.2076
0.0698	0.2641	0.1970
0.1928	0.4391	0.3007

0.1848	0.4299	0.2921
0.1781	0.4220	0.2871
0.1776	0.4214	0.2885
0.1745	0.4177	0.2828
0.1785	0.4225	0.2833
0.1818	0.4263	0.2903
0.1871	0.4326	0.2973
0.1869	0.4323	0.2955
0.1875	0.4330	0.2970
0.1966	0.4433	0.3071
0.1946	0.4411	0.3087
0.1913	0.4373	0.3043
0.1919	0.4380	0.3009
0.1928	0.4390	0.3027
0.1930	0.4392	0.3023
0.1913	0.4373	0.3016
0.1906	0.4365	0.3011
0.1842	0.4291	0.2963
0.1771	0.4208	0.2922
0.1703	0.4126	0.2838
0.1671	0.4087	0.2791
0.1717	0.4144	0.2851
0.1830	0.4277	0.2964
0.1884	0.4340	0.3002
0.1891	0.4348	0.2997
0.1924	0.4386	0.2982
0.1940	0.4405	0.2975
0.2752	0.5245	0.4250
0.2904	0.5389	0.4371
0.2870	0.5357	0.4346
0.2776	0.5269	0.4276



# Annexe

49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72
3	3	3	3	3	3	3	3	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5
73	74	75	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96
5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	5	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7
97	98	99	100	101	102	103	104	105	106	107	108	109	110	111	112								
7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7	7								

**Annexe 8 :** la matrice qui représente la basse de donner 2 la colonne 1 c'est les valeurs de l'indicateur KU et la 2 et la 3 correspondent respectivement à l'indicateur **V crête** et **F crête**, pour les lignes, de la premier ligne jusqu'à la ligne 112 obtenu par la division des signaux :

<b>KU</b>	<b>V crête</b>	<b>F crête</b>
2.3971	0.1110	3.3049
2.6416	0.1495	4.3776
2.6871	0.1495	4.3729
2.5474	0.1070	3.1030
2.5958	0.1168	3.2794
2.7788	0.1168	3.3631
2.7827	0.1109	3.2608
2.6444	0.1054	2.9828
2.8431	0.1268	3.5912
2.8900	0.1268	3.6608
2.6361	0.1131	3.3387
2.5070	0.1014	3.2050
2.5616	0.1059	3.2296
2.5345	0.1104	3.2308
2.4601	0.1104	3.2256
2.4724	0.1056	2.9480
2.6468	0.1153	3.2031
2.7835	0.1153	3.3640
2.9428	0.1207	3.6102
2.7903	0.1207	3.4614
2.6713	0.1190	3.3052
2.9016	0.1153	3.3289

2.7175	0.1153	3.3813
2.5004	0.1138	3.3410
2.6005	0.1192	3.4924
2.7280	0.1469	4.1465
2.6812	0.1469	4.2809
2.5522	0.1059	3.1072
4.3974	1.1488	4.3161
4.2446	1.0827	4.1829
4.2465	0.9988	3.8994
4.3156	1.0000	3.9020
4.2873	1.0346	4.0430
4.2216	1.0346	3.9791
4.2248	1.0503	3.9315
4.2350	1.0503	3.9265
4.2125	1.0382	3.9058
4.2335	0.9912	3.7875
4.2540	1.0070	3.8777
4.3001	1.0147	3.8678
4.3400	1.0506	4.0207
4.3202	1.0506	3.9844
4.3361	1.0411	3.8877
4.4460	1.0508	3.9718
4.5114	1.0508	4.0419
4.4102	1.0045	3.8668
4.3547	1.0472	3.9811
4.5008	1.0472	3.9351
4.4476	1.0754	3.9842
4.5597	1.2151	4.4108
4.7030	1.2151	4.4176
4.5137	1.0869	4.0844

4.4322	0.9987	3.8069
4.5991	1.1984	4.3511
4.5803	1.1984	4.2878
4.5100	1.0303	3.9014
7.0873	2.3403	5.3295
6.9529	2.2001	5.1181
7.1726	2.2913	5.4294
7.1860	2.2913	5.4377
7.8236	2.4214	5.7964
8.5860	2.5521	6.0409
7.8813	2.5521	5.9861
7.1849	2.4481	5.6593
7.3515	2.4440	5.6533
7.2702	2.5836	5.9664
6.8886	2.5836	5.8276
6.5153	2.2453	5.0900
6.5971	2.2453	5.1344
7.1759	2.2887	5.2255
7.0112	2.2887	5.2132
7.2217	2.9260	6.6615
6.8477	2.9260	6.6910
6.7706	2.4434	5.5971
7.1673	2.4434	5.6937
6.9400	2.4495	5.8215
7.7522	2.4495	5.9365
7.6970	2.2541	5.5154
6.7568	2.2215	5.3612
6.6047	2.2514	5.2638
6.9231	2.2514	5.1875
7.4696	2.5336	5.8270

8.4949	2.9831	6.8013
8.2878	2.9831	6.7725
2.8525	2.0172	3.8458
2.7519	1.7981	3.3369
2.7323	1.7907	3.3425
2.8396	2.1162	4.0164
2.9660	2.1162	3.9363
2.7951	2.0988	3.8367
2.8907	1.8170	3.3714
2.9279	1.8170	3.4418
2.7134	1.7266	3.3071
2.7685	1.9270	3.5957
2.7234	1.9270	3.6204
2.6666	1.6952	3.2766
2.9916	2.0389	3.8667
3.0517	2.0389	3.7842
2.9355	1.8066	3.3230
2.9870	1.8129	3.4044
2.8889	1.8129	3.4168
3.0120	1.8155	3.2968
3.0074	1.8155	3.3745
2.8518	1.8114	3.4702
2.8608	1.8114	3.4625
2.6821	1.7887	3.3441
2.6206	1.7887	3.3285
2.6416	1.6996	3.2544
2.7733	1.6996	3.3247
2.8812	1.8094	3.5004
2.8347	1.8094	3.4426
2.9802	2.2408	4.2374

