



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Mohamed Seddik Ben Yahia - Jijel

Faculté des Sciences et de la technologie

Département d'électrotechnique

## Mémoire

Pour l'obtention du diplôme de

## Master

En électrotechnique

Option : machines électriques

## Thème

# Pronostic des défauts statoriques et rotoriques des machines asynchrones

Présenté Par :

CHELAGHEMA Mohamed Lamine

Encadré par :

Dr. REZIG Ali

Dr. TOUATI Said

Année universitaire : 2018-2019

## *Remerciement*

*Je tiens à exprimer ma sincère gratitude à monsieur REZIG Ali docteur à l'Université de Sijel. Pour m'avoir encadré durant ma préparation de ce mémoire, sa grande disponibilité, sa grande vivacité et son engagement scientifique.*

*J'adresse également mes vifs remerciements à Monsieur TOUATI Saïd, mon Co-encadreur de mémoire pour m'avoir accueillie au niveau du centre de recherche du BIRINE CRNB, pour sa disponibilité et pour ses judicieux conseils pendant le stage effectué au CRNB.*

*Mes vifs remerciements vont aussi à mademoiselle BOUAISSI Ilham, étudiant doctorat à université de Sijel pour sa remarque et son avertissement.*

*Merci aussi à tous mes collègues et amis à l'université de Sijel et je leur exprime ma profonde sympathie et leur souhaite beaucoup de chance pour leur travaux.*

## *Dédicace*

*Je dédie ce modeste travail  
A mon père avec toute ma reconnaissance.  
A ma mère avec toute mon affection.  
A mes frères et mes sœurs.  
A ma famille.  
A tous mes amis..*

# Table des matières

INTRODUCTION GENERALE.....	VI
Chapitre 1 : Défaillances et méthodes de diagnostic des machines asynchrones .....	1
Introduction .....	1
1.1 Etudes statistique des défaillances de la machine asynchrone.....	1
1.1.1 Cause des défauts.....	1
1.1.2 Les principaux défauts.....	2
1.1.2.1 Défauts statoriques .....	3
1.1.2.2 Défauts rotoriques .....	4
1.2 Les différentes défaillances dans les machines asynchrones .....	4
1.2.1 Défaillances au stator.....	4
1.2.1.1 Défauts d'isolant dans un enroulement.....	6
1.2.1.2 Court-circuit entre spires .....	6
1.2.1.3 Court-circuit entre phases .....	7
1.2.2 Défaillances au rotor .....	7
1.2.2.1 Défauts de rupture de barres et d'anneau de court-circuit .....	7
1.2.2.2 défauts d'Excentricité .....	8
1.2.2.3 Défaillances des roulements mécaniques.....	8
1.3 Méthodes de diagnostic .....	10
1.3.1 Méthodes du diagnostic à base du modèle .....	10
1.3.2 Méthodes sans modèle .....	11
1.3.2.1 Diagnostic par analyse des vibrations mécaniques.....	11
1.3.2.2 Diagnostic par mesure du flux magnétique axial de fuite.....	12
1.3.2.3 Diagnostic par mesure du couple électromagnétique .....	12
1.3.2.4 Diagnostic par analyse des courants statoriques .....	12
1.3.2.5 Méthodes basées sur l'intelligence artificielle .....	13
1.3.3 Techniques de traitement de signal utilisées dans le diagnostic .....	13
1.3.3.1 Transformée de Fourier rapide (FFT) .....	13
1.3.3.2 Transformation en ondelette .....	14
Conclusion.....	15
Chapitre2 : Méthodes de pronostic .....	16
« Introduction .....	16
2.1 Définition du pronostic .....	16
2.1.1 Lien entre pronostic et diagnostic.....	16
2.2 Classification des méthodes de pronostic .....	18
2.2.1 Pronostic basé sur un modèle physique .....	19
2.2.1.1 Espace de partie .....	19
2.2.1.2 Observateurs .....	19
2.2.1.3 Estimation paramétrique.....	19
2.2.2 Pronostic orienté données.....	21

2.2.2.1	Technique statistique .....	21
2.2.2.2	Approche par analyse des séries temporelles.....	21
2.2.2.3	Techniques de régression.....	21
2.2.2.4	Autorégressif moyenne mobile intégrée (ARIMA) .....	22
2.2.2.5	Approches à base intelligences artificielle.....	22
2.2.3	Pronostic basé sur l'expérience .....	23
2.3	Estimation du temps de la vie restante (RUL).....	25
	Conclusion.....	26
Chapitre 3 : Pronostic des défauts de roulements dans une machine asynchrone .....		27
	Introduction .....	27
3.1	Présentation du banc expérimental .....	27
3.1.1	Premier test : .....	28
3.1.2	Deuxième test : .....	28
3.2	Exploitation des résultats.....	30
3.3	Approche pour le pronostic de l'état des roulements (détermination de TSP et RUL).....	37
3.3.1	Calcul du TSP et le RUL .....	38
3.4	Application du processus précédent .....	40
3.5	Détermination des stades de dégradation des roulements.....	41
	Les fréquences de défaut : .....	41
3.5.1	Analyse par FFT .....	42
	Conclusion.....	44
CONCLUSION GENERALE .....		45
Bibliographie.....		47

## INTRODUCTION GENERALE

Les machines asynchrones sont largement utilisées aussi bien dans le domaine industriel dans la vie quotidienne. Comme tout système électrique, au cours de son fonctionnement, la machine asynchrone est sujette à de nombreux dysfonctionnements qui affectent ses performances. Il est donc essentiel de surveiller son état. Les défauts sont classés en fonction de l'élément de la machine affecté. On trouve donc, les défauts de court-circuit liés aux bobinages du stator, les défauts de casseurs de barres, casseurs d'anneaux et roulement, liés au rotor. Ces derniers représentent presque 50% des défauts qui peuvent affecter le bon fonctionnement de la machine asynchrone [1].

La défaillance d'une machine asynchrone peut entraîner un arrêt brutal de l'installation, ce qui peut être très coûteux. Par conséquent, différentes méthodes ont été proposées pour la surveillance de l'état de ces systèmes [2] [3] [4] [5].

Cependant, afin de procéder à la maintenance préventive de ces systèmes, le pronostic de l'état de santé des roulements est une préoccupation majeure [6] [7] [8] [9] [10] [11]. Le pronostic des roulements implique de prévoir leur durée de vie utile restante (RUL), ce qui est utile pour organiser la maintenance préalable et améliorer la fiabilité globale du système. La plupart des techniques développées pour l'estimation de RUL sont basées sur des données ou sur des modèles. Dans ce travail de mémoire nous avons adopté la démarche basée sur les données expérimentales. Pour le pronostic de l'état de santé des roulements, la technique utilisée sélectionne un modèle de régression approprié basé sur une tendance évolutive des données expérimentales. La tendance évolutive des données est déterminée en mesurant le taux de croissance de l'indicateur de santé. La valeur efficace (RMS) est utilisée comme indicateur de santé pour le roulement, car elle est positivement corrélée à la détérioration d'un roulement en bonne santé. Cette technique est composée de deux étapes, la première est la détection de temps de début de prédiction (TSP) tandis que la deuxième est l'estimation du temps de vie restant (RUL).

Ce mémoire est organisé en trois chapitres, le premier donne une étude sur les défauts qui peuvent affecter le fonctionnement d'une machine asynchrone. Cette étude qui est soutenue par des statistiques terminera par un aperçu sur les méthodes de détection et de diagnostic des défauts.

## *Introduction générale*

---

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des méthodes de pronostic que ce soient par modèle ou par données.

Le troisième chapitre est réservé à l'application de la méthode de pronostic choisie pour suivre l'état de santé des roulements d'une machine asynchrone.

Ce mémoire terminer par une conclusion générale et des perspectives





# Chapitre 1 : Défaillances et méthodes de diagnostic des machines asynchrones

## Introduction

Dans ce chapitre, on présente une étude statistique sur la distribution des différentes défaillances sur les éléments de la machine, ensuite nous effectuons une présentation des différents défauts pouvant survenir sur chacun de ces éléments en citant leurs causes et effets sur le comportement de la machine. Finalement nous rappelons brièvement les techniques de base couramment utilisées pour la détection et le diagnostic des divers défauts.

### 1.1 Etudes statistique des défaillances de la machine asynchrone

On trouve dans la littérature, plusieurs études statistiques effectuées sur les machines électriques et les principaux défauts pouvant se produire. Ces études sont réalisées par différents groupes industriels [12].

Nous allons dresser une liste des principaux défauts pouvant se produire dans les moteurs asynchrones, leurs causes et statistiques d'occurrence.

#### 1.1.1 Cause des défauts

La figure (1.1) présente les phénomènes à l'origine des défauts dans la machine; la principale source de défauts provient de la partie mécanique, la deuxième cause de défauts est la surchauffe du moteur qui accentue le vieillissement des composants, la troisième cause de défauts référencés est le claquage d'isolants conduisant à des court-circuits [13].

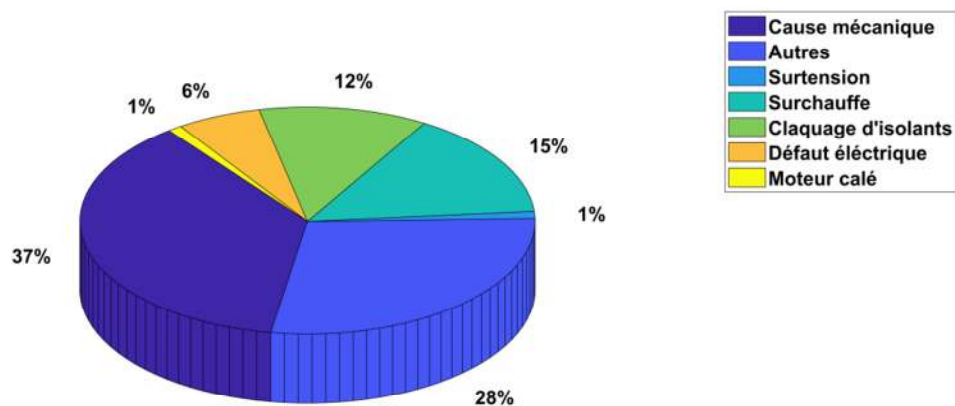


Figure 1.1 : Répartition des causes des défauts pour une machine asynchrone [14].

La figure (I.2) précise les conditions qui aggravent le défaut: la première source d'aggravation provient de l'usure des éléments avec l'âge et la durée de service. Cette usure est renforcée par les différentes conditions de fonctionnement (surchauffe, humidité, exposition,...). En règle générale, toute différence par rapport au point de fonctionnement nominal contribue à aggraver le défaut naissant voir à le faciliter [13] [14].

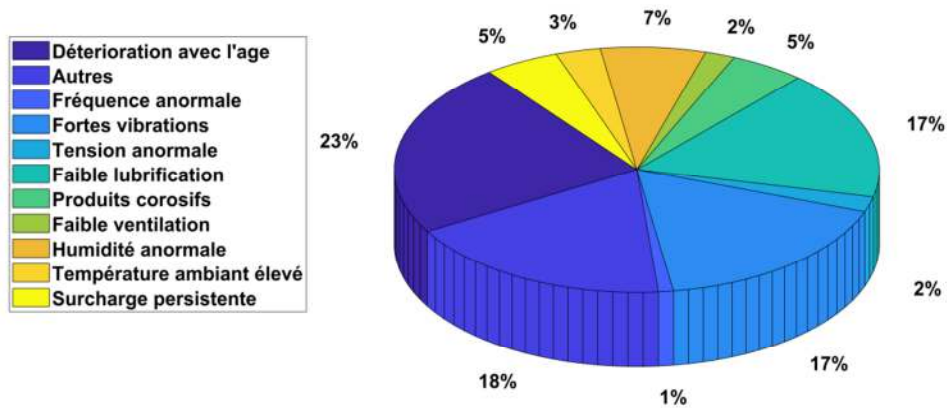


Figure 1.2: Facteurs aggravant le défaut [14].

### 1.1.2 Les principaux défauts

Les principaux défauts pouvant se produire dans une machine à cage peuvent être classés comme suit :

- Défauts au stator résultant d'une ouverture ou d'un court-circuit sur au moins une phase du stator.
- Connexion anormale des enroulements du stator.
- Cassure de barre ou d'anneau de court-circuit au rotor.
- Excentricité dynamique ou statique.
- Roulements

Une étude conduite a établi une statistique des différents défauts pouvant se produire sur une machine électrique (figure 1.3).

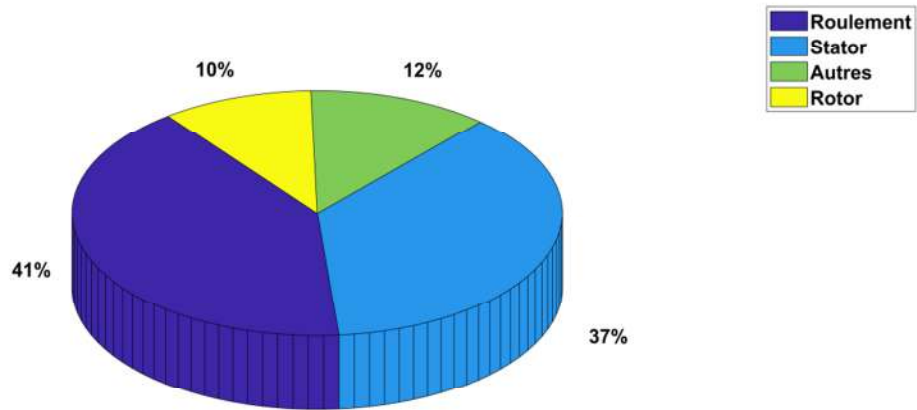


Figure 1.3 : Répartition des défauts [14].

### 1.1.2.1 Défauts statoriques

La majeure partie des défauts au stator des machines asynchrones est due à des défauts d'isolement Figure (1.4).

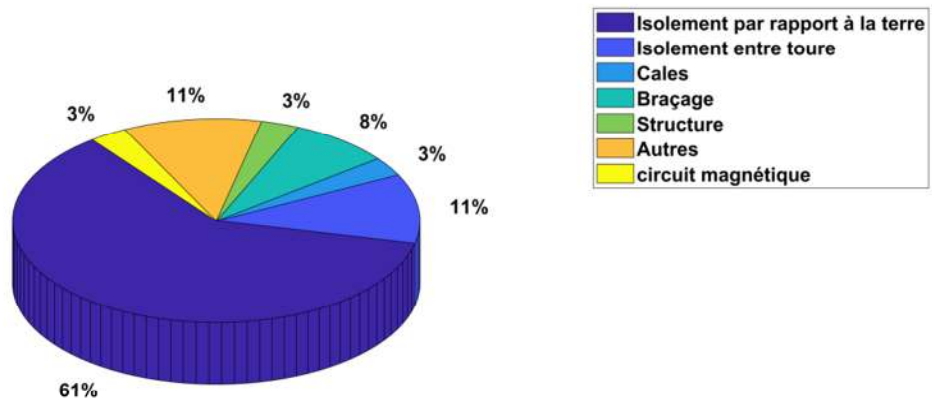


Figure 1.4: Répartition des défauts stator [14].

L'existence de courants de court-circuit, que ce soit entre phase ou par rapport à la terre, conduit à la destruction des couches de vernis protecteur des enroulements; par conséquent, la machine devient non équilibrée et change également de classe d'isolation.

### 1.1.2.2 Défaits rotoriques

La majorité des défauts au rotor ont trait à la cage. La seconde source de défauts provient d'une déformation de l'axe du rotor Figure (1.5)

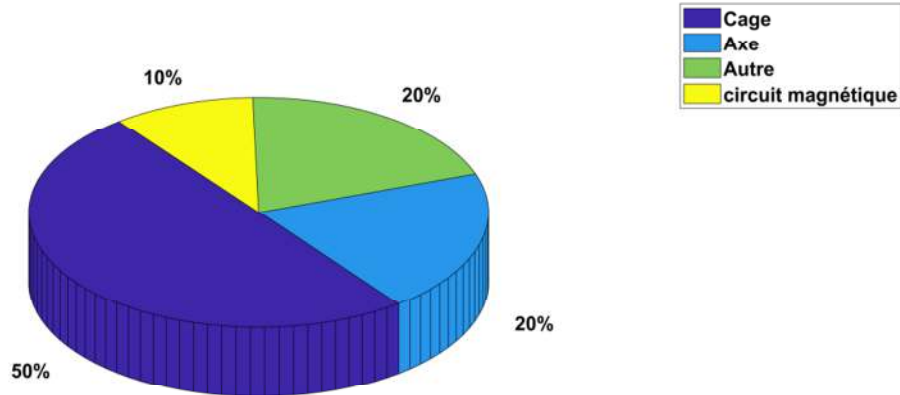


Figure 1.5 : Répartition des défauts rotorique [14].

Ces deux défauts ont pour origine des contraintes de fonctionnement trop fortes sur la cage qui provoquent sa déformation.

## 1.2 Les différentes défaillances dans les machines asynchrones

La machine asynchrone est considérée comme robuste mais peut être soumise à des contraintes au cours de son fonctionnement : longue durée, conditions dures, ce qui provoque sa défaillance. Les principaux défauts de la machine asynchrone sont cités sous-dessous.

### 1.2.1 Défaillances au stator

L'armature statorique, munie de son bobinage est une partie de la machine qui subit beaucoup de contraintes et dont les effets sont plus importants à cause de la complexité de la structure et la fragilité de certaines parties telles que les isolants. Pour le stator, les défaillances sont principalement dues à un problème thermique, électrique, mécanique ou environnemental.

**Problème Thermique :** l'isolation est conçue pour avoir une certaine durée de vie à la température nominale. Toutefois, si la température augmente au-dessus de cette température de fonctionnement, la durée de vie se raccourcit rapidement. Cette augmentation de la température peut être due à une variation de tension ou de déséquilibre à la répétition des démarrages dans

un court laps de temps à des surcharges à une mauvaise ventilation ou alors à une haute température ambiante [15].

**Problème Electrique :** Une tension supérieure à la valeur nominale ou de hautes variations de la tension due à l'ouverture et la fermeture des interrupteurs du convertisseur statique, vont conduire à la dégradation du diélectrique assurant l'isolation des bobines. La présence d'un fort champ électrique interne conduira à des décharges partielles dans les cavités de l'isolant. Il en résulte des spots carbonisés dans l'isolant. Ces spots causent des déformations du champ électrique (augmentation dans la région du défaut) [15] [16].

**Problème Mécanique :** les démarrages répétitifs de la machine ont pour conséquence d'augmenter la température dans le cuivre (bobinage statorique et cage). Cet effet cyclique provoque des dilatations et contractions répétitives de l'isolant. Cela pourrait entraîner des fissures dans l'isolant qui peuvent se propager et provoquer un début de court-circuit interne. Les efforts mécaniques sur les tôles et les conducteurs ont des composantes alternatives qui provoquent des vibrations de la structure. Ces vibrations provoquent l'érosion et l'abrasion de l'isolant entraînant leur détérioration [15].

**Problème Environnemental :** La présence d'humidité ou de produits chimiques dans l'air ambiant peut détériorer la qualité de l'isolation et conduire à un défaut d'enroulement. Le début de la dégradation entraîne des courants de fuites qui accélèrent la détérioration de l'isolant jusqu'au court-circuit franc. Une autre conséquence est la création de l'ozone et les oxydes d'azote qui peuvent se combiner avec l'humidité pour former de l'acide nitrique, qui détruit l'isolant.

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du stator, peuvent être définis comme suit : défaut d'isolant, court-circuit entre spires, court-circuit entre phases, court-circuit entre bobines, court-circuit entre phase et la terre, ouverture d'une phase, la figure (1.6) représenté Les différents défauts au stator [15] [16].

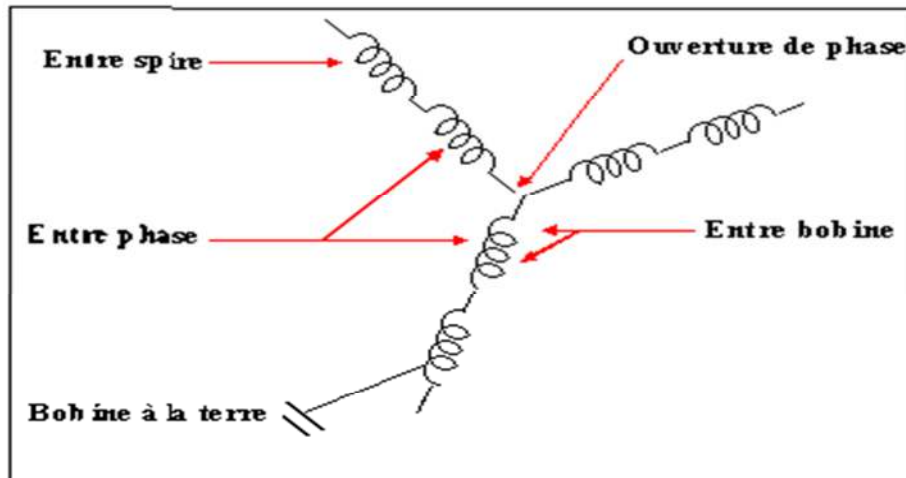


Figure 1.6: Représentation des différents défauts statoriques

### 1.2.1.1 Défauts d'isolant dans un enroulement

La dégradation des isolants dans les enroulements peut provoquer des court-circuit. En effet, les différentes pertes (Joule, fer, mécanique,...) engendrent une augmentation de la température des différents constituants du moteur. Or les matériaux d'isolation ont une limite de température, de tension et mécanique. Dans ce cas un court-circuit peut apparaître dans l'enroulement concerné. Les différentes causes pour ce type de défaut sont [13] [15] :

- dégradation de l'isolant à la fabrication.
- tension de l'enroulement supérieure à la limite du matériau d'isolation.
- courant élevé dans l'enroulement dû à un court-circuit, un défaut du convertisseur, une surcharge.
- vibrations mécaniques.
- vieillissement naturel des isolants. Tous les matériaux isolants ont une durée de vie limitée. Même dans une utilisation normale, l'isolant finit naturellement par se dégrader.
- fonctionnement dans un environnement sévère.

### 1.2.1.2 Court-circuit entre spires

Un court-circuit entre spires de la même phase est un défaut assez fréquent. Ce défaut a pour origine un ou plusieurs défauts d'isolant dans l'enroulement concerné. Il entraîne une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée, une légère variation de l'amplitude sur les autres phases, modifie le facteur de puissance et amplifie les courants dans le circuit rotorique dans le cas des machines asynchrones. Ceci a pour conséquence une

augmentation de la température au niveau du bobinage et, de ce fait, une dégradation accélérée des isolants pouvant provoquer ainsi, un défaut en chaîne (apparition d'un 2<sup>ème</sup> court-circuit). Par contre le couple électromagnétique moyen délivré par la machine reste sensiblement identique hormis une augmentation des oscillations de couple liées au déséquilibre des courants de phases engendré par le défaut [12] [16].

### 1.2.1.3 Court-circuit entre phases

Ce type de défaillance peut arriver en tout point du bobinage, cependant les répercussions ne seront pas les mêmes selon la localisation. Cette caractéristique rend difficile une analyse de l'incidence de ce défaut sur le système.

L'apparition d'un court-circuit proche de l'alimentation entre phases, induirait des courants très élevés qui conduiraient à la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou à la disjonction par les protections. D'autre part, un court-circuit proche du neutre entre deux phases a de moins graves conséquences ; il engendre un déséquilibre des courants de phases avec un risque moindre de la fusion des conducteurs.

Les courants statoriques sont totalement déséquilibrés et ce déséquilibre dépend de la localisation du défaut. Dans le cas des machines asynchrones, les courants dans les barres ainsi que dans les anneaux augmentent lors de l'apparition de ce type de défaut. La détection de ce type de défaut peut reposer sur le déséquilibre des courants de phases [12] [16].

## 1.2.2 Défaillances au rotor

### 1.2.2.1 Défauts de rupture de barres et d'anneau de court-circuit

Pour une machine asynchrone avec un rotor à cage d'écureuil, les défauts se résument à la rupture de barres ou à la rupture d'anneaux de court-circuit Figure (1.7).

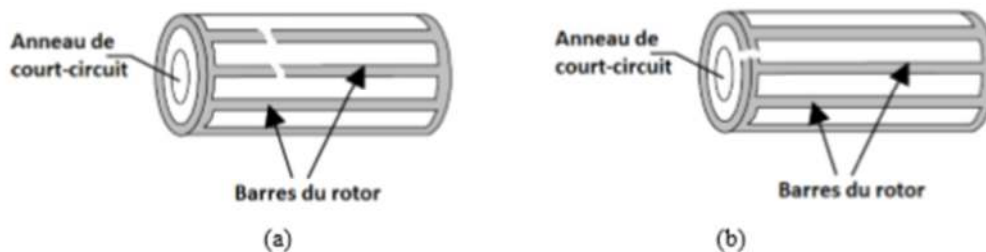


Figure 1.7 représentation de défaut rupture de barre et d'anneau

Les ruptures de barres ou de portions d'anneau peuvent être dues, par exemple, à une surcharge mécanique, à un échauffement local excessif ou encore à un défaut de fabrication [17].

### 1.2.2.2 défauts d'Excentricité

Les conséquences des défauts mécaniques se manifestent généralement au niveau de l'entrefer par des défauts d'excentricité figure (1.8)

L'excentricité dans les machines peut être de deux formes, soit le centre du rotor et le centre du stator ne coïncide pas, mais le rotor tourne autour de son axe (Figure 1-8a, excentricité statique) ou alors le rotor ne tourne pas autour de son axe de révolution où il apparaît un balourd (Figure 1.8b, excentricité dynamique). L'apparition des deux types d'excentricité au même temps est généralement appelé : excentricité mixte (figure 1.8c) [18].

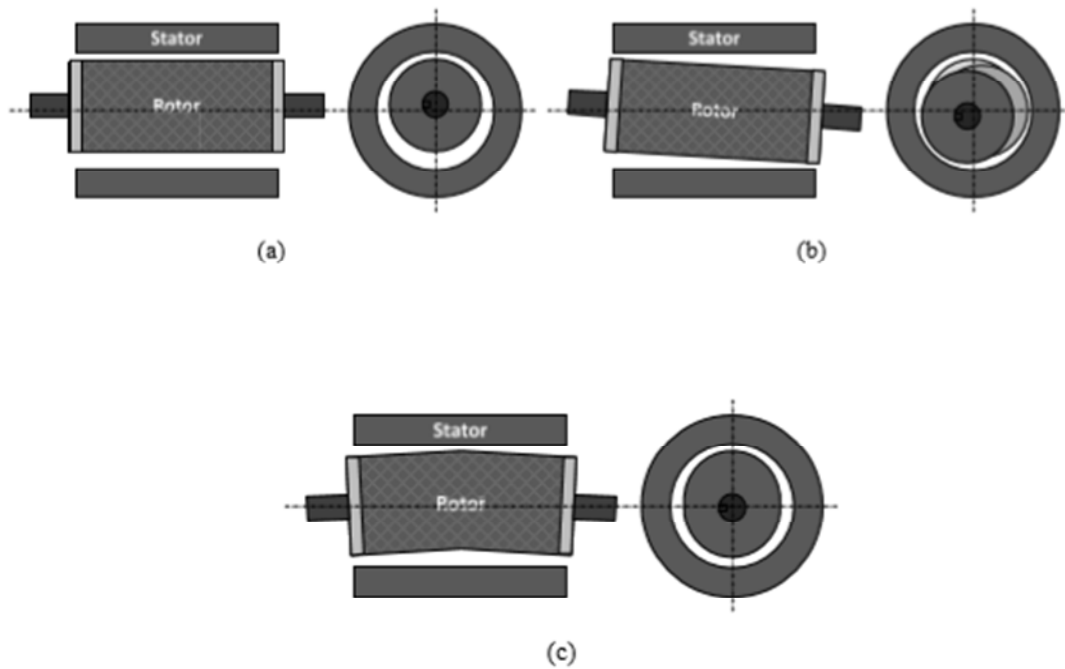


Figure 1.8 Défauts d'excentricité

### 1.2.2.3 Défaillances des roulements mécaniques

Le roulement à billes est un organe de base dans la machine asynchrone qui joue le rôle d'interface mécanique entre le stator et le rotor. En plus, il représente l'élément de maintien de l'axe de la machine permettant de garantir une bonne rotation du rotor. La majorité des machines électriques utilisent les roulements à billes ou à rouleaux. Le roulement à billes est le plus utilisé dans le monde industriel parce qu'il a le meilleur rapport performance-prix [19] [20].

Les roulements se composent généralement de deux bagues, une intérieure et autre extérieure entre lesquelles existe un ensemble de billes ou de rouleaux tournants figure (1.9). En



fonctionnement normal, la défaillance due à la fatigue commence par des petites fissures situées au-dessous des surfaces du chemin de roulement et de l'élément roulant, qui se propage graduellement sur la surface. Tout changement de l'uniformité du roulement produit des vibrations qui génèrent dans le courant statorique des raies spectrales de fréquences [21].

$$f_{roul} = |f_s - kf_v| \quad (1.1)$$

d'où:  $k=1,2,3,\dots$ , et  $f_v$  est l'une des fréquences caractéristiques des vibrations

Les fréquences caractéristiques des vibrations dépendent de l'élément du roulement affecté par un défaut et sont liées aux paramètres du roulement.

les fréquences des vibrations qui caractérisent les défauts des roulements à bille sont :

#### Défauts au niveau d'une bille

$$f_b = \frac{PD}{BD} f_{rot} \left[ 1 - \left( \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right)^2 \right] \quad (1.2)$$

#### Défauts sur la bague intérieure

$$f_{b.int} = \frac{n_b}{2} f_{rot} \left[ 1 + \left( \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right) \right] \quad (1.3)$$

#### Défauts sur la bague extérieure

$$f_{b.ext} = \frac{n_b}{2} f_{rot} \left[ 1 - \left( \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right) \right] \quad (1.4)$$

BD : le diamètre d'un élément roulant,

PD : la distance entre les centres des billes diamétralement opposées,

$n_b$  : le nombre d'éléments roulants,

$\beta$  : angle de contact des billes avec les bagues du roulement.

$f_{rot}$  : la fréquence de rotation du rotor.

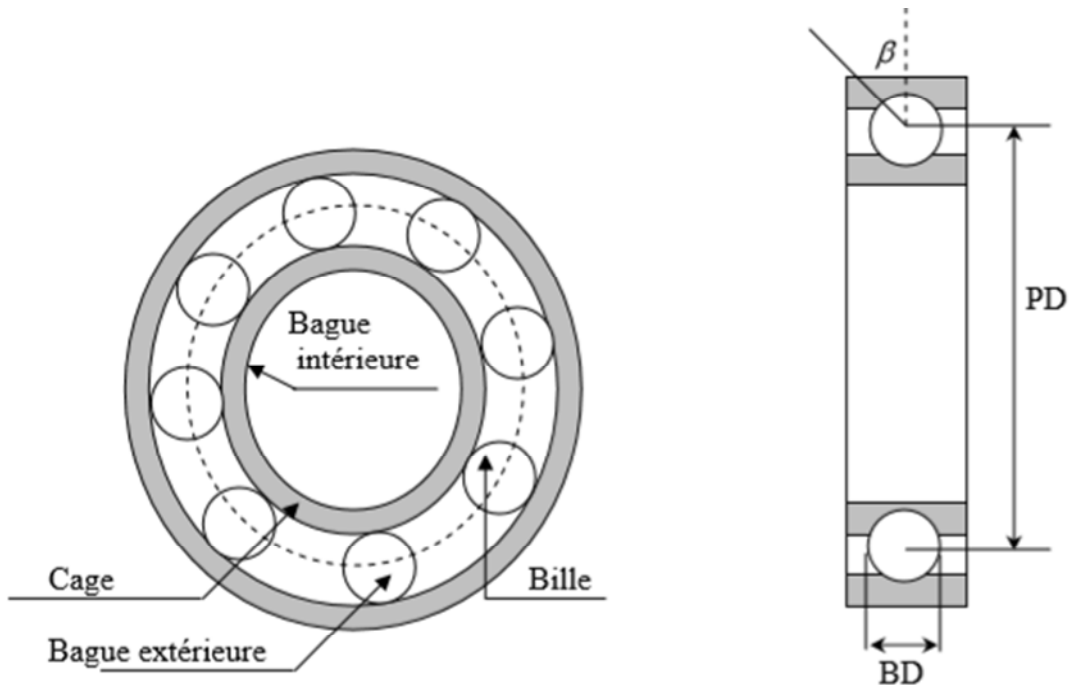


Figure 1.9 roulement à bille

### 1.3 Méthodes de diagnostic

L'apparition d'un défaut au niveau de l'entraînement modifie le fonctionnement de ce dernier, ce qui affecte ses performances. Etant donnée la diversité de ces défauts et la complexité des relations cause à effet, de nombreuses méthodes, permettent de réaliser une démarche de diagnostic et de prévenir au mieux la dégradation du système surveillé, ont été développées. Dans cette partie, nous allons faire une présentation des différentes méthodes de détection [22].

#### 1.3.1 Méthodes du diagnostic à base du modèle

Ces méthodes de diagnostic sont généralement employées à partir d'une modélisation physique de la machine. Elles comparent l'évolution du modèle avec celle du processus physique et leur compréhension. Selon la connaissance du processus, il est possible de définir deux formulations différentes de cette approche à base de modèles [16] [23].

Approche basé sur des modèles quantitatifs.

Approche basé sur des modèles qualitatifs.

### 1.3.2 Méthodes sans modèle

Ces méthodes se basent sur l'analyse spectrale des signaux ou des mesures que fournit la machine lors de son fonctionnement telle que les courants, le couple estimé et les flux. Le principe de ces méthodes repose sur l'existence de caractéristiques fréquentielles propres au fonctionnement sain et défaillant du procédé. La première étape est basée sur la connaissance du système sain (par mesure ou par modèles numériques). La deuxième étape consiste ensuite en une création « artificielle » de défaut (à nouveau par modèle numérique).

La signature du défaut, c'est-à-dire sa répercussion sur certaines grandeurs, est alors identifiée.

Une observation est ensuite réalisée sur un convertisseur réel. Une analyse est portée sur les grandeurs (approche traitement du signal) consistant en la reconnaissance de signatures de défauts déjà connues [22].

#### 1.3.2.1 Diagnostic par analyse des vibrations mécaniques

Le diagnostic des défauts en utilisant les vibrations mécaniques est la méthode la plus utilisée dans la pratique. Les forces radiales créées par le champ d'entrefer, provoquent des vibrations dans la machine asynchrone. Ces forces sont proportionnelles au carré de l'induction magnétique.

$$\sigma(\theta, t) = \frac{B_s^2(\theta, t)}{2\mu_0} \quad (1.5)$$

La distribution de l'induction magnétique dans l'entrefer est le produit de la force magnétomotrice  $F_{mm}$  et de la perméance (P).

$$\psi_s = F_{mm} \cdot P \quad (1.6)$$

Les vibrations de la machine peuvent être captées par des accéléromètres placés sur les paliers selon les directions axiale, verticale et radiale. Les spectres des signaux de vibrations issus du moteur avec défaut sont comparés avec ceux de références enregistrées lorsque la machine était en bon état. Cette méthode permet la détection aussi bien des défauts électriques que mécaniques puisque la force magnétomotrice contient les effets des asymétries du stator ou du rotor et la perméance dépend de la variation de l'entrefer. Cependant, le coût des capteurs de vibration qui est relativement élevé, ainsi que les difficultés rencontrées dans la connexion de ces

capteurs (problème d'accessibilité) représentent les limites et les inconvénients de cette méthode [24].

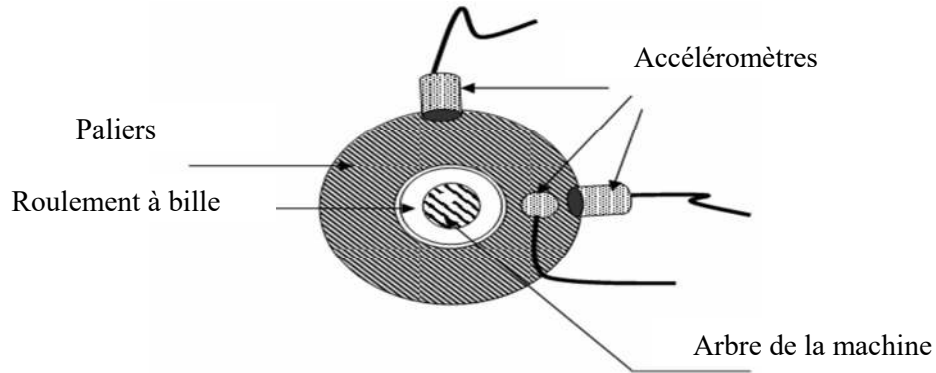


Figure 1.10 mesure vibratoire sur la machine asynchrone

### 1.3.2.2 Diagnostic par mesure du flux magnétique axial de fuite

Dans une machine idéale sans défauts, les courants et les tensions statorique sont équilibrés, ce qui annule le flux de fuite axial. La présence d'un défaut quelconque, provoque un déséquilibre électrique et magnétique au niveau du stator ce qui donne naissance à des flux de fuite axial de valeurs dépendantes du degré de sévérité du défaut. Si on place une bobine autour de l'arbre de la machine, elle sera le siège d'une force électromotrice induite. Le contenu spectral de la tension induite dans cette bobine, peut être exploité pour détecter les différents défauts [24].

### 1.3.2.3 Diagnostic par mesure du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique développé dans la machine, provient de l'interaction entre le champ statorique et celui rotorique. Par conséquent, tout défaut, soit au niveau du stator ou au rotor, affecte directement le couple électromagnétique. L'analyse spectrale du signal du couple (mesuré ou estimé), donne des informations sur l'état de santé de la machine [25].

### 1.3.2.4 Diagnostic par analyse des courants statoriques

L'analyse des courants statoriques dans le domaine fréquentiel reste la méthode la plus couramment utilisée, car le spectre résultant contient des renseignements sur la majorité des défauts électriques et magnétiques pouvant apparaître au sein d'une machine asynchrone. Dans

cette analyse fréquentielle, il est préférable de faire une étude globale sur les courants, car un défaut au rotor est visible sur le spectre des trois courants de lignes [22].

### 1.3.2.5 Méthodes basées sur l'intelligence artificielle

En dépit des diverses techniques mentionnées précédemment, ces dernières années, la surveillance et la détection de défaut des machines électriques se sont éloignées des techniques traditionnelles pour s'orienter vers des techniques dites d'intelligence artificielle. Ces méthodes sont basées sur la connaissance a priori du système et utilisent un ensemble de règles et de faits (données manipulées par les règles) qui constituent ce qu'on appelle la base de connaissance. Parmi ces méthodes, on peut citer :

Logique floue, réseaux neuronaux artificiel(RNA), reconnaissance des formes [25].

### 1.3.3 Techniques de traitement de signal utilisées dans le diagnostic

L'apparition d'une défaillance sur un système étudié engendre et/ou la modification d'harmoniques au niveau des spectres des signaux. De nombreux outils de traitement du signal sont utilisés afin de caractériser les origines des défauts à partir des spectres [24].

#### 1.3.3.1 Transformée de Fourier rapide (FFT)

Considérons le signal  $X(t)$  à temps continu. Si  $X$  est à énergie finie, sa transformée de Fourier à la fréquence  $f$  est la suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-2\pi f t} dt \quad (1.7)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f)e^{-2\pi f t} df \quad (1.8)$$

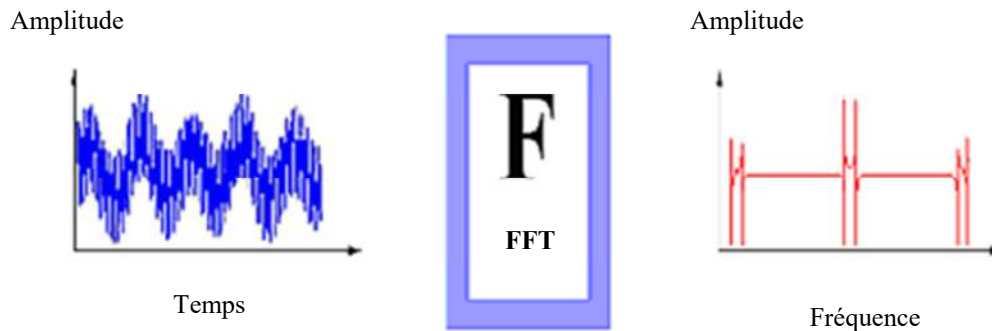


Figure 1.11 représentation temporelle vers fréquentielle

Sa transformée de Fourier discrète de N points avec une période d'échantillonnage T est donnée :

$$x\left(\frac{f}{NT}\right) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{k=N-1} x(kT) e^{-\frac{2\pi f k T}{NT}} \quad (1.9)$$

et sa relation inverse est donnée par:

$$x(kT) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{k=N-1} x\left(\frac{f}{NT}\right) e^{-j\frac{2\pi f k T}{NT}} \quad (1.10)$$

### 1.3.3.2 Transformation en ondelette

La transformée en Ondelette est un outil récent de traitement de signal. Son principe repose sur la décomposition d'un signal dans une base de fonctions particulières. De ce point de vue, elle est tout à fait comparable à l'analyse de Fourier. Cependant, les ondelettes sont des fonctions oscillantes au sens large, rapidement amorties, contrairement aux fonctions sinusoïdales de l'analyse de Fourier. Par ailleurs, les ondelettes possèdent la propriété de pouvoir être bien localisées en temps ou en fréquence, ce qui les différencie principalement de l'analyse Temps-fréquence classique [24].

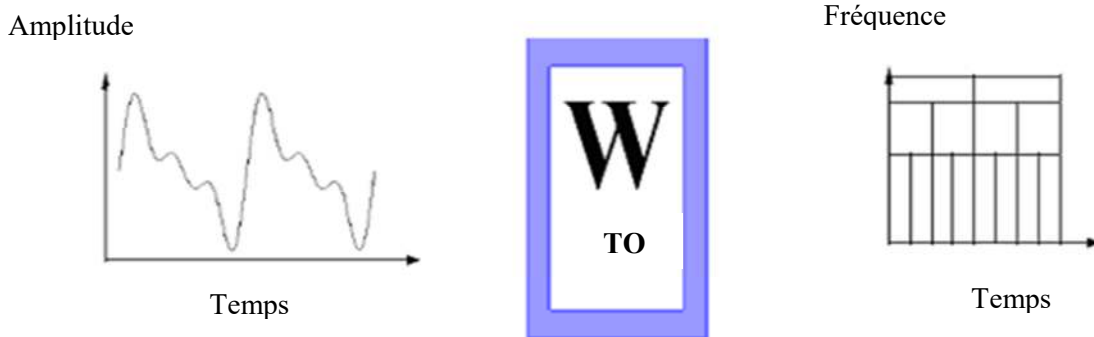


Figure 1.12 transformation en ondelette

## **Conclusion**

Après quelques rappels sur les éléments de constitution de la machine asynchrone, nous nous sommes intéressés à répertorier les principales défaillances se produisant sur les différentes parties de la machine ainsi que les causes et les conséquences de leur apparition. Ensuite nous avons brièvement rappelé quelques techniques de diagnostic utilisées pour la détection des défauts.

## **Chapiter2 : Méthodes de pronostic**

### **Introduction**

La fiabilité et la sûreté de fonctionnement d'un système industriel à moindre coût sont les principaux objectifs des entreprises industrielles, Cet intérêt engendre plusieurs méthodes de maintenance, corrective ou préventive. Cela conduit à des nouvelles stratégies comme le pronostic.

Ce chapitre est consacré à la présentation générale de la notion pronostic, sa relation avec le diagnostic ainsi que les différentes approches utilisées dans le pronostic.

### **2.1 Définition du pronostic**

Le terme pronostic provient du grec « progignôskein » signifiant « connaître à l'avance ». Il a ensuite été essentiellement utilisé en médecine où il porte d'une part sur l'évaluation du degré de gravité d'une pathologie et d'autre part, sur l'estimation de l'évolution ultérieure de la maladie [26].

Dans le cadre de la maintenance des systèmes industriels, un grand nombre de définitions a été donné proposant des finalités différentes et/ou des informations d'entrée différentes. Cette discordance est particulièrement visible à travers la terminologie anglaise qui comporte plusieurs mots « prognosis-prognostic-prognostics » là où la langue française ne propose que pronostic [27].

Depuis 2004, L'organisation internationale de normalisation (**ISO**) **13381** a défini le pronostic comme étant une estimation de la durée de vie restante avant l'apparition d'un défaut et la détection de l'imminence d'un ou plusieurs défauts. Le pronostic détermine si un défaut est imminent et estime le temps restant avant son apparition [28]. Les progrès d'aujourd'hui dans la maintenance préventive conditionnelle ont contribué à améliorer le pronostic sur l'état futur des systèmes. Cette avancée permet non seulement de réduire le coût lié à la maintenance mais aussi augmenter l'efficacité des interventions.

#### **2.1.1 Lien entre pronostic et diagnostic**

La maintenance préventive conditionnelle nécessite une approche prédictive. Celle-ci fournit au personnel de la maintenance une indication sur l'état futur du système et idéalement octroie un délai suffisant pour que le personnel, l'équipement et les pièces de rechange soient



organisés, minimisant ainsi les temps d'arrêt et les coûts de maintenance. La figure (2.1) présente les étapes d'un processus de traitement d'un défaut éventuel au niveau d'un système. Ce système est considéré comme étant en état de marche au début, puis après un certain temps, un défaut naissant se développe dans le système. Au fil du temps, la sévérité du défaut augmente jusqu'à la dégradation totale du système. Si le système est autorisé à poursuivre son fonctionnement, il y a une possibilité de voir apparaître d'autres défauts [27].

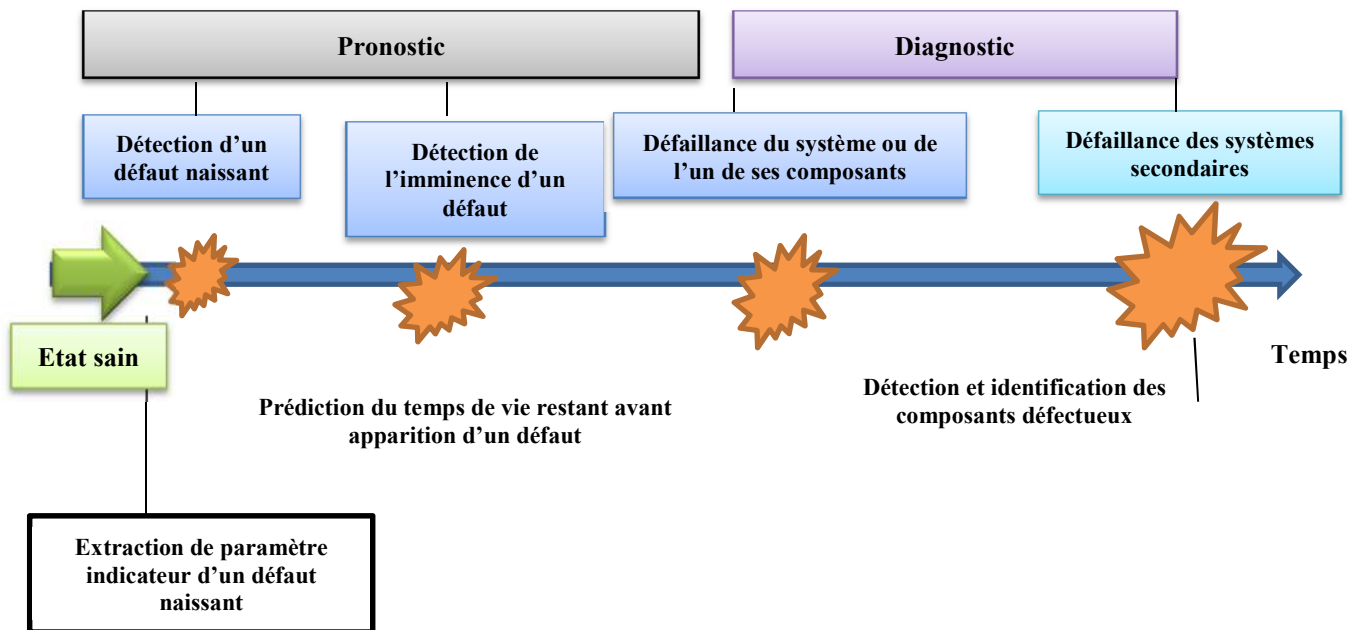


Figure 2.1 Pronostic vs diagnostic

Le processus de diagnostic intervient généralement au moment de l'apparition d'un défaut et/ou dans l'intervalle entre la défaillance du système et la défaillance des systèmes secondaires. Toutefois, si un défaut naissant peut être détecté à un stade précoce, alors les opérations de maintenance pourront être retardées jusqu'à ce que l'état du système évolue vers un état plus dégradé. Cet intervalle, entre la détection d'un défaut naissant et son apparition, définit le domaine (temporel) du pronostic. Fournir un intervalle suffisant, communément appelé temps de vie restant, entre la détection du défaut naissant et la défaillance du système, permet de mieux exploiter le système et réduire d'avantage les opérations de maintenance.

Pour mettre à profit les avantages du pronostic, le personnel de la maintenance doit :

- Disposer de techniques permettant de détecter et d'identifier un défaut naissant.

- Avoir une estimation fiable du temps qui reste avant l'intervention, à savoir le temps restant avant l'apparition d'un défaut.

## 2.2 Classification des méthodes de pronostic

On trouve plusieurs méthodes pour la prédiction de l'état futur des systèmes. Catégoriser ces différentes méthodes dans des classes est assez difficile en raison d'une grande variété d'applications. Il est classé en trois grandes catégories, à savoir, le pronostic basé sur un modèle physique, pronostic basé sur les données et le pronostic basé sur l'expérience.

Pour dissocier ces trois types des méthodes, les critères suivants sont considérés :

- Le coût et la complexité de mise en œuvre.
- La précision des résultats obtenus, et l'applicabilité des méthodes.

La figure (2.2) résume les diverses méthodes de pronostic qui peuvent être appliquées aux différents systèmes et les couts relatifs à leur exploitations.

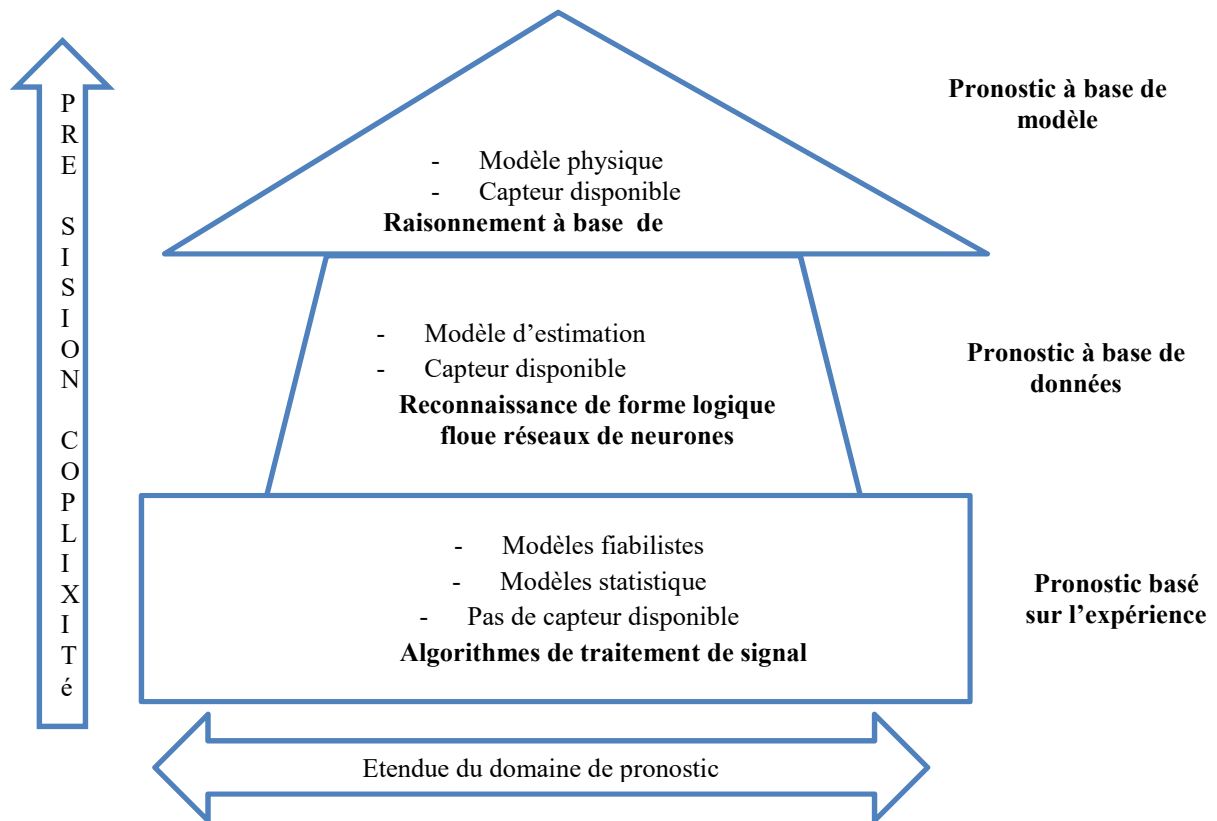


Figure 2. 2: Classification des Approches de Pronostic

### 2.2.1 Pronostic basé sur un modèle physique

Le pronostic basé sur un modèle physique utilise des représentations mathématiques pour intégrer une compréhension physique du processus de dégradation du système. Un schéma conceptuel du pronostic basé sur un modèle est représenté sur la figure (2.3) [27]. Les relations causales issues des lois de la physique sont utilisées pour modéliser les interactions entre les entités du système. Ainsi, les résidus sont employés comme instruments mathématiques. De gros résidus dénotent la présence de défauts de fonctionnement, et des petits la présence de perturbations normales comme les bruits ou les erreurs de modélisation. L'utilisation de méthodes de pronostic basées sur un modèle implique des connaissances spécifiques liées à la défaillance ainsi qu'au mode de fonctionnement du système analysé.

Le principe du pronostic basé sur les modèles physiques est de déterminer le niveau de dégradation courante du système (grâce aux processus de surveillance et de diagnostic) et d'évaluer le temps restant avant la défaillance en utilisant la courbe d'évolution de la dégradation en fonction de la sollicitation du système [29].

#### 2.2.1.1 Espace de partie

Un espace de parité est une relation de redondance analytique représentée par une équation dans laquelle toutes les variables sont connues. La génération de telles relations permet d'engendrer des résidus. Un résidu est un signal temporel fonction des entrées et des sorties du processus, indépendant (le plus possible) du point de fonctionnement de la présence de défauts. En l'absence de défaut, le résidu est statistiquement nul. Lors de l'apparition d'un défaut, son amplitude évolue de manière significative [29].

#### 2.2.1.2 Observateurs

La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à reconstruire l'état ou, plus généralement, la sortie du processus à l'aide d'observateurs et à utiliser l'erreur d'estimation comme résidu. Cette méthode s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus flexibles [29].

#### 2.2.1.3 Estimation paramétrique

La méthode par estimation paramétrique considère que l'influence de défauts se reflète sur les paramètres et non pas uniquement, comme c'est le cas des observateurs, sur les variables du système physique. Le principe de cette méthode consiste à estimer en continu les paramètres du procédé en utilisant les mesures d'entrée/sortie et en évaluant la distance qui les sépare des

valeurs de référence de l'état normal du procédé. L'estimation paramétrique possède l'avantage d'apporter de l'information sur l'importance des déviations. Toutefois, un des inconvénients majeurs de cette méthode réside dans la nécessité d'avoir un système physique excité en permanence. Ceci pose donc des problèmes d'ordre pratique dans le cas de procédés dangereux, coûteux ou fonctionnant en mode stationnaire [29].

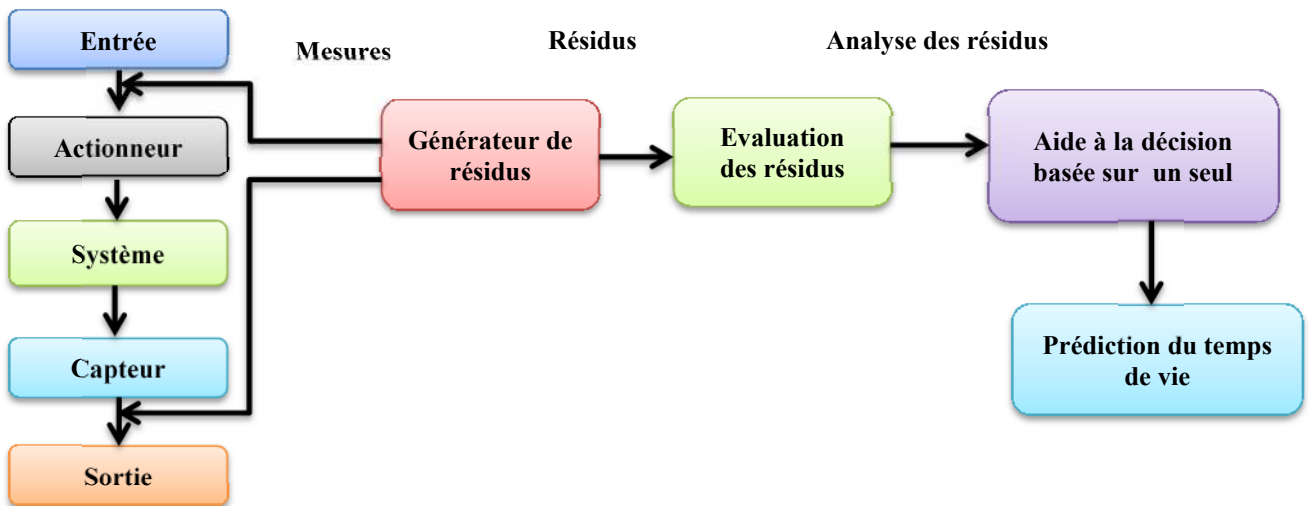


Figure 2.3 Structure d'un système de pronostic à base d'un modèle

#### Les avantages de cette méthode :

- **La flexibilité** : si une des propriétés du système ou de la dégradation change le modèle peut être réajusté pour prendre en compte cette modification.
- **L'interprétabilité** : la connaissance de la structure du modèle permet de relier la variation d'indicateurs à une modification de paramètre.

#### Les inconvénients de cette méthode :

- Le développement des modèles est extrêmement coûteux. Cela nécessite un niveau de qualification élevé et une expérience certaine.
- il est difficile de construire un modèle global pour les systèmes complexes : complexité de modélisation des interactions entre les différents mécanismes, difficultés de calcul associées à la résolution d'un système d'équations différentielles.
- il peut être impossible de généraliser une méthode basée sur un modèle physique orienté « composant » à un niveau « système ».

- il est nécessaire de connaître les mécanismes de dégradation et les facteurs influents sur celle-ci.

Les techniques employées pour cette méthode sont basées sur les outils suivants : l'espace de parité, les observateurs (filtres de Kalman,...) et les estimations paramétriques.

## 2.2.2 Pronostic orienté données

Le pronostic guidé par les données se base sur l'hypothèse que les données de surveillance d'un système restent relativement inchangées jusqu'à l'apparition d'un défaut. Dans cette approche, la surveillance du système est effectuée à l'aide de paramètres de surveillance qui indiquent la dégradation du système. Les données recueillies sont d'abord analysées pour détecter d'éventuelles anomalies. Ensuite l'évolution de la tendance des paramètres de surveillance est utilisée pour estimer le temps restant avant la défaillance du système en utilisant des algorithmes de prédiction. L'organigramme présenté sur la figure (2.4) résume les étapes de la mise en œuvre d'un pronostic guidé par les données [27].

### 2.2.2.1 Technique statistique

Les techniques statistiques les plus populaires sont les techniques de lissage (tel que le lissage exponentiel) et les techniques d'analyse des séries temporelles telles que les modèles de régression, notamment les modèles AR (Auto-Regressive) et ARMA (Auto-Regressive Moving Average models). Ces techniques sont aussi classées sous la catégorie, Analyse par tendance. Ces techniques présentent l'intérêt d'être simples à programmer. Cependant elles supposent que la dégradation du système est monotone, et ne permettent pas d'intégrer les variations des conditions d'utilisation du système, l'évolution de la dégradation à venir doit être similaire à celle qui a été apprise [26].

### 2.2.2.2 Approche par analyse des séries temporelles

Si des quantités suffisantes de données en fonction du temps sont disponibles, les techniques d'analyse des séries temporelles sont souvent utilisées pour déterminer l'état du système en un point donné dans le futur. Ces techniques s'appuient fortement sur des données antérieures pour prédire les performances dans le futur.

### 2.2.2.3 Techniques de régression

L'analyse par régression utilise les données existantes et détermine les relations, le cas échéant, entre le résultat mesurable et les variables qui contribuent à ce résultat. Un modèle général de régression linéaire est donnée par :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i,1} + \beta_2 X_{i,2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

$i = 1, \dots,$

$Y_i$  Est une variable aléatoire indiquant la valeur de la réponse de l' $i^{\text{eme}}$  essai.

$\beta_0, \beta_1, \beta_2 \dots \dots \beta_{p-1}$  Sont les paramètres estimés.

$X_{i,1}, X_{i,2} \dots \dots X_{i,p-1}$  Sont les valeurs du prédicteur.

$\varepsilon_i$  Est l'erreur aléatoire de moyenne = 0.

### 2.2.2.4 Autorégressif moyenne mobile intégrée (ARIMA)

Les séries temporelles autorégressives moyenne mobile intégrée (ARIMA) est une technique d'estimation d'état couramment utilisée dans le pronostic. Elle est également connue comme analyse par tendance. Le modèle ARIMA est une construction générique qui intègre des processus autorégressifs, processus moyenne mobile, et une capacité à rendre compte des données non stationnaires [26].

Soit de  $Z_t - \mu_s$  un processus AR d'ordre  $p$  défini mathématiquement comme

$$Z_t = \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + \alpha_t \quad (2.2)$$

Réécrit sous la forme :

$$\phi(B) Z_t = \alpha_t \quad (2.3)$$

$\mu$  est la moyenne des données de séries temporelles.

$Z_1 Z_2 \dots \dots Z_n$  Sont les observations ordonnées en temps.

$\phi_1 \phi_2 \dots \dots \phi_p$  Sont les paramètres inconnus d'un processus autorégressif.

$\alpha_t$  Est un bruit blanc et  $B$  est l'opérateur retard respectivement.

### 2.2.2.5 Approches à base intelligences artificielle

Les réseaux de neurones artificiels (RNA), les algorithmes génétiques, la logique floue et autres techniques d'apprentissage automatique constituent une classe d'approches connue sous le nom approches d'intelligences artificielles (IA). Ces techniques ont la capacité d'apprendre en utilisant l'historique passé et ensuite tenter de prédire l'état ou le résultat quand un nouvel ensemble de données d'entrée est présenté. Par conséquent, ces techniques sont fréquemment utilisées dans les procédés actuels de pronostic. Leur force réside dans l'aptitude à apprendre et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficile à décrire. En revanche, leur principal inconvénient réside dans l'acquisition et la couverture des données d'apprentissage.

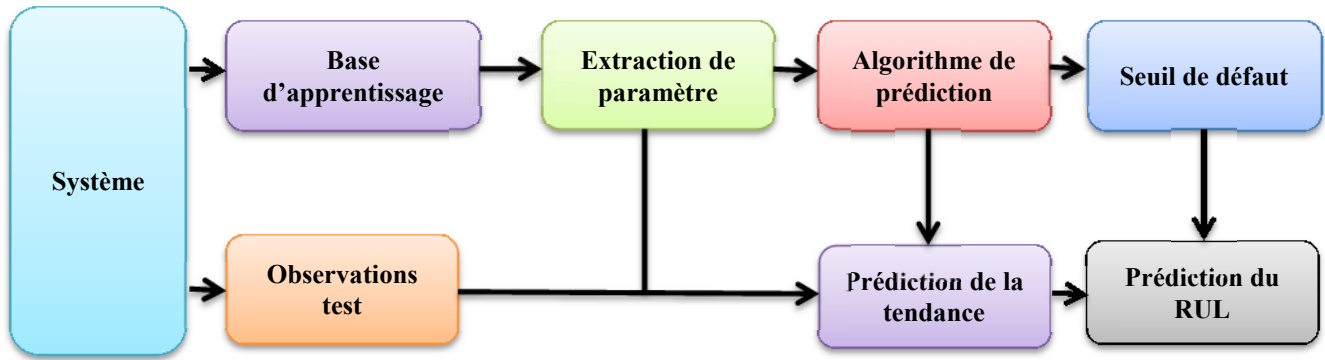


Figure 2. 4. Structure d'un système de pronostic orienté données

### Avantages et inconvénients de cette méthode

- L'approche guidée par les données est relativement simple car elle ne requiert pas la connaissance formelle des mécanismes de dégradation.
- Elle permet de transformer simplement des données bruitées en information pertinentes pour des décisions de pronostic.
- Cette approche peut être adaptée à tout type d'application disposant de données suffisantes en quantité et en qualité.
- L'efficacité d'une approche de pronostic guidée par les données dépend fortement de l'existence de ces données opérationnelle par ailleurs.
- Le processus de surveillance conditionne également la justesse du pronostic par sa capacité à fournir une estimation fiable et précise de l'état de santé du système.

### 2.2.3 Pronostic basé sur l'expérience

Les approches de pronostic basées sur l'expérience se fondent sur la modélisation stochastique des phénomènes de dégradation (loi de fiabilité, processus markoviens, ou non markoviens). Ces modèles peuvent être construits sur la base d'expériences similaires passées. Les approches basées sur l'expérience sont principalement issues des méthodes traditionnelles de modélisation et de traitement fiabilistes. Le pronostic est en ce sens assimilé à une étude de fiabilité prévisionnelle, l'objectif étant d'identifier les paramètres d'une distribution aléatoire décrivant le phénomène de dégradation ou de défaillance [26] [30].

**Avantage et inconvénient de cette méthode**

- Le principal avantage de ce type d'approches est qu'elles ne nécessitent pas de connaissance pointue des mécanismes physiques de dégradation. Aussi, elles sont relativement simples à mettre en œuvre et peu coûteuses.
- Les principales limites des approches basées sur l'expérience sont les suivantes :
- Il existe fréquemment un décalage entre les modèles mis au point (mono-composant à 2 états) et la réalité industrielle (système multi-composants à multi-états).
- Il est difficile de disposer d'un historique d'expérience passée représentatif de toutes les conditions d'utilisation des systèmes.
- Le manque de réactivité face au changement de comportement d'un système ou de l'environnement.

Le tableau suivant représente une comparaison entre les différentes méthodes de pronostic [31].

	Méthode		
	Basée sur un modèle	Orienté de donnée	Basée sur l'expérience
Modèle du système	Nécessaire	Pas nécessaire	Pas nécessaire
Historique de la défaillance	Utile	Nécessaire	Nécessaire
Condition passée	Nécessaire	Nécessaire	Utile
Condition actuelle	Nécessaire	Nécessaire	Utile
Méthode de reconnaissance de la défaillance	Nécessaire	Nécessaire	Pas nécessaire
Capteur	Nécessaire	Nécessaire	Pas nécessaire

Tableau 2.1 comparant entre les différentes méthodes de pronostic



Il en sort de cette comparaison que l'avantage des méthodes de pronostic orientées données est leur capacité à apprendre le comportement d'un système uniquement à partir des caractéristiques de données surveillées sans nécessiter des connaissances spécifiques sur le système pour des fins de modélisation. Cependant ces méthodes dépendent fortement des données historiques du système.

### 2.3 Estimation du temps de la vie restante (RUL)

Il est possible d'estimer le temps de vie restante « *remining useful life (RUL)* » d'un système en prédisant la tendance (l'évolution) d'un paramètre de surveillance (figure 2.5) par le biais de la prédiction de séries temporelles. La différence entre l'instant (t), où on débute le pronostic, et l'instant (t+RUL), où on diagnostique l'apparition d'un éventuel défaut en se basant sur la prédiction de la tendance des paramètres de surveillance, permet d'avoir une estimation du temps de vie restant (RUL) avant l'apparition du défaut.

Pour l'estimation du temps de vie restant RUL, on détecte le temps de début prédictif « *time to start prediction (TSP)* ». Nous supposons que le paramètre est régressé à un modèle linéaire [32].

$$y = wx + b \quad (2.4)$$

Le coefficient  $w$  représente le gradient de l'indicateur de santé.

A chaque instant de temps  $t$ ,  $w_t \leq 0$ , donc la machine est dans l'état bonne santé

Tant que  $w_t > 0$ , donc la machine en début de dégradation.

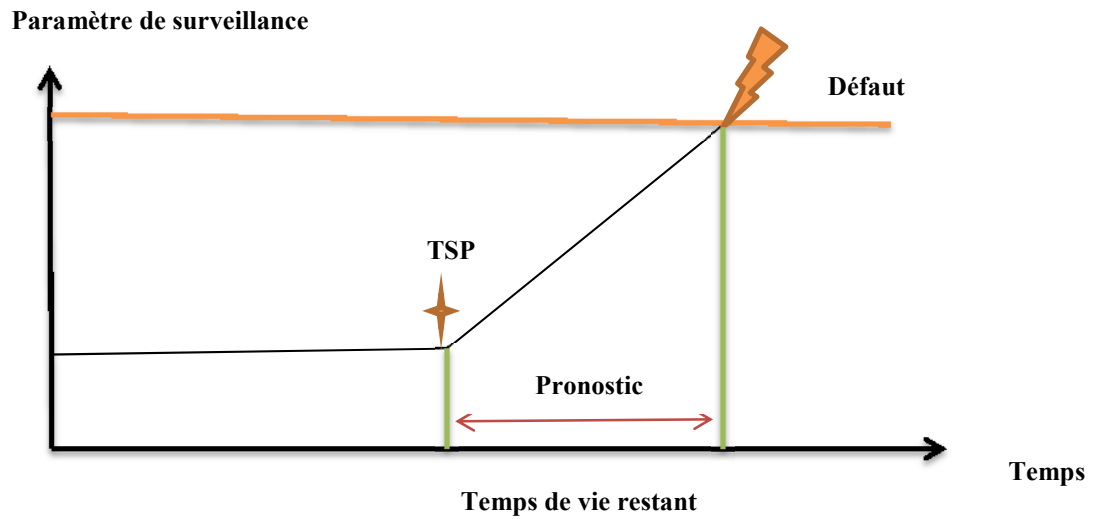


Figure 2.5 détermination du temps de vie restant par le suivi de la tendance d'un paramètre de surveillance.

### Conclusion

Dans ce chapitre nous avons abordé la notion de pronostic utilisée pour connaître à l'avance l'évolution de l'état de santé d'un système électrique. Nous présentés les différentes approches de pronostic, leurs avantages et inconvénients et leurs applicabilités. Le pronostic conduit à quantifier le degré de sévérité de défaut et estimer le temps de vie restant (RUL) pour un système. Ce processus sera appliqué dans le prochain chapitre pour suivre l'évolution de l'état des roulements d'une machine asynchrone.

# Chapitre 3 : Pronostic des défauts de roulements dans une machine asynchrone

## Introduction

Ce chapitre est dédié à l'application d'une méthode de pronostic pour suivre la dégradation des roulements d'une machine asynchrone à cage. L'objectif est d'estimer la durée de vie restante (RUL) après la détection de défaut. En utilisant une base des données du test pour la recherche des paramètres indicateurs de défaut, ces paramètres sont calculés à partir de l'analyse temporelle et fréquentielles des signaux vibratoires.

En utilisant un modèle exponentiel de pronostic à base de données pour identifier les différents stades de dégradation des roulements et estimation le temps de vue restant avant l'apparition de défauts à partir de la tendance (évolution) des paramètres de surveillance.

### 3.1 Présentation du banc expérimental

Pour cette étude, les données de test de fonctionnement du Centre pour les systèmes de maintenance intelligents de l'Université de Cincinnati ont été utilisées [33]. Les données sont accessibles au public dans le référentiel de données des pronostics Ames de la NASA [33]. Le schéma de principe du banc de test expérimental utilisé pour collecter ces données est présenté à la Figure 3.1. Ce banc de test permet d'effectuer trois tests de fonctionnement avec défaut. Dans chaque test, quatre roulements Rexnord ZA-2115 à double rangée sont utilisés. Ces quatre roulements sont installés sur un arbre qui tourne à une vitesse constante de 2000 tr/mn . L'arbre est entraîné par un moteur à courant alternatif couplé à l'arbre par des courroies. Les roulements sont lubrifiés à force et chargés radialement avec une force de 6000 [lb] à travers un mécanisme à ressort. Les vibrations de chacun des quatre paliers sont mesurées à l'aide d'accéléromètres piézoélectriques (ICP) à circuit intégré à quartz de haute sensibilité. Les données sont collectées à l'aide d'une carte d'acquisition de données National Instruments 6062E (NI DAQ) à un taux d'échantillonnage de 20 KHz.

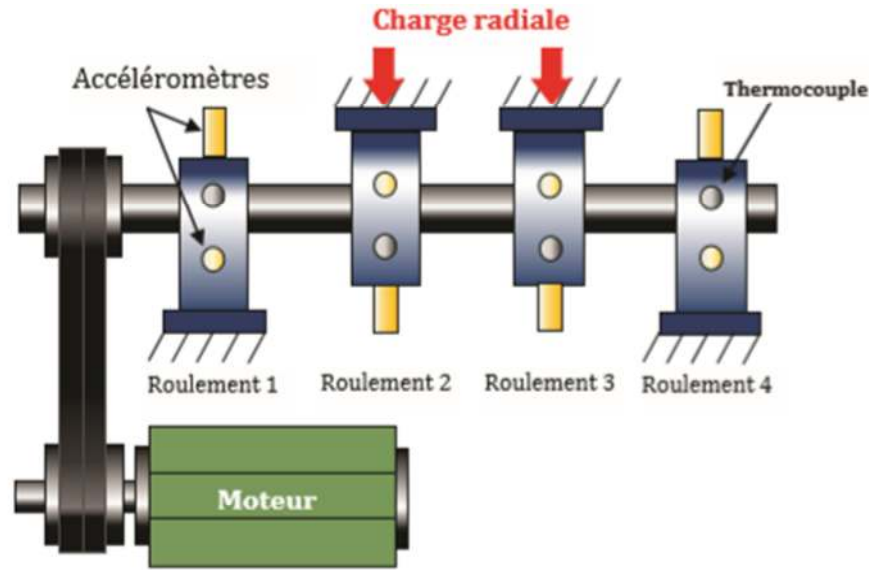


Figure 3.1 Montage d'essai

### 3.1.1 Premier test :

- La vitesse de rotation est maintenue constante à 2000 tours par minute avec une charge radiale de 6000 lb placée sur l'arbre et les roulements par un mécanisme à ressort. Un bouchon magnétique installé dans le tuyau de retour d'huile recueille les débris de l'huile comme une preuve de roulements en dégradations. Un accéléromètre à haute sensibilité PCB 353B33 en quartz ICP a été installé sur l'axe horizontal X et l'axe vertical Y pour chaque roulement.
- Les données de vibration ont été enregistrées toutes les 10 minutes avec un taux d'échantillonnage fixe de 20 kHz.
- Il existe 2156 fichiers (data). Chaque fichier est nommé avec son horodatage, et contient une matrice  $8 \times 20480$  d'une durée d'une seconde.

### 3.1.2 Deuxième test :

- On utilise un seul accéléromètre pour chaque roulement
- Il existe 984 fichiers (data). Chaque fichier est nommé avec son horodatage et contient une matrice  $4 \times 20480$  d'une durée d'une seconde.
- On garde les mêmes outils qui sont définis dans le premier test.

Dans cette étude nous utilisons les data d'un seul roulement  $1 \times 20480$  qui sont récupérés à partir de deuxième test.

La base des données expérimentales contient des signaux vibratoires du roulement, nous supposons que l'historique de dégradation des roulements est disponible sur l'ensemble de

donnée. Donc il est possible d'identifier les différents stades de dégradation et l'estimation de la durée de vie restante.

Dans l'organigramme suivant sont représentés les principaux processus du pronostic.



Figure 3.2 l'organigramme représenté les principes processus du pronostic.

Nous avons traité les signaux vibratoires des roulements pour sélectionner les indicateurs de dégradation (santé). Nous basons sur les paramètres statistiques du domaine temporel, ces paramètres donnent la possibilité d'identifier les différents stades de dégradation des roulements. Ces paramètres sont résumés dans le tableau suivant :

<p>Energie</p> $E = \sum_{i=1}^N x_i^2$	<p>Puissance</p> $P = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2$
<p>Amplitude crête</p> $S_{crete} = \sup_{1 \leq i \leq N} \ x_i\ $	<p><b>RMS</b></p> $S_{eff} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$
<p>Valeur moyenne</p> $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$	<p><b>Kurtosis</b></p> $S_{kurt} = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{S_{eff}^4}$
<p>Facteur crête</p> $F_e = \frac{S_{crete}}{S_{eff}}$	<p><b>Facteur K</b></p> $F_K = S_{crete} \cdot S_{eff} = F_e \cdot S_{eff}^2$
<p>Std</p> $S_{Std} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$	<p><b>Skewness</b></p> $S_{kew} = \frac{E(x_i - \bar{x})^3}{a_d^3}$

Tableau 3.1 les principaux indicateurs de dégradation

$x$  : le signal analogique

$N$  : le nombre de point de l'échantillonnage

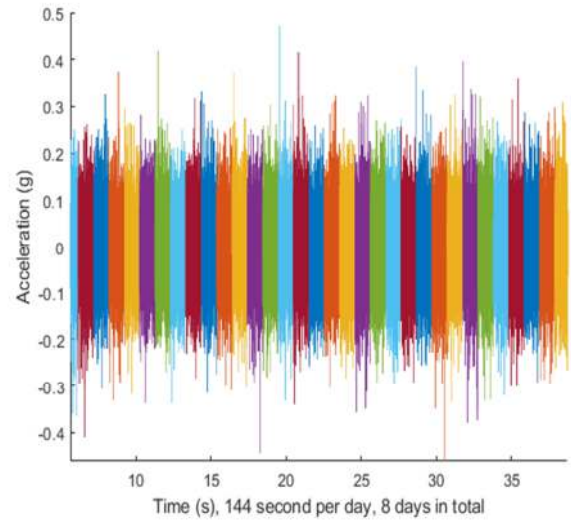
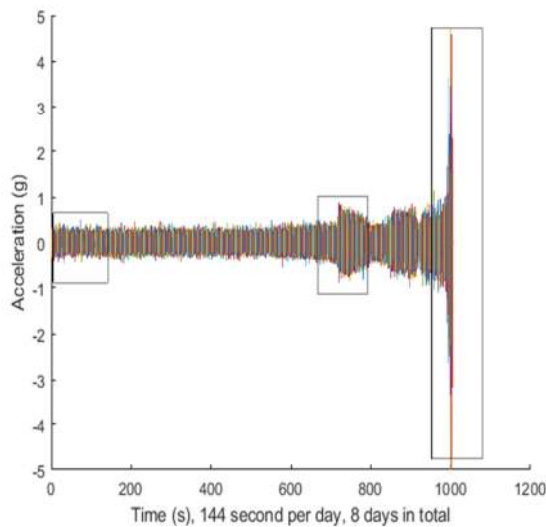
$a_d$  : Standard déviation.

$E_t$  : Valeur expectative de quantité  $t$ .

La procédure de pronostic est complétée avec les paramètres extraits du domaine fréquentiel

### 3.2 Exploitation des résultats

Après la récupération des données et le traitement des signaux à partir du logiciel *Matlab*, nous avons obtenu les résultats suivants :



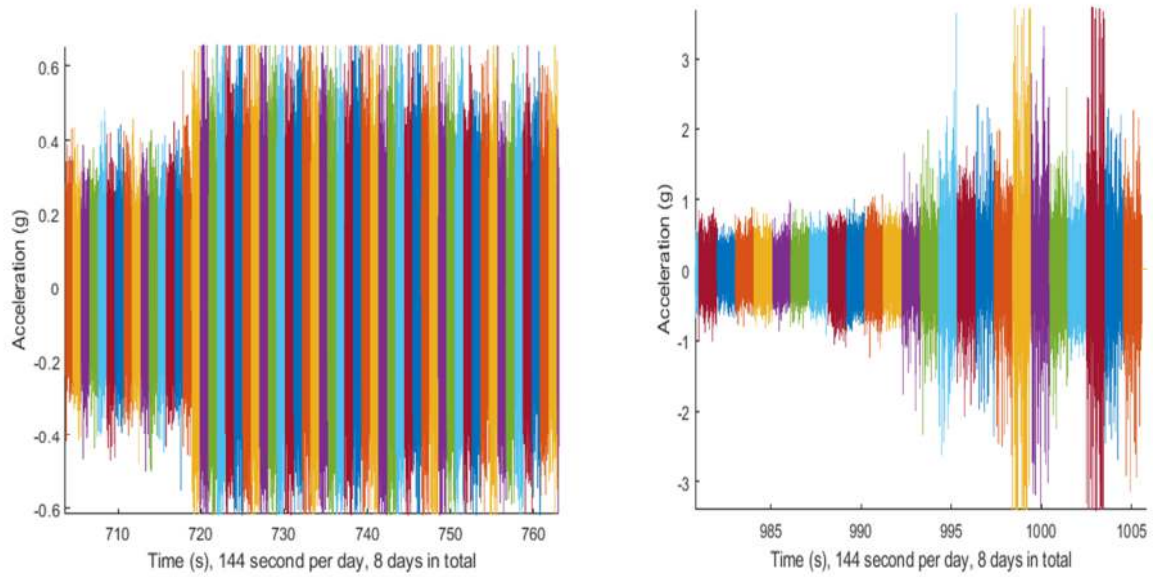


Figure 3.3 signal vibratoire en fonction du temps

On remarque au début le signal de vibration est stable, avec une amplitude au voisinage de 0,25 (g) ( $1g=9.8*m/s^2$ ). Après un durée, l'amplitude du signal vibratoire est augmenté et se transforme avec le temps à un signal impulsion qui signifie la défaillance du roulement.

Le premier outil utilisé pour avoir des informations sur l'état de santé des roulements est bien la méthode connue par « le Kurtosis ». le Kurtosis est une mesure du pic, ce qui en fait un bon indicateur d'impulsivité du signal dans le contexte de la détection des défauts pour les composants en rotation comme les machines électriques [34]. Dans ce travail nous avons utilisé un Kurtosis spectral (SK) qui peut indiquer la présence de séries de transitoires et leur localisation dans le domaine fréquentiel. La puissance de cette technique par rapport à la densité spectrale (PSD) qui est très connue c'est que cette dernière ne traite pas les signaux non stationnaires. Les application de la SK sur le signal vibratoire présenté ci-dessus est montré dans la figure (3.4).

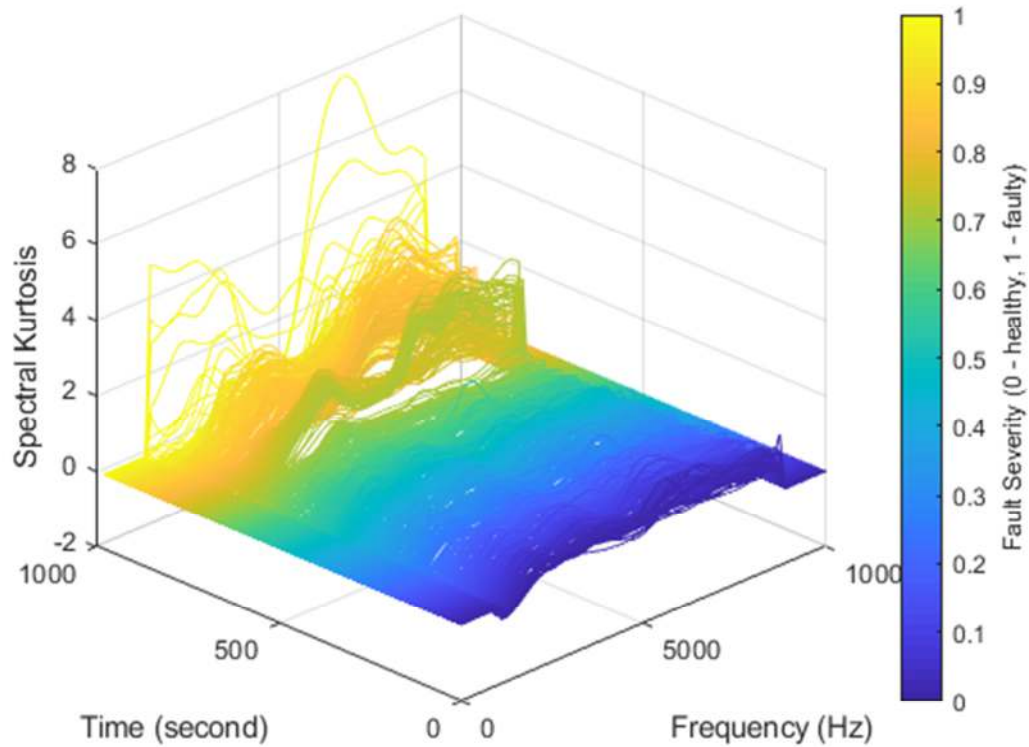


Figure 3.4 Représentation fréquentielle –temporelle de la dégradation.

La figure (3.4) montre clairement la dégradation graduelle de l'état des roulements après 500 second.

Les indicateurs en général sont possédant des bruits, la plupart de ces bruits influents sur la détection de temps au début de la prédiction (TSP, Time to Start Prediction) et le temps de vie restant (RUL, Remaining Usful Life). De plus l'indicateur de santé (healty indicator) doit être une fonction monotone pour bien représenter la dégradation. Donc le filtrage du signal de l'indicateur s'impose. Cela est montré sur la figure (3.5) pour l'indicateur valeur efficace RMS.



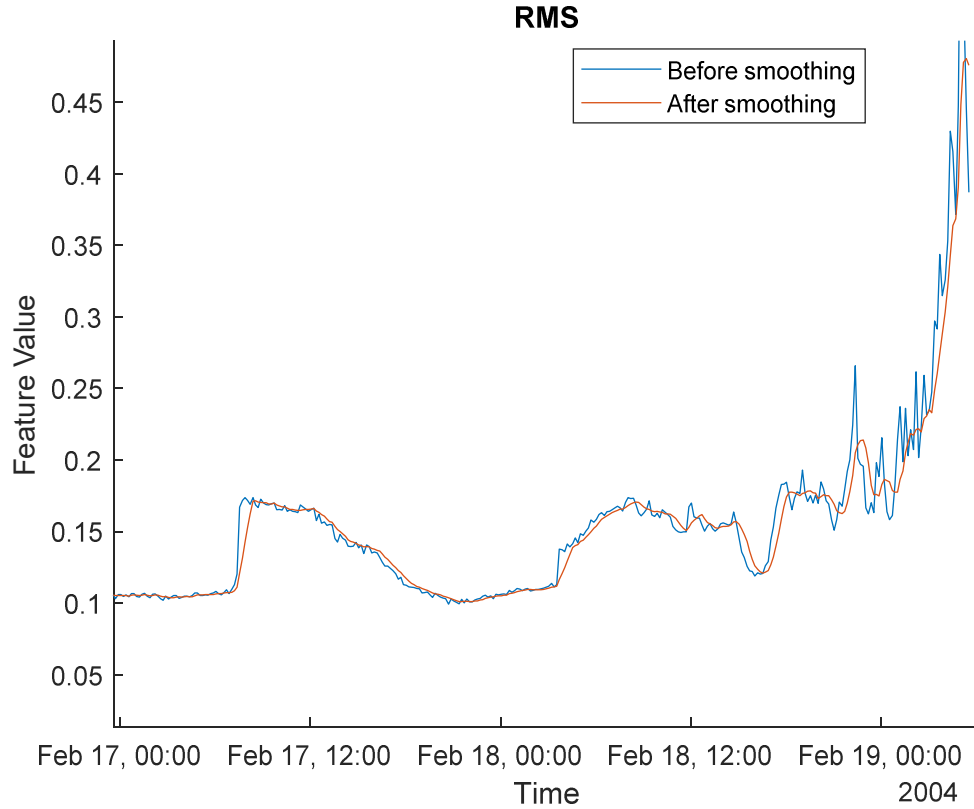


Figure 3.5 Rectification de paramètre de l'indicateur de santé

L'histogramme suivant montre la monotonie des différents indicateurs utilisés, il est clair que les indicateurs de la valeur efficace (RMS), l'indicateur énergie et l'indicateur énergie sont les mieux placés pour respecter cette caractéristique. Donc ces indicateurs sont les meilleurs pour suivre l'état de santé des roulements.

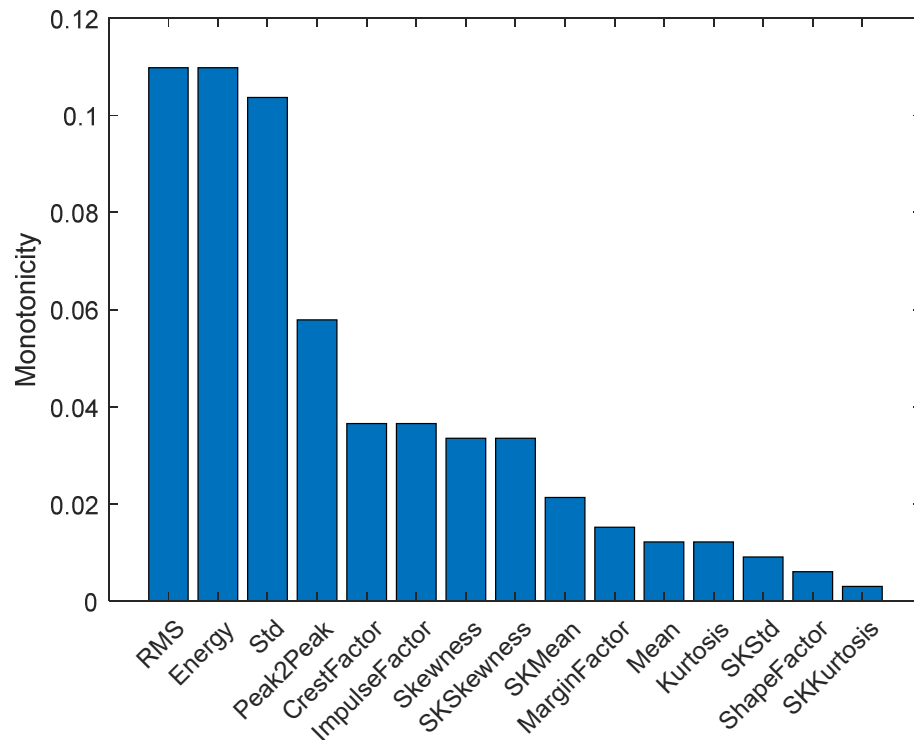
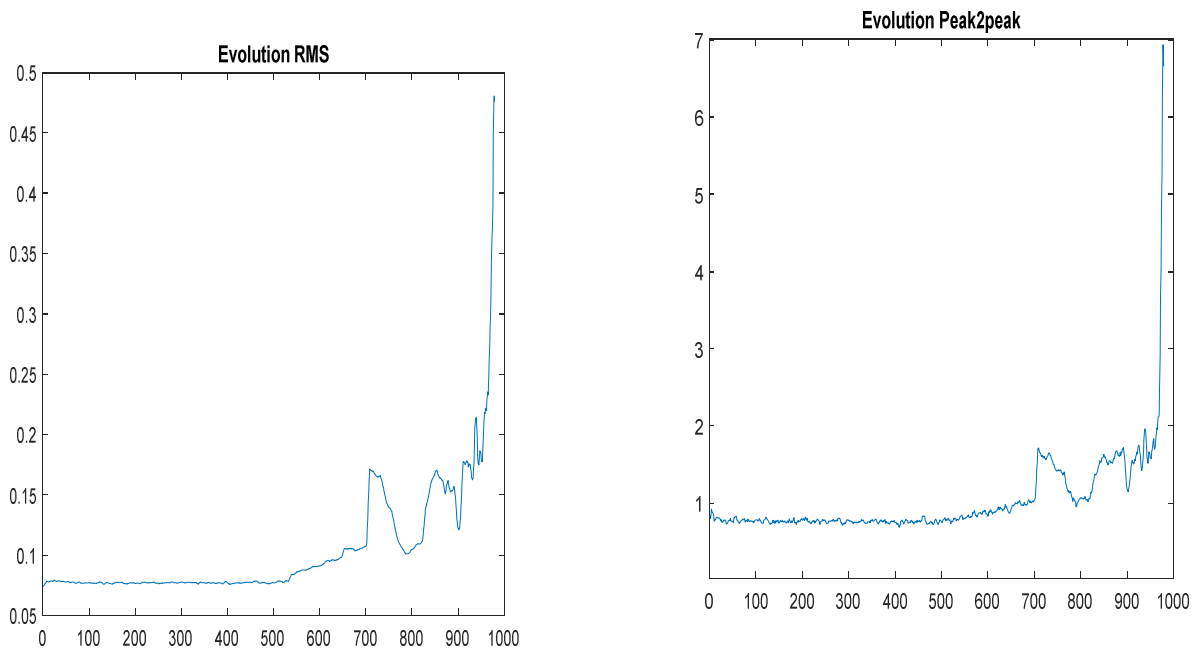
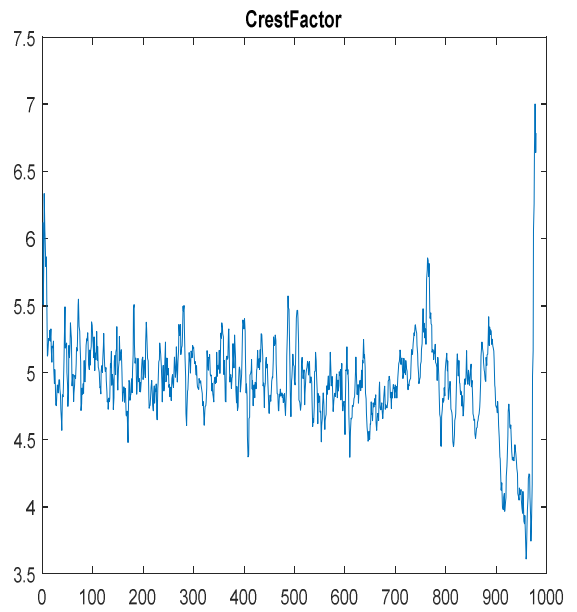
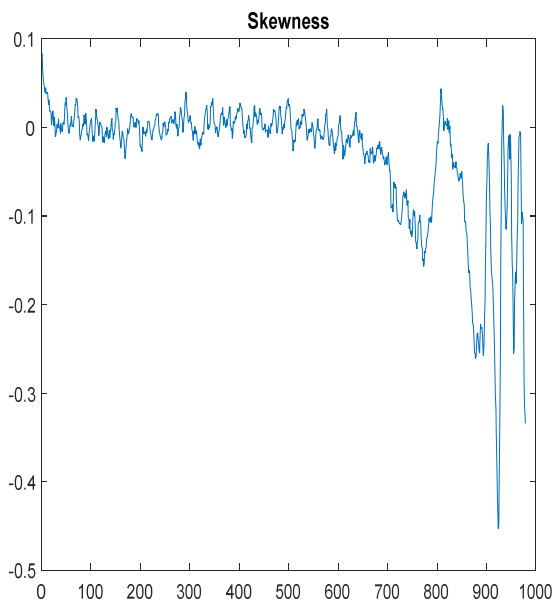
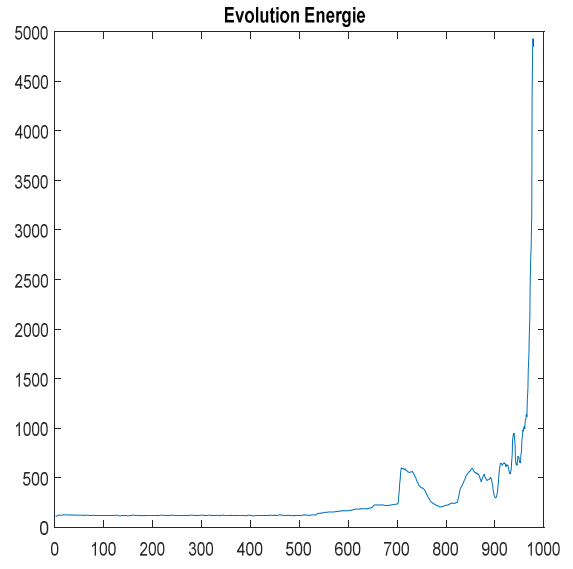
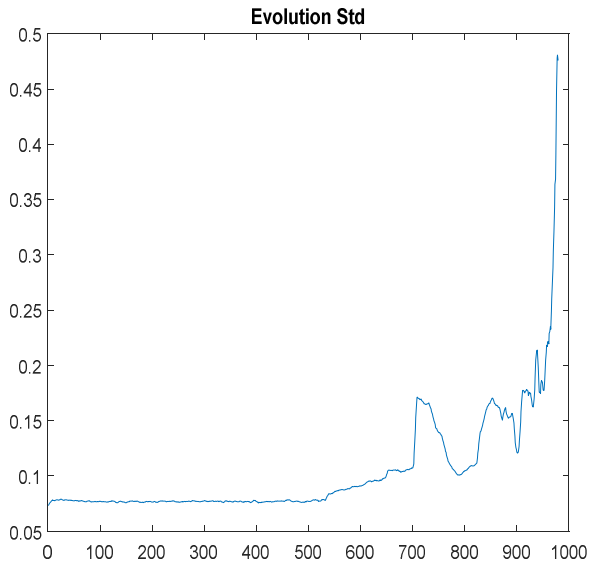


Figure 3.6 Monotonie des indicateurs





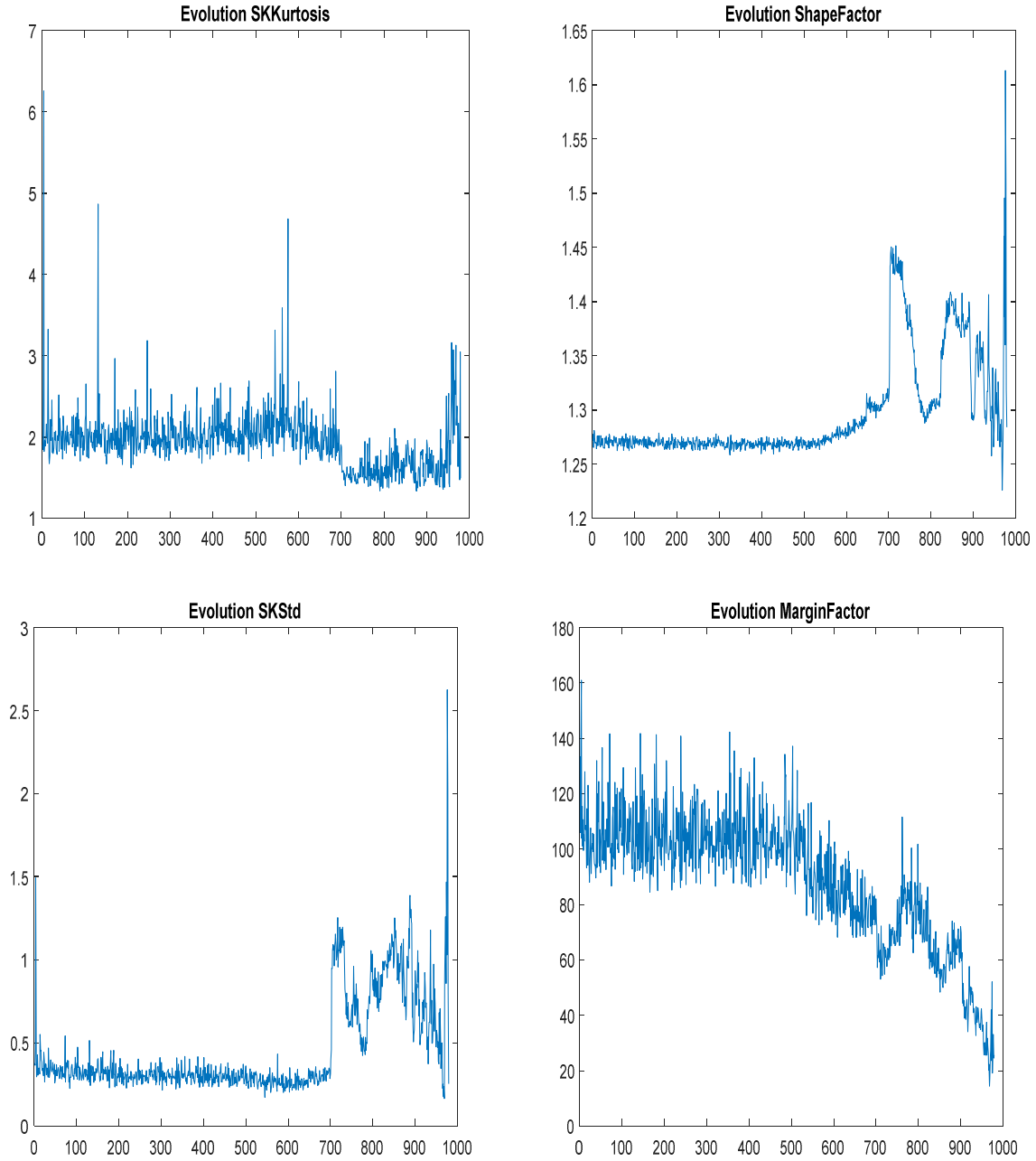
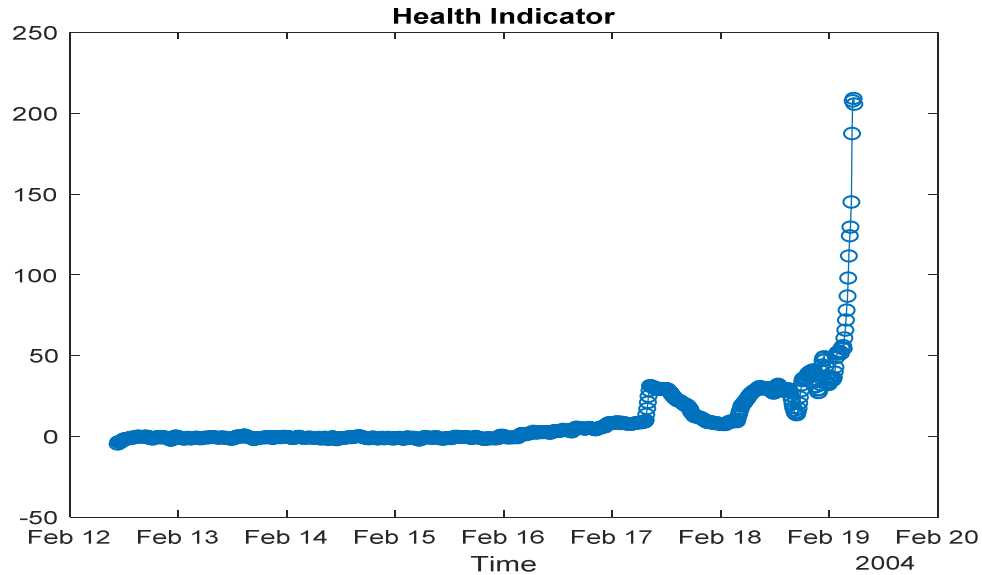


Figure 3.7 l'évolution des paramètres de santé pour les roulements en défaut à partir du signal vibratoire  
L'axe des abscisse sont des temps en second

L'évolution des paramètres (RMS, Energy, Std, Peak2peak, Skewness, CrestFactor) donne la possibilité de connaître l'état des roulements (dégradation), pour avoir des résultats plus précis on va sélectionner un seul indicateur de santé. La figure (3.7) représente la tendance de l'indicateur de santé.



La figure 3.8 : Représentation la tendance de l'indicateur de santé.

### 3.3 Approche pour le pronostic de l'état des roulements (détermination de TSP et RUL)

Il faut choisir un modèle de régression pour approximer le comportement de dégradation des roulements basé sur la tendance évolutive de son indicateur de santé (voir figure (3-9)). L'approche comporte deux phases distinctes, la détection de TSP et l'estimation RUL. Le TSP indique le début de la dégradation du roulement et jusqu'à ce qu'il soit détecté, l'algorithme proposé ne permet pas d'estimer le RUL du roulement. La détection TSP commence par une fenêtre de valeurs RMS, qui est d'abord lissée à l'aide de la technique de filtrage linéaire. Un modèle de régression linéaire est ensuite ajusté sur les valeurs lissées des RMS. Le gradient du modèle de régression linéaire est utilisé pour déterminer si le relèvement a commencé à se dégrader ou non. Si le relèvement est déclaré en bon état, la fenêtre des valeurs RMS est mise à jour en incorporant les nouvelles mesures, et ce processus est répété jusqu'à ce que le TSP soit détecté. Une fois que le TSP est détecté, la méthode proposée suppose le début d'un processus irréversible de dégradation des roulements et entre dans la phase d'estimation RUL. Lors de l'estimation RUL, une fenêtre de valeurs RMS est d'abord lissée en utilisant la technique de filtrage linéaire, puis un modèle de régression exponentiel est ajusté sur cette fenêtre lissée. La pente du modèle de régression linéaire est utilisée pour déterminer si le relèvement a échoué ou non. S'il est déterminé que le relèvement a échoué, le processus d'estimation RUL se termine. Le RUL du roulement est estimé en calculant le temps accumulé avant que la pente de l'indicateur de santé n'atteigne son seuil de défaillance. Toutefois, si le seuil de défaillance n'a pas encore été

atteint, la valeur des RMS est mise et le processus est répété jusqu'à ce le seuil de défaut (threshold) soit atteint.

### 3.3.1 Calcul du TSP et le RUL

Nous supposons que le paramètre au début est régressé à un modèle linéaire :

$$y = wx + b \quad (3.1)$$

les paramètres  $w$  et  $b$  sont déterminés en minimisant la fonction  $Q(w, b)$

à partir de processus de minimisation

$$\text{Min} \left( Q(w, b) = \sum_{i=1}^n (y_i - wx_i - b)^2 \right) \quad (3.2)$$

o-à-d

$$\frac{\partial Q(w, b)}{\partial w} = 0 \quad (3.3)$$

$$\frac{\partial Q(w, b)}{\partial b} = 0 \quad (3.4)$$

$$w = \frac{\sum x_i y_i - \frac{\sum x_i \sum y_i}{n}}{\sum x_i^2 - \frac{(\sum x_i)^2}{n}} \quad (3.5)$$

$$b = \frac{\sum y_i - w \sum x_i}{n} \quad (3.6)$$

A chaque instant de temps  $t$ ,  $w_t \leq 0$ , donc les roulements sont en bonne santé.

Tant que  $w_t > 0$ , donc les roulements sont en début de dégradation.

Le temps de vie restant RUL est la différence entre le temps d'accès à l'évolution de paramètre de santé au seuil et le temps de début prédictif TSP.

L'organigramme suivant représente les démarches pour la détection TSP et RUL.

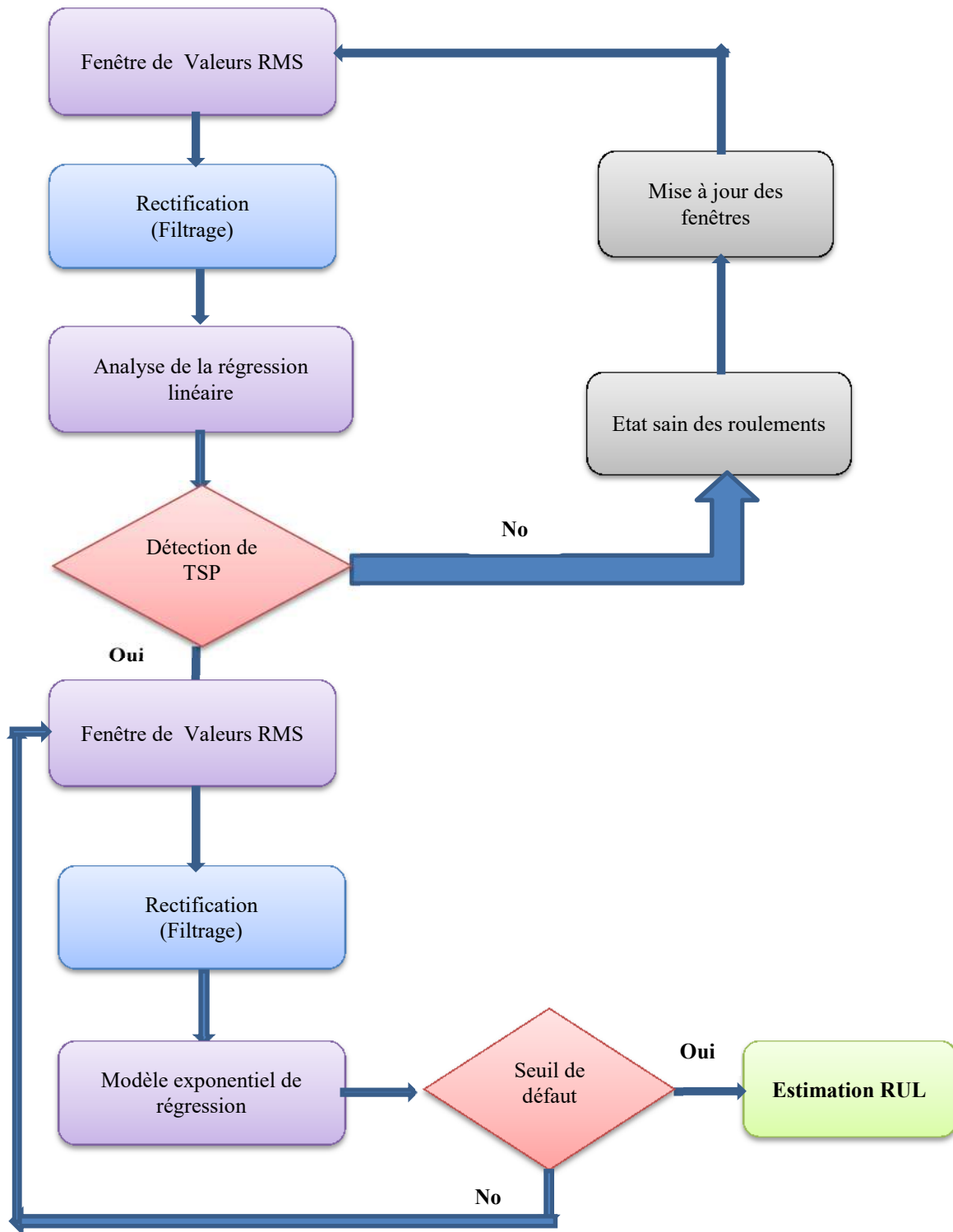


Figure 3.9 Organigramme représente les démarches pour la détection TSP et RUL

### 3.4 Application du processus précédent

Le processus ci-dessous est appliqué pour étudier l'évolution de l'état de santé des roulements. L'indicateur de santé utilisé est les valeurs efficaces (RMS). Les résultats sont montrés dans la figure (3.10).

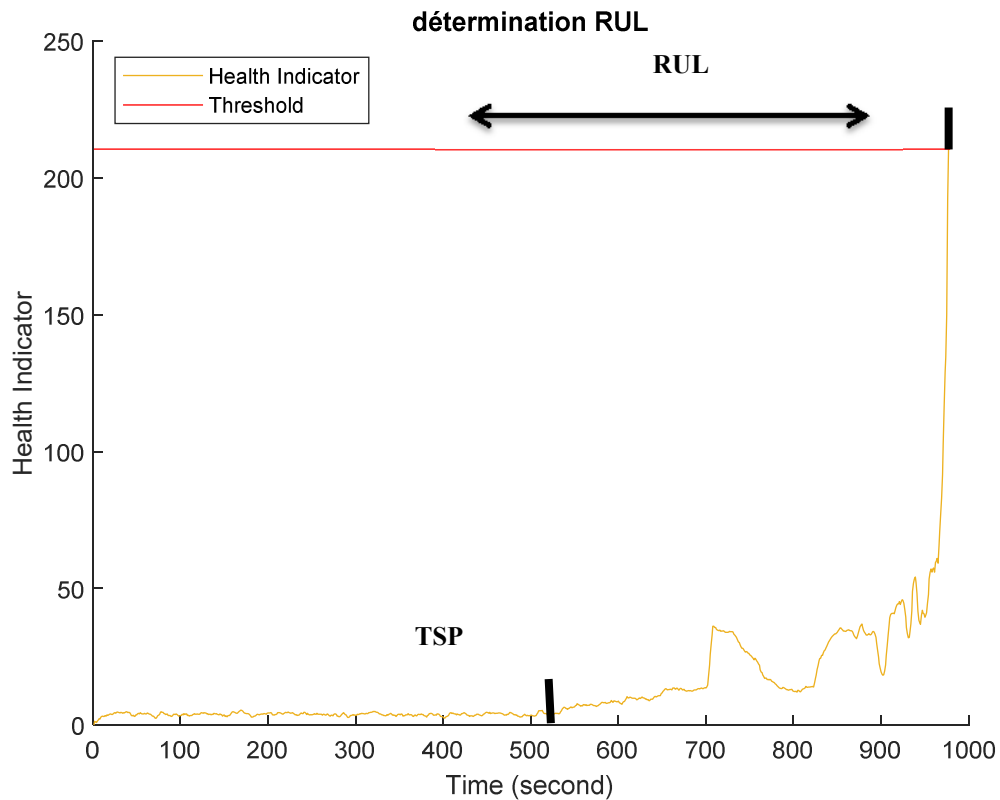


Figure 3.10 Evolution de paramètre de santé et le seuil de défaut.

Le gradient  $w$  est positif après 533 second de mesure donc après 5330 minute de fonctionnement la machine entre dans la zone de dégradation et nous avons noté le premier stade de dégradation.

Le temps de début de prédiction (TSP) est détecté.  $TSP = 5330$  min.

A partir de diagramme le temps d'accéder au seuil est :

$$T_{\text{seuil}} = 976 \text{ second diagramme}$$

$$\text{Donc } T_{\text{seuil}} = 9760 \text{ min}$$

$$RUL = T_{\text{seuil}} - TSP = 9760 - 5330 = 4430 \text{ min}$$

La durée de vie restant (RUL) est : 4430 min



### 3.5 Détermination des stades de dégradation des roulements

Pour savoir la nature de dégradation des roulements et identifier l'élément en défaut, nous avons effectué des analyses par FFT sur trois échantillons du signal vibratoire.

- Le premier est un point au début de mesure.
- Le deuxième et un point au milieu.
- La troisième est un point de la fin.

Pour cette raison la connaissance des fréquences caractéristiques pour des défauts sur la bagues extérieure, la bague intérieure et les bielles doivent être connues. Elles sont déterminées comme suit :

#### Les caractéristiques de roulement :

- Diamètre de l'élément roulant (cm)      0.8
- Nombre de rouleaux/rangée                      16
- Diamètre primitif (cm)                      6.8
- Angle de contact (°)                              15.17

#### Les fréquences de défaut :

Défauts au niveau d'une bille

$$f_b = \frac{PD}{BD} f_{rot} \left[ 1 - \left( \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right)^2 \right] = 139.9167 \text{ Hz}$$

Défauts sur la bague intérieure

$$f_{b.int} = \frac{n_b}{2} f_{rot} \left[ 1 + \left( \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right) \right] = 296.9299 \text{ Hz}$$

Défauts sur la bague extérieure

$$f_{b.ext} = \frac{n_b}{2} f_{rot} \left[ 1 - \left( \frac{BD}{PD} \cos(\beta) \right) \right] = 236.4035 \text{ Hz}$$

BD : le diamètre d'un élément roulant.

PD : la distance entre les centres des billes diamétralement opposées.

$n_b$  : le nombre d'éléments roulants.

$\beta$  : angle de contact des billes avec les bagues du roulement.

$f_{rot}$  : la fréquence de rotation du rotor.

Les spectres vibratoires pour les trois mesures sont montrés sur les figures(3.11.12).

### 3.5.1 Analyse par FFT

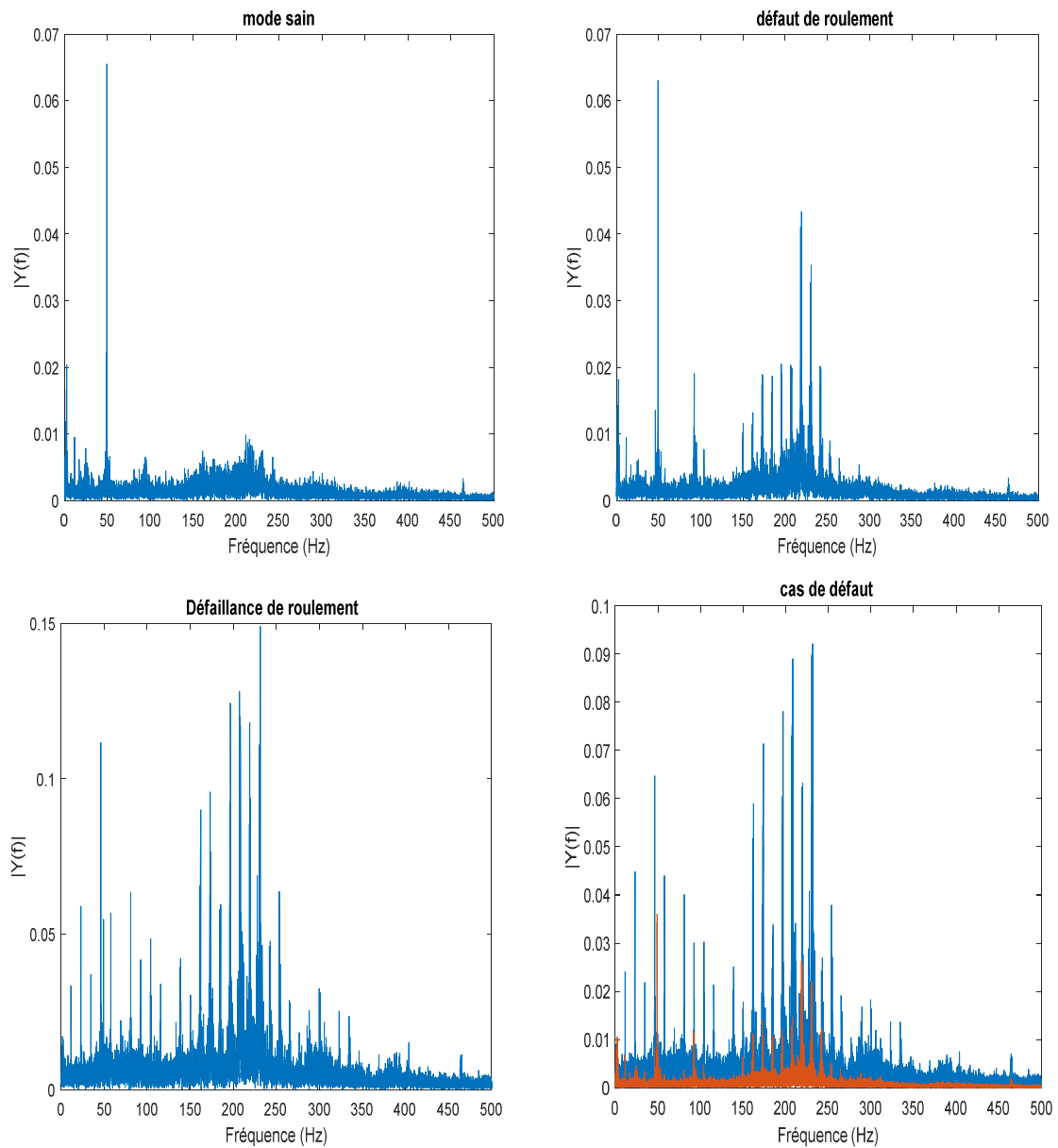


Figure 3.11 analyse par FFT des échantillons des data.

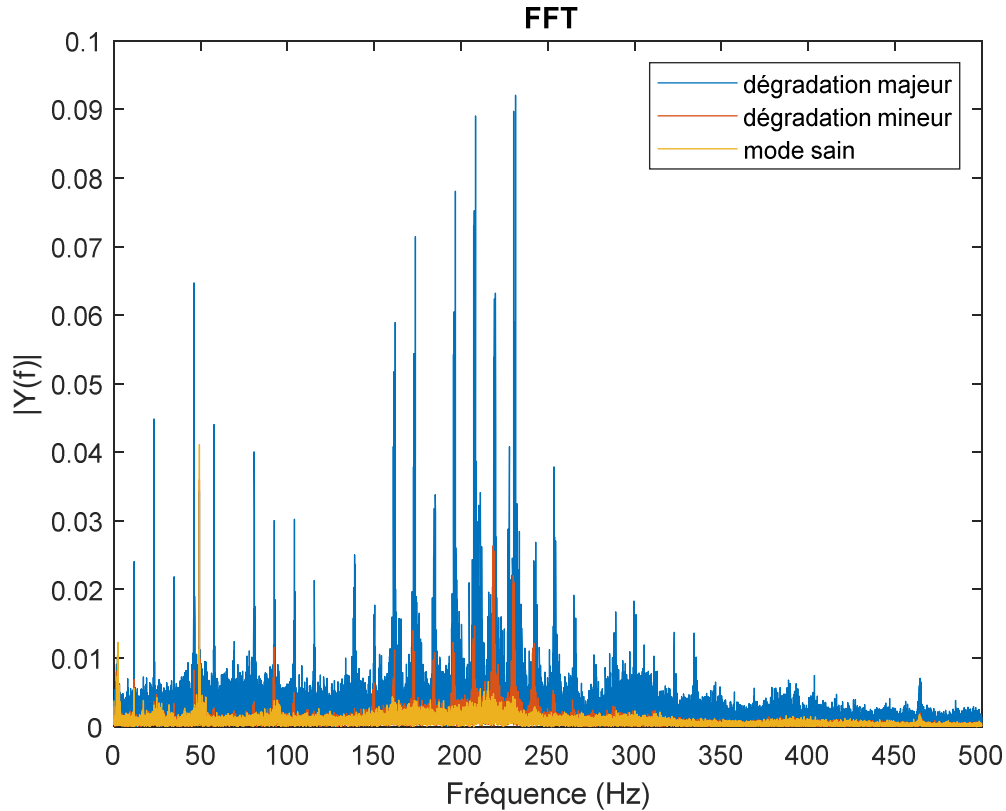


Figure 3.12 comparaisant des signaux FFT

On remarque le premier défaut est caractérisé par une fréquence de défaut sur la bague extérieure, donc on note le premier stade de dégradation à cause d'un défaut sur la bague extérieur de roulement (dégradation mineur).

Après une durée de fonctionnement, nous avons noté une autre fréquence caractérisée à un défaut sur la bague intérieure et une fréquence caractérisée à un défaut des billes. Donc on définit le deuxième stade de dégradation (dégradation majeur).

## **Conclusion**

Dans ce chapitre une technique statistique est appliquée pour suivre l'évolution de l'état de santé des roulements d'une machine asynchrone. Après sélection d'un indicateur de santé qui doit avoir la caractéristique de monotonie, cette technique est composée de deux étapes, la détermination du temps de début de détection (TSP) puis le calcul du temps de vie restant (RUL). La mise en oeuvre de cette technique montre son efficacité pour le suivi de l'état de santé des roulements. Dans la deuxième partie du chapitre, nous avons effectué des analyses par FFT sur des échantillons du signal vibratoire pour savoir les stades de dégradation des éléments constituant les roulements.

## CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire de Master, une approche basée sur un modèle prédictif est utilisée pour suivre l'état de santé des roulements dans une machine asynchrone, en estimant leur durée de vie utile restante (RUL). Cette approche qui utilise des données expérimentales est basée sur le calcul du gradient pour déterminer le temps nécessaire pour commencer la prédiction (TSP) en utilisant une analyse de régression linéaire. La détection précise du TSP (time to start prediction) contribue à des prévisions de RUL plus précises, en particulier au cours des premières étapes de la dégradation des roulements. L'indicateur de santé doit avoir la caractéristique de la monotonie. Pour cette raison, les erreurs aléatoires ou les fluctuations parasites de l'indicateur de santé sont éliminées à l'aide d'une technique de rectification linéaire (LRT). Après avoir détecté le TSP, l'approche proposée construit un modèle de régression exponentiel sur la même fenêtre d'échantillons RMS que celle utilisée précédemment pour déterminer le TSP afin de connaître la tendance évolutive de l'indicateur. Le gradient du modèle de régression linéaire est ensuite calculé en fonction de la fenêtre mise à jour. Cette pente est ensuite vérifiée par rapport à une valeur prédéterminée afin de déterminer si un roulement a atteint le seuil de défaillance ou non. Une fois le roulement atteint ce seuil de défaillance, le temps de vie restant peut être estimé. D'un autre côté, l'analyse FFT est effectuée sur plusieurs échantillons du signal vibratoire afin de déterminer les stades de dégradation des roulements.

En perspective, ce travail peut être amélioré en enrichissons la base de données utilisée et appliquer des modèle des régression non linéaires.



**Bibliographie**

- [1] O. V. Thorsen and M. Dalva, "Failure identification and analysis for high-voltage induction motors in the petrochemical industry," IEEE Transaction on Industry Applications, vol. 35, no.4,pp.810-818, 1999.
- [2] M. Kang, I. J. Kim and K. J. e. al, "A Massively Parallel Approach to Real-Time Bearing Fault Detection Using Sub-Band Analysis on an FPGA-Based Multicore System," IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 63, no. 10, pp.6325-6335, 2016.
- [3] M. Kang, J. Kim and L. M. Wills, "Time-varying and multiresolution envelope analysis and discriminative feature analysis for bearing fault diagnosis," IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 62, no. 12, pp. 7749-7761, 2015.
- [4] V. C. Leite, J. G. B. d. Silva and G. F. C. Veloso, "Detection of localized bearing faults in induction machines by spectral kurtosis and envelope analysis of stator current," IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 62, no. 3, pp. 1855-1865, 2015.
- [5] M. Kang, J. Kim and J.-M. Kim, "An FPGA-based multicore system for real-time bearing fault diagnosis using ultrasampling rate AE signals," IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 62, no. 4, pp. 2319-2329, 2015.
- [6] Y. Qian, R. Yan and S. Hu, "Bearing degradation evaluation using recurrence quantification analysis and Kalman filter," IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement, vol. 63, no. 11, pp. 2599-2610, 2014.
- [7] A. Soualhi, H. Razik and G. Clerc, "Prognosis of bearing failures using hidden Markov models and the adaptive neuro-fuzzy inference system," IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 61, no. 6, pp. 2864-2874, 2014.
- [8] N. Li, Y. Lei and J. Lin, "An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings," IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 62, no. 12, pp. 7762-7773, 2015.
- [9] R. K. Singleton, E. G. Strangas and S. Aviyente, "Extended Kalman filtering for remaining-useful-life estimation of bearings," IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 62, no. 3, pp. 1781-1790, 2015.
- [10] Y. Wang, Y. Peng and Y. Zi, "A Two-Stage Data-Driven-Based Prognostic Approach for Bearing Degradation Problem," IEEE Transaction on Industry Informatics, vol. 12, no. 3, pp. 924-932, 2016.
- [11] K. R. Lim and D. Mba, "Switching Kalman filter for failure prognostic," Mechanical Systems and Signal Processing," vol. 52, pp. 426-435, 2015.
- [12] S. Haroun, «Détection robuste de défauts et diagnostic par classification neuronale des pompes de refroidissement d'une centrale nucléaire avec dégradation de la qualité d'énergie», Thèse de doctorat, Université Houari Boumediene, 2018.
- [13] K. Nour and T. Arezki, "Technique de daignostique des défaut statorique d'un moteur asynchrone",Mémoire de master, Université de Béjiaï, 2017.
- [14] T. Boumegoura, " Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine asynchrone et synthèse d'observateur en vue du diagnostic.,"Thèse de doctorat, Université de Lyon 2001.
- [15] B. Vaseghi, " Contribution à l'étude des machines électriques en présence de défaut entre-spores : Modélisation - Réduction du courant de défaut," , Thèse de doctorat, Université de Lorraine, 2010.
- [16] B. Ilhem, ". Modelisation et outils d'aide au diagnostic de défauts des machines synchrones et à reluctance variable," , Thèse de doctorat, Université de Constantine 1, 2013.
- [17] A. Ceban, " Méthode globale de diagnostic des machines électriques," ,Thèse de doctorat, Université de Lille, 2012.
- [18] T. Boileau., " Contribution à la continuité de service des actionneurs synchrones à aimants permanents. Tolérance au défaut de capteur mécanique: détection de défauts électriques," , Thèse de doctorat, Université de Lorraine, 2010.
- [19] A. Chahmi., " Identification paramétrique de la machine asynchrone dédiée au diagnostic. Energie électrique," ,Thèse de doctorat, Université d'Oran, 2017.
- [20] M. E. K. Oouamar., "Surveillance et diagnostic des défauts rotoriques et mécaniques de la machine asynchrone avec alimentation équilibrée ou déséquilibrée.," ,Thèse de doctorat, Université de Lorraine, 2012.
- [21] R. Bousseksou., "Modélisation analytique des machines Asynchrone application au diagnostic," , Mémoire de

- magister, Université de Constantine, 2007.
- [22] Y. Nacera., "Modélisation des machines asynchrones dédiée au diagnostic des défauts de court-circuit inter-spires et des cassures de barres et d'anneaux," , Mémoire de magister, Université de Tizi-Ouzou, 2009.
- [23] R. Casimir., " Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes," , Thèse de doctorat, Université de Lyon, 2003.
- [24] H. Cherif., " Détection des défauts statorique et rotorique dans la machine asynchrone en utilisant l'analyse par FFT et ondelettes," , Mémoire de magister, Université de Biskra, 2014.
- [25] K. Badreddine., "Etude et Diagnostic de mauvais branchement d'un moteur à induction," ,Mémoire de master, Université de Annaba, 2017.
- [26] B. tahar, " Diagnostic et pronostic des défauts des moteurs asynchrones. Génie électrique," , Thèse de doctorat, Université de Skikda, 2016.
- [27] A. Soualhi., " Du diagnostic au pronostic de pannes des entraînements électriques. Energie électrique," , Thèse de doctorat, Université de Lyon, 2013.
- [28] "Organisation internationale de normalisation," 2004. [Online]. Available: <https://www.iso.org/fr/standard/21841.html>.
- [29] M. E. Koujok., " Contribution au pronostic industriel: intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou.. Automatique / Robotique," , Thèse de doctorat, Université de Franche-Comté, 2010.
- [30] B. Moncef and S. Yacoub., " Contribution au pronostic d'une défaillance d'un système de production à base d'un approche neuro-flue(ANFIS) application a système CTA de l'unité SAIDAL," , Mémoire de master, Université de Telemcen, 2017.
- [31] M. Roemer, A. Hess, G. Vachtsevanos and F. Lewis, " Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering Systems," 2006.
- [32] W. Ahmad, S. A. Khan and J.-M. Kim, "A hybrid prognostics technique for rolling element bearing using adaptive predictive models," , IEEE Transaction on Industry Electronics, vol. 9, no. 3, pp. 2017.
- [33] "IMS(Center For Intellegent Maintenance Systems)," 2004. [Online]. Available: <http://www.imscenter.net>.
- [34] Y. Wang, J. Xiang, R. Markert and M. Liang, "Spectral kurtosis for fault detection, diagnosis and prognostics of rotating machines: A review with applications," 2015.