



وزارة البحث العلمي والتعليم العالي  
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE  
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE  
جامعة عبد الحميد بن باديس مستغانم  
Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem  
كلية العلوم و التكنولوجيا  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE



N° d'ordre : M...../GE/2024

## MEMOIRE

Présenté pour obtenir le diplôme de

### MASTER EN Electrotechnique

**Spécialité : Electrotechnique Industrielle**

Par

Rabehi halima

Chehab nadjat

**diagnostics des défauts de la machine asynchrone par l'intelligence artificielle**

Soutenu le 27 juin 2024 devant le jury composé de :

Président :	Omari Hamza	MAA	Université de Mostaganem.
Examineur :	Younes Abdallah	MCB	Université de Mostaganem
Rapporteur :	Chaouch Abdellah	Pr	Université de Mostaganem

Année Universitaire 2023/2024

## Remerciements

Nous souhaitons exprimer notre reconnaissance au Dieu tout-puissant pour la force et la patience qu'il nous a accordées pour mener à bien ce travail.

Nos remerciements les plus sincères vont à notre promoteur, M. A. CHAOUCH pour son précieux conseil, son aide inestimable et la confiance qu'ils nous a accordée.

Un grand merci aux membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en examinant notre travail.

Nous tenons également à exprimer notre gratitude envers tous les professeurs en électrotechnique pour leur soutien.

Un merci spécial à notre ami Abdallah Fahd pour son assistance du début à la fin.

Enfin,

Nous sommes reconnaissants envers notre famille pour leurs encouragements constants.

*Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail :*

*A mes très chers parents*

*A mes frère et sœurs*

*A ma famille*

*A tous mes Amis*

*Ch.nadjet*

*Dédicaces*

Je dédie cet humble travail :

A mes chers parents, je vous remercie pour votre patience, votre amour, votre soutien et votre encouragement, que vous trouvez le témoignage de ma profonde reconnaissance dans ce travail, Je vous dois ce que je suis aujourd'hui.

A ma très chère et adorable sœur Fatima, je la remercie pour son encouragement permanent et pour son soutien moral.

A mes cher frères Ali, Mansour, Djamel, merci pour ton appui et ton encouragement.

A ma très chère grand-mère, je te remercie pour tout le soutien et l'amour que vous m'accordez.

A mon binôme Nadjet, je la remercie pour son soutien, sa patience et son compréhension.

A toute ma famille

*R. HALIMA*

## **Résumé**

Cette étude examine les machines asynchrones, se concentrant spécifiquement sur la détection des défauts, tels que la rupture de barre de rotor, en utilisant la technologie des réseaux neuronaux. La recherche vise à identifier avec précision les défauts en utilisant les paramètres de la machine comme principale source d'informations sur l'état du système. Les informations clés incluses dans le résumé comprennent également le succès croissant des machines asynchrones, en particulier dans les machines électriques à vitesse variable, et la proposition d'utiliser les paramètres de la machine pour diagnostiquer les défauts en raison de leur capacité à fournir des informations complètes sur l'état du système

This study explores asynchronous machines, specifically focusing on fault detection, such as rotor bar breakage, using neural network technology. The research aims to accurately identify faults by utilizing machine parameters as the primary source of information about the system's condition. Key information included in the summary also encompasses the increasing success of asynchronous machines, especially in variable-speed electric machines, and the proposal to use machine parameters for fault diagnosis due to their ability to provide comprehensive information about system status

تستكشف هذه الدراسة الماكينات غير المتزامنة، مع التركيز بشكل خاص على كشف الأعطال، مثل انكسار قضيب يهدف البحث إلى تحديد الأعطال بدقة عالية من خلال استخدام معلمات . باستخدام تقنية الشبكات العصبية الدوار، من المعلومات الأساسية الواردة في الملخص أيضًا هو النجاح . الآلة كمصدر رئيسي للمعلومات حول حالة النظام المتزايد للماكينات غير المتزامنة، خاصة في الماكينات الكهربائية ذات السرعة المتغيرة، واقترح استخدام معلمات الآلة لتشخيص الأعطال نظرًا لقدرتها على توفير معلومات شاملة حول حالة النظام

## Liste des symboles

<b><math>u_{sa}, u_{sb}, u_{sc}</math></b>	Tensions statoriques suivant les axes $as, bs$ et $cs$
<b><math>udqs</math></b>	Composantes $d$ et $q$ des tensions statoriques
<b><math>u\alpha\beta s</math></b>	Composantes $\alpha$ et $\beta$ des tensions statoriques
<b><math>i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}</math></b>	Courants statoriques suivant les axes $as, bs$ et $cs$
<b><math>idqs</math></b>	Composantes $d$ et $q$ des courants statoriques
<b><math>idqm</math></b>	Composantes $d$ et $q$ du courant magnétisant
<b><math>idqcc</math></b>	Composantes $d$ et $q$ du courant de court-circuit
<b><math>\phi_{sa}, \phi_{sb}, \phi_{sc}</math></b>	Flux statoriques suivant les axes $as, bs$ et $cs$
<b><math>\phi_{ra}, \phi_{rb}, \phi_{rc}</math></b>	Flux rotoriques suivant les axes $as, s$ et $cs$
<b><math>\phi_{dq s}</math></b>	Composantes $d$ et $q$ du flux statorique
<b><math>\phi_{dq r}</math></b>	Composantes $d$ et $q$ du flux rotorique
<b><math>\Phi\alpha\beta m</math></b>	Composantes $\alpha$ et $\beta$ du flux magnétisant
<b><math>\Phi\alpha\beta f</math></b>	Composantes $\alpha$ et $\beta$ du flux de fuite statorique
<b><math>R_s</math></b>	résistance statorique
<b><math>R_r</math></b>	résistance rotorique
<b><math>L_{sp}</math></b>	inductance propre d'une phase statorique
<b><math>L_{rp}</math></b>	inductance propre rotorique
<b><math>L_s</math></b>	inductance cyclique statorique
<b><math>L_r</math></b>	inductance cyclique rotorique
<b><math>L_m</math></b>	inductance mutuelle cyclique stator-rotor
<b><math>L_f</math></b>	inductance de fuite
<b><math>L_{cc}</math></b>	inductance propre de la bobine de court-circuit $B_{cc}$
<b><math>M_s</math></b>	inductance mutuelle entre deux phases du stator
<b><math>M_r</math></b>	inductance mutuelle entre deux phases du rotor
<b><math>N_b</math></b>	nombre total de barres au rotor
<b><math>N_{cc}</math></b>	nombre de barres cassées au rotor
<b><math>N_s</math></b>	nombre de spires en court-circuit de la $k$ ème phase
<b><math>\mu_{cck}</math></b>	pourcentage de spires en court-circuit de la $k$ ème phase
<b><math>\eta_0</math></b>	angle de repère du bobinage en court-circuit de la $k$ ème phase
<b><math>\theta_r</math></b>	angle électrique de la position du rotor
<b><math>Q(\theta_{cc})</math></b>	matrice donnant l'angle du bobinage en court-circuit
<b><math>Q_{ccl}</math></b>	quadripôle représentant un défaut de court-circuit de la $k$ ème phase
<b><math>p</math></b>	nombre de paires de pôles
<b><math>\omega</math></b>	vitesse angulaire électrique du rotor
<b><math>\Omega</math></b>	vitesse de l'arbre moteur, égale à $\omega/p$
<b><math>\omega_a</math></b>	vitesse angulaire du repère de référence
<b><math>g</math></b>	glissement de la machine
<b><math>C_{em}</math></b>	couple électromagnétique
<b><math>C_r</math></b>	couple résistif
<b><math>f_v</math></b>	coefficient de frottement visqueux
<b><math>J</math></b>	moment d'inertie



## Liste des abréviations

<b>MAS</b>	<b>M</b> achine <b>a</b> synchrone
<b>Fem</b>	<b>F</b> orce <b>é</b> lectromotrice
<b>TF</b>	<b>T</b> ransformé de <b>F</b> ourier
<b>IA</b>	<b>I</b> ntelligence <b>A</b> rtificielle
<b>RDF</b>	<b>R</b> econnaissance <b>D</b> e <b>F</b> ormes
<b>MLI</b>	<b>M</b> odulation de <b>L</b> argeur d' <b>I</b> mpulsion
<b>PID</b>	<b>P</b> roportional <b>I</b> ntegral <b>D</b> erivative
<b>LQR</b>	<b>L</b> inear <b>Q</b> uadratic <b>R</b> egulator
<b>RNA</b>	<b>R</b> éseaux de <b>N</b> eurons <b>A</b> rtificiels
<b>MRAC</b>	<b>M</b> odel <b>R</b> eference <b>A</b> daptative <b>C</b> ontrol
<b>MLP</b>	<b>M</b> ulti- <b>L</b> ayer <b>P</b> erceptron
<b>RP</b>	<b>R</b> etro <b>P</b> ropagation
<b>MSE</b>	<b>M</b> ean square error
<b>LM</b>	<b>L</b> evenberg <b>M</b> arquardt
<b>NARX</b>	<b>N</b> onlinear <b>A</b> utoregressive <b>N</b> etwork with <b>E</b> xogenous <b>I</b> ntputs
<b>NARMA</b>	<b>T</b> angent sigmoid function
<b>TANSIG</b>	<b>D</b> eterminant
<b>Det</b>	<b>L</b> inéaire à <b>T</b> emps <b>I</b> nvariant
<b>LTI</b>	<b>S</b> ingle <b>I</b> ntput <b>S</b> ingle <b>O</b> utput
<b>SISO</b>	<b>P</b> erceptron <b>M</b> ulti <b>C</b> ouche
<b>PMC</b>	<b>P</b> erceptron <b>M</b> ulti <b>C</b> ouche
<b>TDL</b>	<b>T</b> ipt <b>D</b> elay <b>L</b> ine

## Liste des figures

<b>Figure I.1.</b> Eléments de constitution d'une machine asynchrone. ....	4
<b>Figure I.2.</b> Stator d'une machine asynchrone .....	5
<b>Figure I.3.</b> Rotor à cage .....	6
<b>Figure. I.4:</b> Rotor bobiné.....	6
<b>Figure I.5:</b> Vue éclatée d'un roulement à billes.....	7
<b>Figure I.6.</b> Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone.....	8
<b>Figure I.7</b> Causes internes de défauts de la machine asynchrone.....	10
<b>Figure I.8.</b> Causes externes de défauts de la machine asynchrone.....	11
<b>Figure I.9:</b> Méthodes du diagnostic des défauts.....	12
<b>Figure I.10:</b> Principe de la surveillance par analyse spectrale .....	13
<b>Figure I.11:</b> Principe des méthodes de classification.....	14
<b>Figure I.12:</b> Principe de fonctionnement de la méthode du modèle.....	15
<b>Figure II.1:</b> schéma de neurone biologique .....	20
<b>Figure II.2:</b> modèle d'un neurone formel.....	20
<b>Figure II.3:</b> Architecture d'un réseau de neurone.....	22
<b>Figure II.4 :</b> Réseau de neurones non bouclé.....	23
<b>Figure II.5 :</b> Réseau de neurones bouclé.....	24
<b>Figure. III.1</b> Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée.....	31
<b>Figure. III.2</b> Référentiel tournant d'axes (d– q).....	34
<b>Figure III.3</b> Résultat de simulation moteur en charge.....	37
<b>Figure III.4:</b> Machine saine avec default sur matlab.....	38
<b>Figure III.5</b> Machine fault et sature.....	39
<b>Figure III.6:</b> Machine saine et saturé sur matlab.....	39
<b>Figure III.7:</b> Modèle vectoriel de Park actuel pour l'extraction fisatare.....	41
<b>Figure III.8:</b> Exemple pour LDA( Linear Approximate Discriminant).....	42
<b>Figure III.9:</b> LDA clasification entre moteur en default et saturé.....	44
<b>Figure III.11:</b> LDA clasification entre moteur sain et saturé.....	45
<b>Figure III.12:</b> LDA clasification entre moteur sain et en default.....	46

## Sommaire

Remerciements.....	I
Dédicaces.....	II
Resume.....	IV
Liste des symboles et des abréviations.....	VIII
Liste des figures.....	X
Sommaire.....	XI
Introduction générale .....	1

### **Chapitre I: Le moteur Asynchrone et les méthodes de diagnostic des défauts**

I.1 Introduction .....	3
I.2 Constitution de la machine asynchrone .....	3
I.2.1 Le stator .....	4
I.2.2 Le rotor : .....	5
I.2.2.1 Rotor à cage (d'écureuil) .....	5
I.2.2.2 Rotor bobiné .....	6
I.2.3 Les organes mécaniques .....	7
I.3. Principe de fonctionnement .....	8
I.4 Les différents types de défauts internes et externes d'un moteur asynchrone .....	9
I.5 Méthodes de diagnostic des machines asynchrones .....	12
I.5.1 Approche signal .....	13
I.5.1.1 Méthodes de diagnostic des défauts basées sur l'analyse spectrale des signaux .....	13
I.5.1.2 Méthode d'analyse temps-fréquence .....	13
I.5.2 Méthodes de classification .....	14
I.5.3 Diagnostic à base de modèle .....	14
I.5.4 Méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA) .....	15
Conclusion .....	16

### **Chapitre II: Les Réseaux De Neurone Artificiel**

Introduction .....	18
II.1 Définition d'un réseau de neurone .....	18
II.2 Notions de neurophysiologie .....	19
II.2.1 Neurone biologique .....	19
II.2.2 Neurone formel (Artificiel) .....	20
II.2.2.1 La modélisation d'un neurone formel .....	21
II.2.2.2 Composition d'un réseau de neurones .....	22
II.3. Architecture des réseaux de neurones artificiels (RNA) .....	23
II.3.1. Les réseaux non bouclés .....	23
II.3.2. Les réseaux bouclés ou récurrents .....	24
II.4. Apprentissage des réseaux de neurones .....	25
II.4.1. Définition .....	25
II.4.2 Types d'apprentissage des réseaux de neurones .....	25

II.5.Réseaux de neurones dans le contrôle des systèmes .....	26
II.6Applications d'aujourd'hui .....	27
Conclusion .....	28

**Chapitre III: Application du réseau de neurone au diagnostic de la machine asynchrone**

Introduction .....	30
III.1 Modélisation d'une Machine Asynchrone .....	30
III.1.1 Modélisation de la MAS dans le plan biphasé dq .....	34
III.1.2 Modèle dynamique de la machine asynchrone .....	31
III.1.3Modélisation de la MAS dans le plan triphasé abc .....	32
III.2.1..Les equations de id et iq.....	36
III.3 Résultats de simulation moteur en charge : .....	38
III.4 Extraction des données .....	41
III.4.1 organigrammes de classification : .....	42
III.5 Le mode de classification .....	42
Conclusion .....	48

# Introduction générale

Le moteur asynchrone est un élément essentiel dans le fonctionnement des entreprises, notamment dans le secteur industriel, où il est largement utilisé pour une multitude d'applications. Cependant, comme tout équipement mécanique, les moteurs asynchrones sont sujets à des défauts qui peuvent compromettre leur performance et leur fiabilité. Afin d'assurer le bon état de ces moteurs et d'optimiser leur durabilité, il est crucial de disposer de méthodes efficaces de détection et de diagnostic des défauts.

Pour simplifier le travail des opérateurs responsables de la maintenance des moteurs asynchrones, une approche novatrice consiste à faire appel à l'intelligence artificielle pour classifier les différents types de défauts. Cette classification facilite non seulement le processus de diagnostic, mais permet également d'anticiper les problèmes potentiels et de mettre en œuvre des mesures correctives.

Ainsi, notre mémoire se structure en trois chapitres distincts :

Dans **le premier chapitre**, nous dresserons un panorama complet des machines asynchrones, tout en examinant les différentes méthodes de diagnostic, leurs étapes et les critères permettant d'évaluer leur efficacité.

**Le deuxième chapitre** se penchera sur un état de l'art des réseaux de neurones artificiels, mettant en lumière leur classification selon leurs architectures et leurs divers domaines d'application.

Enfin, **le dernier chapitre** sera dédié à la modélisation et à la simulation des machines asynchrones. Nous mettrons ensuite en œuvre un système de diagnostic automatique basé sur les réseaux de neurones, en utilisant le logiciel MATLAB pour simuler divers scénarios, y compris des cas normaux ainsi que des cas présentant différents types de défauts. L'objectif est d'utiliser l'analyse linéaire discriminant comme outil d'apprentissage supervisé des défauts de la machine asynchrone.

# **Chapitre I:**

## **Le moteur Asynchrone et les méthodes de diagnostic des défauts**

## **I.1 Introduction**

Le moteur asynchrone est largement privilégié dans les applications nécessitant des puissances supérieures à quelques kilowatts, en raison de ses nombreux avantages, tels que sa densité de puissance élevée, sa robustesse, sa facilité d'installation et son coût abordable. Son développement a été considérablement stimulé par l'avènement des variateurs dans les années 1980, permettant une large gamme de réglages de la fréquence de rotation. Cette évolution a conduit à son intégration dans de nombreux procédés industriels, notamment dans les domaines de la traction électrique, des laminoirs, du levage, du pompage, etc...

Malgré sa réputation de robustesse, le moteur asynchrone, comme toute autre machine électrique, est susceptible de présenter des défaillances d'ordre électrique ou mécanique. Étant donné les conséquences souvent importantes et coûteuses de ces défaillances sur les processus industriels, le diagnostic des défauts est devenu un domaine d'intérêt majeur au cours des dernières décennies.

Il existe plusieurs approches de diagnostic, chacune adaptée à la nature spécifique du système et à sa complexité. Les principales familles de procédures utilisées dans le domaine du diagnostic en génie électrique sont les méthodes avec connaissance a priori et celles sans connaissance a priori.

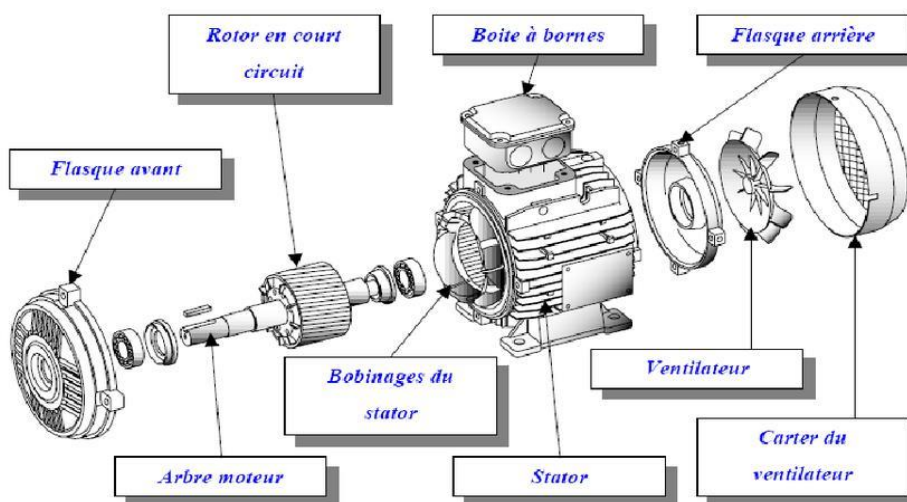
Ce chapitre est structuré en trois sections principales, couvrant :

- La constitution des machines asynchrones,
- Les différents types de défauts pouvant survenir,
- Les techniques de diagnostic des machines électriques.

## **I.2 Constitution de la machine asynchrone**

La constitution de la machine asynchrone comprend les éléments principaux (figure I.1) suivants :

- Le stator, qui est la partie fixe de la machine. Il est composé de disques en tôles magnétiques contenant les enroulements chargés de créer le champ magnétique dans l'entrefer.
- Le rotor, la partie mobile de la machine, constitué de disques en tôles magnétiques empilés sur l'arbre de la machine, portant un enroulement injecté.
- Les composants mécaniques qui assurent la rotation du rotor et maintiennent les différents sous-ensembles en place [1].



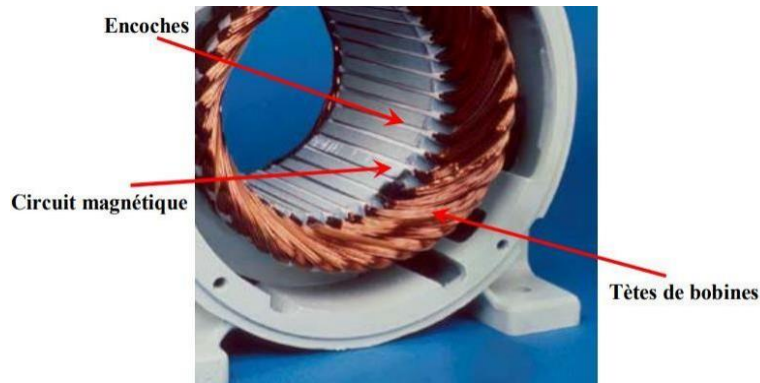
**Figure I.1.** Eléments de constitution d'une machine asynchrone.

### I.2.1 Le stator

Cette partie fixe de la machine est composée de trois enroulements identiques, répartis sur un circuit magnétique feuilleté. Ce circuit est fabriqué à partir de tôles en acier au silicium pour réduire les pertes par hystérésis et par courants de Foucault.

Généralement, ces tôles sont isolées par oxydation ou par un vernis isolant. Les enroulements sont constitués de conducteurs logés dans des encoches du circuit magnétique et sont alimentés par le réseau via la plaque à bornes comme il est indiqué sur la (figure I.2 ) [2].





**Figure I.2.** Stator d'une machine asynchrone

## **I.2.2 Le rotor :**

Cette partie mobile de la machine, autour de l'axe de symétrie, peut être de deux types : soit bobinée (fermée sur elle-même), soit à cage d'écureuil. Dans le rotor à cage, des anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'une barre rotorique à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties et constituent le circuit du rotor. Elles sont généralement fabriquées à partir d'alliage d'aluminium ou de cuivre. Cette cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine, similaire à celui du moteur à rotor bobiné. Le moteur à cage d'écureuil est plus simple à construire que son homologue à rotor bobiné et offre une plus grande robustesse. Il constitue la majorité des moteurs asynchrones actuellement en service[3].

### **I.2.2.1 Rotor à cage (d'écureuil)**

Cette partie de la machine présente l'aspect d'une cage cylindrique, comme celui représenté à la (figure I.3 )

À chaque extrémité se trouve une couronne métallique à l'intérieur de laquelle se trouve un empilement de tôles, avec l'axe du moteur passant au centre [4]



**Figure I.3.**Rotor à cage.

### I.2.2.2 Rotor bobiné

Similaire au rotor à cage, il est également constitué de tôles empilées, mais des encoches sont pratiquées pour le passage du bobinage. Ce bobinage est connecté à une extrémité de l'arbre via des bagues, tandis que l'autre extrémité est connectée ensemble (point milieu du couplage étoile). Des balais, également appelés collecteurs, frottent sur les bagues et sont connectés au dispositif de démarrage, généralement une résistance[4].

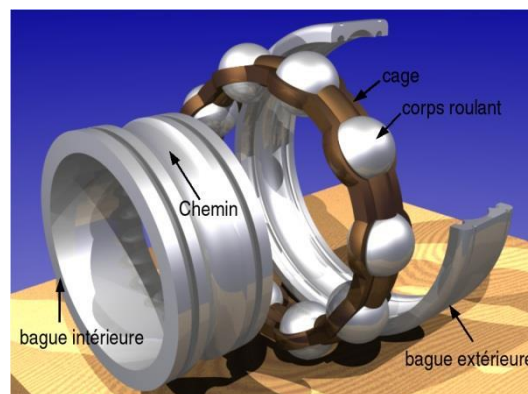


**Figure. I.4:** Rotor bobiné

### I.2.3 Les organes mécaniques

La carcasse remplit une fonction essentielle en servant de support et d'enveloppe protectrice contre les éléments extérieurs. Elle assure ainsi la protection de l'environnement externe. L'arbre, quant à lui, est un composant crucial de transmission. Il se compose d'une partie centrale qui soutient le corps du rotor, ainsi que d'une extrémité sur laquelle est fixé un demi-accouplement. Généralement fabriqué en acier moulé ou forgé, son dimensionnement est déterminé en fonction des efforts de flexion, des forces radiales et tangentes induites par les forces centrifuges, ainsi que des efforts de torsion. L'arbre est soutenu par un ou plusieurs paliers, qui se composent de roulements à billes et de flasques.

Les roulements à billes se composent généralement de deux bagues, l'une interne et l'autre externe, entre lesquelles sont disposées des billes ou des roulements en rotation. Ces roulements sont chauffés et insérés sur l'arbre pour assurer son guidage en rotation. Les flasques, fabriqués en alliage de fonte, sont fixés sur le carter statorique à l'aide de boulons ou de tiges de serrage[5].



**Figure I.5:** Vue éclatée d'un roulement à billes

### I.3. Principe de fonctionnement

L'enroulement statorique reçoit de l'énergie électrique du réseau, créant ainsi un champ tournant à une vitesse angulaire spécifique. Ce champ, en balayant les barres rotoriques, induit des forces électromotrices (FEM) et donc des courants.

Ces courants induits génèrent à leur tour un champ qui s'oppose au champ statorique, produisant ainsi un couple moteur qui met en mouvement le rotor dans le sens du champ tournant statorique (figure I.6).

Dans une machine asynchrone, l'onde du champ tournant se déplace dans l'entrefer de la machine à une vitesse de rotation appelée vitesse de synchronisme ( $\Omega_s$ ). Cette vitesse est liée à la fréquence d'alimentation ( $f_s$ ) par l'expression suivante :

$$n_s = 60 \times \frac{f_s}{p} \quad (\text{tr/min}) \quad (\text{I.1})$$

$f_s$ : fréquence des tensions triphasées du réseau d'alimentation [Hz].

$p$  : nombre de paires de pôles.

Par conséquent, il existe toujours une différence de vitesse entre le stator et le rotor, connue sous le nom de glissement ( $g$ ). Le glissement est défini comme l'écart de vitesse entre la vitesse de synchronisme ( $\Omega_s$ ) et la vitesse de rotation du rotor ( $\Omega$ ), et peut être exprimé par la formule suivante :

$$g = (\Omega_s - \Omega) / \Omega_s \quad (\text{I.2})$$

Où :

$g$  : glissement.

$\Omega_s$  : vitesse de synchronisme [rad/s].

$\Omega$  : vitesse de rotation du rotor [rad/s].

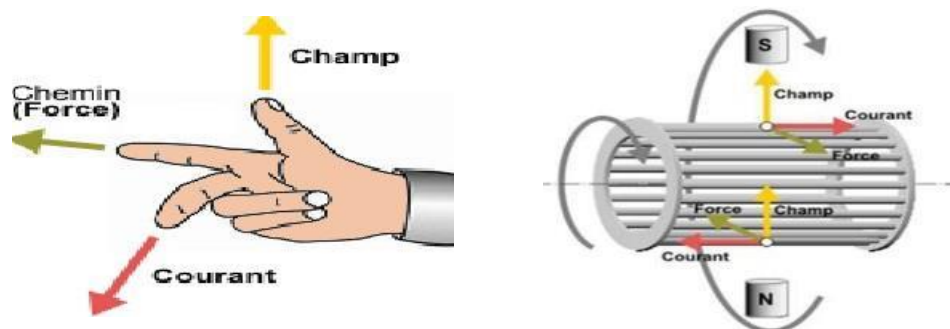


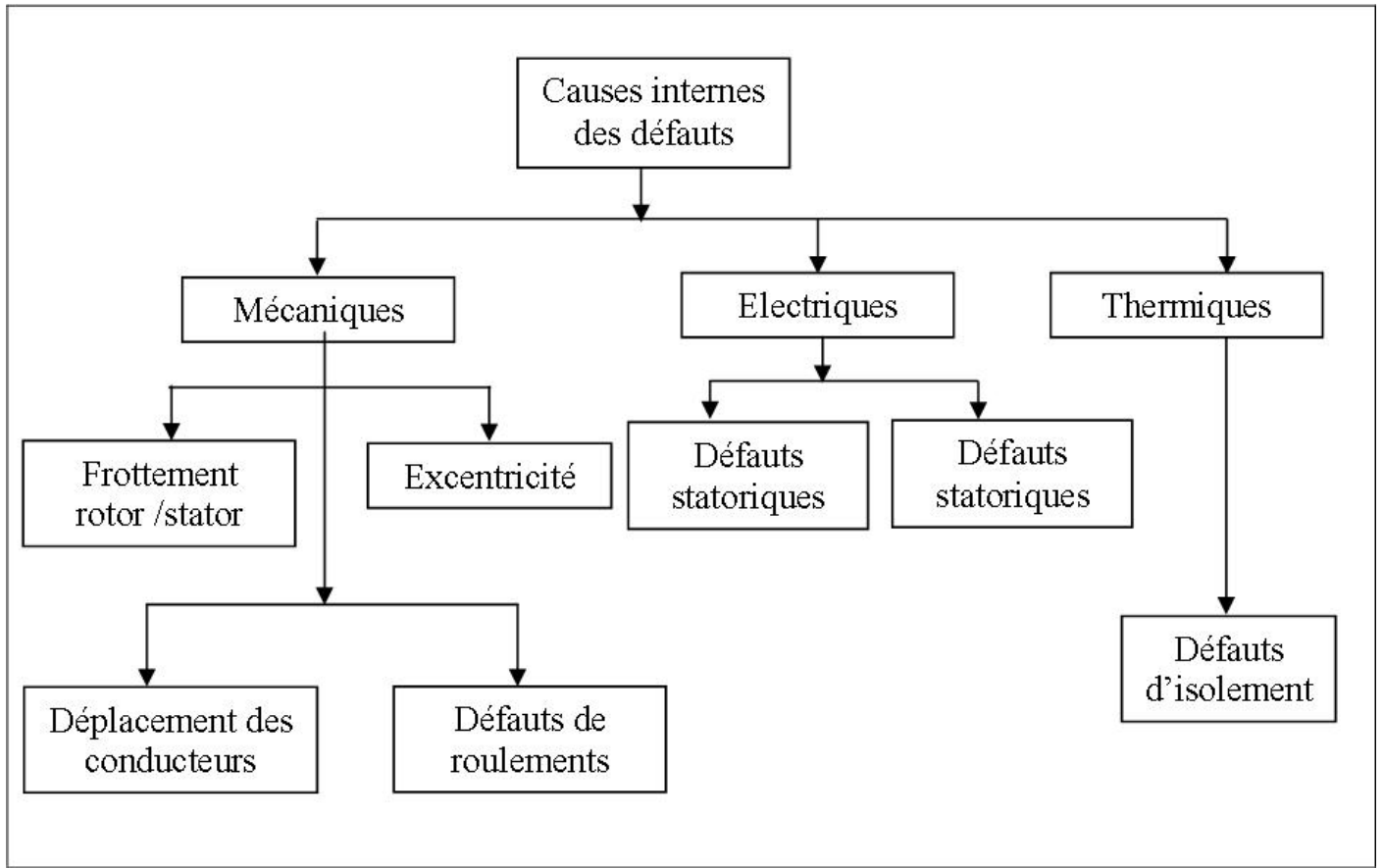
Figure I.6. Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone[6]

## **I.4 Les différents types de défauts internes et externes d'un moteur asynchrone**

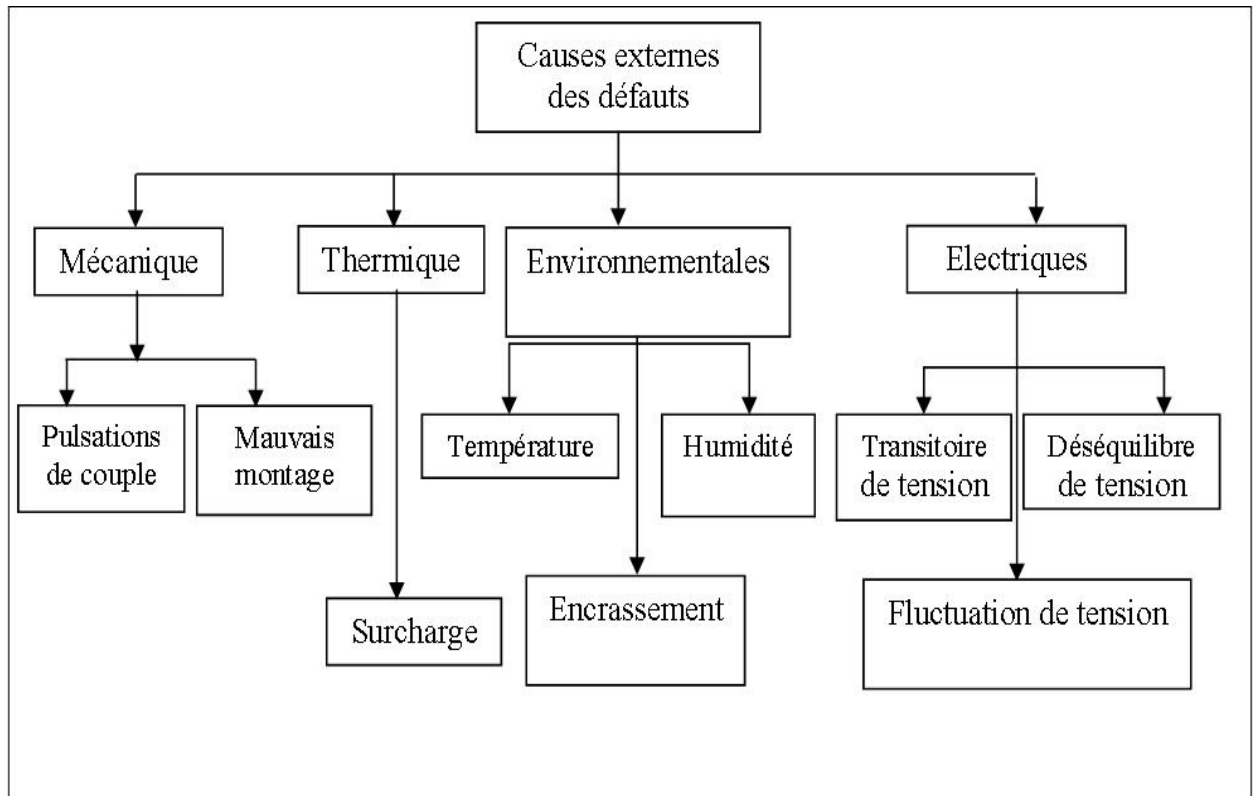
Les défauts d'un moteur asynchrone peuvent être classés en deux catégories principales : internes et externes.

Les défauts internes de la machine sont généralement causés par des éléments constitutifs de celle-ci, tels que les circuits magnétiques rotorique et statorique, les bobinages statoriques, l'entrefer mécanique, la cage rotorique, etc. En revanche, les défauts externes sont souvent dus soit aux tensions d'alimentation et à la charge mécanique, soit à l'environnement dans lequel la machine est utilisée[7]

D'après les organigrammes (Figures I.7 et I.8), les origines des défauts peuvent être multiples, incluant des facteurs thermiques, mécaniques, électriques et environnementaux. À titre d'exemple, des démarrages fréquents peuvent entraîner des courants élevés dans les barres rotoriques.



**Figure I.7** Causes internes de défauts de la machine asynchrone



**Figure I.8.** Causes externes de défauts de la machine asynchrone

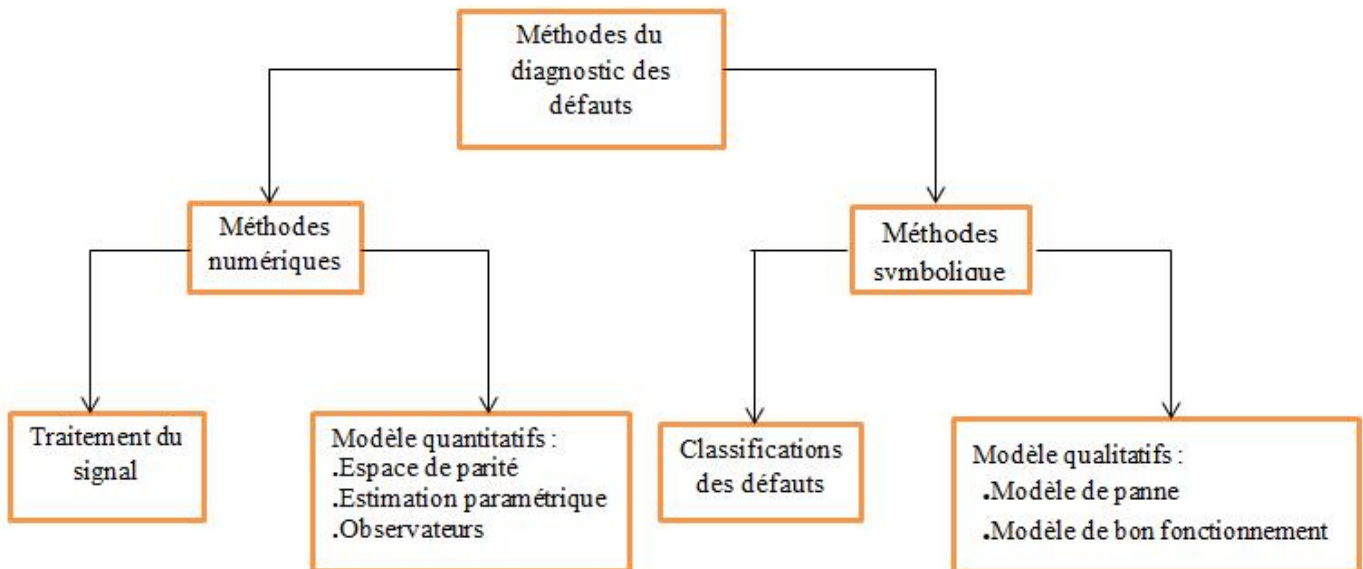
Les courants circulant dans les barres rotoriques entraînent des surchauffes et des contraintes mécaniques qui, à terme, peuvent causer des fissures et même des cassures des barres. Lorsqu'une barre se casse, cela peut provoquer une rupture en cascade des barres adjacentes, pouvant éventuellement mener à la destruction complète du rotor. Par ailleurs, les forces électrodynamiques exercées sur les conducteurs des phases peuvent entraîner des vibrations mécaniques qui endommagent l'isolation. Sur le plan électrique, les fronts de tensions générés par les convertisseurs statiques accentuent le phénomène de décharges partielles, réduisant ainsi la durée de vie de l'isolant[7]-[8].

Du côté des influences environnementales, l'humidité ainsi que les produits corrosifs ou abrasifs sont parmi les plus fréquemment rencontrés. Concernant la cage, les défauts se manifestent principalement par la rupture de barres ou d'anneaux de court-circuit. Ces ruptures peuvent être causées par divers facteurs tels qu'une surcharge mécanique due à des démarrages fréquents, un échauffement local excessif ou encore des défauts de fabrication. En ce qui concerne les paliers, le défaut le plus courant est le décentrage des flasques, généralement responsable d'une excentricité

statique, tandis que la détérioration des roulements à billes entraîne le plus souvent une excentricité dynamique[9]-[10].

## I.5 Méthodes de diagnostic des machines asynchrones

Il existe une multitude de méthodes de diagnostic, chacune adaptée à la diversité des problèmes rencontrés. Ces méthodes peuvent être classées selon le schéma suivant :



**Figure I.9:** Méthodes du diagnostic des défauts

Les méthodes de diagnostic se répartissent en deux grandes catégories selon que l'on dispose ou non d'un modèle mathématique représentatif du système. Dans le premier cas, les redondances d'informations et la connaissance fournie par le modèle permettent de caractériser le mode de fonctionnement ou l'état du système pour décider s'il est normal ou anormal. Dans le second cas, c'est l'analyse des données



fournies par le système qui permet de prendre une décision concernant son état [11][12].

## 1.5.1 Approche signal

### 1.5.1.1 Méthodes de diagnostic des défauts basées sur l'analyse spectrale des signaux

L'analyse spectrale est couramment utilisée pour détecter des défaillances dans les machines électriques, notamment les ruptures de barres au rotor, la dégradation des roulements, les excentricités et les courts-circuits dans les bobinages.

Cette approche repose sur l'apparition de fréquences liées à la vitesse de rotation ou à des multiples de la fréquence d'alimentation. Elle implique une simple transformée de Fourier des grandeurs affectées par le défaut, telles que les courants de ligne ou les vibrations, pour visualiser les fréquences parasites constituant la signature d'un défaut dans la machine [13][14].

Bien que cette technique soit rapide et peu coûteuse, elle nécessite une analyse manuelle par un expert en surveillance des machines électriques [15][16].

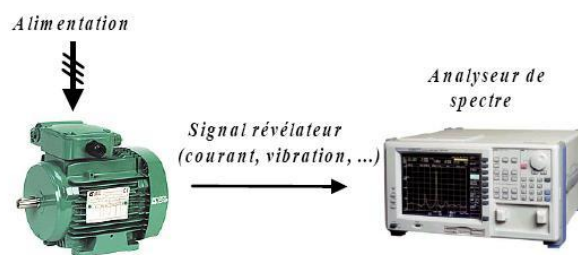


Figure I.10: Principe de la surveillance par analyse spectrale

### 1.5.1.2 Méthode d'analyse temps-fréquence

Pour analyser des signaux non stationnaires, l'analyse spectrale basée sur la transformée de Fourier présente des limitations. Dans ce cas, des outils d'analyse

temps-fréquence tels que la transformée de Fourier sur une fenêtre glissante, la transformée en ondelettes, la transformée de Wigner-Ville et la transformée d'Hilbert-Huang sont utilisés [17].

### 1.5.2 Méthodes de classification

Les méthodes de classification sont généralement divisées en méthodes avec apprentissage supervisé et méthodes avec auto-apprentissage. Les méthodes avec apprentissage supervisé nécessitent de connaître à l'avance les classes associées aux données d'entraînement. Elles visent à obtenir des règles ou des expressions de classification simples et facilement interprétables[18].

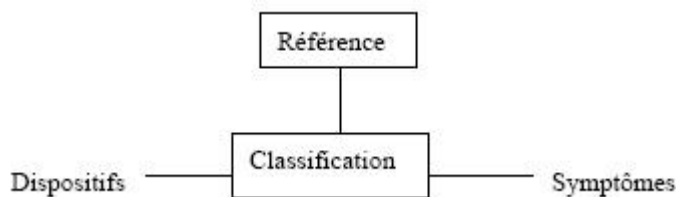


Figure I.11: Principe des méthodes de classification

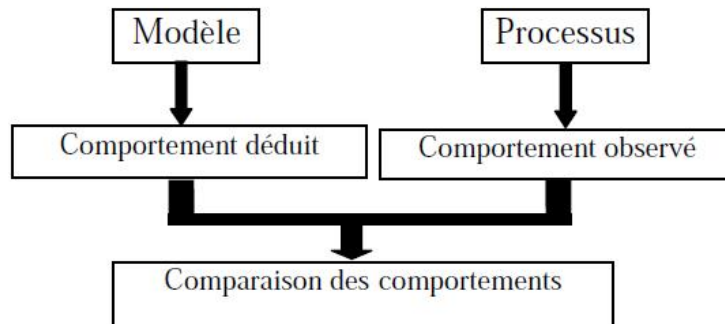
### 1.5.3 Diagnostic à base de modèle

Le diagnostic de défaillances par des méthodes internes nécessite un modèle fiable du système à surveiller. On distingue plusieurs mécanismes de diagnostic.

**surveillance par les observateurs (estimateurs):** ce modèle est décrit sous une représentation de variable d'état [19].

**surveillance par redondance analytique (espace de parité):** cette méthode consiste à vérifier l'exactitude des équations mathématiques du modèle en se basant sur les sorties du procédé[20].

**surveillance par estimation paramétrique:** c'est la détermination des vecteurs des Paramètres qui gouvernent le comportement dynamique du système [21].



**Figure I.12:** Principe de fonctionnement de la méthode du modèle

#### **I.5.4 Méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA)**

Les méthodes fondées sur l'intelligence artificielle (IA) représentent une approche informatique qui vise à imiter certains aspects de l'intelligence humaine, tels que l'apprentissage à partir d'expériences passées, la reconnaissance de motifs complexes et la capacité à tirer des déductions. L'utilisation de l'IA pour résoudre les problèmes de diagnostic de défaillances présente plusieurs avantages[22][23] :

- L'IA peut résoudre le problème de diagnostic en l'absence de modèles explicites, car elle ne nécessite pas de modélisation préalable.
- Elle permet d'incorporer des connaissances d'experts sous forme linguistique pour la détection et la localisation des défauts, rendant ainsi les systèmes de contrôle capables d'effectuer automatiquement l'analyse des symptômes et la mémorisation de chaque nouvel incident.
- Une fois les règles d'expert préparées, la mise en œuvre des méthodes basées sur l'IA est relativement simple.

- Ces méthodes sont robustes face aux perturbations.

Parmi les approches basées sur l'IA, on peut mentionner notamment les réseaux de neurones artificiels, la reconnaissance de formes et la logique floue.

## **I.6 Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons revisité la structure de la machine asynchrone, puis avons procédé à une classification des défaillances selon qu'elles affectent le stator, le rotor ou la mécanique. Ensuite, nous avons examiné les méthodes de diagnostic, en présentant une liste non exhaustive de techniques visant à détecter et localiser les défauts.

## **Chapitre II:**

# **Les Réseaux De Neurone Artificiel**

## **Introduction**

Les réseaux de neurones artificiels s'inspirent du système nerveux humain. Leur développement est motivé par le désir de comprendre et d'imiter les capacités cérébrales, permettant ainsi aux systèmes intégrés d'effectuer des tâches au nom des humains. Un réseau de neurones artificiels est composé de plusieurs opérateurs non linéaires, appelés neurones, qui génèrent des signaux de sortie en fonction de plusieurs signaux d'entrée de poids différents. Ces neurones peuvent être interconnectés de diverses manières et, après apprentissage, être utilisés dans des applications variées telles que la surveillance des processus, la modélisation, la classification, la prédiction, le diagnostic, la reconnaissance de formes, etc.

Dans ce chapitre, nous introduirons le concept des réseaux de neurones artificiels en présentant leur définition, leurs fonctions d'activation et les différents composants du réseau, y compris les divers types d'organisations et de connexions permettant de créer plusieurs structures de réseaux de neurones artificiels. Ces réseaux doivent être équipés de techniques pour collecter des informations du monde extérieur ou de règles d'apprentissage simples qui leur permettent de s'adapter à leur environnement en ajustant et mettant à jour les poids représentant la force des connexions .

### **II.1 Définition d'un réseau de neurone**

Un réseau de neurones artificiels (RNA) est un ensemble de neurones (unités de calcul simples)

Les processeurs sont connectés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnent en parallèle. Au sein du réseau social Chaque subgroup effectue un traitement indépendant et transmet les résultats de son analyse au sous-groupe suivant. Ainsi, les informations fournies au réseau se propageront couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, soit en ne passant pas soit en passant par plusieurs couches intermédiaires.

Nous appelons couches cachées. En général, chaque neurone d'une couche est composé de neurones.

Je suis connecté à tous les neurones de la couche précédente et suivante. Les réseaux neuronaux artificiels ont une influence sur les réseaux neuronaux.

Capacité à collecter des connaissances empiriques et à les rendre utilisables. Les aptitudes de traitement Les connaissances du réseau seront stockées dans des poids synaptiques acquis par un processus d'adaptabilité ou d'apprentissage[24].

## II.2 Notions de neurophysiologie

### II.2.1 Neurone biologique

Un neurone reçoit souvent des signaux provenant d'autres neurones du cerveau humain par une

variété de petites structures, connues sous le nom de dendrites. Le neurone recueille, comme celui représenté à la( figure II.1 )

Il est souvent possible que des signaux proviennent d'autres neurones du cerveau humain via une variété de petites structures.

Les dendrites, également appelées dendrites. Le neurone transmet des images d'activité électrique au long d'un support long et fin.

L'axe est divisé en milliers de branches. Une structure appelée synapse se situe à l'extrémité de chaque personne. brancher et convertir les effets électriques qui inhibent ou excitent l'activité de l'axone en effets électriques.

qui ralentit ou stimulent l'activité des neurones connectés. Un neurone provoque une activité électrique dans la Lorsque'il reçoit une entrée excitatrice suffisamment supérieure à son entrée inhibitrice[25].

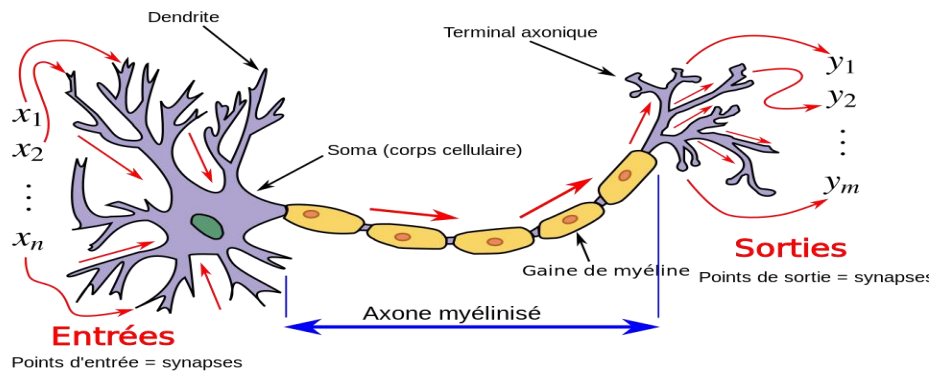


Figure II.1: schéma de neurone biologique [26].

## II.2.2 Neurone formel (Artificiel)

Un neurone artificiel (ou cellule) est un processeur de base qui est un neurone artificiel. Il est équipé de plusieurs variables d'entrée de neurones à des niveaux antérieurs. Chaque entrée est équipée d'un poids  $w$  représentant la force de connexion. Chaque processeur élémentaire a une sortie qui se connecte ensuite à plusieurs neurones appartenant à des niveaux en aval. Chaque connexion est équipée d'un poids (figure II.2) [27]

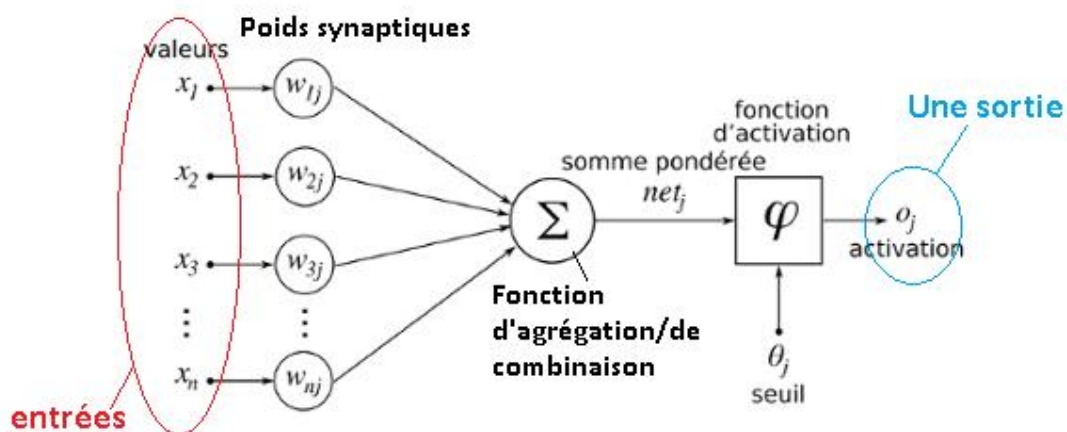


Figure II.2: modèle d'un neurone formel



$[x_1 \dots \dots x_n ]$  : Représente les entrées de neurones

$[w_1 \dots \dots w_n ]$  : Représente le nombre de couches

$$S = \sum_{i=1}^n w_{i,k} \times x_n + b \quad (\text{II.1})$$

S: Représente la valeur de la somme pondérée

$\varphi$  : Représente la fonction d'activation

$$y = \varphi(S) \quad (\text{II.2})$$

y: Représente la sortie de neurone

b : Représente le biais interne

### II.2.2.1 La modélisation d'un neurone formel

La modélisation est la mise en place de systèmes de réseaux de neurones aux aspects non-conformes.

Ils sont biologiques, mais artificiels. Cela signifie que, conformément aux principes biologiques, il existe un élément.

correspondant à chaque élément composant un neurone biologique, qui modélise chacun d'eux.

La modélisation est présentée dans le tableau ci-dessous. Cela nous permet d'observer clairement la transition entre les neurones biologiques et formulaires[25].

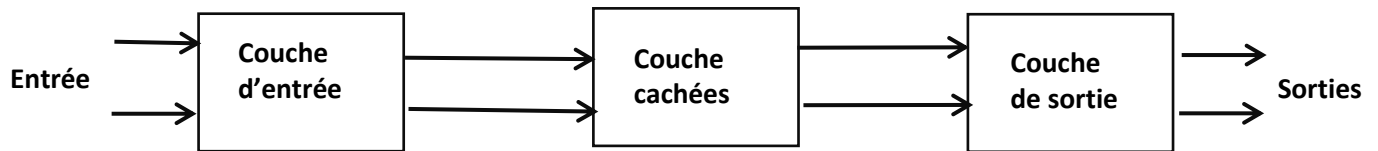
**Tableau II-1** : Modélisation des éléments du neurone biologique[30].

Neurone biologique	Neurone artificiel
Synapses	Poids de connections
Axones	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation

### II.2.2.2 Composition d'un réseau de neurones

L'RNA est généralement composé de trois couches, comme il est indiqué sur la (figure I.3 ) [28].

- La couche d'entrée est composée de l'ensemble des neurones du réseau qui reçoivent les données. Le problème est présent. Il est donc déterminé directement par le nombre de variables d'entrée.
  - La couche de sortie est composée de l'ensemble des neurones de sortie du réseau. Cette chose C'est cette couche qui fournit les résultats du problème.  
Une ou plusieurs couches cachées : Ces couches se trouvent entre la couche d'entrée et la couche d'entrée.
  - La couche de sortie est brisée. Elles indiquent l'activité interne du réseau. En général, les fonctionnalités d'activation sont
- Ces couches ne peuvent pas être linaires [29].



**Figura II.3:** Architecture d'un réseau de neurone[29]

## II.3.Architecture des réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un neurone accomplit une fonction non linéaire paramétrée de ses entrées. Un réseau de neurones est composé de plusieurs neurones organisés en couches. On peut distinguer principalement deux familles de réseaux de neurones en fonction du chemin suivi par le signal qui le travers : Les réseaux non bouclés appelés également feed-forward et les réseaux bouclés [31].

### II.3.1.Les réseaux non bouclés

Ces réseaux sont aussi appelés perceptrons ou réseaux de type statique, où les informations se propagent de la couche d'entrée à la couche de sortie sans revenir, en suivant les connexions on ne peut pas revenir au neurone de départ. Par exemple (figure II.4).

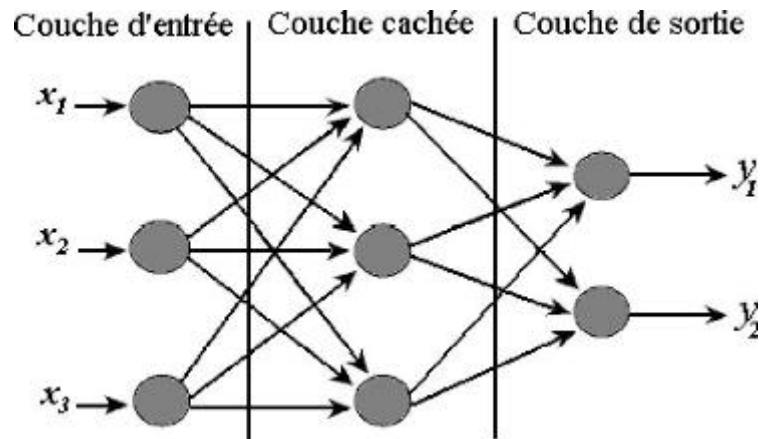


Figure II.4 : Réseau de neurones non bouclé.

### II.3.2. Les réseaux bouclés ou récurrents

Les réseaux récurrents peuvent contenir des chemins récurrents qui traversent plusieurs fois la même neurone, contrairement aux réseaux acycliques. Voir (figure II.5). Cette structure récurrente fait que les stimuli entrants peuvent être partiellement ou complètement invalidés par des états antérieurs du réseau ou par l'arrivée de stimuli postérieurs. Les réseaux acycliques ont donc une capacité théorique plus importante que ce type de réseau. Les réseaux récurrents sont complexes en raison de plusieurs rétroactions endogènes.

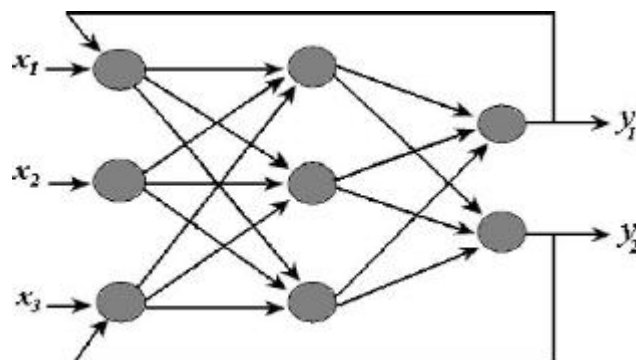


Figure II.5 : Réseau de neurones bouclé.

## II.4. Apprentissage des réseaux de neurones

Une fois l'architecture choisie, elle doit subir une phase d'apprentissage cruciale pour développer un réseau neuronal. C'est une méthode adaptative qui consiste à ajuster les connexions des neurones en fonction d'une source d'information, souvent par des algorithmes particuliers [29].

### II.4.1. Définition

La procédure d'évaluation des réseaux de neurones est appelée "apprentissage".

paramètres des neurones du réseau, de manière à ce que celui-ci remplisse au mieux la fonction qui lui est assignée.

Autrement dit, c'est une phase de développement du réseau neuronal au cours de laquelle on calcule le poids des neurones de manière à ce que les sorties du réseau soient aussi proches que possible des sorties souhaitées. la fin de cette phase, le réseau est en train de s'adapter au fonctionnement souhaité.

Présenter des exemples d'apprentissage pour résoudre les problèmes. Il est important que ces derniers soient représentatifs et qu'ils couvrent aussi largement que possible le domaine de fonctionnement souhaité pour le réseau. Il est possible de maintenir un comportement adapté au réseau malgré les fluctuations des données d'entrée[29].

### II.4.2 Types d'apprentissage des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones peuvent apprendre à effectuer différentes tâches grâce à différents paradigmes d'apprentissage. Voici les trois principaux types d'apprentissage :

- Apprentissage supervisé :

Le type d'apprentissage le plus courant.

Le réseau reçoit un ensemble d'exemples d'entrées et de sorties souhaitées.

Le réseau apprend à mapper les entrées aux sorties en ajustant ses paramètres afin de minimiser l'erreur entre ses prédictions et les sorties.

- Apprentissage non supervisé :

Le réseau ne reçoit qu'un ensemble d'exemples d'entrées, sans étiquettes.

L'objectif est que le réseau découvre la structure sous-jacente des données par lui-même.

- Exemples : Clustering, réduction de dimensionnalité, détection Apprentissage par renforcement .

Le réseau apprend par interaction avec un environnement.

Le réseau reçoit une action et observe les récompenses ou les pénalités qui en résultent.

L'objectif est que le réseau apprenne à choisir des actions qui maximisent la récompense cumulée à long terme.

En plus de ces trois types d'apprentissage principaux, il existe également des approches hybrides qui combinent plusieurs paradigmes d'apprentissage[30].

## **II.5. Réseaux de neurones dans le contrôle des systèmes**

Les réseaux de neurones sont bien adaptés au contrôle des systèmes non linéaires en raison de leurs capacités d'approximation générales. Dans ce contexte, la fonction de contrôle est une fonction non linéaire et l'objectif est d'approximer cette fonction à l'aide d'un réseau de neurones artificiels (RNA)[32].

Cette approximation est obtenue par l'apprentissage des poids du réseau, qui peut se dérouler soit hors ligne, soit en ligne :

- Dans le cas de l'apprentissage hors ligne, les poids du réseau sont ajustés en fonction d'un ensemble de données définissant la fonction de commande.

- Dans le cas de l'apprentissage en ligne, les poids du réseau sont mis à jour de manière essentiellement automatique et adaptative.

Plusieurs algorithmes de contrôle ont émergé, basés sur ces deux structures de réseaux de neurones artificiels, et peuvent être principalement divisés en :

- Contrôle inverse (basé sur l'erreur de contrôle)
- Contrôle basé sur l'erreur de sortie
- Contrôle adaptatif et contrôle basé sur la critique adaptative

## II.6 Applications d'aujourd'hui

Les réseaux de neurones artificiels trouvent une multitude d'applications dans divers domaines[25] :

- **Traitement d'images** : Ils sont utilisés pour la reconnaissance de caractères et de signatures, la compression d'images, la reconnaissance de formes, le cryptage, la classification, etc.
- **Traitement du signal** : Les réseaux de neurones interviennent dans le filtrage, la classification, l'identification de source, le traitement de la parole, etc.
- **Contrôle** : Ils sont employés dans la commande de processus, le diagnostic, le contrôle qualité, l'asservissement des robots, les systèmes de guidage automatique des automobiles et des avions, etc.
- **Défense** : Leur utilisation inclut le guidage des missiles, le suivi de cible, la reconnaissance du visage, les radars, sonars, lidars, la compression de données, la suppression du bruit, etc.
- **Optimisation** : Ils sont appliqués dans la planification, l'allocation de ressources, la gestion et les finances, etc.

- **Simulation** : Ils sont utilisés pour la simulation du vol, la simulation de boîte noire, la prévision météorologique, etc.

## II.7 Conclusion

Pour utiliser les réseaux de neurones en tant que modèles pour décrire le comportement des systèmes non linéaires, nous entreprenons une analyse approfondie des réseaux de neurones artificiels. Nous avons présenté les concepts fondamentaux des réseaux de neurones, qui reposent sur des neurones formels, des modèles inspirés des neurones biologiques. Nous avons également observé que la manière dont ces neurones sont connectés permet de générer diverses architectures.

Dans ce qui suit nous utiliserons un concept d'apprentissage supervisé du réseau neurone est la classification par l'analyse linéaire discriminante.



**Chapitre III:**  
**Application du réseau de neurone au**  
**diagnostic de la machine asynchrone**

## Introduction

Dans ce chapitre, nous aborderons la modélisation d'une machine asynchrone à l'aide des techniques de réseaux neuronaux. L'objectif de cette étude est d'améliorer la performance des modèles traditionnels de ces machines en tirant parti des capacités d'apprentissage profond des réseaux neuronaux. Les machines asynchrones (ou à induction) sont des éléments essentiels dans de nombreuses applications industrielles en raison de leur haute efficacité et de leur capacité à fonctionner dans des conditions variées.

Nous avons commencé par analyser les caractéristiques dynamiques de la machine asynchrone et identifier les variables clés influençant sa performance. Ensuite, nous avons développé un modèle préliminaire en utilisant un réseau neuronal, lequel a été entraîné sur un ensemble de données issues d'expérimentations pratiques et de simulations. Nous présenterons les résultats obtenus à travers cet entraînement, en mettant en évidence les améliorations apportées par l'approche neuronale par rapport aux modèles traditionnels.

### III.1 Modélisation d'une Machine Asynchrone

Dans la modélisation d'une machine asynchrone, plusieurs hypothèses simplificatrices sont couramment utilisées pour faciliter l'analyse et la résolution des équations. Voici un résumé des principales hypothèses et de leurs implications : Absence de saturation et de pertes dans le circuit magnétique[32] :

On considère que les effets d'hystérésis et les courants de Foucault, responsables de pertes d'énergie et de saturation magnétique, sont négligeables. Cela simplifie la modélisation en permettant des calculs linéaires.

- Symétrie parfaite de la machine :

La machine est supposée être parfaitement symétrique, ce qui simplifie les équations et les rend plus faciles à résoudre.

- Distribution sinusoïdale spatiale des champs magnétiques :

Les champs magnétiques le long de l'entrefer sont considérés comme variant sinusoïdalement, ce qui simplifie les calculs et les analyses.

- Équivalence du rotor à un enroulement triphasé en court-circuit :

Le comportement du rotor est simplifié en le modélisant comme un enroulement triphasé en court-circuit monté en étoile.

- Alimentation par des tensions triphasées symétriques :

La machine est alimentée par un système de tensions triphasées équilibrées, ce qui facilite l'analyse des performances électriques.

- Négligence des variations de résistance avec la température et de l'effet de peau :

Les variations de résistance dues à la température et les effets de peau dans les conducteurs sont ignorés pour simplifier les calculs.

Ces hypothèses simplificatrices permettent une modélisation plus abordable de la machine asynchrone, en simplifiant les équations et en rendant les analyses plus directes. Elles conduisent à des résultats théoriques qui facilitent la conception et la compréhension du fonctionnement de ces machines.

Parmi les résultats importants découlant de ces hypothèses, on peut mentionner :

- Additivité du flux.
- Constance des inductances propres.
- Loi de variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre les enroulements statoriques et rotoriques.

### **III.1.2 Modèle dynamique de la machine asynchrone**

Le modèle dynamique d'une machine asynchrone intègre les équations électriques, magnétiques et mécaniques pour représenter son comportement en régime permanent et transitoire. Ces équations décrivent les interactions entre les tensions, courants, champs magnétiques et mouvement mécanique dans le moteur triphasé, en tenant compte des bobinages statoriques et rotoriques.

### III.1.3 Modélisation de la MAS dans le plan triphasé abc

Soit une machine asynchrone triphasée ayant des enroulements au stator et au rotor, représentée schématiquement par la figure III.1. Les phases de cette machine sont désignées respectivement par SA, SB et SC. L'angle électrique  $\theta$ , qui varie en fonction du temps, définit la position relative instantanée entre les axes magnétiques des phases SA et Ra, choisis comme axes de référence.

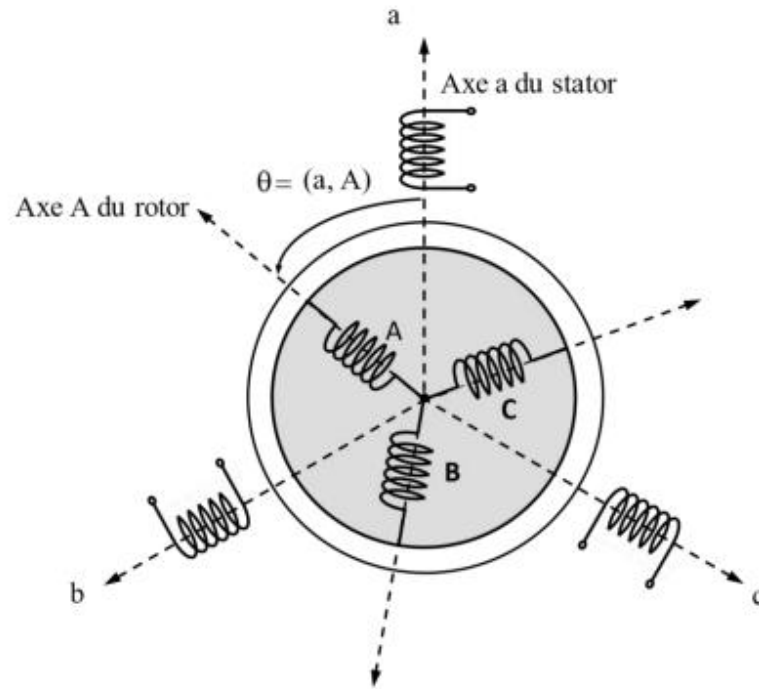


Figure. III.1 Représentation schématique d'une machine asynchrone triphasée

#### Equations électriques :

Les enroulements des trois phases statoriques et rotoriques sont déphasés spatialement d'un angle de  $\frac{2\pi}{3}$ ,

Les phases rotoriques sont connectées en court-circuit entre elles. Est l'angle électrique entre l'axe de la phase (A) statorique et la phase (a) rotorique. En utilisant la loi d'Ohm généralisée pour chaque phase du stator et du rotor, nous obtiendrons les équations de tension correspondantes

$$[v_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}[\varphi_s]$$

$$[v_r] = [R_r][I_r] + \frac{d}{dt}[\varphi_r] \quad (\text{III.1})$$

$[x_{s,r}] = [x_a x_b x_c]t$  : Vecteur des tensions, courants ou flux statorique (respectivement rotorique).

Avec :

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

$[R_s]$  : Matrice des résistances statorique.  $R_s$  : Résistance d'une phase du stator.

$[R_r]$  : Matrice des résistances rotorique.  $R_r$  : Résistance d'une phase du rotor.

### Equation magnétique

Les hypothèses énoncées précédemment aboutissent à une matrice d'inductance qui établit les relations linéaires entre les flux magnétiques et les courants électriques dans le système.

$$\begin{aligned} [\varphi_s] &= [L_{ss}] [I_s] + [M_{sr}] [I_r] \\ [\varphi_r] &= [M_{rs}] [I_s] + [L_{rr}] [I_r] \end{aligned} \quad (\text{III.3})$$

Tel que :

$$[M_{sr}]^T = [M_{rs}]^T = M_0 \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos \theta \end{bmatrix} \quad (\text{III.4})$$

$$[L_{ss}] = \begin{bmatrix} L_s & M_s & M_s \\ M_s & L_s & M_s \\ M_s & M_s & L_s \end{bmatrix} [L_{rr}] = \begin{bmatrix} L_r & M_r & M_r \\ M_r & L_r & M_r \\ M_r & M_r & L_r \end{bmatrix} \quad (\text{III.5})$$

Avec :  $[M0]$  : Représente la valeur maximale des inductances mutuelles entre phases statoriques et rotoriques.

$[Lss]$  : Matrice d'inductances statorique.

$[Lrr]$  : Matrice d'inductances rotorique.

$[Msr]$ ,  $[Mrs]$  : Matrice des inductances mutuelles (stator-rotor).

$Ls$  : Inductance propre d'une phase statorique.

$Lr$  : Inductance propre d'une phase rotorique.

$Ms$  : Inductance mutuelle entre phases statoriques.

$Mr$  : Inductance mutuelle entre phases rotoriques.

$\theta$  : L'angle de rotation du rotor par rapport au stator.

### **Equation mécanique :**

Pour analyser les propriétés dynamiques, on utilise l'équation de mouvement suivante :

$$J \frac{d\Omega}{dt} = ce - cr - f\Omega \quad (III.6)$$

Avec :

$J$  : Moment d'inertie de la partie tournante.

$\Omega$  : Vitesse mécanique du moteur.

$f$  : Coefficient de frottement visqueux.

$Ce$  : Couple électromagnétique.

$Cr$  : Couple de charge

#### **III.1.1 Modélisation de la MAS dans le plan biphasé selon transformation de Park**

Du fait de l'existence des termes trigonométriques continus dans la matrice des inductances mutuelles  $[Msr]$ , les coefficients des équations différentielles sont variables et la résolution analytique du système se heurte à des Difficultés pratiquement insurmontables Pour obtenir un système d'équations à coefficients constants, on transforme les enroulements statoriques et rotoriques en deux enroulements biphasés orthogonaux dq selon la transformation de PARK. La conversion implique la transformation des enroulements équivalents du point de vue

électrique et magnétique. La figure (III-1) représente la transformation des enroulements réels abc en enroulements orthogonaux d-q.

- Direct selon l'axe (d).
- Quadrature (transversal) selon l'axe (q).
- Homopolaire (o).

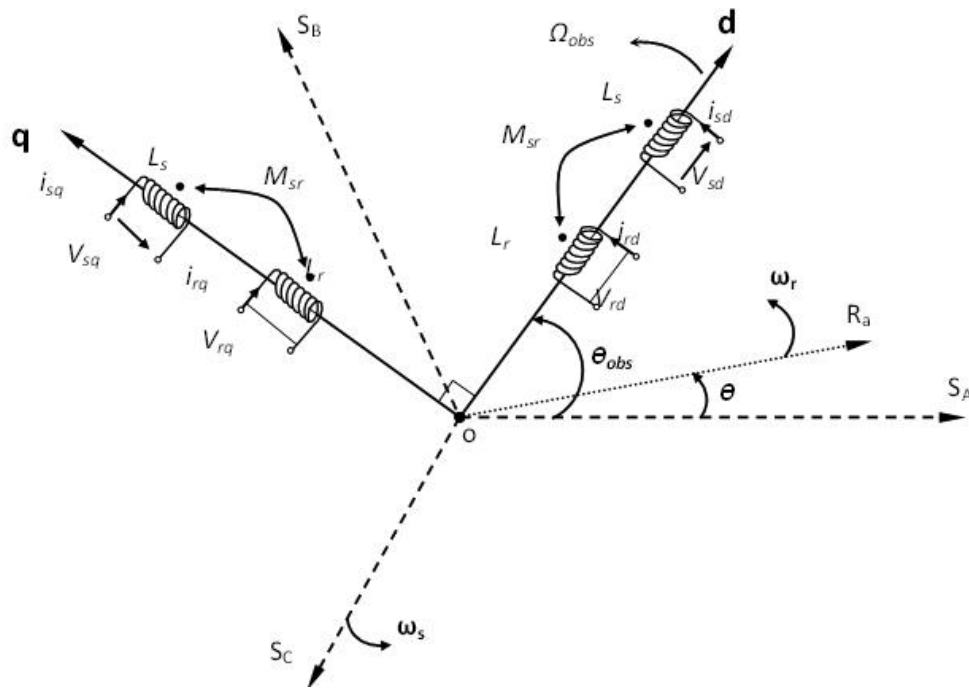


Figure. III.2 Référentiel tournant d'axes (d- q)

Où :

$\theta_{obs} = \int \omega_{obs} dt$  : est une position quelconque d'observation entre les systèmes d'axes biphasé par Rapport au système d'axes triphasé.

L'application de la transformation de Park à la machine asynchrone correspond à une transformation des trios bobine (statorique et rotorique) à deux bobines équivalentes reprenant les mémés considération ou aspects en terme, de flux, de couple, de courant ou du mois une image qui leur sera parfaitement proportionnelle.

Pour le passage du système triphasé vers le système biphasé, on a les équivalents suivants :

L'équivalent de tension :  $[V_{dq0}] = [P_{\theta_{obs}}] [V_{abc}]$

➤ L'équivalent de courant :  $[idq0] = [P\Theta obs] [iabc]$

➤ L'équivalent de flux :  $[\phi dq0] = [P\Theta obs] [\phi abc]$

Où :

$[P\Theta obs]$  : est la matrice de Park

Dans le cas d'un passage inverse, on a

$$[Vabc] = [P(\Theta obs)][Vdq0] \quad (\text{III.7})$$

$$[iabc] = [P(\Theta obs)][idq0] \quad (\text{III.8})$$

$$[\phi abc] = [P(\Theta obs)][\phi dq0] \quad (\text{III.9})$$

La matrice de transformation de Park modifiée directe et inverse s'écrit alors

$$[P(\Theta obs)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta_{obs}) & \cos(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta_{obs}) & -\sin(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta_{obs} - \frac{2\pi}{3}) \\ & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix} \quad (\text{III.10})$$

Le facteur  $(\sqrt{\frac{2}{3}})$  : est là pour conserver la puissance électrique instantanée [14].

$$\cos(\Theta obs) - \sin(\Theta obs - \frac{2\pi}{3}) \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (\text{III.11})$$

$$[P(\Theta obs)] t = \cos(\Theta obs - \frac{2\pi}{3}) - \sin(\Theta obs - \frac{2\pi}{3}) \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (\text{III.12})$$

$$\cos(\Theta obs - \frac{2\pi}{3}) - \sin(\Theta obs + \frac{2\pi}{3}) \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (\text{III.13})$$

Lorsque l'angle  $\Theta obs$  est attribué à la valeur zéro, la transformation de Park est dite Transformation de Clarke et la matrice de passage s'écrit comme suit:

$$[C] = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{bmatrix} \quad (\text{III.14})$$



### III.2.1 Les équations de id et iq

Des recherches antérieures, concernant l'utilisation de l'approche de vecteur de Park, a démontré l'efficacité de cette technique pour diagnostiquer la défaillance en fonctionnement des moteurs. Cette méthode est basée sur la transformation de Park, c'est à dire la transformation des grandeurs de la machine triphasée à celles d'une machine biphasée, selon les deux axes d et q.

On obtient de cette transformation les vecteurs de Park des tensions, des flux et des courants, Cette technique utilise les deux composantes du courant statorique Id, Iq.

Les vecteurs des courants de Park Id, Iq en fonction des courants statoriques (Ia, Ib,Ic) s'expriment comme suit :

$$Id_s = \sqrt{\frac{2}{3}} Ia - \sqrt{\frac{2}{3}} Ib - \sqrt{\frac{2}{6}} Ic \quad (III.15)$$

$$Iq_s = \sqrt{\frac{1}{2}} Ib - \sqrt{\frac{1}{2}} Ic \quad (III.16)$$

Avec Ia, Ib et Ic sont les courants triphasés

$$Id_s = \frac{\sqrt{6}}{2} I \sin \omega t \quad (III.17)$$

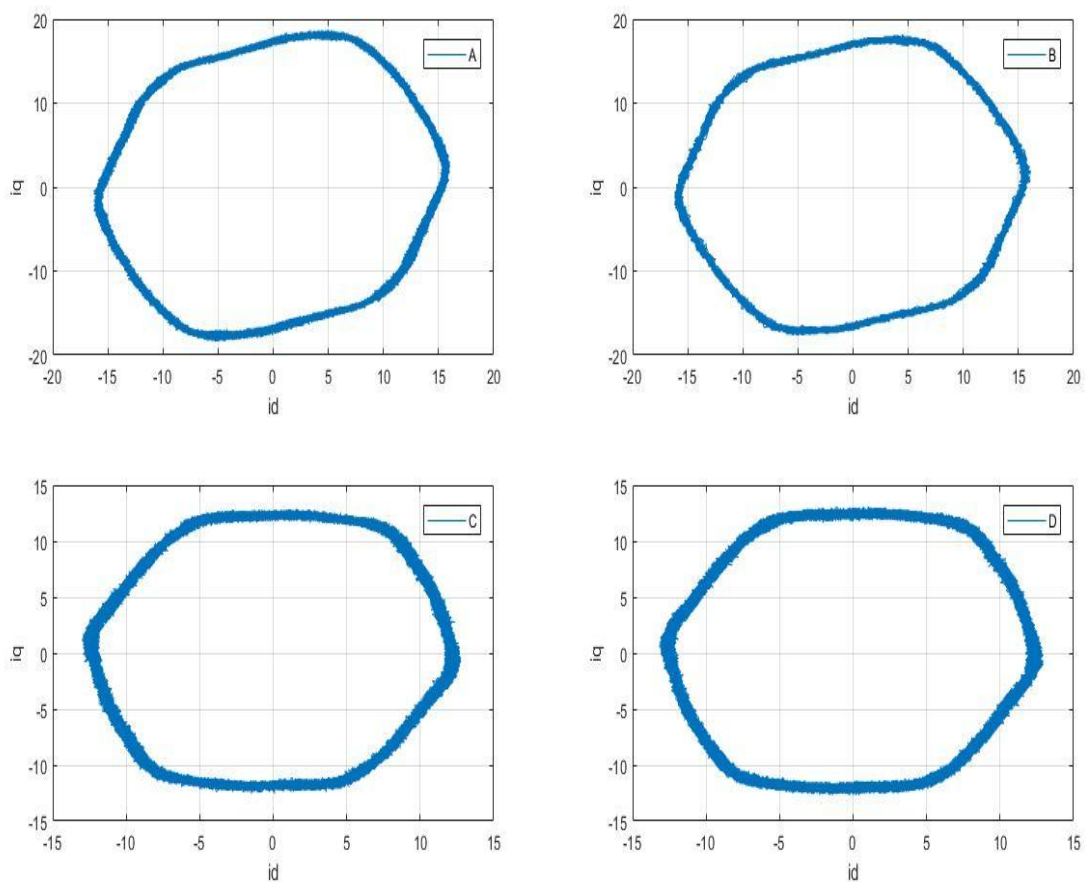
$$Iq_s = \frac{\sqrt{6}}{2} I \sin \left( \omega t - \frac{\pi}{2} \right) \quad (III.18)$$

Avec I est le courant maximum

$\omega$  est la pulsation en rad/s

pour des différents cas nous pouvons tracer les courants de park présentés dans le sous chapitre suivant :

### III.3 Résultats de simulation moteur en charge :



**Figure III.3** Résultat de simulation moteur en charge

A : moteur sain

B : moteur en défaut

C : moteur sain saturé

D : moteur en défaut et saturé

### Discussion des résultats :

Dans le cas du moteur sans défaut, la courbe de Lissajou  $I_q = f(I_d)$  à une forme circulaire centrée à l'origine et de diamètre égal à l'amplitude du courant statorique correspondant à l'état de fonctionnement du moteur. Pour le cas du moteur avec défaut, la courbe de Lissajou change en forme et en épaisseur à cause de la présence des harmoniques créés par le défaut. La stratégie de cette méthode est de comparer les deux courbes de Lissajou dans les deux cas du moteur avec et sans défaut lors de son fonctionnement [2, 6, 7].

Les figures III-3 ci-dessus montrent la forme de Lissajou des courants de Park dans les cas d'un moteur sain et défaillant. Cette forme diffère de la forme circulaire correspondant aux conditions idéales, ceci est due à la tension appliquée au moteur qui n'est pas une sinusoïde parfaite

En raison de la similitude des résultats, il était difficile de les comparer directement. Par conséquent, nous avons fusionné les données de chaque paire de configurations dans les graphiques suivants pour faciliter la comparaison.

### Machine saine et en default :

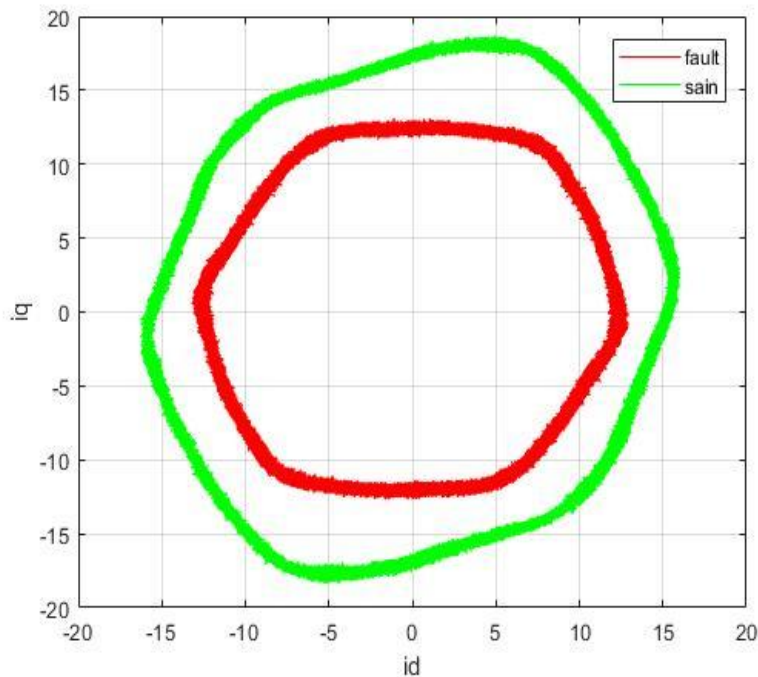
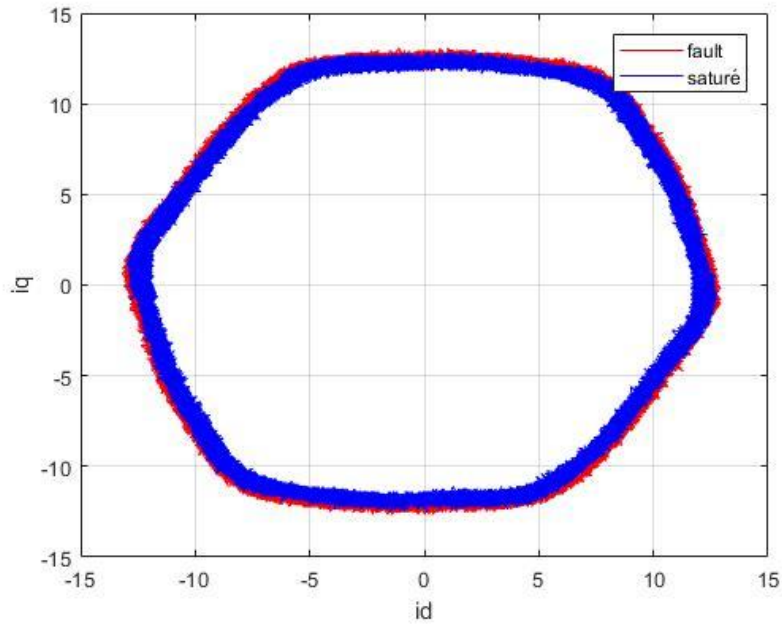
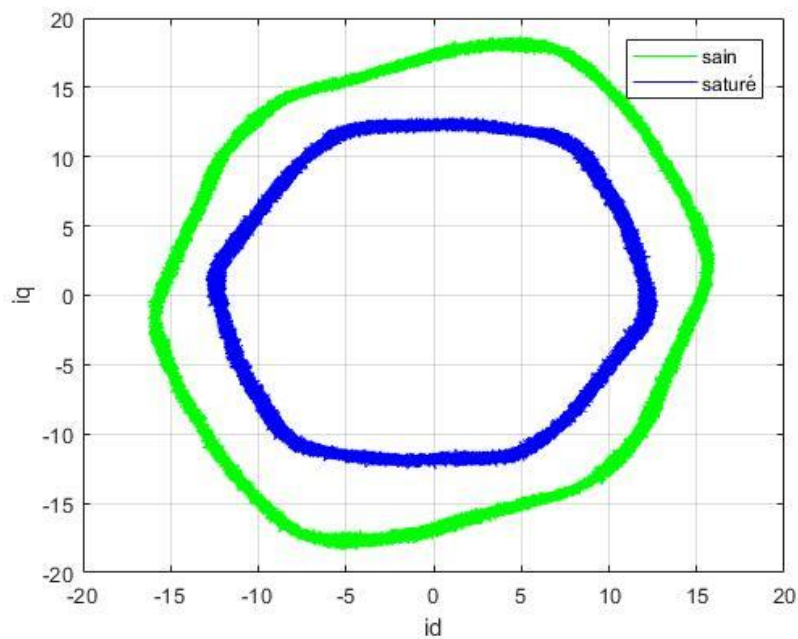


Figure III.4: Machine saine avec default sur matlab.

**Machine en default et saturé :****Figure III.5** Machine fault et saturé**Machine saine et saturé :****Figure III.6:** Machine saine et saturé sur matlab

La différence entre les figures a et b réside dans la cassure d'une barre rotorique contrastée par une augmentation de l'épaisseur. On observe qu'une telle cassure de la barre rotorique ne montre pas de différence significative entre un moteur sain et un moteur en défaut. En revanche, on remarque une différence entre un moteur sain et un moteur saturé. Cette différence s'explique par la rotation de la forme hexagonale.

Entre les figures c et d, il n'y a aucune différence notable, ce qui conduit à la conclusion qu'il est difficile de distinguer un moteur en défaut d'un moteur saturé. Cela met en évidence la faiblesse de la détection par la méthode de Park. C'est pourquoi nous avons eu recours à la méthode de l'intelligence artificielle (IA) pour classer les moteurs de manière plus précise.

### III.4 Extraction des données

A partir de ces figures nous calculons le diamètre et l'angle pour chaque cas . Ces équations sont données par les relations suivantes :

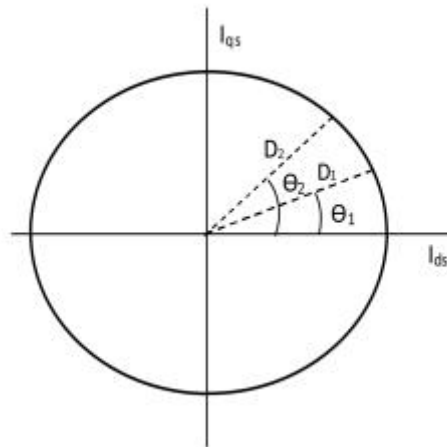


Figure III.7 Modèle vectoriel de Park actuel pour l'extraction de données

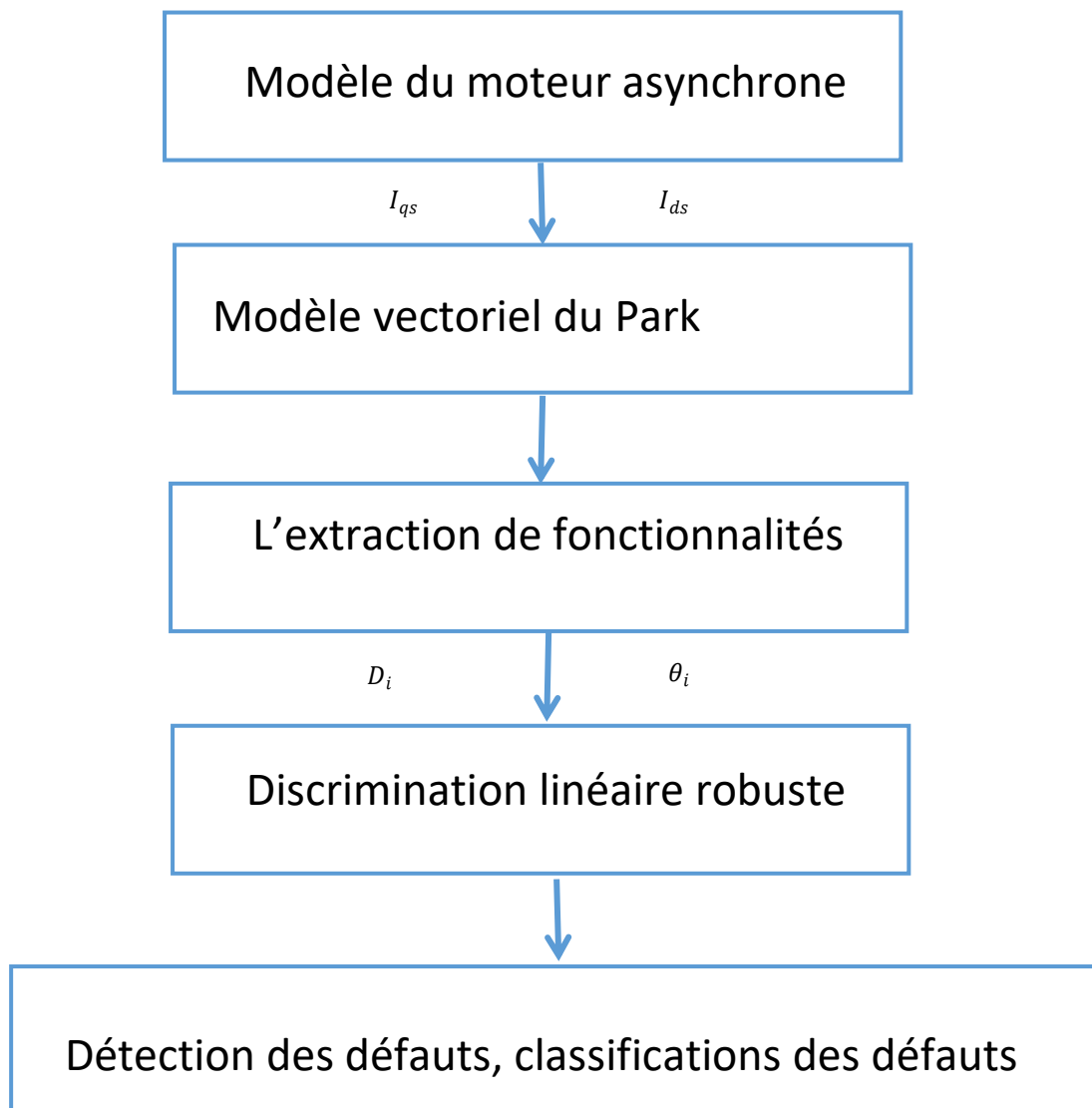
$$D_i = \sqrt{i_{d_s}^2(i) + i_{q_s}^2(i)} \quad (\text{III.19})$$

$$D = \sqrt{id^2 + iq^2} \quad (\text{III.20})$$

$$\theta = \arcsin \left( \frac{iq}{D} \right)$$

Après l'extraction des paramètres ( $D_i$  et  $\theta_i$ ) pour chaque cas, nous passons à la classification montrée par l'organigramme suivant :

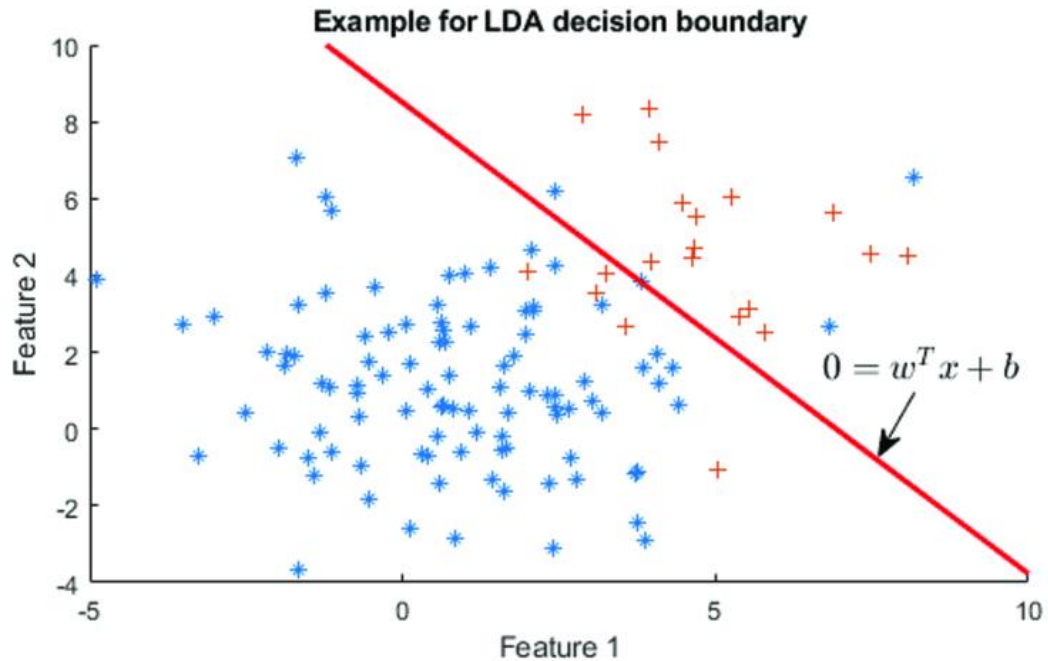
### III.4.1 Organigrammes de classification :



### III.5 Le mode de classification

La méthode LAD (Linear Approximate Discriminant) est une technique d'apprentissage automatique utilisée pour la classification. Dans le contexte de l'utilisation des données d'une machine asynchrone (ou moteur asynchrone) pour

séparer les états de la machine (saine, défaillante et saturée), la méthode LAD peut être appliquée pour construire un modèle de classification efficace.



**Figure III.8.** Exemple pour LDA( Linear Approximate Discriminant)

Voici les étapes générales pour utiliser la méthode LAD avec des données de machine asynchrone :

#### 1. Collecte des Données

Collectez des données de fonctionnement de la machine asynchrone dans différents états : saine, défaillante et saturée. Les données peuvent inclure des mesures telles que les courants, les tensions, les vibrations, les températures, etc.

#### 2. Prétraitement des Données

Effectuez un prétraitement des données pour les nettoyer et les normaliser. Cela peut inclure :

- Le traitement des valeurs manquantes.
- La normalisation ou la mise à l'échelle des caractéristiques.

- La sélection des caractéristiques pertinentes.

### 3. Étiquetage des Données

Attribuez des étiquettes aux données en fonction de l'état de la machine :

- 0 pour un état sain.

- 1 pour un état défaillant.

- 2 pour un état saturé.

### 4. Construction du Modèle LAD

Utilisez la méthode LAD pour construire un modèle de classification :

- Sélectionnez les caractéristiques les plus discriminantes.

- Construisez des hyperplans linéaires qui séparent les différentes classes.

### 5. Entraînement du Modèle

Divisez les données en ensembles d'entraînement et de test. Entraînez le modèle LAD sur l'ensemble d'entraînement.

### 6. Évaluation du Modèle

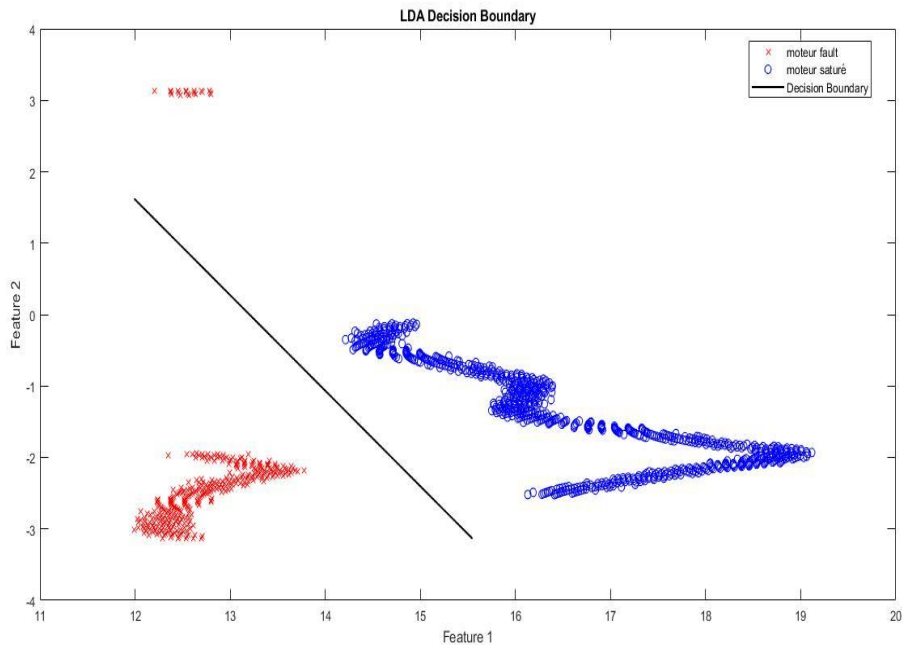
Évaluez la performance du modèle sur l'ensemble de test en utilisant des métriques de classification telles que l'accuracy, la précision, le rappel et le score F1.

### 7. Déploiement du Modèle

Déployez le modèle pour surveiller en temps réel l'état de la machine asynchrone et détecter les anomalies.

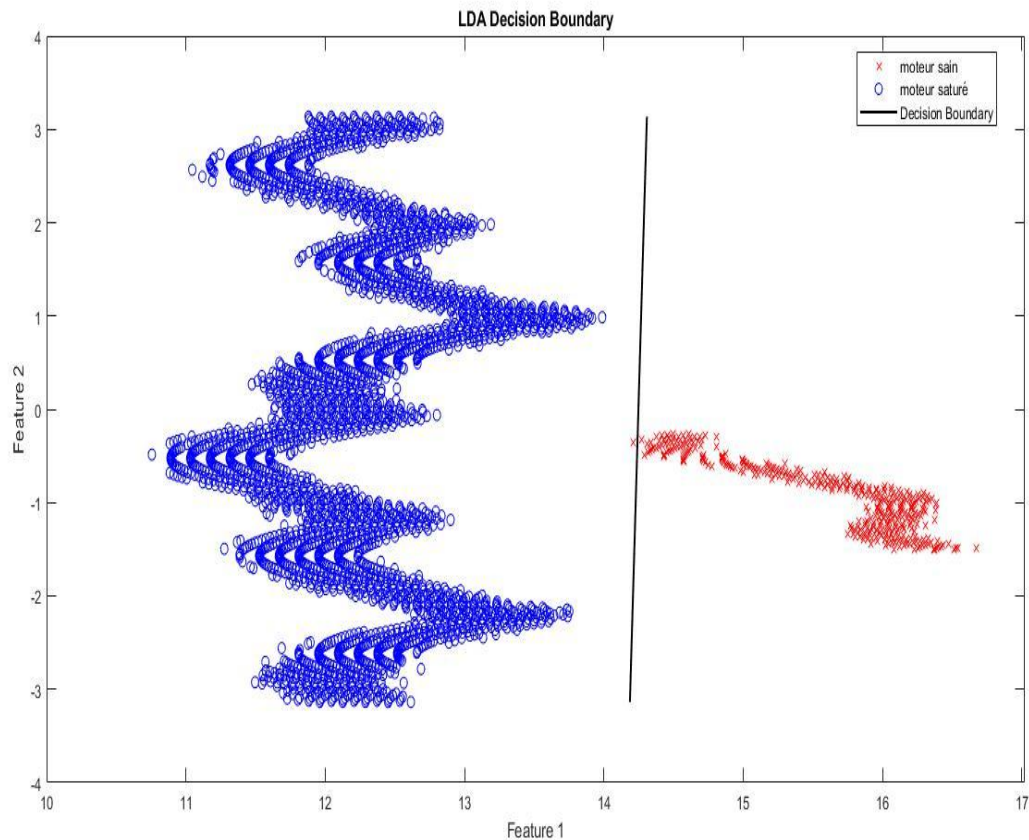


## Résultats de classification :



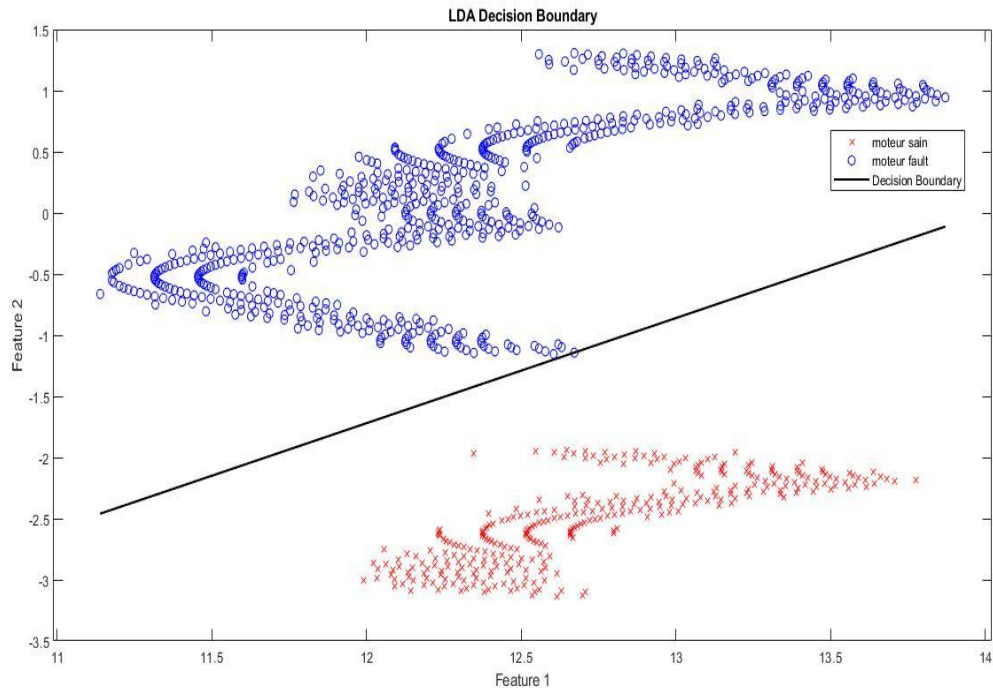
**Figure III.9** LDA classification entre moteur en default et saturé

Lors de l'utilisation de la méthode LDA (Analyse Discriminante Linéaire) pour la classification des variables dans MATLAB, un ensemble d'échantillons a été analysé pour distinguer les états "moteur en charge, en défaut, rouge" et "charge, saturé, bleu". Les échantillons ont été classés en utilisant une droite discriminante. Cependant, certains échantillons étaient difficiles à séparer avec cette méthode, ce qui a entraîné un certain taux d'erreur. Cette difficulté de séparation reflète les limitations de la méthode LDA dans la discrimination graphique des données.



**FigureIII.10:** LDA clasification entre moteur sain et saturé

Lors de l'application de la méthode LDA (Analyse Discriminante Linéaire) pour différencier les variables dans MATLAB, un ensemble d'échantillons a été utilisé pour représenter les états "charge, sain, rouge" et "charge, saturé, défaut, bleu". Ces échantillons ont été classés en utilisant une droite illustrée. Cependant, il est apparu que certains échantillons étaient difficiles à séparer avec cette méthode, ce qui a contribué au taux d'erreur observé lors de la séparation graphique des données.



**FigureIII.11:** LDA classification entre moteur sain et en défaut

Lors de l'utilisation de la méthode LDA (Analyse Discriminante Linéaire) pour séparer les variables dans MATLAB, un ensemble d'échantillons représentant (d, ) pour l'état (charge, fonctionnement normal, rouge) et l'état (charge, défaut, bleu) a été séparé. Ces échantillons ont été classés à l'aide de la droite illustrée. Comme nous pouvons le constater, certains échantillons étaient difficiles à séparer avec cette méthode, ce qui représente le taux d'erreur lors de l'utilisation de la méthode de séparation graphique des données.

### **III.6 Conclusion**

Le chapitre explore l'application de la méthode LDA pour classifier les erreurs du moteur asynchrone. Cette approche comprend la collecte des données, leur représentation, l'application de LDA et la classification des erreurs. Les avantages incluent un diagnostic précis et efficace des pannes, une compréhension approfondie des causes des erreurs, et des mesures correctives pertinentes. En conclusion, l'utilisation de LDA offre une solution scientifiquement robuste pour une maintenance proactive et la réduction des temps d'arrêt non planifiés des moteurs asynchrones.

## Conclusion générale

Notre conclusion souligne l'importance capitale de l'intelligence artificielle, notamment de la méthode LDA, dans le diagnostic des machines asynchrones. Cette étude démontre que l'intégration de l'IA permet une détection précise et efficace des défauts des moteurs asynchrones, représentant ainsi une avancée significative dans le domaine de la maintenance industrielle.

Pour mettre en œuvre cette approche, nous avons utilisé le logiciel MATLAB pour mener à bien nos analyses. Grâce à cet outil, nous avons obtenu des résultats conclusifs, notamment en distinguant clairement entre les différents états du moteur, tels que le moteur avec un défaut de rotor barré, le moteur sain, et le moteur avec saturation.

Cette capacité à identifier et à classifier les différents états du moteur est essentielle pour faciliter la maintenance et le diagnostic, ce qui permet une intervention proactive et une réduction des temps d'arrêt imprévus.

En résumé, notre projet met en lumière le rôle crucial de l'intelligence artificielle dans l'amélioration de la fiabilité et de l'efficacité des moteurs asynchrones, ouvrant ainsi la voie à des perspectives prometteuses dans le domaine de la maintenance prédictive et de l'optimisation des processus industriels.

## Références bibliographiques

- [1] E. SCHAEFFER, "Diagnostic des machines asynchrones modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts," Thèse de doctorat, Université De Nantes, 1999.
- [2] F. benabida and m. ouadah, "Diagnostic de défauts au stator et au rotor par estimation paramétrique de la machine," projet de fin d'études, école nationale polytechnique, elharrach, Algérie, 2006.
- [3] S. meradi, "„Estimation des paramètres et des états de la machine asynchrone en vue du diagnostic des défauts rotoriques,“" mémoire de magister, mohamed khider, biskra, 2007.
- [4] BOUBACAR HOUSSEINI" Prototypage Rapide A Base De Fpge D'un Algorithme Deconrole Avancé Pour Le Moteur A Induction" Mémoire Université Du Québec À Trois-Rivières.2010.
- [5] Abdallah HAMOUDI" Contribution au diagnostic des machine Asynchrone par les technique d'identification " thèse de doctorat en Electrotechnique, université de science et technologie Oran, 2018.
- [6] Y. Laamari, "Diagnostic des défaillances dans les systèmes électromécaniques" Thèse de doctorat, Université badji mokhtar annaba, 2016
- [7] Lebaroud A., «Modélisation et techniques orientées vers le diagnostic de la machineasynchrone associée à des sources variable s», Thèse de Doctorat, Université de Constantine, Alegria, 2006.
- [8] Metatla A., Bahi T., Hadjadj I.and Me doued A, "Failure detection of eccentricity inasynchronous machine". International Conference of System and Computer, 25-27 November 2008, Cairo. Egypt, 2008.
- [9] "Présentation des avaries. Machines électriques tournantes" Cahier des Préventions. CP2, Allianz, 1988.
- [10] Thorsen O. V. and Dalva M., "A survey of fault on induction motors in offshore oilindustry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.31(5), pp. 1186-1196, September 1995
- [11]A. Siddique, G. . Yadava, and B. Singh, "Applications of artificial intelligence techniques for induction machine stator fault diagnostics: Review," SDEMPED 2003 Machines power electronics and drives Atlanta, GA.USA, 2003.
- [12]N.Oucief, "Diagnostic à base d'observateurs, de défauts dans les systèmes de commande : Application au pendule inversé," mémoire de Magister, EMP, Alger, 2004.
- [13]B. Raison, "Détection et localisation de défaillances sur un entraînement électrique," Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 2000.
- [14]A.Bellini, F. Filippetti, G. Franceschini, and C. Tassoni, "Towards a correct quantification of induction machines broken bars through input electric signals," ICEM'00, Espoo, Finland, 2000.
- [15]L. Baghli, L. Hein, H. Razik, and A. Rezzoug, "Modelling rotor cage induction motors for default detection," IEEE International SDEMPED'97, Carry-le-Rouet, France, 1997.

- [16] M. Mal\_ero, M. Cabanas, F. Faya, C. Rojas, and J. Solares, "Electromagnetic torque harmonics for on-line interturn shortcircuits detection in squirrel cage induction motors," EPE'99, Lausanne, Suisse, 1999.
- [17] S.-E. Petropol, "Ondelettes et diagnostic: application aux défauts diélectriques et électriques des machines tournantes," thèse de doctorat, Institut National Poly Technique de Grenoble, France, 2001.
- [18] R. Duda, P. Hart, and D. Stork, Pattern classification, Second Edition. USA, 2001.
- [19] P. M. Frank, "Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Analytical and Knowledge Based Redundancy – A survey and New Results," Elsevier, Automatica, 1990.
- [20] J. Gertler, "Fault detection and isolation using parity relations," Elsevier, Control Engineering Practice, 1997.
- [21] R. Isermann, "Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing - tutorial paper," Elsevier, Automatica, 1993.
- [22] O. Ondel, "Diagnostic par reconnaissance des formes : application à un ensemble convertisseur machine asynchrone," Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lyon, 2006
- [23] A. Debiolles, "Diagnostic de systèmes complexes à base de modèle interne, reconnaissance des formes et fusion d'informations. Application au diagnostic des Circuits de Voie ferroviaires," Thèse de doctorat, Université de Compiègne, 2007
- [24] FENTAZI S, FERHATI S, « Modélisation des systèmes chaotiques à base des Réseaux de Neurones Artificiels : système de Lorenz, l'équation logistique », Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou, 2020.
- [25] Djeriri Y, « Les réseaux de neurones artificiels », Université Sidi Bel Abbas, 2017.
- [4] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8les\\_du\\_neurone\\_biologique#/media/Fichier:Neurone.svg](https://fr.wikipedia.org/wiki/Mod%C3%A8les_du_neurone_biologique#/media/Fichier:Neurone.svg)
- [26] [https://www.researchgate.net/figure/Modele-de-base-dun-neurone-formel\\_fig3\\_328981633](https://www.researchgate.net/figure/Modele-de-base-dun-neurone-formel_fig3_328981633)
- [27] Oukacine N, « Utilisation des réseaux de neurones pour la reconstitution de défauts en évaluation non destructive », Mémoire magister, Option Entraînements Electriques, Université UMMTO, 2012.
- [28] HAROUZ A, « Reconstitution de défauts complexes avec la méthode des réseaux de neurones .Application pour l'évaluation Non Destructive », Mémoire de master, Spécialité Entraînements électriques, Université UMMTO, 2015.
- [29] TOUFIK T, « Analyse et Mémoire du Master Académique commandes d'un pendule inversé », Mémoire du Master Académique, Université Badji Mokhtar Annaba, 2020
- [30] SAIKI H, OULTAF K, « Reconnaissance de caractères à base des réseaux de neurones », Mémoire de Master, département d'électronique, UMMTO, 2013
- [31] GACEM S E, « Identification des systèmes non linéaires par réseaux de neurones », Mémoire de Master, Université Mohamed Khider Biskra, 2015.
- [32] Tarek BENMILOUD SUJET DE DOCTORAT, Université Mohamed BOUDIAF de ORAN, 13 Décembre 2012
- [33] : R. MEZIANE Présenté en vue de l'obtention du diplôme de ; LICENCE Option', Université Badji Mokhtar - Annaba - Algérie Faculté des Sciences de l'ingénierat Département d'Electrotechnique,
- [34] Ø Bellameche Akram (Commande par platitude de la MAS) (Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj)