

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la technologie

Département d'électromécanique

Mémoire

Présenté pour obtenir

LE DIPLOME DE MASTER

FILIERE : Electromécanique

Spécialité : Electromécanique

Par

- **AL-MUSHIAA Mohammed Mansoor**
- **AOUKLI Zakaria**

Intitulé

**Technique de diagnostic des défauts dans les systèmes électriques par
les réseaux de neurones (machine asynchrone)**

Soutenu le : Juin 2022

Devant le Jury composé de :

<i>Nom & Prénom</i>	<i>Grade</i>	<i>Qualité</i>	<i>Etablissement</i>
<i>Mr SAKHARA Saadi</i>	<i>MCB</i>	<i>Président</i>	<i>Univ-BBA</i>
<i>Mme NACIB Leila</i>	<i>MCB</i>	<i>Encadreur</i>	<i>Univ-BBA</i>
<i>Mr TALHAOUI Hichem</i>	<i>MCA</i>	<i>Examineur</i>	<i>Univ-BBA</i>

Année Universitaire 2021/2022

شكر وتقدير

بداية نحمد الله ونشكره شكراً عظيماً على ان اعاننا على إتمام هذا العمل المتواضع واخراجه بأحسن صورة

ونتقدم بجزيل الشكر والعرفان وأسمى التقدير الى

“السعدي صخارة”

“نصيب ليلي”

على تحملهم أعباء الاشرافه وعلى كل ما قدموه لنا من توجيهات ومعلومات قيمة ساهمت في إنجاز هذه المذكرة جزاهم الله عنا كل خير

كما نتقدم بالشكر الأستاذ الفاضل “طلحوي هشام” على ما قدمه لنا من مراجع افادتنا في دراستنا

كما نتوجه بالشكر والعرفان للسادة الافاضل أعضاء لجنة المناقشة الموقرين

وكما نتوجه بالشكر الجزيل الى جميع اساتذتنا الذين اثاروا دربنا خلال مراحل دراستنا

الشكر موصول الى كل أصدقائنا والى كل من ساعدنا ولو بحرفه او بموقفه او دعاء صادق

الى كل هؤلاء أسمى معاني الشكر والامتنان.

محمد منصور المشيع

عوكلي زكرياء

إهداء

إلى صاحب السيرة العطرة، والفكر المُستنير؛ أبي الغالي

إلى من وضعني على طريق الحياة، وجعلتني رابط الجأش، وراعتني حتى صرت كبيراً أُمي الغالية

إلى اخوتي أسماء واسامة

إلى خالتي أم إبراهيم

وإلى كل من كان له فضل في مسيرتي، وساعدني ولو باليسير وأُخص بالذكر

المهندس محسن البحر

عبد الله المشيع

أحمد المشيع

نذير المشيع

إلى عائلتي الكريمة وجميع أصدقائي

أهدي لكم هذا العمل المتواضع

محمد منصور المشيع

إهداء

الحمد لله على البلاغ والتمام، أهدي مشروع تخرجي إلى :

من صد الأشواق عن دربي حتى يُمهّد لي طريق العلم، إلى والدي ومُعلمي الأول عهد الحميد

وإلى بلسم الحياة التي نمرتني بالحب والحنان والذبي الحبيبة حلجة

والى من كانوا لي عوناً وزاداً وسندنا وإخوتي وأخواتي

وليد حنان أمين ريان صلاح الدين همنار عماد

الذين شجعوني طوال هذه السنوات الدراسية. وكل من ساعدني في الوصول إلى ما أنا عليه اليوم

إلى جميع الأساتذة وأصدقائي من طلاب الدكتوراه الذين كانوا لطفاء بما يكفي لتقييم عملي،

وأظهروا لي اهتماماً كبيراً وجلبوا لي ثروة من معارفهم وخبراتهم وخص بالذكر

علاء الدوة، محمود ثابت والحاجة يعقوبي

ولا أنسى عائلتي العلمية والعملية، جميع الأصدقاء الذين دعموني في دفعة الالكتروميكانيك وخارج

الإطار المهني دون استثناء.

عوكلي زكرياء

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre I L'état de l'art et méthodes de diagnostic de la MAS.....	2
I.1. Introduction	2
I.2. Définition de diagnostic	2
I.2.1. Terminologie relative au diagnostic [2].....	2
I.3. Constitution de la machine asynchrone	4
I.3.1. Stator	5
I.3.2. Rotor.....	5
I.4. Principe de fonctionnement de la machine asynchrone.....	6
I.5. Différents types de défauts	7
I.5.1. Les défaillances dans la machine asynchrone	8
I.6. Les étapes de diagnostic [9]	13
I.7. Les critères d'évolution d'un système de diagnostic.....	13
I.8. Méthodes de diagnostic des machines asynchrones	15
I.8.1. Méthodes de diagnostic avec modèle analytique	15
I.8.2. Méthodes de diagnostic sans modèle analytique.....	16
I.9. Méthodes de détection des défauts ou techniques de surveillance	16
I.10. Conclusion.....	17
Chapitre II Les méthodes de classification des défauts par l'intelligence artificiel	18
II.1. Introduction	18
II.2. Les réseaux de neurones.....	18
II.2.1. Définition.....	18
II.2.2. Historique [1]	18
II.2.3. Neurone biologique [4].....	19
II.2.4. Neurones Artificiels	20
II.3. Principe de fonctionnement.....	20
II.4. Modélisation générale	21
II.5. Domaines d'application.....	24
II.6. Propriétés des reseaux de neurons.....	25
II.7. Architecture des réseaux de neurones	26
II.7.1. Réseau de neurones non bouclé (feed-forward)	26
II.7.2. Réseau de neurones bouclé (feed-back)	29
II.8. Types d'apprentissage des réseaux de neurones	30
II.8.1. Type d'apprentissage.....	31
II.9. Règles d'apprentissage.....	32
II.9.1. La règle de Hebb	32

II.9.2.	Règle de Delta (Windrow -Hoff).....	32
II.9.3.	Règle d'apprentissage compétitive	33
II.9.4.	Règle de correction d'erreurs	33
II.10.	Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances des machines asynchrones	33
II.11.	Conclusion.....	33
Chapitre III Application du réseau de neurone au diagnostic de la machine asynchrone		35
III.1.	Introduction	35
III.2.	Modèle réduit de la machine asynchrone tenant compte du défaut rotorique [35,36]	35
III.3.	Résultats de simulation.....	43
III.3.1.	Machine saine.....	43
III.3.2.	Machine avec défaut de six barres cassées adjacentes	44
III.4.	Application de Réseaux de neurone au diagnostic	46
III.4.1.	Choix des variables d'entrées.....	46
III.4.2.	Acquisition des données (base d'apprentissage)	46
III.5.	Description de l'architecture du système automatique de diagnostic des défauts.....	48
III.6.	Construction des blocs RNA	48
III.7.	Résultats d'essais des réseaux sélectionnés	50
III.7.1.	Résultats de l'apprentissage	50
III.7.2.	Matrices de confusion	51
III.7.3.	Résultats de sortie.....	52
III.7.4.	Résultats de Tests du RNA pour la détection de défaut	52
III.8.	Discussion des résultats.....	55
III.9.	Conclusion.....	55
CONCLUSION GENERALE		56
Bibliography		57

Liste des figures

Figure.I.1. Diagramme des différents concepts de maintenance.....	4
Figure.I.2.Stator d'une machine asynchrone.....	5
Figure.I.3.Rotor a cage d'écureuil.....	6
Figure.I.4.Cage rotorique balayée par le champ tournant statorique.....	7
Figure.I.5.Diffèrent type de défauts agissant sur un système.....	8
Figure.I.6.Proportion des défauts.....	9
Figure.I.7.Différentes défaillances des roulements à billes.....	9
Figure.I.8.Défauts d'excentricité statique et dynamique.....	10
Figure.I.9.Différents défauts statoriques de la machine asynchrone.....	11
Figure.I.10.Défauts des cassures des barres ou à des portions d'anneau de court-circuit.....	12
Figure.II.1:Le neurone biologique.....	20
Figure.II.2.Neurone artificiel.....	22
Figure.II.3. Fonctions d'activations : (a) du neurone « seuil » ; (b) du neurone « linéaire », et (c) du neurone « Sigmoidé ».....	23
Figure.II.4. Le réseau monocouche.....	27
Figure.II.5. Schéma d'un réseau de neurones non bouclé (Perceptron multicouches).....	28
Figure.II.6. Structure d'un réseau de neurones de type RBF.....	29
Figure.II.7. Modèle de Kohonen.....	30
Figure.II.8. Apprentissage supervisé.....	31
Figure.II.9. Apprentissage non supervisé.....	32
Figure.III.1.Modèle multi-enroulement équivalent de la cage rotorique.....	35
Figure.III.2.Courant statorique et Vitesse rotorique et Couple électromagnétique à l'état saine.....	44
Figure.III.3. Courant statorique et Vitesse rotorique et Couple électromagnétique en défaut de six barres cassées adjacentes.....	45
Figure.III.4. Architecture du système automatique de diagnostic des défauts.....	48
Figure.III.5. Structure du réseau à étudier.....	48
Figure.III.6. Principe de classification des signaux des défaillances.....	49
Figure.III.7. Schéma graphique du réseau de neurones.....	50
Figure.III.8. Performance du RNA.....	50
Figure.III.9.les matrices de confusion.....	51
Figure.III.10. Classification de la sortie C1 C2 C3 C4 de réseaux RNA.....	52
Figure.III.11. Structure de réseau de neurones dans MATLAB/Simulink.....	53
Figure.III.12. Etat sain.....	53
Figure.III.13. Défaut d'une barre ou deux barres cassée.....	54
Figure.III.14. Défaut trois ou quatre barres cassées.....	54
Figure.III.15. Défaut cinq ou six barres cassées.....	54

Liste des tableaux

Tableau.I.1. Les critères d'évaluations d'un Système de diagnostic.....	14
Tableau.II.1. Différentes fonctions d'activations utilisées dans les RNA.....	23
Tableau.II.2. Correspondance RNA - domaines d'application.....	25
Tableau.III.1. La base de données utilisée dans l'étude.....	47

Listes des Acronymes et Symboles

Acronymes

MAS	Machine asynchrone
RNA	Réseaux de neurones artificiel
MLP	Perceptron multicouche
SLP	Le perceptron monocouche
PNN	Réseau de neurones probabiliste
ART	Théorie de Résonance Adaptative
CNN	Réseau de neurones à convolution
RBF	Réseaux de neurones à base radiale

Symboles

v_j	Potentiel des neurones
x_i	Entrées des neurones
$w_{j,i}$	Le poids de la connexion liant le neurone j à l'entrée i
b_j	Terme constant appelé biais
θ	Angle décrivant une position particulière dans l'espace, mesuré par rapport à une référence fixée par rapport au stator
α	Angle électrique entre deux mailles rotoriques [rd]
C_e	Couple électromagnétique [N.m]
I_e	Courant dans l'anneau de court-circuit [A]
I_{ek}	Courant d'une portion d'anneau [A]
I_{bk}	Courant de barre [A]
I_{rk}	Courant de maille rotorique k [A]
I_{as}, I_{bs}, I_{cs}	Courant des phases statorique [A]
ϕ_{sabc}	Flux des phases statorique [Wb]
Φ_{rk}	Flux magnétique crée par une maille rotorique k [Wb]
g	Glissement
L_b	Inductance d'une barre rotorique [H]
L_e	Inductance totale de l'anneau de court-circuit [H]
L_{rc}	Inductance cyclique rotorique [H]
L_{sc}	Inductance cyclique statorique [H]
L_{sf}	Inductance de fuite rotorique [H]
L_{sp}	Inductance propre statorique [H]
B_s	Induction magnétique crée dans l'entrefer par le courant statorique [T]
J	Moment d'inertie [Kg.m ²]
M_{sr}	Mutuelle cyclique entre le stator et le rotor [H]

M_s	Mutuelle entre phase statorique [H]
p	Nombre de paires de pôles
μ_0	Perméabilité magnétique de l'air
θ_r	Position du rotor [rd]
R	Rayant moyen de l'entrefer
R_r	Résistance de l'enroulement rotorique [Ω]
R_s	Résistance de l'enroulement statorique [Ω]
R_e	Résistance totale de l'anneau de court-circuit [Ω]
t	Temps[s]
V_{abc}	Tensions des phases statoriques [V]
n_s	Vitesse de synchronisation
n_r	Vitesse de rotation mécanique

ملخص:

الآلة غير المتزامنة هي الأكثر استخدامًا في الصناعة بسبب مقاومتها وانخفاض تكلفتها وصيانتها، ولكن يمكن أن تتعرض للعديد من الأعطال الكهربائية أو الميكانيكية أثناء تشغيلها والتي تتطلب الكشف المبكر. أدى ذلك إلى استخدام طرق تشخيص عديدة تسمح لنا بتحديد وتصنيف الأعطال التي تحدث على الآلة من بينها استخدام تقنيات الذكاء والشبكات العصبية الاصطناعية.

الهدف من هذا العمل تشخيص اعطال الآلة الغير متزامنة ذات قفص السنجاب (عطل كسر قضبان الدوار) باستخدام تقنيات الشبكات العصبية الاصطناعية. قمنا بتطوير نموذج شبكة عصبية لاكتشاف وتصنيف الأعطال ثم أجرينا اختبارات للتحقق من صحة نموذج هذه الشبكة العصبية.

كلمات مفتاحية: الآلة الغير متزامنة؛ تشخيص الأعطال؛ اعطال كسر قضبان الدوار؛ الشبكات العصبية الاصطناعية.

Résumé :

La machine asynchrone est la plus utilisée dans l'industrie en raison de sa robustesse et de son faible coût d'achat ou de maintenance, mais elle peut être exposée à de nombreux défauts électriques ou mécaniques pendant son fonctionnement, ce qui nécessite une détection précoce. Cela a conduit à l'utilisation de nombreuses méthodes de diagnostic qui nous permettent d'identifier et de classer les défauts qui se produisent sur la machine, parmi ces techniques figure l'utilisation de l'intelligence artificielle et des réseaux de neurones artificiels.

L'objectif de ce travail est de diagnostiquer les dysfonctionnements des machines à induction à cage d'écurie (défaut de barres cassée) en utilisant des techniques de réseaux de neurones artificiels. Nous avons développé un modèle de réseau de neurones pour détecter et classer les défauts, puis nous avons effectué des tests pour valider le modèle de réseau de neurones.

Mots clés : Machine asynchrone ; diagnostic de défauts ; défaut de barres cassée ; réseau de neurones artificiels.

Abstract:

The asynchronous machine is the most used in industry due to its robustness and low purchase or maintenance cost, but it can be exposed to many electrical or mechanical faults during its operation, which requires early detection. This has led to the use of many diagnostic methods that allow us to identify and classify faults that occur in the machine, among these techniques is the use of artificial intelligence and artificial neural networks.

The objective of this work is to diagnose malfunctions of squirrel cage induction machines (broken bar fault) using artificial neural network techniques. We developed a neural network model to detect and classify defects, then we performed tests to validate the neural network model.

Keywords: Asynchronous machine; fault diagnosis; defect of broken bars; artificial neural network.

Introduction générale

Les machines asynchrones sont les machines électriques les plus couramment utilisées dans l'industrie en raison de leur faible coût, taille raisonnablement petite, robustesse, faible entretien, et le fonctionnement avec une alimentation facilement disponible. Bien qu'ils soient très fiables, ils sont soumis à différents modes de défaillances / défauts. Les défauts peuvent être dus à des problèmes mécaniques ou électriques.

Ces défauts doivent être détectés et traités au plus vite, sinon ils peuvent entraîner l'arrêt partiel ou complet du système, ce qui peut causer des effets négatifs économiques en plus des dangers pour les personnes et l'environnement.

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 (IA).

Ces techniques apportent aux systèmes de diagnostic des moteurs électriques la fiabilité, l'automatisation, la praticité et la sensibilité. Parmi ces techniques, nous pouvons citer les systèmes experts, la logique floue, la reconnaissance des formes et les réseaux neurones, qui font l'objet de notre mémoire.

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres organisés comme suit : dans chapitre un nous allons présenter une généralité sur les machines asynchrone et nous allons étudier les différentes méthodes de diagnostic, leurs étapes de diagnostic et leurs critères d'évolution.

Et dans chapitre deux nous allons présenter un état de l'art sur les réseaux de neurones artificiels ainsi que la classification selon leurs architecteurs et leurs différents domaines d'applications.

Dans le dernier chapitre nous allons étudier la modélisation et la simulation de la machine asynchrone, puis on appliquera un système de diagnostic automatique à base des réseaux de neurones.

Ce système de diagnostic automatique va appliquer sur le logiciel Matlab pour simuler en plusieurs cas (cas sain, cas sous défaut en 2 barres, défaut en 4 barres et défaut en 6 barres) pour entraîner le réseau de neurone à classer les types de défauts.

Chapitre I

L'état de l'art et méthodes de diagnostic de la MAS

I.1. Introduction

La machine asynchrone, est très répandue dans le milieu industriel en raison de sa robustesse et son faible coût de fabrication et de maintenance. Le processus de diagnostic et de détection des pannes dans leurs phases initiales est un objectif fondamental qui concerne les responsables de l'exploitation des machines électriques, car les arrêts soudains peuvent entraîner des résultats humains ou matériels catastrophiques et augmenter le temps de réparation. Par conséquent, de nombreuses techniques différentes de contrôle du travail ont été développées afin d'analyser les conditions anormales.

Dans ce chapitre, nous allons commencer par la définition de diagnostic puis présenter certaines notions de base concernant la constitution de la machine asynchrone et les différents types de défauts électriques. A la fin nous présentons les différentes étapes actuellement utilisées dans l'industrie et les critères d'évaluations d'un système de diagnostic. Enfin, les méthodes de diagnostic les plus fréquemment utilisées pour la détection des défauts.

I.2. Définition de diagnostic

Le mot diagnostic peut avoir plusieurs interprétations selon le contexte et le domaine d'application. Et le diagnostic dans les procédés industriels est détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut. Fonction qui suit la détection et inclut les fonctions de localisation et d'identification. [1]

Le diagnostic des défaillances, s'il est réalisé avec efficacité et s'il permet de détecter de façon précoce une dégradation, représente un des moyens pour contribuer à l'amélioration de productivité.

I.2.1. Terminologie relative au diagnostic [2]

Défaut (panne, défaillance) : événement engendrant une modification du fonctionnement du procédé. L'état ne correspond plus à un fonctionnement normal. Le système n'est plus apte à assurer totalement sa fonction.

Disponibilité : faculté d'un matériel ou d'un système à pouvoir fonctionner chaque fois que cela est nécessaire, chaque fois qu'on le sollicite, c'est-à-dire que l'on assure une fiabilité totale pendant les phases de fonctionnement. La disponibilité nécessite des opérations de maintenance préventive afin de prévenir tout vieillissement ou défaillance.

Fiabilité : capacité d'un système à fonctionner pendant un certain temps sans panne ; elle se caractérise par le temps moyen de bon fonctionnement.

Sécurité : ce terme regroupe les notions de disponibilité, fiabilité, maintenabilité et sécurité du système. Elle caractérise la confiance que l'on peut apporter au fonctionnement.

Surveillance : ensemble de fonctions s'exécutant en temps réel ayant pour but de reconstituer l'état réel du procédé au sein des modèles utilisés par le système de conduite du procédé. Elle consiste à l'enregistrement de l'information ainsi qu'à la reconnaissance et l'indication des comportements anormaux.

Supervision : représente la surveillance d'un système physique et la prise de décisions appropriées en vue de maintenir son opération face à des défaillances.

Perturbation : signal d'entrée non contrôlé dont la présence est non souhaitable mais considérée comme normale.

Symptôme : changement d'une quantité observable par rapport à un comportement normal.

Dysfonctionnement : exécution d'une fonction du système au cours de laquelle le service rendu n'est pas délivré ou il est délivré de manière incomplète.

Maintenance-maintenabilité : la maintenance est définie comme étant « toutes les activités destinées à maintenir ou à rétablir un bien dans un état ou dans des conditions données de sûreté de fonctionnement, pour accomplir une fonction requise. Ces activités sont une combinaison d'activités techniques, administratives et de management ». Maintenir, c'est donc effectuer des opérations (dépannage, graissage, visite, réparation, amélioration...etc.) qui permettent de conserver le potentiel du matériel, pour assurer la continuité et la qualité de la production. Bien maintenir, c'est assurer ces opérations pour que le coût global soit optimum. (La figure.I.1) représente le diagramme des différents concepts de maintenance et les événements associés.

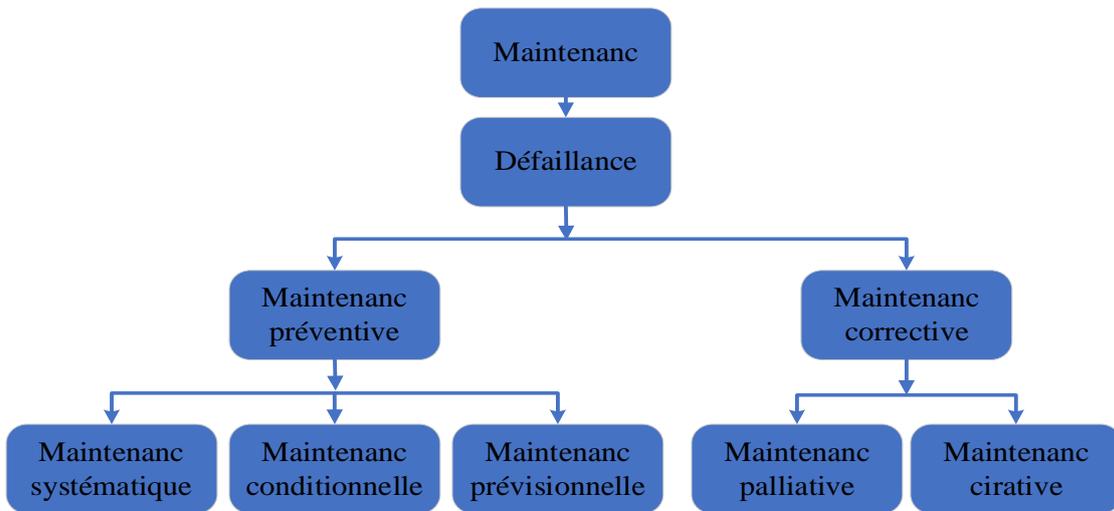


Figure.I.1. Diagramme des différents concepts de maintenance

On peut citer trois types de maintenance :

Maintenance corrective : intervient après la détection et la localisation d'un défaut.

Maintenance préventive : maintenance effectuée dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou la dégradation d'un service rendu. C'est une intervention de maintenance prévue, préparée et programmée avant la date probable d'apparition d'une défaillance.

Maintenance conditionnelle : alternative à la maintenance systématique, fait l'objet d'une demande croissante dans un grand nombre d'applications industrielles. Cette maintenance est basée sur la surveillance en continu de l'évolution du système, afin de prévenir un dysfonctionnement avant qu'il n'arrive. Elle n'implique pas la connaissance de la loi de dégradation. La décision d'intervention préventive est prise lorsqu'il y a évidence expérimentale du défaut imminent, ou approche d'un seuil de dégradation prédéterminé. Elle impose donc des traitements en ligne, au moins une partie.

I.3. Constitution de la machine asynchrone

On se propose, dans cette partie, de donner quelques précisions sur les éléments de constitution des machines asynchrones. Cette description va nous permettre de comprendre de quelle façon le système est réalisé physiquement. Les machines asynchrones triphasées peuvent se décomposer, du point de vue mécanique, en trois parties distinctes [3] :

- Le stator, partie fixe de la machine où est connectée l'alimentation électrique ;

- Le rotor, partie tournante qui permet de mettre en rotation la charge mécanique ;
- Les paliers, partie mécanique qui permet la mise en rotation de l'arbre moteur.

I.3.1. Stator

Il est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilage de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine (figure.I.2) [4].

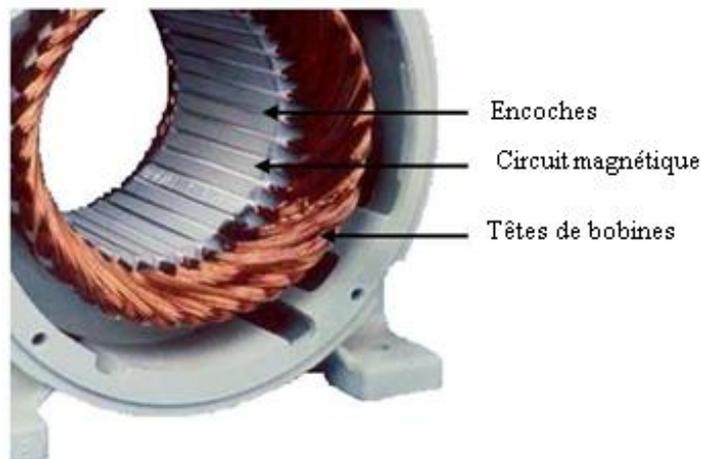


Figure.I.2. Stator d'une machine asynchrone

I.3.2. Rotor

Le rotor est constitué comme le stator de tôles empilées et habituellement du même matériau. Dans les petits moteurs, Le rotor des machines asynchrone est généralement constitué : d'un arbre, et un bobinage ou bien une cage d'écuréuil. Les différents types de machines asynchrones ne se distinguent que par leurs rotors qui peut être bobiné ou bien à cage. Dans notre étude, nous allons considérer le cas d'une machine asynchrone à cage d'écuréuil [5].

I.3.2.1. Arbre

C'est un organe de transmission du mouvement de rotation et sert de support au corps du rotor par un ou plusieurs paliers. L'arbre de la machine électrique supporte un circuit magnétique dont le rôle est similaire à celui du circuit magnétique statorique, l'arbre est en acier moulé ou forgé dont les caractéristiques mécaniques sont choisies après avoir déterminé les contraintes maximales qui apparaissent lors des efforts permanents ou accidentels auxquels il est soumis.

I.3.2.2. Cage d'écureuil

La cage est constituée de barres conductrices, régulièrement réparties, court-circuitées à leurs extrémités par deux anneaux conducteurs, le tout forme une cage d'écureuil (Figure.I.1). Les rotors à cage présentent, relativement aux rotors bobinés, les avantages suivants :

- Démarrage de la machine sans avoir recours à un rhéostat ;
- Une petite réactance de fuite, donc un meilleur facteur de puissance ;
- Un meilleur rendement, à condition que la résistance de la cage ne soit pas augmentée.

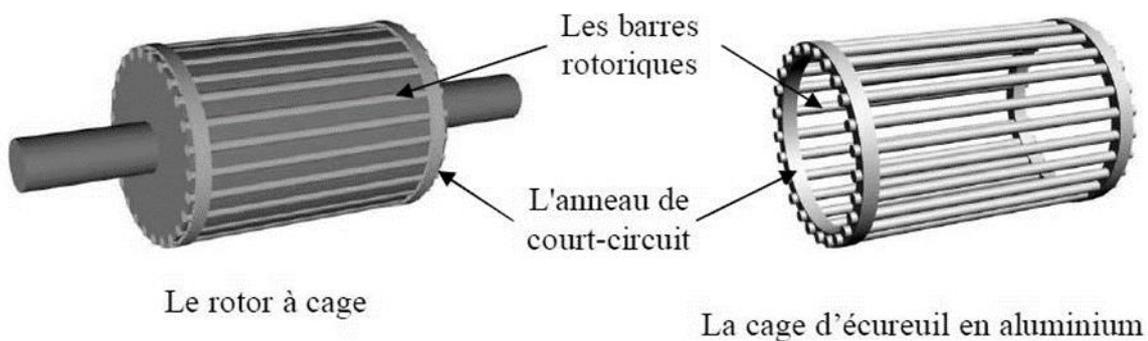


Figure.I.3. Rotor a cage d'écureuil

I.3.2.3. Les paliers

Les paliers ont pour rôle de soutenir le rotor et assurent sa libre rotation. Ils sont constitués de deux composants : les flasques et les roulements à billes [5].

I.4. Principe de fonctionnement de la machine asynchrone

Le principe de fonctionnement de la machine asynchrone est basé entièrement sur les lois de l'induction ; la machine asynchrone est considérée comme un transformateur à champ magnétique tournant dont le stator étant comparable à l'enroulement primaire et le rotor à l'enroulement secondaire en court-circuit.

Ce fonctionnement est reposé sur le principe de l'interaction électromagnétique du champ tournant, créé par le courant triphasé fourni à l'enroulement statorique par le réseau, et des courants induits dans l'enroulement rotorique lorsque les conducteurs de ce dernier sont coupés par le champ tournant.

Lorsque le rotor tourne à une vitesse NS différente du synchronisme, l'application de la loi de **FARADAY** à un des roulements rotoriques montre que celui-ci devient le siège d'une force

électromotrice qui étant court-circuité sur les enroulements va donner naissance à un courant dont l'intensité est limitée par l'impédance de ce dernier. L'interaction entre ce courant et le champ glissant va donner naissance à des forces s'exerçant sur les brins du rotor dont le moment par rapport à l'axe de rotation constituera le couple de la machine. Lorsque le champ est sinusoïdal, sa vitesse de rotation est :

$$N_s = \frac{f}{p} \text{ En tr/s ou } N_s = \frac{60f}{p} \text{ en tr/min} \quad (\text{I. 1})$$

Où f : est la fréquence d'alimentation.

p : représente le nombre de paires de pôles.

L'interaction électromagnétique des deux parties de la machine n'est possible que lorsque la vitesse du champ tournant (n_1) diffère de celle du rotor (n), c'est à dire lorsque $n \neq n_1$, car dans le cas contraire, c'est-à-dire lorsque $n = n_1$, le champ serait immobile par rapport au rapport au rotor et aucun courant ne serait induit dans l'enroulement rotorique.

Le rapport $g = \frac{n_s - n_r}{n_s}$ est appelé glissement de la machine asynchrone. (I. 2)

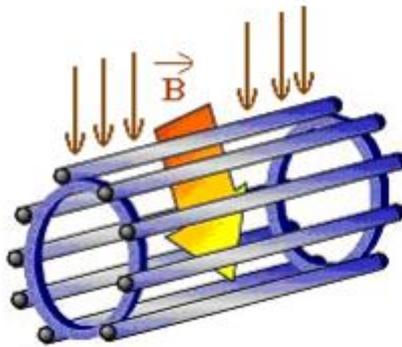


Figure.I.4. Cage rotorique balayée par le champ tournant statorique

I.5. Différents types de défauts

Un défaut correspond à une déviation du comportement normal du système, de son unité de commande ou de son système d'instrumentation. Les défauts peuvent être aléatoires ou progressifs, dans le cas du vieillissement ou de l'usure. Les défauts apparaissent à différents endroits du système. Une classification pertinente des défauts peut être basée sur la nature du

composant affecté. Nous distinguerons donc, les défauts d'actionneurs, de celles liées aux capteurs et celles du système de commande figure [6, 7].

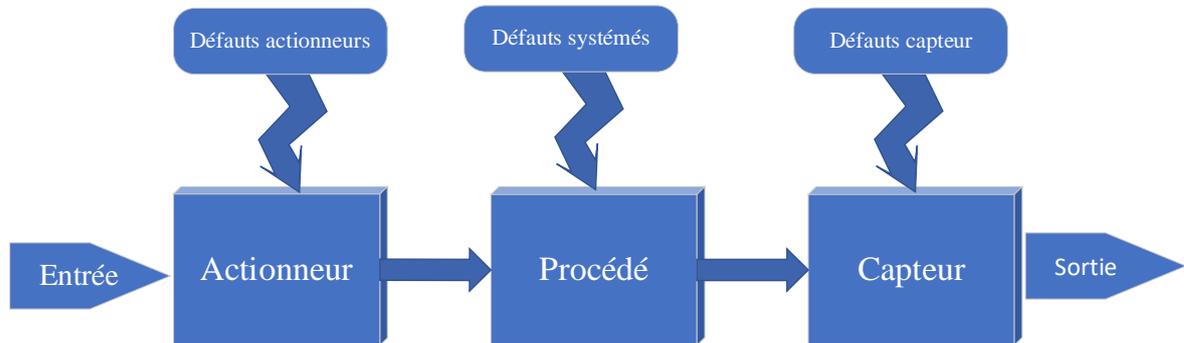


Figure.I.5. Différent type de défauts agissant sur un système

Défauts actionneurs : Les défauts actionneurs agissent au niveau de la partie opérative et détériorent le signal d'entrée du système ce qui introduit une défaillance totale ou partielle de l'actionneur qui agit sur le système.

Défauts système : Ce type de défaut provient du système lui-même. Néanmoins, un défaut composant résulte de la casse ou de l'altération d'un composant du système réduisant les capacités de celui-ci à effectuer une tâche.

Défauts capteurs : Ce type de défaut est la cause d'une mauvaise image de l'état physique du système. Un défaut capteur partiel produit un signal avec plus ou moins d'adéquation avec la valeur vraie de la variable à mesurer. Un défaut capteur total produit une valeur qui n'est pas en rapport avec la grandeur à mesurer.

I.5.1. Les défaillances dans la machine asynchrone

Bien que la machine asynchrone soit dite robuste, elle peut parfois présenter différents types de défauts. Ces défauts se retrouvent dans les différentes parties de la machine, en commençant par la connexion des phases du stator et en terminant par l'accouplement mécanique entre l'arbre tournant et la charge. Ces pannes peuvent être prévues ou inattendues, mécaniques, électriques ou magnétiques, et elles ont des causes très différentes.

Etude statistique Effectuée en 1988 par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50 kW à 200kW) a donné les résultats suivants (figure.I.6) [4] :

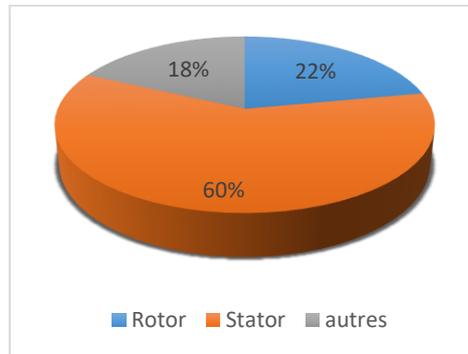


Figure.I.6. Proportion des défauts

I.5.1.1. Défauts mécaniques

I.5.1.1.1. Défauts de roulement

Toutes les parties du roulement sont sujettes à dégradation. La cause des défaillances des roulements peut être considérée comme une contrainte mécanique lors du mouvement de rotation et des courants de roulement. Les contraintes mécaniques peuvent être causées par une mauvaise : installation, assemblage ou utilisation et entretien [8]. A l'interface entre le rotor et le stator, le roulement à billes présente aussi un vieillissement relativement rapide [9].



Figure.I.7. Différentes défaillances des roulements à billes

I.5.1.1.2. Défauts d'excentricité

Parfois, la machine peut être soumise à un décentrement du rotor, se traduisant par des oscillations de couple (décalage entre le centre de rotation de l'arbre et le centre du rotor). Ce phénomène est appelé excentricité dont l'origine peut être liée à un positionnement incorrect

des paliers lors de l'assemblage, à un défaut de roulement (usure), à un défaut de charge, ou à un défaut de fabrication (usinage).

On distingue trois catégories d'excentricité (Figure.I.8) [10]:

- **L'excentricité statique** : est généralement due à un désalignement de l'axe de rotation du rotor par rapport à l'axe du stator ;
- **L'excentricité dynamique** se manifeste lorsque le centre de rotation du rotor diffère du centre géométrique du stator mais, de plus le centre de rotor tourne autour du centre géométrique de ce stator. Ce type d'excentricité est causé par une déformation du cylindre rotorique ou statorique.
- **L'excentricité mixte** représente la somme des deux cas statique et dynamique.

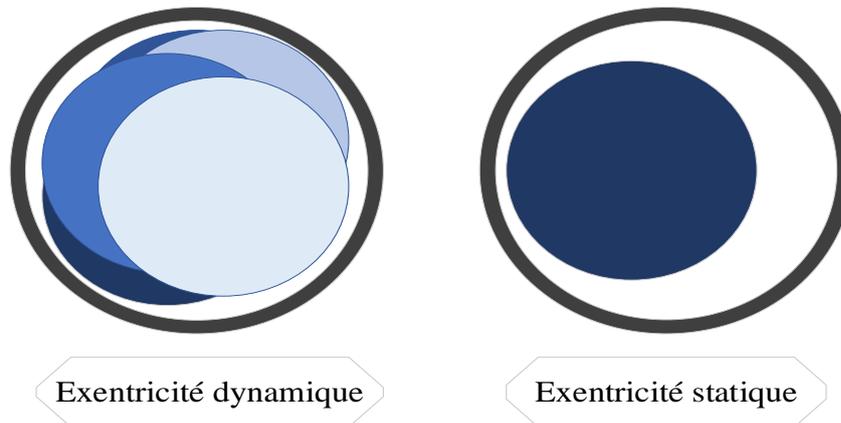


Figure.I.8. Défauts d'excentricité statique et dynamique

I.5.1.2. Défauts Électrique

Les défauts électriques, soit sur le stator, soit sur le rotor, peuvent être de natures différentes ou avoir plusieurs causes différentes.

I.5.1.2.1. Défauts de stator

Les défauts statoriques sont affichés comme un court-circuit inter-bobines entre deux phases, ou un court-circuit entre une phase et la carcasse du stator. Cela peut être simplifié par la connexion claire entre deux points sur la bobine. Les courts-circuits interphases apparaissent préférentiellement dans les têtes de bobines, car c'est ici que les différents conducteurs de phase s'écoulent ensemble. Des courts-circuits inter-bobinages dans une même phase peuvent apparaître, soit sur les têtes de bobines, soit dans les encoches, ce qui conduit à une diminution

du nombre de bobines réelles dans le bobinage [3]. En effet, des vibrations excessives peuvent mener à un desserrement des boulons de la plaque à bornes de la machine créant ainsi le court-circuit. Une cosse mal serrée à la jonction du câble d'alimentation et des bornes de la machine peut être à l'origine d'une ouverture de phase. Le défaut le plus couramment rencontré reste encore la fusion d'un fusible de protection [11].



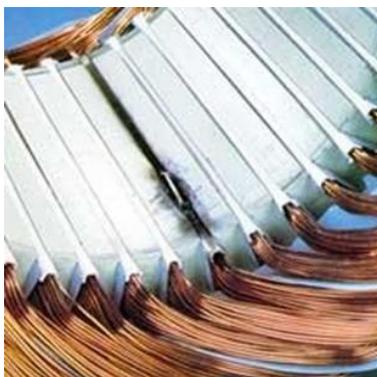
Déséquilibre de l'alimentation



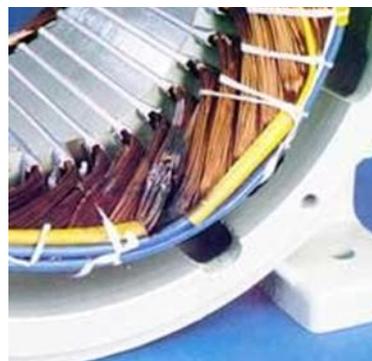
Ouverture dans une phase de l'alimentation



Courts-circuits entre - phase



Masse dans l'encoche



Dégradation causée par une surtension



Endommagement dû à la surcharge

Figure.I.9.Différents défauts statoriques de la machine asynchrone

I.5.1.2.2. Défauts de rotor

Pour un rotor à cage, alors les défauts peuvent se résumer à des cassures des barres ou à des portions d'anneau de court-circuit. (Figure I.10)

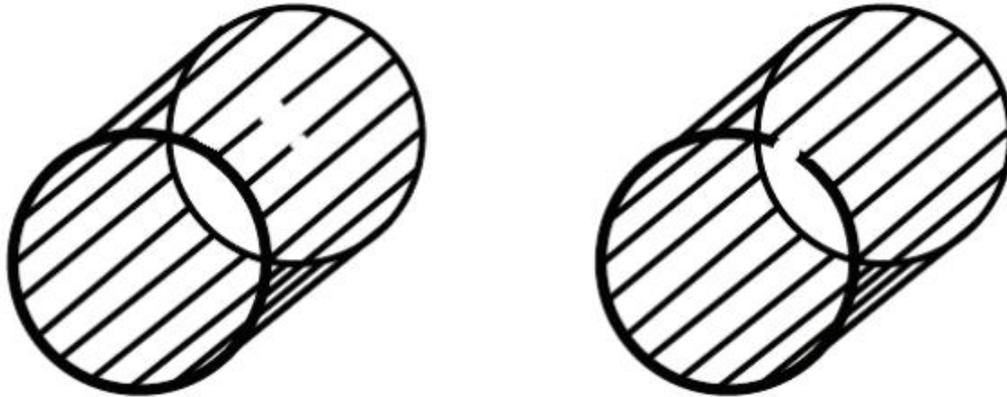


Figure I.10. Défauts des cassures des barres ou à des portions d'anneau de court-circuit

Ces ruptures de barres ou de bagues en court-circuit peuvent être dues, par exemple, à une surcharge mécanique (démarrages fréquents), à une surchauffe locale excessive, voire à un défaut de fabrication (bulles d'air ou mauvaises soudures). Ce défaut va induire des oscillations des courants et du couple électromagnétique, d'autant plus sensibles que l'inertie est élevée (vitesse constante). Lorsque l'inertie du variateur est plus faible, des oscillations se produisent dans la vitesse mécanique et dans les amplitudes du courant stator.

La rupture de section d'anneau est un défaut qui se produit aussi fréquemment que les ruptures de barre. En effet, ces ruptures sont soit dues à des bulles dans la coulée, soit dues à des dilatations différentes entre les barreaux et les anneaux, d'autant plus que les anneaux de court-circuit conduisent des courants plus importants que les barreaux du rotor. Du fait de ce phénomène, un mauvais dimensionnement des bagues, une détérioration des conditions de fonctionnement ou une surcharge de couple, et donc une surcharge de courant, peuvent conduire à leur rupture.

Un défaut de rupture de barre ne provoquera pas l'arrêt de la machine car le courant qui parcourt la barre cassée est réparti sur les barres adjacentes. Ainsi, ces barres sont alors surchargées, ce qui peut les casser et un grand nombre de barres cassées provoque un arrêt [3].

I.6. Les étapes de diagnostic [9]

Lorsqu'un défaut apparaît dans un équipement industriel, le système de diagnostic lié à ce dernier doit d'abord détecter l'anomalie du fonctionnement puis y identifier la (ou les) cause (s) de défaillance à l'aide d'un raisonnement logique pour qu'il puisse être isolé. En effet, l'organisation générale de la procédure de diagnostic s'articule autour des étapes suivantes :

- A partir des moyens de mesure ou d'observation appropriés, nous effectuons l'extraction des informations nécessaires à la mise en forme des caractéristiques associées aux fonctionnements normaux et anormaux.
- L'élaboration des signatures associées à des symptômes de défaillance en vue de la détection d'un dysfonctionnement.
- La détection d'un dysfonctionnement par comparaison avec des signatures associées à des états de fonctionnements normaux.
- La mise en œuvre d'une méthode de diagnostic de défaillance à partir de l'utilisation des connaissances sur les relations de causalité (catalogue cause - effets).
- Une phase d'interprétation des données de diagnostic.
- La prise de décision en fonction des conséquences et de l'importance des défauts.

I.7. Les critères d'évolution d'un système de diagnostic

Il existe plusieurs critères permettant d'évaluer les performances d'un système de diagnostic. De manière générale, on note [7] :

- Rapidité.
- Isolabilité.
- Robustesse.
- Adaptabilité.
- Identification de défauts multiples.
- La sensibilité.

Critères d'évaluations	Définitions
Rapidité	Lors de dysfonctionnement de la chaîne de production, le système de surveillance doit réagir rapidement dans cette situation, ainsi que, un système de diagnostic rapide permet d'éviter des dégâts matériels et humains.
Isolabilité	D'après, c'est l'aptitude du système de surveillance à distinguer les différents modes de dysfonctionnement du processus. Une défaillance engendre souvent une cascade d'alarmes et il peut être difficile de remonter à l'organe défaillant. Le degré d'isolabilité des défaillances est lié à la structure des résidus (signal de détection de défaut) et à la procédure de détection mise en œuvre.
Robustesse	<p>Il s'agit de vérifier l'aptitude du système de surveillance à détecter et à isoler les défauts affectant le processus surveillé dans un environnement incertain.</p> <p>Il convient de noter que le critère de la robustesse concerne non seulement les méthodes de génération des résidus mais aussi les méthodes d'évaluation. L'évaluation robuste des résidus avait tout particulièrement concerné le problème du seuillage avec l'objectif de minimiser les fausses alarmes.</p>
Sensibilité	Caractérise l'aptitude du système de diagnostic à détecter des défauts d'une certaine amplitude, elle dépend non seulement de la structure des résidus mais aussi du rapport entre le bruit de mesure et le défaut.

Tableau. I.2. Les critères d'évaluations d'un Système de diagnostic

I.8. Méthodes de diagnostic des machines asynchrones

Au cours des deux dernières décennies, les chercheurs de part le monde travaillent sur le diagnostic des machines asynchrones afin d'améliorer et de faciliter la détection des anomalies pouvant les affecter. La raison pour laquelle, nous avons choisi de décrire sommairement les méthodes les plus courantes, pour le diagnostic des défauts électriques ou mécaniques des machines asynchrones [12].

I.8.1. Méthodes de diagnostic avec modèle analytique

Ces méthodes de détection reposent sur des connaissances à priori du système. Elles supposent la connaissance des modèles et des paramètres représentant le processus physique à étudier. La comparaison des signaux disponibles obtenus d'un modèle sain et des signaux générés par un modèle inconnu permet la détection ainsi que l'identification de la défaillance susceptible de se produire. La différence étant la signature du défaut. Si cette différence dépasse un seuil prédéfini, la présence d'un défaut est signalée. Ces techniques peuvent être classées en trois catégories citées ci-après [13] :

Techniques d'estimation d'état :

Utilisent le filtre de Kalman et l'observateur de Luenberger pour la reconstruction de l'état du système en connaissant son modèle mathématique, dans a utilisé le filtre de Kalman pour détecter les cassures de barres par estimation de la résistance rotorique.

Technique de génération de résidus :

Les résidus sont des signaux qui reflètent l'écart entre un modèle et le système à surveiller. Ces techniques d'extraction des résidus visent à fournir des signaux indicatifs et exploitables pour détecter la présence d'une défaillance spécifique. En mode sain, ces résidus doivent s'approcher de zéro et refléter la présence d'un défaut en convergeant à des valeurs significatives.

Techniques d'identification :

Ces techniques ont pour objectif de déterminer un modèle dynamique du système à surveiller à partir d'un modèle de référence. L'idée fondamentale est que les paramètres caractérisant ce modèle identité vont être sensibles aux défauts affectant la machine, et vont donc permettre par leurs variations de caractériser ces défauts. L'estimation des paramètres du

modèle est assurée par un algorithme d'optimisation pour minimiser l'erreur entre la sortie du modèle et celle de la machine.

I.8.2. Méthodes de diagnostic sans modèle analytique

Ces méthodes ne nécessitent pas forcément de modèle précis du système mais reposent plutôt sur une reconnaissance de signatures. Les signatures de défauts, obtenues par modélisation ou par relevé expérimental, sont généralement classées dans une base de données qui seront exploités ultérieurement par analyse signal ou par système expert (classification, reconnaissance de forme...) [13].

Méthode par traitement de signal :

L'approche signal est très utilisée en diagnostic pour des raisons de simplicité et d'efficacité. Cette approche repose sur la connaissance du comportement du système sain, elle est ensuite comparée avec les signaux mesurés. Les méthodes courantes d'analyse des signaux de diagnostic sont l'analyse spectrale, le spectrogramme, l'analyse temporelle, l'analyse temps-fréquence et l'analyse temps-échelle ou ondelettes (wavelets) [13].

Les défauts étudiés par ces méthodes de diagnostic sont :

- Les ruptures de barres ou de portions d'anneaux au rotor.
- Les courts-circuits entre spires au stator.
- L'excentricité statique et dynamique.

Méthode par intelligence artificielle :

L'Intelligence Artificielle comprend diverses techniques qui sont exploitées dans le domaine du diagnostic, telles que les systèmes experts, les réseaux de neurones, la logique floue, les algorithmes génétiques, les Optimisation de l'essaim de particules et la reconnaissance des formes (Pattern Recognition), qui peuvent être utilisées de manière indépendante ou combinées pour améliorer l'efficacité du diagnostic [14].

I.9. Méthodes de détection des défauts ou techniques de surveillance

Pour détecter les défauts suscités, différentes techniques de surveillance, pour les moteurs à induction, ont été développées par différents chercheurs, en utilisant différents paramètres de la machine. Elles peuvent être décrites comme suit [13] :

- Analyse de la signature du courant statorique (MCSA)
- Analyse du flux
- Analyse des signaux vibratoires et acoustiques
- Analyse par mesure de la température
- Analyse du couple électromagnétique
- Analyse de la puissance instantanée
- Analyse des décharges partielles
- Analyse des fluctuations de la vitesse

I.10. Conclusion

Dans ce chapitre nous expliquons les constitutions de la machine asynchrone et les défauts les plus courants de celle-ci. Les défauts courants peuvent être classés en deux groupes : les défauts électriques et les défauts mécaniques. Les défauts électriques comprennent les défauts causés par l'isolement des enroulements du stator et certains défauts du rotor. Les défauts mécaniques comprennent les défauts de roulement et l'excentricité de l'entrefer. De plus, ce chapitre fournit une explication du diagnostic et de ses étapes, ainsi que certains concepts liés au diagnostic et à la surveillance.

Chapitre II

**Les méthodes de
classification des**

défauts par

l'intelligence artificiel

II.1. Introduction

L'étude du fonctionnement du cerveau et des neurones a conduit à l'émergence et au développement de réseaux de neurones artificiels. Ces neurones se distinguent du reste des cellules du corps par plusieurs avantages, notamment qu'elles ont la capacité de communiquer et d'échanger des signaux, car elles sont liées les unes aux autres par un vaste réseau de fibres nerveuses, car une cellule peut être associée à environ 200,000 autres cellules, et ainsi ces cellules peuvent traiter et stocker des informations en parallèle [15].

Les réseaux de neurones artificiels traitent les informations d'une manière qui imite le cerveau humain pour qu'ils ont la capacité de comprendre des ensembles de données complexes et de les traiter de façon autonome selon l'entraînement qu'ils ont reçu. Une fois qu'ils sont correctement entraînés, les réseaux de neurones artificiels peuvent apprendre d'eux-mêmes et se mettre à jour en permanence afin de fournir des données de sortie de plus en plus précises [16].

L'objectif de ce chapitre est de comprendre ce que sont les réseaux de neurones artificiels, leurs caractéristiques, leur modèle mathématique, ainsi que les domaines d'applications. Et comment les utiliser pour diagnostiquer les défauts des moteurs asynchrones.

II.2. Les réseaux de neurones

II.2.1. Définition

Un réseau de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [17].

II.2.2. Historique [15]

Le premier pas vers les réseaux de neurones artificiels a eu lieu en **1943** lorsque **Warren McCulloch**, un neurophysiologiste, et un jeune mathématicien, **Walter Pitts**, ont écrit un article sur le fonctionnement des neurones. Ils ont modélisé un réseau de neurones simple avec des circuits électriques.

Un livre écrit par **Donald Hebb** a renforcé ce concept de neurones et leur fonctionnement. L'Organisation du comportement a été rédigée en **1949**. Elle soulignait que les voies neuronales sont renforcées chaque fois qu'elles sont utilisées.

Au fur et à mesure que les ordinateurs avançaient dans leur enfance des années **1950**, il est devenu possible de commencer à modéliser les rudiments de ces théories concernant la pensée humaine. **Nathanial Rochester** des laboratoires de recherche d'IBM a dirigé le premier effort de simulation d'un réseau de neurones. Cette première tentative a échoué. Mais les tentatives ultérieures ont été couronnées de succès.

Frank Rosenblatt, un neurobiologiste de Cornell, a commencé à travailler sur le Perceptron en **1957**.

En **1959**, **Bernard Widrow** et **Marcian Hoff** de Stanford ont développé des modèles qu'ils ont appelés **ADALINE** et **MADALINE**. **MADALINE** a été le premier réseau de neurones à être appliqué à un problème du monde réel. C'est un filtre adaptatif qui élimine les échos sur les lignes téléphoniques.

En **1982**, **John Hopfield** de Caltech a présenté un article à l'Académie nationale des sciences. L'approche de Hopfield ne consistait pas simplement à modéliser des cerveaux, mais à créer des dispositifs utiles. Avec clarté et analyse mathématique, il a montré comment de tels réseaux pouvaient fonctionner et ce qu'ils pouvaient faire.

II.2.3. Neurone biologique [18]

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ces axones conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone.

Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie. (Fig. II. 1)

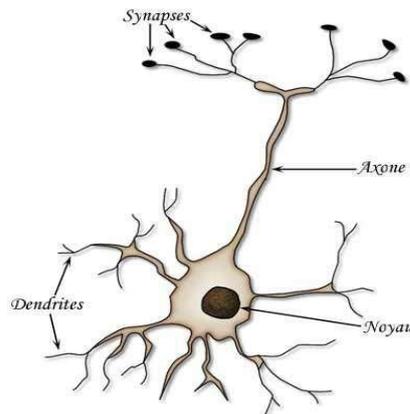


Figure.II.1. Le neurone biologique

Les neurones sont constitués de quatre parties principales :

- **Les dendrites** : sur lesquelles les autres cellules entrent en contact synaptique : c'est par les dendrites que se fait la réception des signaux.
- **Le noyau** : Le corps de la cellule, c'est l'unité de traitement.
- **L'axone** : où passent les messages accumulés dans le corps de la cellule : l'envoi de l'information se fait par l'axone.
- **Les synapses** : par lesquelles la cellule communique avec d'autres cellules, ce sont des points de connexion par où passent les signaux de la cellule.

II.2.4. Neurones Artificiels

Un neurone artificiel est un modèle simplifié de neurone biologique (Fig.II.1), ce modèle imite quelques fonctions du neurone biologique, comme la mémorisation associative, l'apprentissage et le travail en parallèle.

II.3. Principe de fonctionnement

Chaque entrée est affectée d'un poids. Le passage des entrées dans le corps du neurone se fait en deux étapes. La première étape consiste à faire une somme pondérée des entrées par les poids respectifs des connexions sur lesquelles ces entrées se propagent. La seconde étape consiste à calculer l'image de cette somme pondérée par une fonction de transfert binaire. Le résultat obtenu provoque ou non le déclenchement d'un potentiel d'action suivant le dépassement d'un seuil, et sert à son tour d'entrée à d'autres neurones [19].

II.4. Modélisation générale

Par analogie avec la biologie, un neurone artificiel (Fig.II.2), reçoit l'information provenant des entrées $x_i = (i = 1,2,3 \dots n)$ par l'intermédiaire des connexions dont on affecte à chacune d'elles un poids w_i abréviation de Wight en anglais pondérant l'information, et aussi représentatif de la force de la connexion.

Le neurone artificiel fonctionne en deux étapes :

La première phase représente les prétraitements des données reçus en calculant le potentiel v_j des neurones j par la fonction suivante :

$$v_j = b_j + \sum_{i=1}^n w_{j,i} x_i \quad (\text{II. 1})$$

Où

$w_{j,i}$: désigne le poids de la connexion liant le neurone j à l'entrée i ;

b_j : terme constant appelé biais, il est considéré comme le poids d'une entrée 0 x égal à 1.

Ainsi la relation s'écrit plus simplement :

$$v_j = \sum_{i=0}^n w_{j,i} x_i \quad (\text{II. 2})$$

Dans la deuxième phase, une fonction de transfert g appelée également **fonction d'activation**, calcule la valeur de l'état interne S_j du neurone j à partir de la valeur du potentiel v_j . Cette valeur désignera la sortie du neurone :

$$S_j = g(v_j) = g(\sum_{i=0}^n w_{j,i} x_i) \quad i = (1,2,3 \dots n) \quad (\text{II. 3})$$

Le choix de la fonction d'activation se révèle dans certains cas être un élément constitutif important des réseaux de neurones. Ainsi, le neurone peut être défini mathématiquement comme étant une fonction algébrique, non linéaire (suivant g) et bornée, des entrées x_i et paramétrée par les poids $w_{j,i}$ [20]:

$$S_j = g(x_i, w_{j,i}) = g_{w_{j,i}}(x_i) \quad i = (1,2,3 \dots n) \quad (\text{II. 4})$$

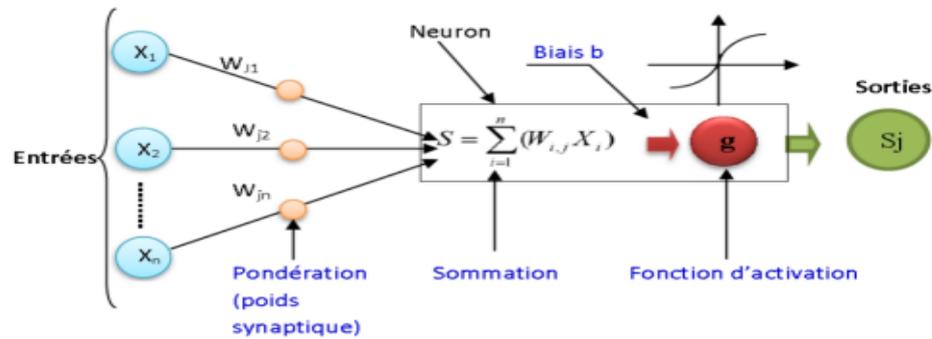


Figure. II.2. Neurone artificiel [6]

Le neurone réalise alors trois opérations sur ses entrées [21] :

Pondération : multiplication de chaque entrée par un paramètre appelé poids de connexion.

Sommation : une sommation des entrées pondérées est effectuée.

Une fonction de transfert [22, 23] (ou fonction d'activation) génère alors la sortie grâce à ce potentiel. Cette fonction de transfert est très importante, et détermine le fonctionnement du neurone et du réseau. Elle peut prendre de nombreuses formes comme nous allons le voir dans la section suivante. Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au *Tableau. II. 1* Les fonctions d'activations les plus utilisées sont les fonctions « seuil » (en anglais « hard limit »), « linéaire » et « sigmoïde ». Comme son nom l'indique, la fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Plus précisément, une entrée négative ne passe pas le seuil, la fonction retourne alors la valeur 0 (on peut interpréter ce 0 comme signifiant *faux*), alors qu'une entrée positive ou nulle ne dépasse le seuil, et la fonction retourne à 1 (*vrai*). Utilisée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la Fig. II. 3.a. On remarque alors que le biais b dans l'expression de $y = \text{hard lim}(w^T x - b)$ l'équation

$$y = f(s) = f(w^T x \pm b) \quad (\text{II. 5})$$

Détermine l'emplacement du seuil sur l'axe $w^T x$, où la fonction passe de 0 à 1.

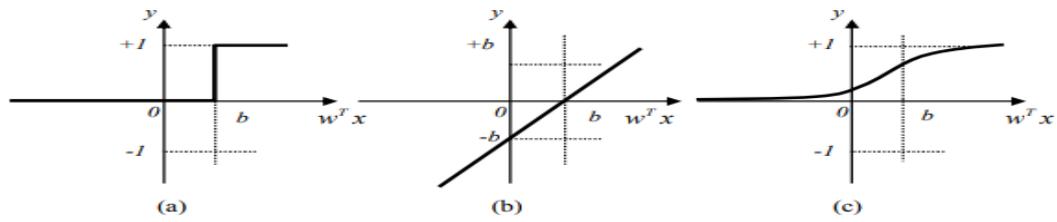


Figure.II.3. Fonctions d'activations : (a) du neurone « seuil » ; (b) du neurone « linéaire », et (c) du neurone « Sigmoide ».

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	Icône	Nom MATALB
Seuil	$y = 0$ si $s < 0$ $y = 1$ si $s \geq 0$		hardlim
Seuil symétrique	$y = -1$ si $s < 0$ $y = 1$ si $s \geq 0$		hardlims
Linéaire	$y = s$		purelin
Linéaire saturée	$y = 0$ si $s \leq 0$ $y = s$ si $0 \leq s \leq 1$ $y = 1$ si $s \geq 1$		satlin
Linéaire saturée symétrique	$y = -1$ si $s < -1$ $y = s$ si $-1 \leq s \leq 1$ $y = 1$ si $s > 1$		satlins
Linéaire positive	$y = 0$ si $s \leq 0$ $y = s$ si $s \geq 0$		poslin
Sigmoide	$y = \frac{1}{1 + e^{-s}}$		logsig
Tangente hyperbolique	$y = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$		tansig
Compétitive	$y = 1$ si s maximum $y = 0$ autrement		compet

Tableau. II. 1 : Différentes fonctions d'activations utilisées dans les RNA

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie :

$$y = s \quad (\text{II. 6})$$

Appliquée dans le contexte d'un neurone, cette fonction est illustrée à la Fig. II. 3.b. Dans ce cas, la sortie du neurone correspond à son niveau d'activation dont le passage à zéro se produit lorsque $w^T x = b$.

La fonction sigmoïde se présente comme une approximation continûment dérivable de la fonction d'activation linéaire par morceaux ou de la fonction seuil. Elle présente l'avantage d'être régulière, monotone, continûment dérivable, et bornée entre 0 et 1 [21] :

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-s}} \quad (\text{II. 7})$$

II.5. Domaines d'application

Les domaines d'application des réseaux de neurones sont très étendus, voici quelques exemples [24].

- L'application au traitement du signal

Dans ce domaine les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonner. La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sûr (100% de réussite) et reconnaît du bruit avec un taux de réussite de 95%. Cette application a été construite à partir de signaux sonars et des traits caractéristiques de ces signaux déterminés par les experts comme utiles pour identifier une cible en environnement bruité. Le réseau agit dans ces cas comme un filtre pour éliminer le bruit.

- L'application à la planification :

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches. A cet effet, l'utilisation du modèle de Hopfield et du modèle de Kohonen paraît très utiles pour la résolution des problèmes d'optimisation.

- L'application au contrôle :

Grâce à leurs propriétés (parallélisme de traitement, capacité d'adaptation, et de généralisation, etc...). Les réseaux de neurones sont appliqués au contrôle intelligent. Par exemple plusieurs

tentatives ont été faites pour appliquer les réseaux de neurones ; Ces applications peuvent être classifiés en plusieurs méthode, Telles que : le contrôle supervisé. Le contrôle inverse et le contrôle neuronal adaptatif.

- **L'application au diagnostic :**

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines électriques. Exemples d'applications de chaque modèle [25] :

Caractéristiques fonctionnelles	Type de RNA
Reconnaissance de formes	MLP, Hopefield, Kohonen, PNN
Mémoires associatives	Hopefield, MLP récurrents, Kohonen
Optimisation	Hopefield, ART, CNN
Approximation de fonctions	MLP, RBF
Modélisation et control	MLP, MLP récurrent, FLN
Traitement d'images	CNN, Hopefield
Classification et clustering	MLP, Kohonen, RBF, ART, PNN

Tableau II. 2 : Correspondance RNA - domaines d'application.

II.6. Propriétés des reseaux de neurons

Les réseaux de neurones artificiels possèdent une propriété fondamentale qui justifient l'intérêt croissant qui leur est accordé et que sont capable d'intervenir dans des domaines très divers, et qui les distingue des techniques classiques de traitement des données [26]. D'une manière générale, un réseau de neurones est doté des propriétés suivantes [27]:

Le parallélisme : Cette notion se situe à la base de l'architecture des réseaux de neurones considérés comme ensembles d'entités élémentaires qui travaillent simultanément.

La capacité d'adaptation : Celle-ci se manifeste tout d'abord dans les réseaux de neurones par la capacité d'apprentissage qui permet au réseau de tenir en compte de nouvelles contraintes ou de nouvelles données du monde extérieur. De plus, elle se caractérise dans certains réseaux par leur capacité d'auto-organisation qui assure leur stabilité en tant que systèmes dynamiques.

La généralisation : La capacité de généralisation d'un réseau de neurones est son aptitude de donner une réponse satisfaisante à une entrée qui ne fait pas partie de ses antécédents exemples d'apprentissage.

La mémoire distribuée : Dans les réseaux de neurones, la mémoire d'un fait correspond à une carte d'activation des neurones. Cette carte est en quelque sorte un codage du fait mémorisé.

La résistance aux pannes : À cause de l'abondance des entrées et la structure du réseau, les données bruitées ou les pannes locales dans certain nombre de ses éléments n'affectent pas ses fonctionnalités. Cette propriété résulte, essentiellement, du fonctionnement collectif et simultané des neurones qui les composent.

II.7. Architecture des réseaux de neurones

L'architecture d'un réseau de neurones définit son fonctionnement et joue un rôle important dans son comportement. Elle est en fonction de ses couches et de la structure des connexions de ses neurones ; ces paramètres permettent de distinguer les différentes classes et/ou types d'architecture neuronales [28]. On distingue deux grands types d'architectures de réseaux de neurones : les réseaux de neurones non bouclés et les réseaux de neurones bouclés.

II.7.1. Réseau de neurones non bouclé (feed-forward)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones [29]. Un réseau de neurones non bouclé est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux. L'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière. C'est à dire si l'on se déplace dans le réseau à partir d'un neurone quelconque ensuivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. Les réseaux de neurones non bouclés sont des outils statiques, utilisés principalement pour effectuer des tâches d'approximation de fonctions non linéaires et de modélisation de processus non linéaires [20].

II.7.1.1. Le perceptron monocouche « SLP »>>

Avant de définir la structure collective d'un ensemble de neurones, il est important de définir le perceptron monocouche qui est un réseau très simple grâce à sa composition d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie (Fig. II. 4) sans avoir de couche cachée, il obéit

généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur ou selon la règle de Hebb [30].

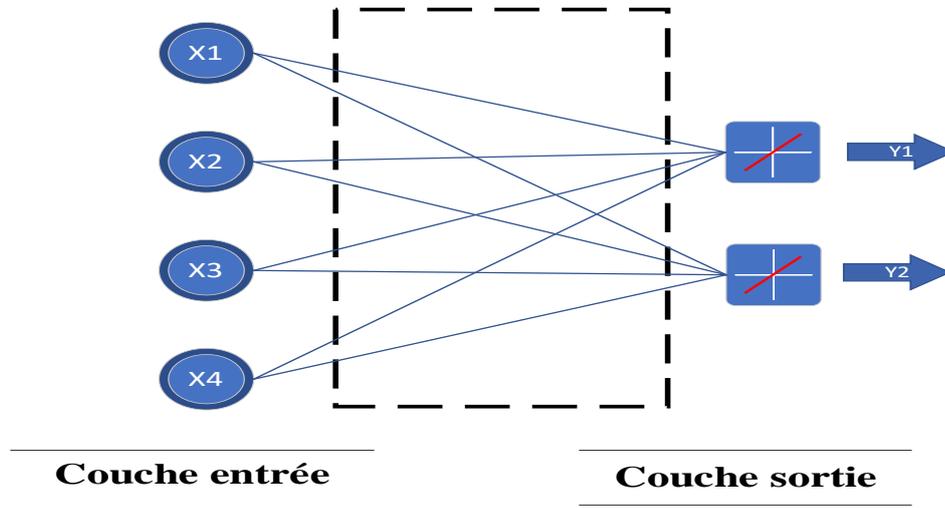


Figure.II.4. Le réseau monocouche [23]

II.7.1.2. Le perceptron multicouches « PMC »

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées.

La Fig.II.5 représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des entrées, deux couches de neurones cachés et des neurones de sortie. Les neurones de la couche cachée ne sont pas connectés entre eux. Cette structure est appelée *Perceptron multicouches* [23].

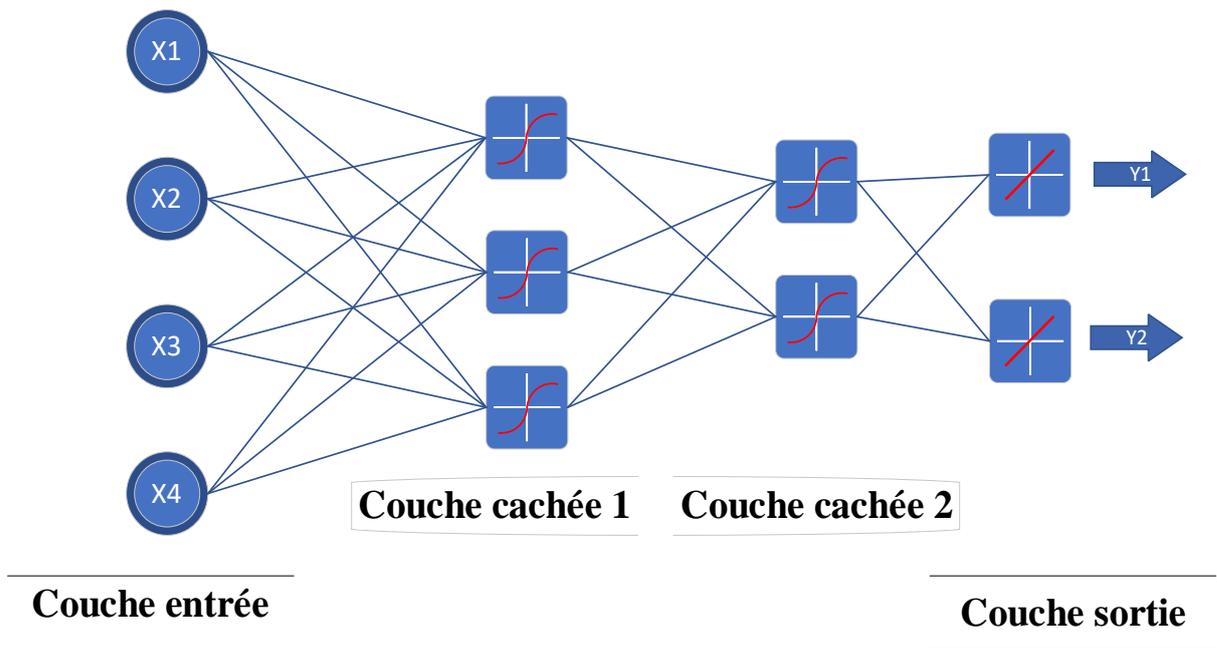


Figure.II.5. Schéma d'un réseau de neurones non bouclé (Perceptron multicouches) [23]

II.7.1.3. Réseaux à fonction radiale « RBF »

Les réseaux à fonction radiale RBF sont très semblables à celle des PMC mais leur particularité est qu'ils sont caractérisés par l'utilisation des fonctions Gaussiennes comme fonctions de base [30]. À cause de son architecture, utilise le plus souvent la règle d'apprentissage de correction d'erreur et la règle par apprentissage compétitif. Il peut avoir un apprentissage qui combine en même temps l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. Il est caractérisé par un apprentissage plus rapide et plus simple. Ils sont utilisés dans les mêmes genres de problèmes que les PMC à savoir, en classification et en prédiction [20].

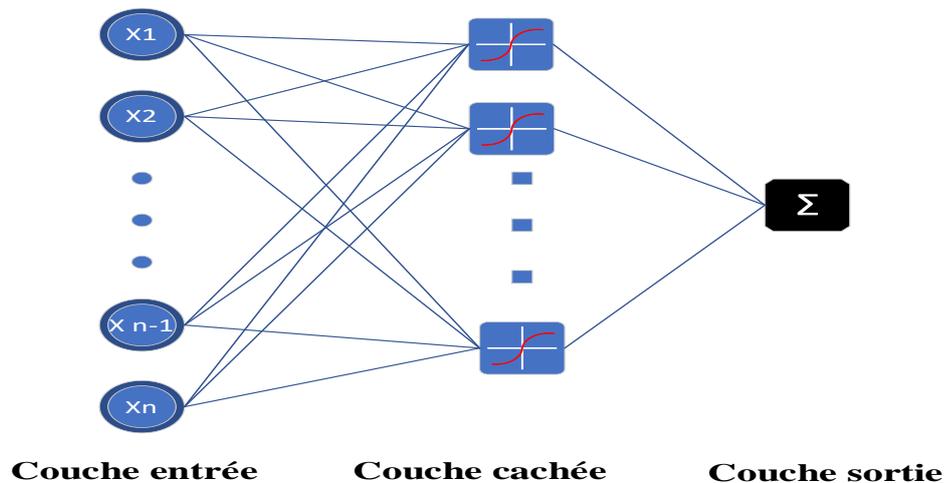


Figure.II.6. Structure d'un réseau de neurones de type RBF

II.7.2. Réseau de neurones bouclé (feed-back)

Appelés aussi « réseaux récurrents », ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information. Ces réseaux ramènent l'information en arrière de manière inverse par rapport au sens de propagation défini dans un réseau Multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales [17].

II.7.2.1. Les réseaux de Hopfield

Les réseaux de Hopfield sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrées et de sorties. Ils fonctionnent comme une mémoire associative non-linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances, mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non-supervisé [31].

II.7.2.2. ART

Les réseaux ART sont utilisés comme détecteurs de caractéristiques afin d'ordonner des patterns dans un système donné sans autre information que leur description interne. Ils sont basés sur la théorie de la résonance adaptative (Adaptive Resonance Theory ou ART). Ces réseaux peuvent acquérir de nouvelles connaissances sans perdre celles qui ont été accumulées antérieurement. Ce dernier est intéressant pour des entraînements continus avec les ajouts de données.

II.7.2.3. Le modèle de Kohonen

Ce modèle a été présenté par T. Kohonen en 1982 en se basant sur des constatations biologiques. Il a pour objectif de présenter des données complexes et appartenant généralement à un espace discret de grandes dimensions dont la topologie est limitée à une ou deux dimensions. Les cartes de Kohonen sont réalisées à partir d'un réseau à deux couches, une en entrée et une en sortie. Notons que les neurones de la couche d'entrée sont entièrement connectés à la couche de sortie (Fig. II. 7). Les neurones de la couche de sortie sont placés dans un espace d'une ou de deux dimensions en général, chaque neurone possède donc des voisins dans cet espace. Et qu'enfin, chaque neurone de la couche de sortie possède des connexions latérales récurrentes dans sa couche (le neurone inhibe, les neurones éloignés et laisse agir les neurones voisins) [23].

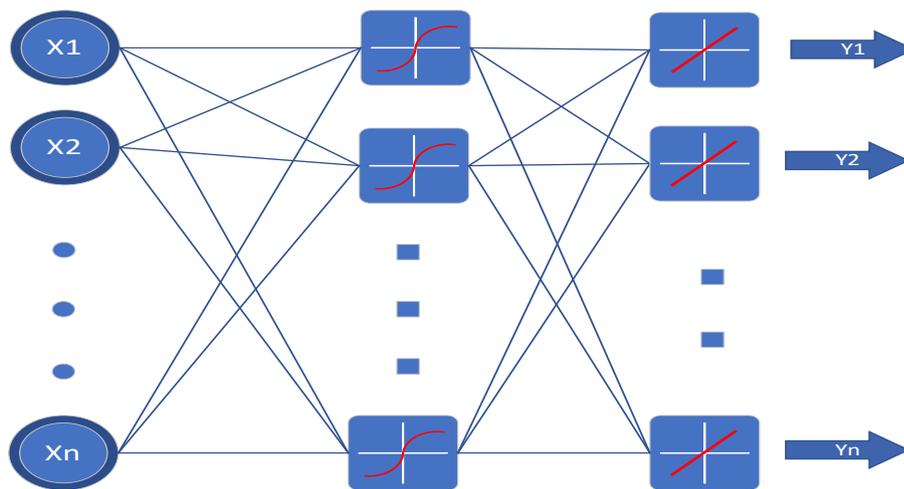


Figure.II.7. Modèle de Kohonen

II.8. Types d'apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle une modification du comportement du réseau se fait jusqu'à l'obtention d'un comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement. Durant cette phase les poids synaptiques seront modifiés, donc d'une manière plus simple, on peut dire que l'apprentissage est une action de mise à jour des poids des connexions dans le but d'atteindre la sortie du réseau pour les exemples présentés en entrée [32, 33].

II.8.1. Type d'apprentissage

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il existe trois types selon l'intervention ou non d'un superviseur [33] :

II.8.1.1. Apprentissage supervisé

Ce mode est le plus courant, l'utilisateur dispose d'un comportement de références précis qu'il désire faire apprendre au réseau. Schématiquement, il consiste à évaluer les poids synaptiques minimisant l'erreur sur une base d'apprentissage, cette base comprend un ensemble d'observations pour lesquelles on connaît à la fois les entrées et les sorties souhaitées. L'apprentissage est dit supervisé, car il est nécessaire de connaître la sortie attendue pour chaque jeu d'entrées, le réseau de neurones va ajuster ses paramètres afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et sa sortie réelle.

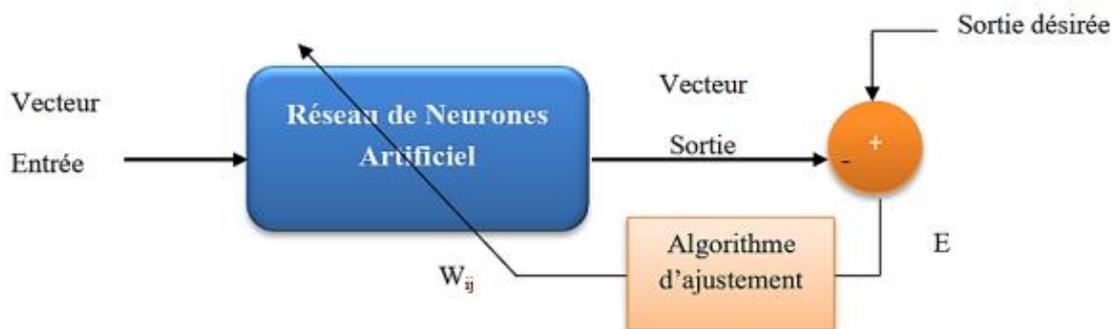


Figure. II. 8 Apprentissage supervisé [20]

II.8.1.2. Apprentissage semi- supervisé

Cet apprentissage est identique au précédent dans la mesure où il se base sur la présence d'un concepteur, cependant la valeur exacte de la sortie n'est pas disponible, en général la seule information disponible est un signal d'échec ou de succès [20].

II.8.1.3. Apprentissage non supervisé

Ce mode d'apprentissage est moins intuitif, il correspond au cas où l'on ne dispose pas de bases d'apprentissage, par exemple lorsqu'on ne sait pas a priori déterminer ponctuellement si une sortie est ou non valable. L'apprentissage repose alors sur un « critère interne » de

conformité du comportement du réseau par rapport à des spécifications générales et non sur des observations. Cet apprentissage consiste donc, à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie [20, 33].

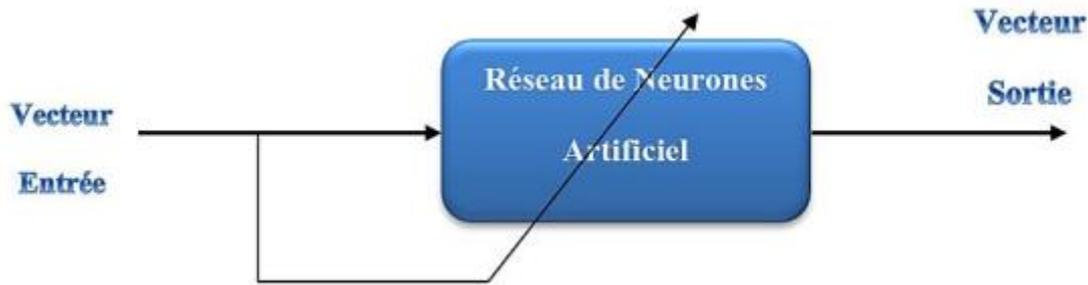


Figure. II.9. Apprentissage non supervisé [20]

II.9. Règles d'apprentissage

L'apprentissage d'un Réseau de Neurones Artificiels se base sur des règles d'apprentissage. Nous citons ci-après les règles les plus répandues [34, 33]:

II.9.1. La règle de Hebb

C'est la méthode d'apprentissage la plus ancienne (1949), elle est inspirée de la biologie. Elle traduit le renforcement des connexions liant deux neurones activés. Si un des deux neurones au moins n'est pas activé, le poids de la connexion n'est pas modifié.

II.9.2. Règle de Delta (Windrow -Hoff)

La règle delta qui calcule la différence entre la valeur de la sortie et la valeur désirée pour ajuster les poids synaptiques. Elle emploie une fonction d'erreur, nommée « la moindre carré moyen », basée sur les différences utilisées pour l'ajustement des poids. Le mécanisme utilisé est la suivant : on fournit au réseau un ensemble d'exemples, ou chaque prototype est constitué d'un vecteur d'entrée et d'un vecteur de sortie désirée. Le réseau calcule pour chaque vecteur d'entrée un vecteur de sortie, en suite, il le compare au vecteur de sortie désirée. Si l'erreur résultante est inférieure à un seuil déjà fixé, l'apprentissage s'arrête. Sinon cette erreur sert à modifier les poids.

II.9.3. Règle d'apprentissage compétitive

Elle qui ne concerne qu'un seul neurone. On regroupe les données en catégorie. Les neurones similaires vont donc être rangés dans une même classe en se basant sur des corrélations des données et seront représentés par un seul neurone. L'architecture d'un tel réseau possède une couche d'entrée et une couche de compétition. Une forme est présentée à l'entrée du réseau et est projetée sur chacun des neurones de la couche compétitive. Le neurone gagnant est celui qui possède un vecteur de poids le plus proche de la forme présentée à l'entrée. Chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée et aux autres cellules de sortie (c'est une connexion inhibitrice) ou à elle-même (c'est une connexion excitatrice). La sortie dépend alors de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices.

II.9.4. Règle de correction d'erreurs

Cette règle s'inscrit généralement dans le paradigme d'apprentissage supervisé, c'est-à-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante. Si on considère y comme étant la sortie calculée par le réseau et d la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur ($d - y$), afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système, le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que y soit égal à d .

II.10. Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances des machines asynchrones

Les RNA sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes. On distingue plusieurs applications de réseau de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des défauts de machines asynchrone : diagnostic de ruptures de barre de rotor et de court-circuit, du déséquilibre des tensions, de l'usure de roulements, du défaut d'excentricité d'entrefer [19].

II.11. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté, les notions de base de réseaux de neurones et propriétés de neurones formels qui les distingue des techniques classiques de traitement des données comme : Le parallélisme, La généralisation, La mémoire distribuée ...etc. et nous avons expliqué la différence entre les neurones formels et biologiques, et comment les neurones

formels tentent d'imiter le comportement des neurones biologiques. Chaque neurone a une fonction de transfert. Cette fonction détermine quand et comment le neurone fonctionne. De cette façon, il détermine la valeur de sortie, qui dans la plupart des cas est une valeur unique confinée au domaine [1-0]. Les réseaux de neurones sont utilisés dans de nombreux domaines, notamment :

- Intelligence artificielle
- Diagnostic
- Contrôler
- Planificatio

Chapitre III

**Application du réseau
de neurone au
diagnostic de la
machine asynchrone**

III.1. Introduction

Ce chapitre s'intéresse à défaut rotor du type rupture de barres de la cage rotorique, L'étude du défaut nécessite l'utilisation d'un modèle mathématique de la machine, ce qui permettra de simuler son fonctionnement à l'état sain ou défaillant. Pour diagnostiquer ces défauts un système de diagnostic automatique basé sur des réseaux de neurones artificiels a été conçu, ce dernier délivrer un protocole de maintenance qui permet de connaître les types de défauts, ses causes et où elle apparaît.

III.2. Modèle réduit de la machine asynchrone tenant compte du défaut rotorique [35, 36]

Le développement du modèle réduit de la machine en défaut rotorique dédié au contrôle en boucle fermée est inspiré du modèle multi-enroulement de la machine à induction. Le modèle prend en compte la géométrie du rotor dont le schéma équivalent est représenté par la figure.III.1 Chaque barre de la cage du rotor est représentée par une résistance R_b en série avec une inductance de fuite L_b . Les portions d'anneau en court-circuit entre deux barres consécutives sont elles aussi représentées par une résistance R_e en série avec une inductance de fuite L_e Une maille est composée par deux barres court-circuitées par deux portions d'anneau. Par conséquent, la cage est modélisée par un certain nombre de mailles situées à la périphérie du rotor et par une maille représentant l'un des deux anneaux du court-circuit.

En effet, ayant N_r nombre de barres, la cage contient $2N_r$ nœuds et $3N_r$ branches basées sur la théorie des circuits électriques. En conséquence, le nombre de courants indépendants dans la cage est : $3N_r - (2N_r - 1) = N_r + 1$.

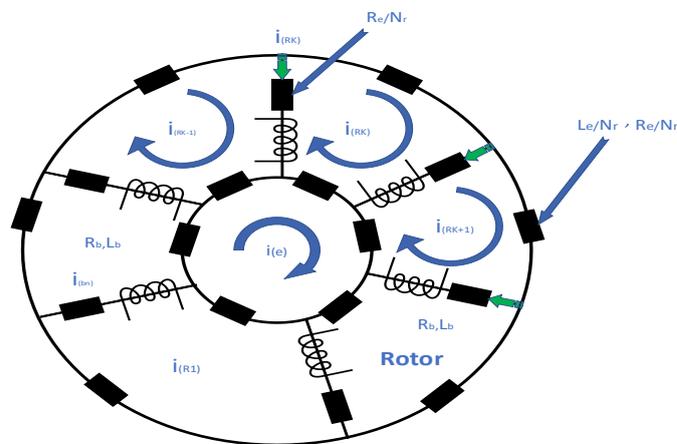


Figure.III.1. Modèle multi-enroulement équivalent de la cage rotorique

Equations de tensions au stator

On déduit pour l'ensemble des phases statoriques et sous forme matricielle les équations des tensions et des flux :

$$[v_{sabc}] = [R_s][i_{sabc}] + \frac{d}{dt} [\phi_{sabc}] \quad (\text{III. 1})$$

$$\text{Et } [\phi_{sabc}] = [L_s][i_{sabc}] + [M_{sr}][i_{rk}] \quad (\text{III.2})$$

Avec :

$$[v_{sabc}] = [v_{sa} \ v_{sb} \ v_{sc}]^T : \text{Vecteur des tensions statoriques.}$$

$$[i_{sabc}] = [i_{sa} \ i_{sb} \ i_{sc}]^T : \text{Vecteur des courants statoriques.}$$

$$[i_{rk}] = [i_{r0} \ i_{r1} \ \dots \ i_{rk} \ \dots \ i_{r(N_r-1)}]^T : \text{Vecteur des courants dans les mailles rotoriques.}$$

$$[\phi_{sabc}] = [\phi_{sa} \ \phi_{sb} \ \phi_{sc}]^T : \text{vecteur des flux statoriques.}$$

Equations de tensions au rotor

L'équation de tension pour une maille k de la cage rotorique est donnée par :

$$-R_{b(k-1)}I_{r(k-1)} + R_{bk} \cdot I_{bk} + \frac{R_e}{N_r} I_{ek} + \frac{R_e}{N_r} \cdot I_{rk} + \frac{d}{dt} \phi_{rk} = 0 \quad (\text{III.3})$$

Avec

$$\begin{cases} I_{ek} = I_{rk} - I_e \\ I_{bk} = I_{rk} - I_{r(k-1)} \end{cases}$$

Le flux totale Φ_{rk} pour un circuit élémentaire d'indice k est composé de la somme des termes suivants :

$$\text{Flux principal : } I_{rp} \cdot I_{rk}$$

$$\text{Flux mutuel avec les autres circuits du rotor : } M_{rr} \cdot \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq k}}^{N_r-1} I_{rj}$$

Flux mutuel avec le stator, donné après transformation :

$$-\frac{3}{2} \cdot M_{sr} \cdot \begin{bmatrix} \vdots & \vdots & \vdots \\ \cos k \cdot a & \vdots & \sin k \cdot a \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \cdot [I_{dqs}] \quad (\text{III. 4})$$

Le flux induit dans la maille rotorique est donné par :

$$\begin{aligned} \phi_{rk} = & \left(L_{rp} + 2L_b + 2\frac{L_e}{N_r} \right) I_{rk} - M_{rr} \sum_{j=0}^{N_r-1} I_{rj} - L_b (I_{r(k-1)} + I_{r(k+1)}) - \frac{L_e}{N_r} I_e \\ & - L_{sr} \left[\cos(\theta_r + ka) : \cos\left(\theta_r + ka - \frac{2\pi}{3}\right) : \cos\left(\theta_r + ka - \frac{4\pi}{3}\right) \right] \cdot [I_{sabc}] \end{aligned} \quad (\text{III. 5})$$

I_{rk} : courant de maille k,

I_{bk} : courant de la barre k.

Pour le nœud N°1 :

$$I_{bk} = I_{rk} = I_{r(k+1)}$$

Pour le nœud N°2 :

$$I_{bk} = I_{r(k-1)} - I_{rk}$$

L'équation électrique relative à la maille k est

$$0 = \frac{R_e}{N_r} I_{rk} - R_{b(k-1)} [I_{r(k-1)} - I_{rk}] + \frac{R_e}{N_r} [I_{rk} - I_e] + R_{bk} [I_{rk} - I_{r(k+1)}] + \frac{d\phi}{rk} \quad (\text{III. 6})$$

Le flux induit dans la maille rotorique est donné par :

$$\begin{aligned} \phi_{rk} = & \left(L_{rp} + 2L_b + \frac{2L_e}{N_r} \right) I_{rk} + M_{rr} \sum_{j=0}^{N_r-1} I_{rj} - L_b (I_{r(k-1)} + I_{r(k+1)}) \\ & - \frac{3}{2} M_{sr} \left(i_{ds} \cos ka \cdot i_{qs} \sin ka - \frac{L_e}{N_r} i_e \right) \end{aligned} \quad (\text{III. 7})$$

Il faut enfin compléter le système d'équations des circuits du rotor par celle de l'anneau de court-circuit. On a alors :

$$\frac{R_e}{N_r} \sum_{k=0}^{N_r-1} I_{rk} + \frac{L_e}{N_r} \sum_{k=0}^{N_r-1} I_{rk} - r_e I_e - L_e \frac{dI_e}{dt} = 0 \quad (\text{III. 8})$$

Le système complet devient donc :

$$\begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{\eta s} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = [L] \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{\eta s} \\ \vdots \\ i_{rk} \\ \vdots \end{bmatrix} + [R] \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \vdots \\ i_{rk} \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (\text{III. 9})$$

On utilise la matrice de Clarke généralisée étendue au système rotorique. Ce qui permet de passer d'une modélisation à n-phases " multi enroulement" à une modélisation diphasée équivalente écrite de la façon suivante :

$$[T_{3n}(\theta_R)] = \frac{2}{n} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \dots & \dots & \dots & \frac{1}{2} \\ \cos(\theta_R) & \dots & \cos\left(\theta_R - kp \frac{2\pi}{n}\right) & \dots & \cos\left(\theta_R - (n-1)p \frac{2\pi}{n}\right) \\ -\sin(\theta_R) & \dots & -\sin\left(\theta_R - kp \frac{2\pi}{n}\right) & \dots & -\sin\left(\theta_R - (n-1)p \frac{2\pi}{n}\right) \end{bmatrix} \quad (\text{III. 10})$$

La matrice inverse est donnée par :

$$[T_{3n}(\theta_R)]^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & \cos(\theta_R) & -\sin(\theta_R) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \cos\left(\theta_R - kp \frac{2\pi}{n}\right) & -\sin\left(\theta_R - kp \frac{2\pi}{n}\right) \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & \cos\left(\theta_R - p(n-1) \frac{2\pi}{n}\right) & -\sin\left(\theta_R - p(n-1) \frac{2\pi}{n}\right) \end{bmatrix} \quad (\text{III. 11})$$

Avec

$$k \in [0 \dots (n-1)], k \in N$$

On peut définir un vecteur d'état $[X]$ qui, après l'application de cette matrice de transformation, donnera :

$$\begin{aligned} [X_{odqs}] &= [T(\theta_s)] \cdot [X_{abcs}] \Rightarrow [X_{abcs}] = [T(\theta_s)]^{-1} [X_{odqs}] \\ [X_{odqr}] &= [T_{3Nr}(\theta_s)] \cdot [X_{ek}] \Rightarrow [X_{rk}] = [T_{3Nr}(\theta_R)]^{-1} [X_{odqr}] \end{aligned} \quad (\text{III. 12})$$

Pour la partie des tensions statorique suivante :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt} \{ [L_s] \cdot [I_s] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{sr}][I_{rk}] \} \quad (\text{III. 13})$$

L'application de la transformation généralisée à l'équation (III. 13) donne :

$$\begin{aligned}
[V_{odqs}] = & \{[T(\theta_s)] \cdot [R_s] \cdot [T(\theta_s)]^{-1}\} \cdot [I_{odqs}] + \{[T(\theta_s)] \cdot [L_s] \cdot [T(\theta_s)]^{-1}\} \cdot \frac{d}{dt} [I_{odqs}] \\
& + \{[T(\theta_s)] \cdot [L_s] \cdot \frac{d}{dt} [T(\theta_s)]^{-1}\} \cdot [I_{odqs}] + \{[T(\theta_s)] \cdot [M_{sr}] \cdot [T_{3Nr}(\theta_s)]^{-1}\} \cdot \frac{d}{dt} [I_{odqr}] \\
& + \{[T(\theta_s)] \cdot \frac{d}{dt} [M_{sr}] \cdot [T_{3Nr}(\theta_s)]^{-1}\} \cdot [I_{odqr}]
\end{aligned} \tag{III. 14}$$

Pour la partie rotorique :

$$[V_r] = [R_r] \cdot [I_{rk}] + \frac{d}{dt} \{[L_r] \cdot [I_{rk}]\} + \frac{d}{dt} \{[M_{sr}] \cdot [I_s]\} \tag{III. 15}$$

On obtient de la même manière :

$$\begin{aligned}
[V_{odqr}] = & \{[T(\theta_R)] \cdot [R_r] \cdot [T(\theta_R)]^{-1}\} \cdot [I_{odqr}] + \{[T(\theta_R)] \cdot [L_r] \cdot [T(\theta_R)]^{-1}\} \cdot \frac{d}{dt} [I_{odqr}] \\
& + \{[T(\theta_R)] \cdot [M_{sr}] \cdot \frac{d}{dt} [T(\theta_R)]^{-1}\} \cdot \frac{d}{dt} [I_{odqr}] + \\
& + \{[T(\theta_R)] \cdot \frac{d}{dt} [M_{sr}] \cdot [T(\theta_R)]^{-1}\} \cdot \frac{d}{dt} [I_{odqs}]
\end{aligned} \tag{III. 16}$$

En choisissant un référentiel lié au rotor tel que $\theta_s = \theta_r$ et $\theta_r = 0$. Ce changement de repère permet d'obtenir après simplifications un modèle de taille réduit de la machine asynchrone dont la forme canonique est :

$$\frac{d[I]}{dt} = -[L]^{-1} \cdot [R] \cdot [I] + [L]^{-1}[V] \tag{III. 17}$$

Où :

$$\begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & -\frac{N_r}{2} M_{sr} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sc} & 0 & -\frac{N_r}{2} M_{sr} & 0 \\ -\frac{3}{2} M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{3}{2} M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e \end{bmatrix} \cdot \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ V_{dr} \\ V_{qr} \\ V_e \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_s & -L_{sc}\omega & 0 & \frac{N_r}{2} M_{sr}\omega & 0 \\ L_{sc}\omega & R_s & -\frac{N_r}{2} M_{sr}\omega & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & R_e \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} I_{ds} \\ I_{qs} \\ I_{dr} \\ I_{qr} \\ I_e \end{bmatrix} \tag{III. 18}$$

Avec :

$$\begin{cases} L_{rc} = L_{rq} - M_{rr} + \frac{2 \cdot L_e}{N_r} + 2 \cdot L_e(1 - \cos a) \\ R_r = 2 \frac{R_e}{N_r} + 2 \cdot R_b(1 - \cos a) \end{cases}$$

L'inductance propre d'une boucle rotorique est :

$$L_{rp} = \left(\frac{N_r - 1}{N_r^2} \right) \frac{\mu_0}{e} 2\pi \cdot R \cdot l \quad (\text{III. 19})$$

L'inductance mutuelle entre les mailles de rotor non adjacentes est définie par :

$$M_{rr} = -\frac{1}{N_r^2} \frac{\mu_0}{e} 2\pi \cdot R \cdot l \quad (\text{III. 20})$$

L'inductance cyclique totale d'une phase de stator est donnée par l'équation suivante :

$$L_{sc} = L_{sp} + L_{sf} \quad (\text{III. 21})$$

L'inductance magnétisante est :

$$L_{sp} = 4\mu_0 \frac{N_s^2 R l}{e \cdot p^2 \pi} \quad (\text{III. 22})$$

L'inductance mutuelle du stator / rotor est donnée par l'équation suivante :

$$M_{sr} = \frac{4\mu_0 N_s R l}{e p^2 \pi} \sin\left(\frac{a}{2}\right) \quad (\text{III. 23})$$

Une cassure de barre rotorique peut être modélisée peut-être faite en utilisant deux méthodes différentes dans le but d'annuler le courant qui traverse la barre en défaut. Une première méthode de modélisation consiste à reconstituer totalement le circuit électrique rotorique. Dans ce type d'approche, la barre rotorique défaillante est enlevée du circuit électrique, ce qui oblige à recalculer les matrices résistances $[R_r]$ et inductances $[L_r]$ de la machine. En effet, la suppression d'une barre de la cage nous donne une matrice $[R_r]$ et $[L_r]$ de rang inférieur à celle développée pour la machine saine. La modification de l'ordre des matrices rotoriques oblige à recalculer les lois électriques et magnétiques de la boucle "k".

La seconde approche envisageable, consiste à augmenter artificiellement la valeur de la résistance de la barre en défaut d'un facteur suffisant pour que le courant qui la traverse soit le

plus proche possible de zéro en régime permanent. Par comparaison avec la première méthode, la structure du circuit électrique rotorique n'est pas modifiée car nous considérons, dans ce type de modélisation, qu'une rupture de barre n'altère pas les inductances propres et mutuelles de la cage rotorique. Par conséquent la modélisation de rupture partielle des barres est possible dans cette dernière approche, pour cela la matrice $[R_r]$ doit être modifiée. La matrice de défaut rotorique s'écrit donc comme :

$$[R_{rf}] = [R_r] + \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots \\ \vdots & \dots & & & & \dots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & R_{bk} & -R_{bk} & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & -R_{bk} & R_{bk} & 0 & \dots \\ 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & 0 & \dots \end{bmatrix} \quad (\text{III. 24})$$

La nouvelle matrice des résistances rotoriques, après transformations, devient :

$$[R_{rfdq}] = [T(\theta_R)] \cdot [R_{rf}] \cdot [T(\theta_R)]^{-1} = [T(\theta_R)] \{ [R_r] + [R_r] \} \cdot [T(\theta_R)]^{-1} \quad (\text{III. 25})$$

La matrice résistance dans le repère (d, q) est :

$$[R_{rfdq}] = \begin{bmatrix} R_{rdd} & R_{rdq} \\ R_{rqd} & R_{rqq} \end{bmatrix} \quad (\text{III. 26})$$

Les quatre termes de cette matrice sont :

$$\begin{cases} R_{rdd} = 2 \cdot R_b(1 - \cos a) + \frac{Re}{N_r} + \frac{2}{N_r}(1 - \cos a) \sum_k R_{bfk}(1 - \cos(2k-1) \cdot a) \\ R_{rdd} = -\frac{2}{N_r}(1 - \cos a) \sum_k R_{bfk} \sin(2k-1) \cdot a \\ R_{rqd} = -\frac{2}{N_r}(1 - \cos a) \sum_k R_{bfk} \sin(2k-1) \cdot a \\ R_{rqq} = 2 \cdot R_b(1 - \cos a) + 2 \frac{Re}{N_r} + \frac{2}{N_r}(1 - \cos a) \sum_k R_{bfk}[1 + \cos(2k-1) \cdot a] \end{cases} \quad (\text{III. 27})$$

Avec: l'angle électrique de deux maillages de rotor adjacents $a = p \frac{2\pi}{N_r}$

L'indice "k" caractérise la barre cassée.

et la résistance R_{bfk} est la résistance d'une barre cassée = $1.5 \cdot R_{b \text{ saine}}$.

Pour la partie mécanique, après l'application de la transformation généralisée sur l'expression du couple, on obtient:

$$C_e = \frac{3}{2} p \cdot \frac{N_r}{2} \cdot M_{sr} (I_{ds} I_{qr} - I_{qs} I_{dr}) \quad (\text{III. 28})$$

En considérant l'équation du couple électromagnétique Eq III.28, la vitesse du rotor sera donnée par :

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J} (C_e - C_r - f\Omega) \quad (\text{III. 29})$$

Le modèle de la machine est maintenant réduit, nous avons donc un modèle de taille cinq. La matrice des inductances peut s'écrire sous la forme:

$$[L] = \begin{bmatrix} L_{sc} & 0 & -N_r \frac{M_{sr}}{2} & 0 & 0 \\ 0 & L_{sc} & 0 & -N_r \frac{M_{sr}}{2} & 0 \\ -\frac{3}{2} M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{3}{2} M_{sr} & 0 & L_{rc} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & L_e \end{bmatrix} \quad (\text{III. 30})$$

Sous la forme canonique le système peut se mettre en posant:

$$[B] = [L]^{-1} \quad (\text{III. 31})$$

La matrice d'état A du système peut s'écrire sous la forme:

$$A = A_{01} + \omega_r \times A_{02} \quad (\text{III. 32})$$

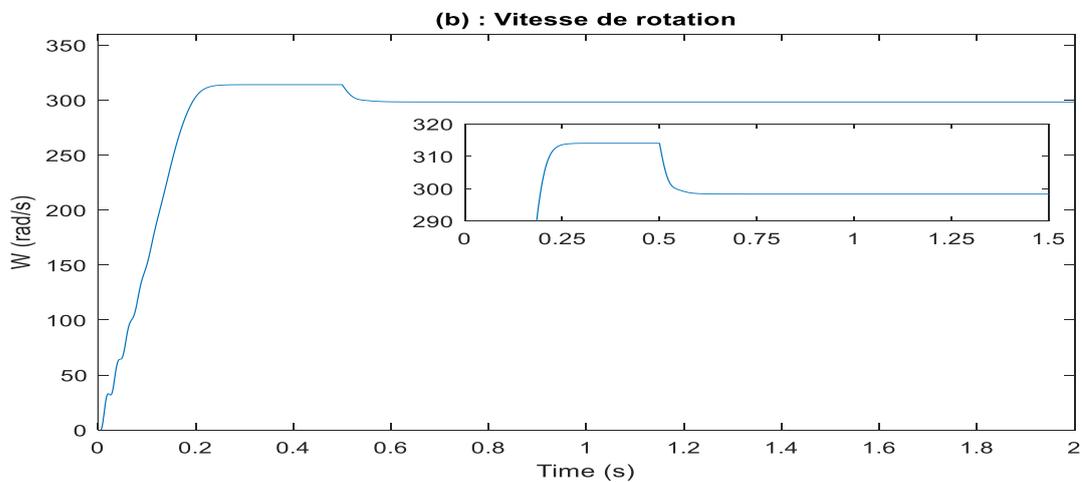
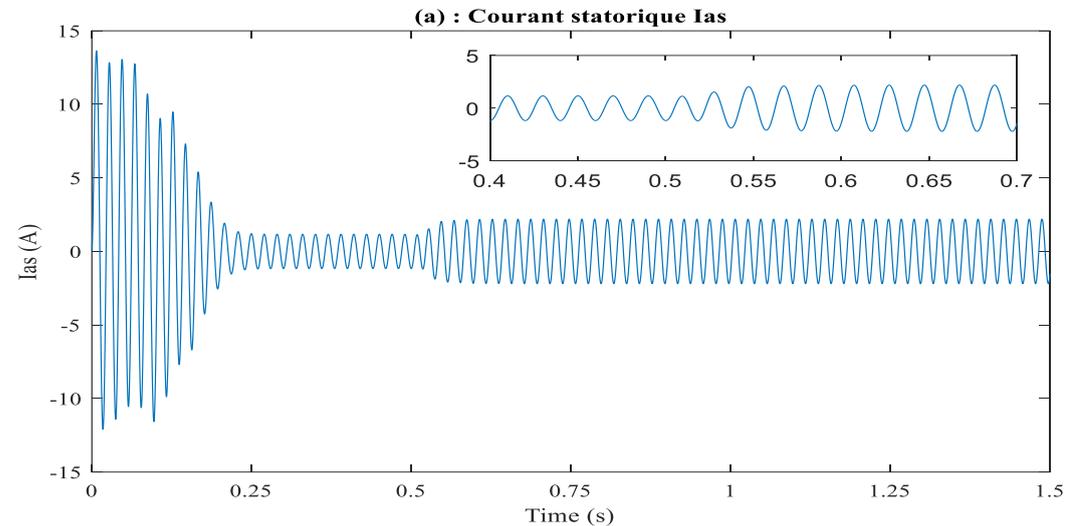
$$[A_{01}] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_{rdd} & R_{rdq} & 0 \\ 0 & 0 & R_{rqd} & R_{rqq} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \text{ et } [A_{02}] = \begin{bmatrix} 0 & -L_{sc} & 0 & N_r \frac{M_{sr}}{2} & 0 \\ L_{sc} & 0 & N_r \frac{M_{sr}}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

III.3. Résultats de simulation

Afin de tester le modèle d'état réduit tenant compte du défaut rotorique de la machine asynchrone une simulation de la machine de 1,1 kW, 220V, 50Hz, avec un rotor constitué de 16 barres. On présentera le moteur asynchrone sous différentes états, saine et défectueuse. Les résultats issus de la simulation dans ces cas sont les suivantes:

III.3.1. Machine saine

Dans ce cas, nous avons alimenté le moteur asynchrone directement par le réseau triphasé équilibré, on applique à $t=0.5s$ un couple de charge de 3.5 N.m, On obtient les résultats suivants :



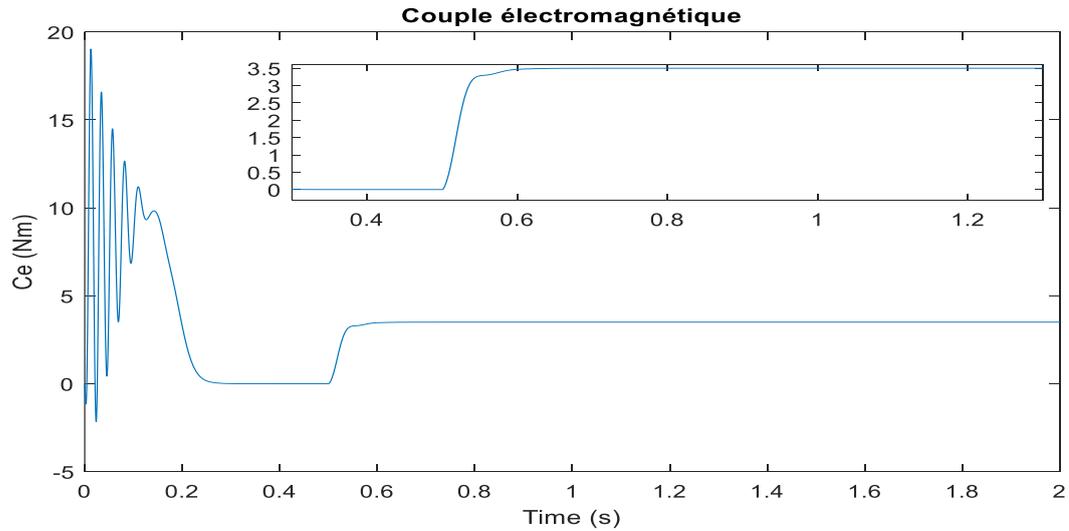


Figure.III.2. Courant statorique et Vitesse rotorique et Couple électromagnétique à l'état saine

Au démarrage (régime transitoire) le courant statorique augmente à sa valeur maximale de 13.63 A et se stabilise à 0.2s à une valeur de 2 A, à $t=0.5s$ on applique un couple de charge $Cr=3.5$ N.m où on remarque une augmentation de la valeur maximale du courant statorique qui se stabilise en régime permanent à 2.2 A. Figure.III.2 : (a)

La Figure.III.2: (c) est le couple électromagnétique au démarrage du moteur La courbe montre une série d'oscillations de forte amplitude atteint une valeur maximale de 19 Nm, amorties lors de l'accélération du moteur et se stabilise à une valeur nulle (fonctionnement à vide), à l'instant d'application du couple on remarque que le couple électromagnétique vient équilibrer le couple résistant ce qui entraîne une diminution de la vitesse (Figure.III.2: (b)), cette dernière subit en régime transitoire un accroissement presque linéaire puis tend vers un régime établi où la vitesse est presque égale à la vitesse de synchronisme 314 rad/s. A l'instant d'application de la charge à $t=0.5s$ la vitesse chute à la valeur de 298 rad/s.

III.3.2. Machine avec défaut de six barres cassées adjacentes

Dans ce cas, la simulation est réalisée en alimentant à vide la machine directement à travers le réseau, en suite on applique une charge de $Cr=3.5N.m$ à $t=0.5s$ puis on introduit un défaut à $t=1s$ de type six cassures de barres adjacentes en même temps.

Quand un défaut s'effectue aux six barres adjacentes ($k=1,2,3,4,5,6$). Les résultats montrent clairement l'apparition des ondulations au niveau des allures du vitesse Figure.III.3 : (b), du couple Figure.III.3 : (c), et du courant statorique Figure.III.3 : (a).

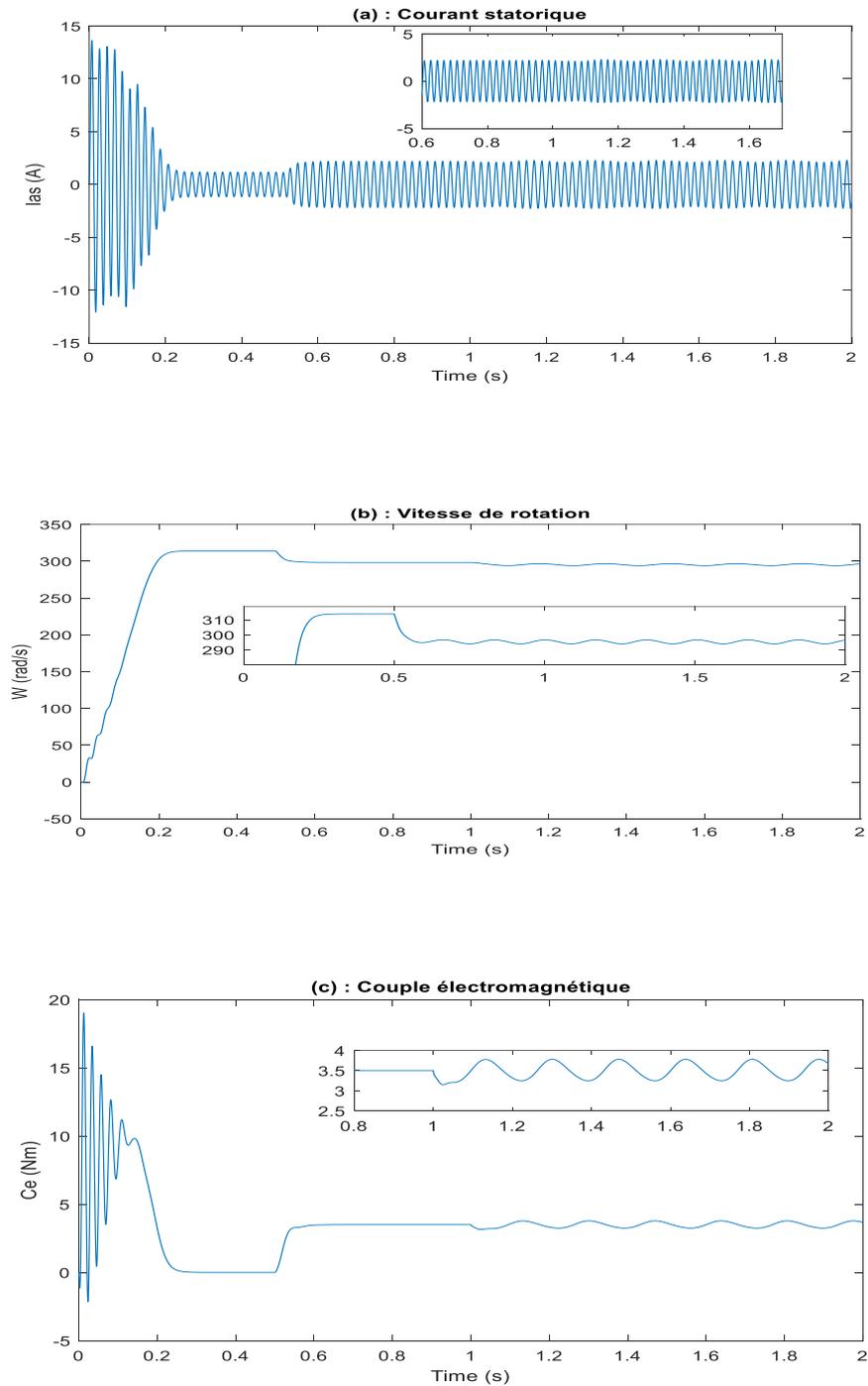


Figure.III.3. Courant statorique et Vitesse rotorique et Couple électromagnétique en défaut de six barres cassées adjacentes

III.4. Application de Réseaux de neurone au diagnostic

Les réseaux de neurone est l'une des meilleures commandes pour la résolution des problèmes de diagnostic des défaillances en particulier pour le diagnostic des défauts des machine asynchrone : diagnostic du barres cassées, il excite plusieurs études effectuées pour ce réseau de neurone afin de choisir le réseau le plus convenable et le plus performant. Pour la mise en œuvre du système de diagnostic des défaillances donc il y'a quatre études principales :

- choix des variables d'entrées.
- Acquisition des données (base d'apprentissage).
- Construction du bloc RNA.
- Apprentissage des RNA sélectionnés.
- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples.

III.4.1.Choix des variables d'entrées

Pour une implantation réussite d'une technique de diagnostic de défaut basé sur les réseaux de neurones est de la disponibilité appropriée, qui est placé comme donnée pour chaque défaut. Les entrées des réseaux de neurone doivent être des indicateurs du défaut qui fournissent la plupart d'information sur l'état du système. Dans notre cas l'indicateurs utilisé c'est les l'énergies de signales des courants statoriques(i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}),et leur valeurs moyennes et l'énergie de signales de vitesse et le couples électromagnétiques, ainsi que kurtosis, aussi le couple résistant.

III.4.2.Acquisition des données (base d'apprentissage)

On doit tout d'abord accéder à la phase d'acquisition des données (base d'apprentissage) à partir de laquelle le RNA pourra apprendre. Celle-ci peut toujours se mettre sous forme de fichier ou de tableau (matrice). Ce dernier est constitué de classes de signatures (vecteurs), ou chacune des classes représente un type de fonctionnement, et chaque signature (vecteur) est représentée par des échantillonnées de base de données. Cette base de données doit être très riches, qui possède beaucoup d'informations sur les défauts. Pour réaliser cette tâche on procède d'utiliser un algorithme d'apprentissage comme suit :

Pour chaque valeur du couple de charge : $C_r = 0, 0.25, 0.5, 0.75, 1, 1.25, 1.5, 1.75, 2, 2.25, 2.5, 2.75, 3, 3.25, 3.5$ de la charge nominale, on prend 11 échantillons pour chaque fonctionnement sain de la machine, et on prend aussi 11 échantillons pour les cas de la première

et la deuxième barre cassée et la même procédure se répète pour la troisième et la quatrième et aussi pour la cinquième et la sixième barre. Nous pouvons résumer la façon de créer la base de données dans le tableau suivant :

C_r	$V_m(i_{sa}, i_{sb}, i_{sc})$	E_w	E_c	$E(i_{sa}, i_{sb}, i_{sc})$	$K(i_{sa}, i_{sb}, i_{sc})$	Les cas à étudié			
0	Échantillons des valeurs moyennes des courants (i_{sa}, i_{sb}, i_{sc})	Échantillons d'énergie du signal de vitesse de la machine	Échantillons d'énergie du signal de couples électromagnétiques	Échantillons d'énergie du signal des courants (i_{sa}, i_{sb}, i_{sc})	Échantillons de kurtosis des courants (i_{sa}, i_{sb}, i_{sc})	Machine saine	Défaut d' une barre ou deux barres cassée	Défaut trois ou quatre barres cassées	Défaut cinq ou six barres cassées
0.25									
0.5									
0.75									
1									
1.25									
1.5									
1.75									
2									
2.25									
2.5									
2.75									
3									
3.25									
3.5									

Tableau.III.2.La base de données utilisée dans l'étude

III.5. Description de l'architecture du système automatique de diagnostic des défauts

La Figure.III.4 présente l'architecture du système automatique de diagnostic des défaillances

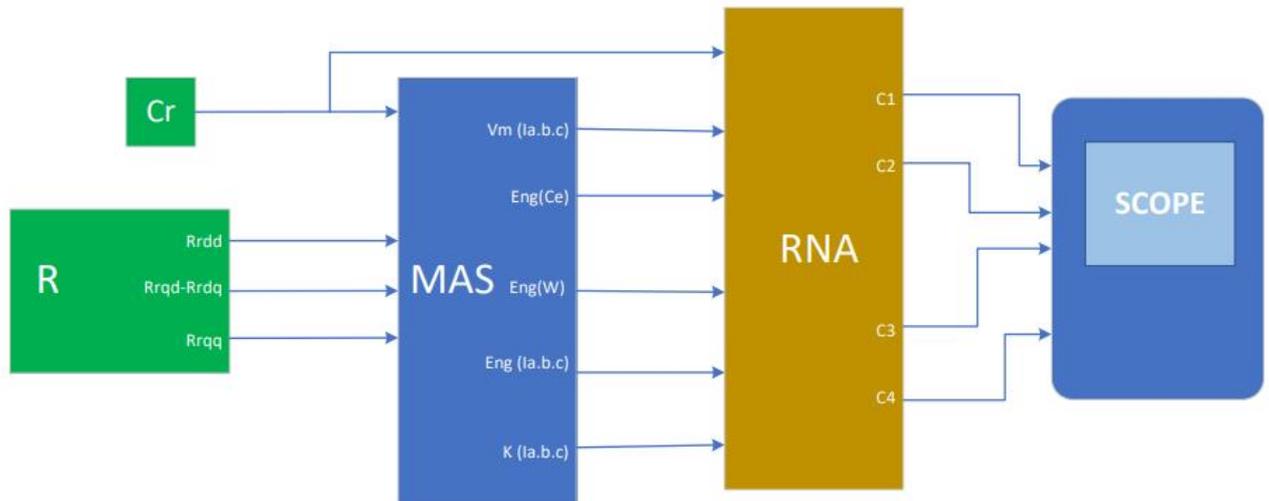


Figure.III.4. Architecture du système automatique de diagnostic des défauts

III.6. Construction des blocs RNA

Les réseaux de neurones que nous avons simulés sont tous des réseaux multicouches qui utilisent l'algorithme de rétropropagation pour leurs apprentissages.

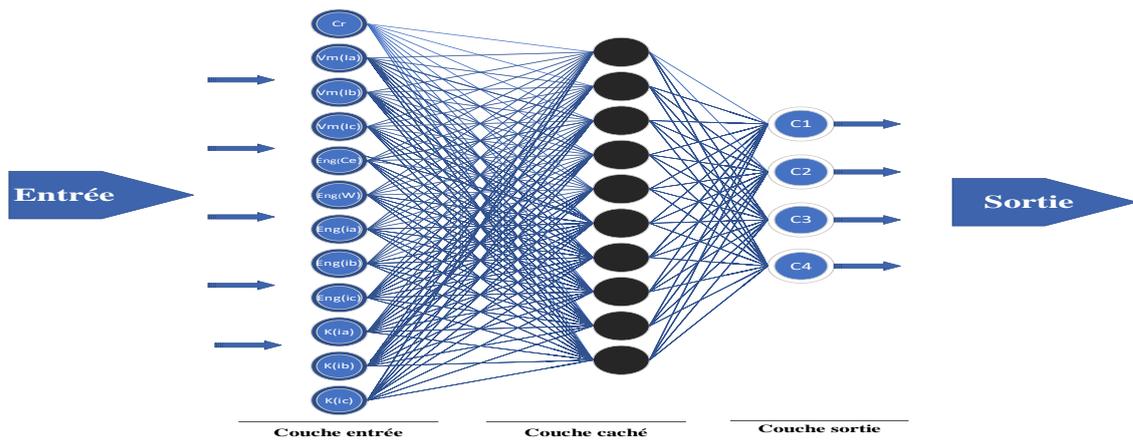


Figure.III.5. Structure du réseau à étudier

Nous avons sélectionné l'entrée réseau comme indiqué la Figure.III.5 puis décidé d'associer une classe à chaque neurone, c'est-à dire chaque neurone de sortie doit représenter un défaut ;

qui est représenté sous différentes formes (vecteurs) ; d'une façon plus claire nous avons associé à chaque classe un code (voir Figure.III.6).

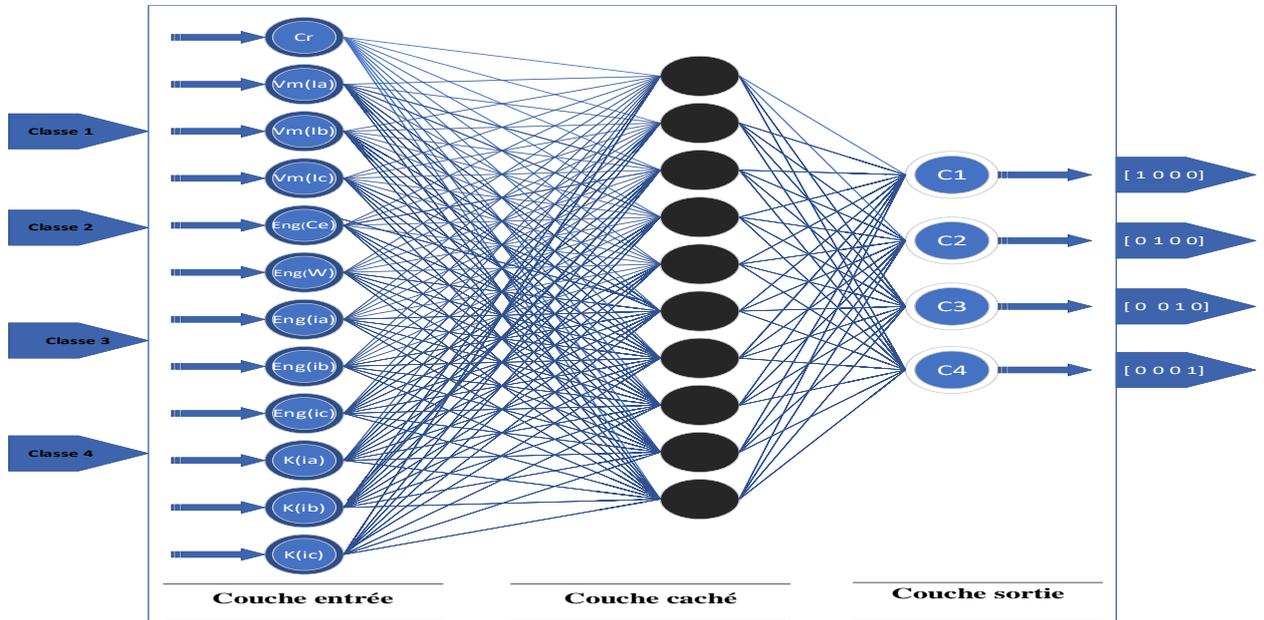


Figure.III.6. Principe de classification des signaux des défaillances

Lors de la détection d'un défaut, le réseau doit indiquer un nombre binaire quelconque (par exemple : 0 0 0 1, à sa sortie qui correspond à ce défaut (défaut de barres cassées en barre 5 ou 6). C'est-à-dire chaque sortie du réseau doit avoir un seul chiffre soit 1 ou 0.

Le codage des machines est effectué selon le type de classification qu'on veut réaliser. La séparation sera faite entre une machine saine, une machine avec une barre ou deux barres cassée, une machine avec trois ou quatre barres cassées et une machine avec cinq ou six barres cassées. Les codes attribués pour ce genre de classification sont :

- [1 0 0 0] pour la machine saine ;
- [0 1 0 0] pour une machine avec une barre ou deux barres cassée ;
- [0 0 1 0] pour la machine avec trois ou quatre barres cassées ;
- [0 0 0 1] pour une machine avec cinq ou six barres cassées.

Etat sain:(C1) : [1,0] avec :

- 0 correspondant l'état en barres cassées.
- 1 correspondant l'état normal de la machine.

Etat de défauts de barres cassées : $C2=C3=C4 : [1,0]$ avec :

- 0 correspondant l'état normal.
- 1 correspondant l'état en barres cassées.

III.7. Résultats d'essais des réseaux sélectionnés

À l'aide du logiciel MATLAB, on a créé un réseau de neurone, le réseau obtenu est caractérisé par une architecture simple comportant douze couches d'entrée, quatre couches de sortie pour la décision et dix couche cachée dont la fonction de transfert est de type sigmoïde et de type linéaire pour le neurone de la couche de sortie.

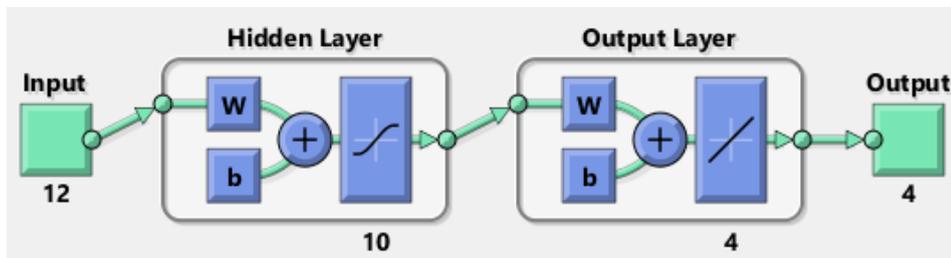


Figure.III.7. Schéma graphique du réseau de neurones

III.7.1. Résultats de l'apprentissage

Les meilleures performances d'apprentissage sont obtenues à travers un bon choix de la structure du réseau de neurones après plusieurs tests d'apprentissage. Les performances d'apprentissage du réseau de neurones utilisée sont évaluées à travers l'erreur quadratique moyenne (EQM). Pour notre cas le RNA atteint une valeur de $4.7286e-08$ après 10 itérations (Figure.III.8).

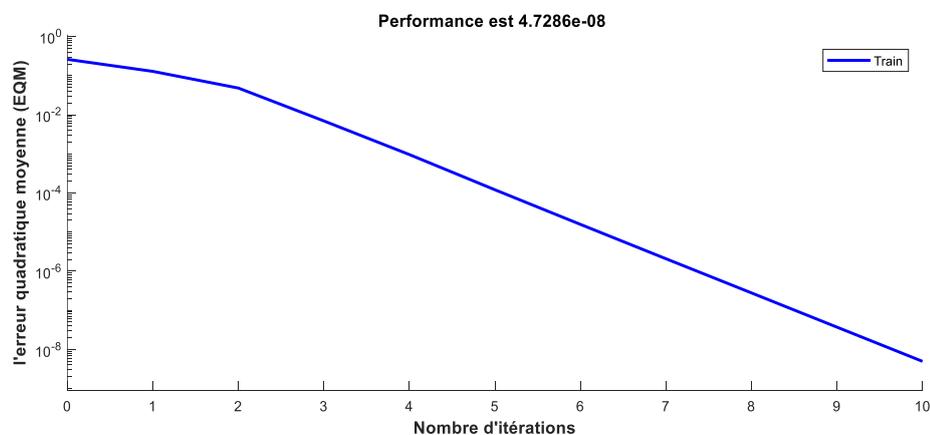


Figure.III.8. Performance du RNA

On remarque que l'erreur d'apprentissage est presque nulle, ce qui explique le bon apprentissage du réseau.

III.7.2. Matrices de confusion

La Figure représente les matrices de confusion pour les étapes d'apprentissage, de validation et de test.

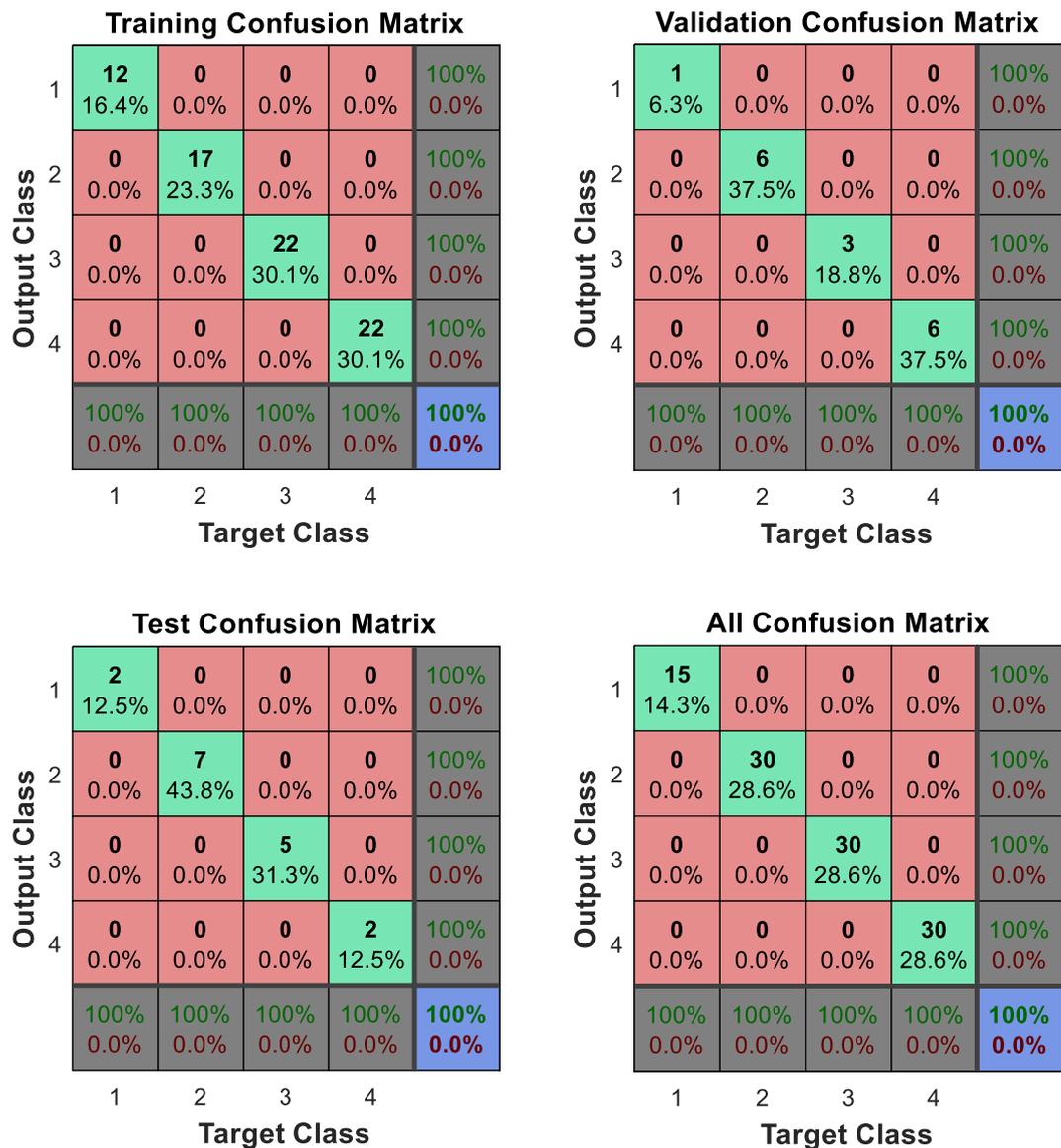


Figure.III.9.les matrices de confusion

III.7.3. Résultats de sortie

A la sortie du réseau de neurones, nous obtenons la classification des défauts de cassées de barres rotoriques comme indiqué sur la figure

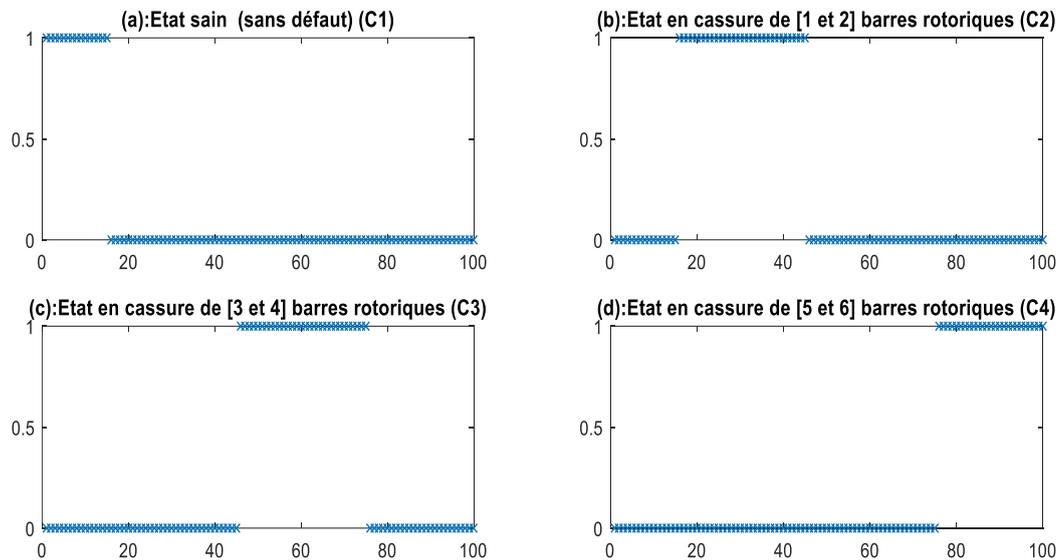


Figure.III.10. Classification de la sortie C1 C2 C3 C4 de réseaux RNA

III.7.4. Résultats de Tests du RNA pour la détection de défaut

Une fois que le réseau de neurones est construit pour un apprentissage satisfaisant, on passe à l'étape de test de la capacité du réseau à reconnaître des situations quelconques non appris dans la base de données.

Pour tester le comportement du réseau de neurones pour le cas d'une machine présentant un défaut de type cassure de barre rotorique, on prend comme une base de données non existante dans la phase d'apprentissage. La procédure est effectuée de la manière suivante :

- 4 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.20, 0.40, 0.60, 0.80$;
- 4 échantillons sont utilisés pour les cas de la première et la deuxième barre cassé opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.20, 0.40, 0.60, 0.80$;
- 4 échantillons sont utilisés pour les cas de la troisième et la quatrième barre cassée opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.20, 0.40, 0.60, 0.80$;

- 4 échantillons sont utilisés pour les cas de la cinquième et la sixième barre cassé opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.20, 0.40, 0.60, 0.80$;

En utilisant l'environnement MATLAB/Simulink, nous avons créé un réseau de neurones à des fins de test

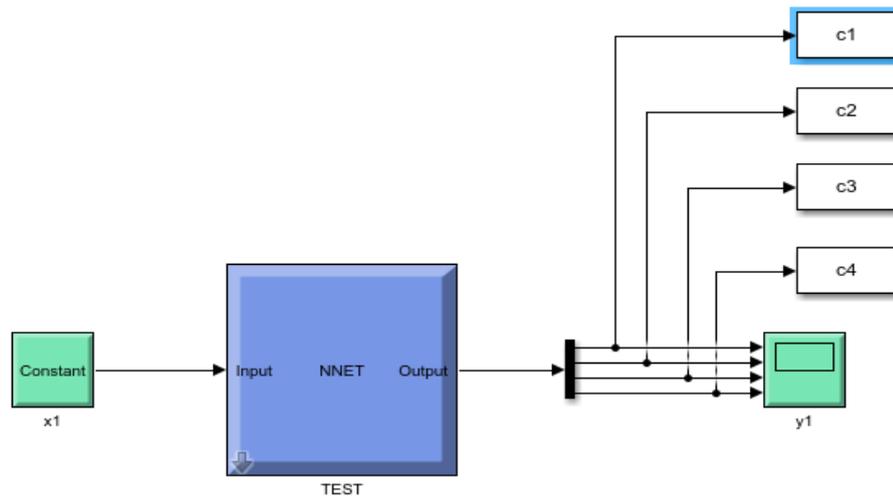


Figure.III.11. Structure de réseau de neurones dans MATLAB/Simulink

. On obtient les résultats suivants :

Test 1 : Etat sain

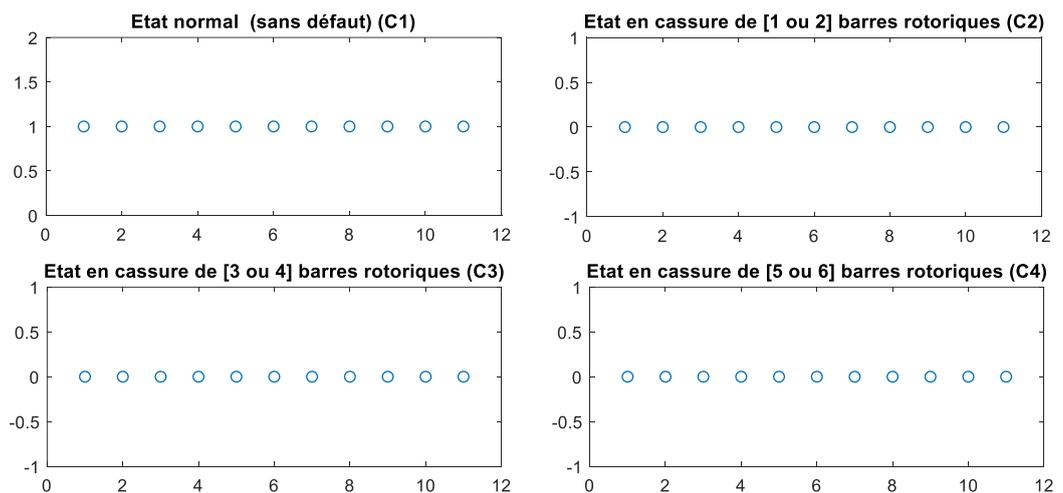


Figure.III.12. Etat sain

Test 2 : Défaut d'une barre ou deux barres cassée

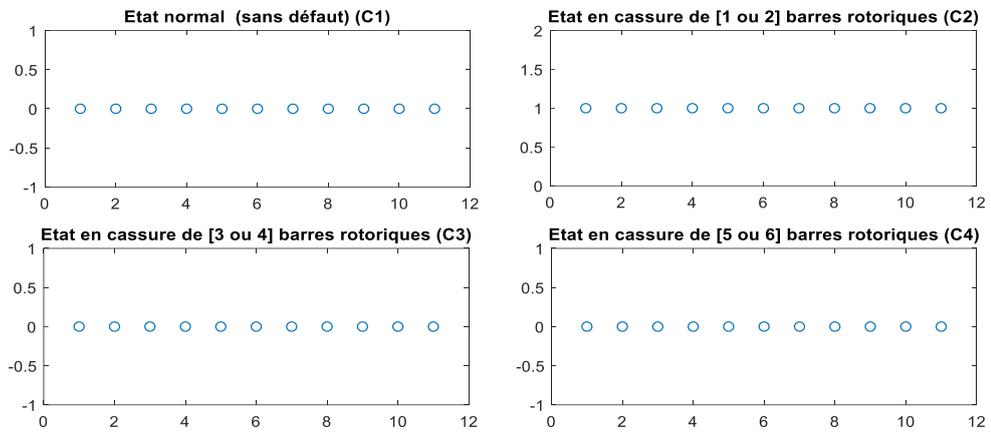


Figure.III.13. Défaut d'une barre ou deux barres cassée

Test 3 : Défaut trois ou quatre barres cassées

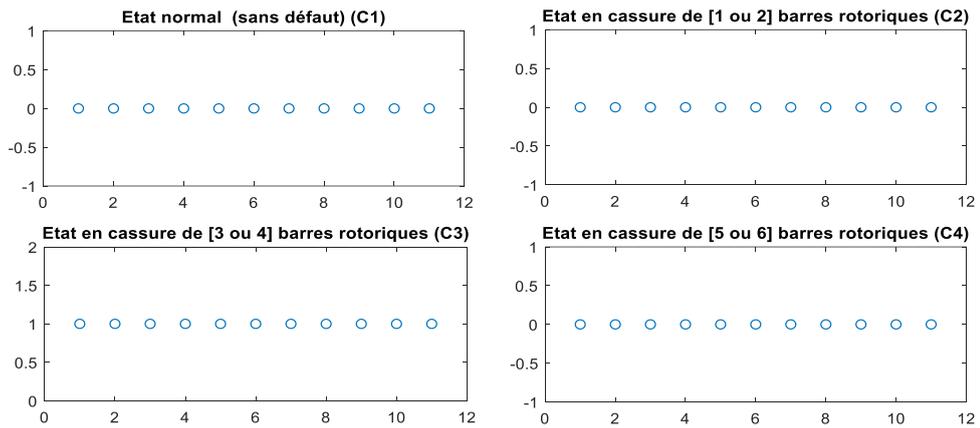


Figure.III.14. Défaut trois ou quatre barres cassées

Test 3 : Défaut cinq ou six barres cassées

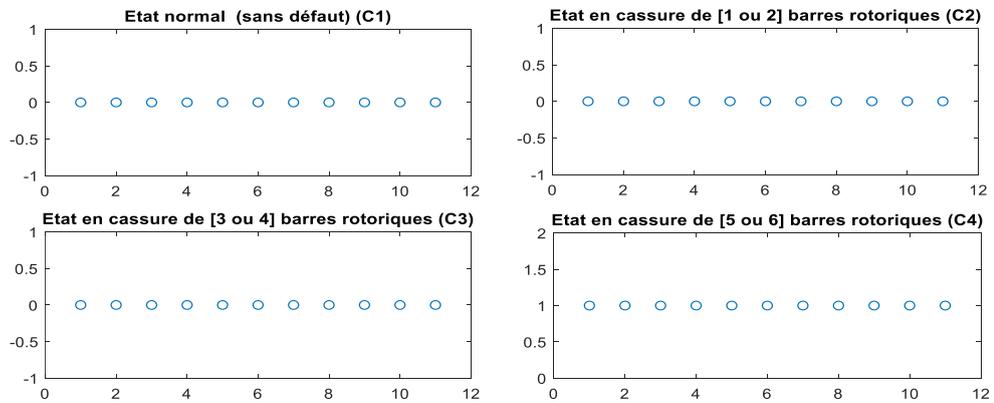


Figure.III.15. Défaut cinq ou six barres cassées

III.8. Discussion des résultats

En simulation, le réseau RNA a présenté de bonnes performances d'apprentissage atteint une valeur de $4.7286e-08$ après 10 itérations figure.III.8

Le réseau affiche à ses sorties (C1, C2, C3, C4) [1 0 0 0], [0 1 0 0], [0 0 1 0], et [0 0 0 1] pour signaler respectivement l'état sain (figure.III.10. (a)), un défaut de barres cassées au rotor sur premier et deuxième barres (figure.III.10.(b)), sur troisième et quatrième (figure.III.10.(c)), et sur cinquième et sixième (figure.III.10.(d)). Dans chaque cas, l'erreur de sortie du réseau est faible ce qui prouve qu'il possède une bonne capacité de généralisation.

Afin de s'assurer du bon fonctionnement du réseau RNA, plusieurs cas de défaut ont été testés. Les résultats de test sont tous satisfaisants. Les figures (Figure.III.12), (Figure.III.13), (Figure.III.14) et (Figure.III.15) montrent les performances de test du réseau RNA respectivement pour l'état sain et des défauts de barres cassées dans les trois autres cas.

III.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous modélisons la machine asynchrone avec des défauts de barres cassées. Un système de diagnostic automatisé a été conçu pour diagnostiquer ces défauts basés sur les réseaux de neurones artificiels. Pour la mise en œuvre des réseaux de neurones étudiés, on a tout d'abord passé par plusieurs études paramétrique choix du type de réseau, choix des entrées, choix des sorties. Après vérification de bonnes performances d'apprentissage de RNA, Le réseau de neurones classe les défauts en quatre catégories : l'état sain et les états de barres cassées. Enfin, les résultats obtenus à partir des tests de réseaux de neurones nous ont permis de confirmer l'efficacité des réseaux de neurones artificiels dans l'automatisation du diagnostic des défauts dans la machine asynchrone.

CONCLUSION GENERALE

L'utilisation fréquente de machines asynchrones dans diverses applications nécessite une détection précoce de leur défaillance. Les travaux présentés dans ce mémoire exposent la contribution des modèles de réseaux de neurone au diagnostic et au classement des défauts de machines asynchrones. Le défaut considéré dans cette étude est le défaut de rotor (cassures de barres). Ainsi, pour effectuer cette étude, un modèle de simulation de la machine étudiée (machine asynchrone) à l'état sain et tenant compte des défauts rotoriques est utilisé.

A l'aide MATLAB/SIMULINK, nous avons simulé le fonctionnement du moteur asynchrone sain et avec défaut externe et en prenant en compte la variation de la charge. L'examen des résultats d'une analyse de l'impact de défaut sur les variables de la machine a permis de choisir la ou les variables adéquates qui indiquent au mieux l'apparition de défauts au sein de la machine. Des tentatives ont été faites pour mettre en évidence les courbes des courants du stator, du couple et de la vitesse, afin de donner une interprétation correcte des phénomènes générés.

Après avoir déterminé les paramètres relatifs aux défauts de la machine, nous avons procédé à la mise en œuvre d'un système (modèle) de décision basée sur les réseaux de neurones.

Dans le cadre de nos travaux, nous avons proposé un système automatisé de diagnostic et de classification des défauts des machines asynchrones à cage. Au niveau de notre application, sont considérés certains défauts créés au rotor.

Le réseau de neurones a classé les défauts en quatre classe, Cette classification permet de savoir si la machine est dans un état sain ou dans un état défectueux. Les résultats obtenus sont très satisfaisants et les architectures trouvées ont montré leur efficacité pour la classification des défauts étudiés.

Il est possible de formuler des recommandations et des suggestions pour les travaux futurs afin de sélectionner autant de défauts que possible. Par exemple, des courts-circuits dans le stator, un défaut dans les roulements à billes, des défauts d'excentricité et d'autres défauts, Et développer la base de données, également construire des algorithmes qui peuvent identifier plusieurs défauts parallèles en même temps.

Bibliography

- [1] S. BENZAHIOUL, Surveillance et Diagnostic de Défauts Dans les Systèmes Electriques, SKIKDA: Thèse de Doctorat, Université 20 AOUT 1955 SKIKDA, 2018, p. 43.
- [2] A. CHAHMI, Identification paramétrique de la machine asynchrone dédiée au diagnostic, Oran: Thèse de doctorat, université des sciences et technologie d'Oran, 2017.
- [3] J.-C. Trigeassou, Electrical machines diagnosis, John Wiley & Sons, 2011.
- [4] O. Ondel, Diagnostic par reconnaissance des formes : application à un ensemble convertisseur - machine asynchrone, Lyon: Thèse de Doctorat, Ecole Centrale de Lyon, 2006.
- [5] Z. M. TAIBI , Développement d'un Algorithme Automatique Dédié au Diagnostic en ligne des Défauts Electriques de la Machine Asynchrone à Cage d'Ecureuil pour une implantation sur carte FPGA, Algeria: Mémoire de Magister, Université des Sciences et de la technologie Houari Boumediene- USTHB, 2012.
- [6] M. SIHALI , Diagnostic de défauts à base d'observateurs à entrées inconnues : Application au système hydraulique, TIZI-OUZOU: Mémoire de Master, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, 2019.
- [7] M. Boudjahcha and M. T. Mehani , Diagnostic des Défauts dans la machine asynchrone par Réseau Neurone, Bordj Bou Arréridj: Mémoire de Master, Université Mohamed El Bachir El Ibrahimi, 2016.
- [8] R. SGLUNDA, "Failures and diagnostics of asynchronous motors," *maintworld*, no. 3/2020, pp. 22-23, 2020.
- [9] A. Khatir, Étude comparative des modèles des machines asynchrones utilisés en diagnostic des défauts, Sétif: Mémoire de magister, Université Ferhat Abbas, 2009.
- [10] B. BESSAM, Analyse et détection de défauts dans la machine asynchrone sur la base de techniques intelligentes, Biskra: thèse de doctorat, Université Mohamed Khidr, 2016.
- [11] G. DIDIER, Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances, Nancy: PhD Thèse, Université Henri Poincaré, 2004.
- [12] Y. MESSAOUDI and B. OUKACINE , Modélisation fine multi-spires de la machine asynchrone en vue de sa simulation en régime sain et de défauts de courts-circuits entre spires, Tizi-Ouzou: Mémoire de magister, Université Mouloud Mammeri, 2008.
- [13] S. BAZI, Contribution à la Détection et au Diagnostic des Défauts dans un Système Machine à Induction-Convertisseur, Batna: PhD Thesis, Université de Batna 2, 2016.
- [14] C. ANDRIAN , Méthode globale de diagnostic des machines électriques, Artois: Thèse de doctorat, Université d'Artois, 2012.
- [15] A. Dave and G. McNeill, ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TECHNOLOGY, New York: Kaman Sciences Corporation, 1993.

- [16] A. Krajnc, "jedha," 23 11 2021. [Online]. Available: <https://www.jedha.co/blog/reseaux-neurones-definition-utilites-types>.
- [17] C. TOUZET, les reseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme : cours, exercices et travaux pratiques, hal, 1992.
- [18] M. Chahreddine, MISE EN POINT D'UN PROGRAMME D'OPTIMISATION POUR LE STOCKAGE D'ENERGIE THERMIQUE, Oran: Université d'Oran, Mohamed Boudiaf, 2013.
- [19] I. KADA and M. B. Chaïmaa, Diagnostic des défauts de la MAS à l'aide des réseaux de neurones artificiels, BLIDA: Mémoire de Master, Université SAAD DAHLAB, 2020.
- [20] M. C. LAOUBI, Contrôle d'un pendule inversé par un réseau de neurones artificiels, Bouira: Mémoire de master, Université Akli Mohand Oulhadj, 2018.
- [21] M. Y. AMMAR, MISE EN ŒUVRE DE RESEAUX DE NEURONES POUR LA MODELISATION DE CINETIQUES REACTIONNELLES EN VUE DE LA TRANSPOSITION BATCH/CONTINU, Tunisie: PHD THESE, Ecole Nationale d'Ingénieurs de Sfax, 2007.
- [22] O. SID, Diagnostic de défauts de la machine asynchrone à cage par les réseaux de neurones, Alge: Mémoire de magister, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, 2011.
- [23] Y. Djeriri, Les Réseaux de Neurones Artificiels, 2017.
- [24] F. MEDJILI, Modélisation par Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) et commande Prédictive non linéaire d'une station de production d'eau froide, ANNABA: Mémoire de magister, UNIVERSITE BADJI MOKHTAR, 2010.
- [25] K. M. Tarek, Principe de base des réseaux de neurones artificiels et apprentissage, Université de Annaba.
- [26] M. NOURESSADAT, Etude des performances des réseaux de neurones dynamiques à représenter des systèmes réels :une approche dans l'espace d'état, SETIF: Mémoire de magister, UNIVERSITE DE SETIF 1, 2007.
- [27] K. MENDAZ, Adaptation des commandes floues et Neuro-floue aux actionnaires asynchrones en mode dégradé : application au transport ferroviaire, SIDI-BEL-ABBES: Thèse de Doctorat, UNIVERSITE DJILLALI LIABES, 2015.
- [28] K. Ziane, Analyse, Evaluation et Réduction des Risques d'un Parc Eolien, Oran: THÈSE DE DOCTORAT, Université d'Oran 2 Mohamed Ben Ahmed, 2017.
- [29] G. Dreyfus, Réseaux de neurones méthodologie et application, Edition EYROLLES, 2004.
- [30] E. M. BRAKNI, RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS APPLIQUÉS À LA MÉTHODE ÉLECTROMAGNÉTIQUE TRANSITOIRE InfiniTEM, QUÉBEC: Mémoire de magister, UNIVERSITÉ DU QUÉBEC, 2011.
- [31] Y. B. KOFFI, Etude du calage, de la validation et des performances des réseaux de neurones formels à partir des données hydro-climatiques du bassin versant du Bandama blanc en Côte d'Ivoire, Abidjan: these de Doctorat, Université de Cocody Abidjan, 2007.

- [32] D. E. CHAOUCH, Contrôle robuste des systèmes dynamiques non linéaires incertains par des approches de l'intelligence artificielle, Oran: PhD Thèse, Université d'Oran Mohamed Boudiaf, 2016.
- [33] M. Rima, Apprentissage des réseaux de neurones MLP par une méthode hybride à base d'une métaheuristique, Université Larbi Ben M'hidi Oum-El-Bouaghi, 2019.
- [34] M. BENRAHMOUNE, Diagnostic des défaillances d'une turbine à gaz à base des réseaux de neurones artificiels pour l'amélioration de leur système de détection des vibrations, Djelfa: PhD Thèse, Université Ziane Achour , 2017.
- [35] T. AMEID, Contrôle et Diagnostic de la Machine à Induction, Biskra: PhD Thèse, Université Mohamed Khider, 2018.
- [36] Y. SAKER, Commande vectorielle d'une machine asynchrone avec défaut, Biskra: PhD Thèse, Université Mohamed Khider, 2012.