

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الآلية والكهر وتقني

Département d'Automatique et d'Électrotechnique



Mémoire de Master

Filière : Électrotechnique
Spécialité : Machines Electriques

Présenté par

NAIT KACI MOHAMED AMINE

&

SEKKANE ABDELOUAHAB

Diagnostic de la MAS triphasée par la méthode des réseaux de neurones artificiels

Proposé par : Pr Ferdjouni Abdelaziz

Année Universitaire 2022-2023

Remerciements

*Nous remercions en premier lieu **DIEU** tout puissant de nous avoir donné courage, patience, volonté et santé afin d'accomplir ce travail.*

*Nous tenons aussi à exprimer nos vifs remerciements à notre promoteur Mr. **A. FERDJOUNI** pour son engagement constant, son aide et ses conseils précieux, ses encouragements et son soutien tout le long de ce travail.*

*Nous tenons aussi à exprimer nos vifs remerciements à Mme **A. Lazar** pour son aide précieuse pour l'aboutissement de ce travail.*

Nous tenons également à remercier nos familles, nos amis, nos enseignants, ainsi que toute personne qui nous a aidé de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

ملخص:

الهدف من هذا المشروع لنهاية الدراسة هو تشخيص أخطاء الآلة الغير المتزامنة ثلاثية الطور. في المرحلة الأولى، سنقوم بإنشاء نموذج حالة الآلة السليمة وسنقوم بمحاكاته باستخدام برنامج ماطلاب/ سيميولينك. بعد ذلك سندرس الآلة في حالة وجود خطأين محددين وهما الدارة القصيرة بين اللغات وعدم توازن التغذية. وفي النهاية سيتركز الجزء الأخير من هذا العمل على كشف هذه العيوب باستخدام طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية. لهذا الغرض، يتم تحديد هندسة هذا الشبكة العصبية الاصطناعية باستخدام طريقة المحاولة والخطأ. يتم جمع البيانات للتدريب والاختبار باستخدام نموذج المحاكاة

كلمات المفاتيح: آلة غير متزامنة, الأخطاء, الشبكات العصبية الاصطناعية.

Résumé :

Ce Projet de fin d'étude a pour but le diagnostic des défauts de la machine asynchrone triphasée. Dans un premier lieu, le modèle d'état de la machine saine est développé et simulé à l'aide du logiciel Matlab/Simulink. Ensuite, la machine en présence de deux défauts spécifiques qui sont les courts-circuits entre spires et le déséquilibre de la tension d'alimentation est étudiée. Enfin, la dernière partie de ce travail portera sur la détection de ces défauts par la méthode des réseaux de neurones artificiels. Pour cela, l'architecture de ce RNA est déterminée par la méthode essai-erreur. Les données pour l'apprentissage et le test sont recueillies grâce au modèle de simulation.

Mots clés : Machine asynchrone; Défauts; Réseaux de neurones artificiels ; apprentissage.

Abstract:

This end-of-study project aims to diagnose faults in three-phase asynchronous machines. Firstly, we will develop the state model of the healthy machine, which will be simulated using Matlab/Simulink software. Then, we will study the machine in the presence of two specific faults, namely coil-to-coil short circuits and supply imbalance. Finally, the last part of this work will focus on detecting these faults using artificial neural network methods. For this purpose, the architecture of this Artificial Neural Network (ANN) is determined using the trial-and-error method. The data for training and testing are collected using the simulation model.

Keywords : Asynchronous Machine ; Faults ; Artificial neural networks.

Listes des acronymes et abréviations

a_s, b_s, c_s : Indices correspondants aux trois phases statoriques
 a_r, b_r, c_r : Indices correspondants aux trois phases rotoriques
 d, q : Axes longitudinal et transversal (transformations de Park)
 V : Tension (V)
 i : Courant (A)
 R_s : Résistance statorique
 R_r : Résistance rotorique
 L_s : inductance statorique
 L_{ls} : inductance de fuite statorique
 L_r : inductance rotorique
 L_{lr} : inductance de fuite rotoriques
 Φ : Flux.
 Φ_s : Flux statorique
 Φ_r : Flux rotoriques
 p_r : Transformation de Park
 p_s : Transformation de Park au stator
 θ : Angle décrivant une position particulière dans l'espace, mesuré par rapport à une référence fixée par rapport au stator.
 V_{dqos} : Tension statorique dans le plan de Park [V]
 i_{dqos} : Courants statoriques dans le plan de Park[A]
 i_{dqor} : Courants rotoriques dans le plan de Park[A]
 ω_s : la vitesse angulaire des axes d-q dans le repère lié au stator
 ω_r : la vitesse angulaire des axes d-q dans le repère lié au rotor
 ω : la vitesse angulaire électrique de rotor
 p : Nombre de paire de pôles
 Ω_r : la vitesse mécanique
 c_e : Couple électromagnétique
 c_r : Couple de charge résistant
 j : Moment d'inertie des masses tournantes.
 f_v : Coefficient de frottement visqueux.
 MAS : Machine asynchrone triphasé
 $[R_s]$: Matrice des résistances statoriques.
 $[R_r]$: Matrice des résistances rotoriques.
 $[V]$: le vecteur de commande.
 $[L_s]$: Matrice des inductances propres et mutuelles entre phases statoriques.
 $[L_r]$: Matrice des inductances propres et mutuelles entre phases rotoriques.
 $[L_{sr}]$: Matrice des inductances mutuelles entre phases statoriques et rotoriques.
 $[L_{rs}]$: Matrice des inductances mutuelles entre phases rotoriques et statoriques.
 $[L_m]$: Matrice des inductances mutuelles
 $[A]$: le vecteur d'état.
 $[X]$: la matrice de système.

[B] : la matrice d'entrée.
 I_p : courant de séquence positive
 I_n : courant de séquence négative
 I_0 : courant homopolaire
 U_p : tension de séquence positive
 U_n : tension de séquence négative
USV : *Unbalanced Supply Voltage*
 δ_i : l'indicateur de variation de courant
 δ_v : l'indicateur de variation de tension
RNA : Réseaux de Neurones Artificiels
SLP : *Single Layer Perceptron*
MLP : *Multi Layer Perceptron*
RBF : Réseaux à fonction radiale
ART: *Adaptive Resonance Theory*
GRNN: *Generalized Regression Networks*
PNN: *Probabilistic Neural Networks*
MSE: *Mean Square Error*
 N_a : Nombre de spires en court-circuit
 f_a : Pourcentage de nombre de spires fonctionnel
Mu : Taux d'apprentissage

Table des matières

Introduction générale	1
-----------------------------	---

CHAPITRE 1 Modélisation de la MAS saine

1.1	Introduction	2
1.2	Constitution de la machine asynchrone	3
1.2.1	Le stator	3
1.2.2	Le rotor à cage	4
1.2.3	Les paliers	5
1.3	Les défauts des machines asynchrones	5
1.3.1	Défauts statoriques	6
1.3.2	Défauts rotoriques	8
1.3.3	Défaillances aux paliers	9
1.3.4	Défauts mécaniques	11
1.4	Diagnostic	12
1.4.1	Les approches usuelles de détection	13
1.4.1.1	Méthodes sans modèle analytique	13
1.4.1.2	Méthodes avec modèle analytique	14
1.5	Modélisation de la MAS saine	24
1.5.1	Hypothèses simplificatrices	17
1.5.2	Les équations électriques	18
1.5.3	Les équations magnétiques	20
1.5.4	Transformation de Park	21
1.5.4.1	Choix du repère d-q	22
1.5.4.2	Les équations électriques (dans un référentiel lié au stator)	23
1.5.4.3	Les équations magnétiques (dans un référentiel lié au stator)	23
1.5.5	Le Couple électromagnétique	24
1.5.6	L'équation mécanique	24
1.5.7	Modèle d'état de la MAS saine lié au stator	25
1.6	Simulation de la MAS saine	26
1.7	Conclusion	29

CHAPITRE 2 Simulation de la MAS avec défauts

2.1	Introduction	30
2.2	Simulation de la MAS en court-circuit	31
2.2.1	Transformation de Fortescue	32
2.2.2	Simulation en charge sans variation de C_r	33
2.2.3	Simulation avec variation de C_r et N_a	37
2.3	Simulation en court-circuit avec déséquilibre d'alimentation	39
2.3.1	Simulation sans variation de la tension USV	39
2.3.2	Simulation avec variation de la tension USV et N_a	42
2.4	Conclusion	44

CHAPITRE 3 Détection de défauts par la méthode des réseaux de neurones artificiels

3.1	Introduction	45
3.2	Le neurone formel	46
3.2.1	Présentation du neurone artificiel	46
3.2.2	Principe de fonctionnement	47
3.2.3	Caractéristiques du neurone formel	47
3.3	Caractéristiques des RNA	49
3.4	Architecture des RNA	50
3.4.1	Réseau de neurones non bouclé (Feedforward)	50
3.4.2	Réseau de neurones bouclé (Feedback)	50
3.5	Les Types de RNA	51
3.6	Classification des RNA (types d'apprentissage)	56
3.7	Création et simulation d'un RNA pour la détection de défauts	58
3.7.1	Choix des variables d'entrées	58
3.7.2	Préparation d'un ensemble de données adapté aux RNA	58
3.7.3	Le modèle d'architecture RNA	59
3.7.4	Résultats d'apprentissage	60
3.7.5	Résultats d'apprentissage des sorties et les erreurs de RNA	62
3.8	Conclusion	63
	Conclusion générale	64
	Annexes	65
	Bibliographie	68

Liste des figures

Chapitre 1

Figure 1.1 Constitution de la machine asynchrone triphasée

Figure 1.2 Stator de la MAS

Figure 1.3 Schéma d'un rotor à cage

Figure 1.4 Répartition des différents défauts en pourcentage

Figure 1.5 Les différents défauts statoriques (1)

Figure 1.6 Les différents défauts statoriques (2)

Figure 1.7 Défaut de rupture de barres de d'anneau

Figure 1.8 Défaut de rupture de barres artificiel

Figure 1.9 Les roulements à billes

Figure 1.10 Les défauts dus aux roulements

Figure 1.11 L'excentricité statique et dynamique

Figure 1.12 Schéma du principe du diagnostic des défauts à base d'observateurs

Figure 1.13 Estimation paramétrique pour la détection et le diagnostic de défauts

Figure 1.14 Schéma représentant les axes des enroulements statoriques et rotoriques

Figure 1.15 Position des axes d-q par rapport aux axes de la machine

Figure 1.16 Courants statoriques i_{qs} et i_{ds}

Figure 1.17 Courants statoriques i_{qs} et i_{ds} avec zoom

Figure 1.18 Couple électromagnétique

Figure 1.19 Vitesse mécanique

Figure 1.20 Flux rotoriques Φ_{dr} , Φ_{qr}

Figure 1.21 Flux rotoriques Φ_{dr} , Φ_{qr} avec zoom

Chapitre 2

Figure 2.1 Courants statoriques i_{as}, i_{bs}, i_{cs}

Figure 2.2 Courants statoriques i_{as}, i_{bs}, i_{cs} avec zoom

Figure 2.3 Vitesse Mécanique

Figure 2.4 Couple électromagnétique

Figure 2.5 Séquence de courant positive I_p

Figure 2.6 Séquence de courant positive I_p

Figure 2.7 Séquence de courant positive I_p

Figure 2.8 Courbe des δ_i en fonction de f_a

Figure 2.9 Courbe des δ_i en fonction de C_r

Figure 2.10 Courants statoriques

Figure 2.11 Courants statoriques avec zoom

Figure 2.12 Couple électromagnétique

Figure 2.13 Vitesse Mécanique

Figure 2.14 Courbe des δ_i et δ_v en fonction de USV

Chapitre 3

Figure 3.1 Représentation d'un neurone artificiel

Figure 3.2 Les différentes fonctions d'activation utilisés dans les RNA

Figure 3.3 Architecture générale d'un réseau de neurones.

Figure 3.4 Représentation de l'architecture Feedforward à deux couches cachées

Figure 3.5 Représentation de l'architecture Feedback à une couche cachée

Figure 3.6 Le réseau monocouche

Figure 3.7 Schéma d'un réseau de neurones non bouclé (Perceptron multicouches)

Figure 3.8 Structure d'un réseau de neurones de type RBF

Figure 3.9 Modèle de Kohonen

Figure 3.10 Apprentissage supervisé

Figure 3.11 Apprentissage non-supervisé

Figure 3.12 Performance du RNA proposé

Figure 3.13 Gradient, Mu et Val fail du RNA

Figure 3.14 Régression du RNA

Figure 3.15 Sorties et erreurs du court-circuit et du déséquilibre

Introduction générale

La machine asynchrone s'est imposée dans l'industrie grâce à sa robustesse, sa fiabilité et son faible coût par rapport aux autres types de machines. Il n'en reste pas moins que, comme toute machine soumise à des efforts, elle est sujette à des défaillances entraînant un changement indésirable ou un arrêt inattendu, ce qui provoque des pertes économiques considérables. Pour éviter ces problèmes, il existe plusieurs méthodes de diagnostic et de détection de défauts [12]. Ce travail se concentre sur les défauts de court-circuit entre spires et de déséquilibre de la tension d'alimentation. Les défauts de courts circuits entre spires du stator constituent une part importante des défauts qui affecte la machine asynchrone [5]. Ainsi que la détection de ces défauts par la méthode des réseaux de neurones artificiels.

La première partie dans ce travail sera consacré d'abord à la présentation de la MAS et d'un ensemble de définitions de base concernant ces différentes défaillances et les méthodes qui permettent de les détecter. Ensuite nous nous pencherons sur la modélisation mathématique et la simulation de la MAS saine.

La deuxième partie, quant à elle, est réservée à l'étude de la MAS en présence de défauts, et plus spécifiquement le défaut de court-circuit entre spires et le déséquilibre de la tension d'alimentation sur une phase.

Enfin, la dernière partie sera consacré à la détection des défauts étudiés au chapitre 2 en créant notre propre RNA de type MLP et en utilisant comme point de départ les indicateurs définis et mesurés dans le chapitre 2. Les données nécessaires à l'apprentissage et au test du RNA sont recueillies grâce au modèle qui tient compte des défauts étudiés.

Le logiciel Matlab/Simulink nous sera indispensable à la réalisation des 3 parties de ce projet.

Chapitre 1 Modélisation de la MAS saine

1.1. Introduction

La machine asynchrone est la plus utilisée dans le domaine des puissances allant de quelques centaines à plusieurs milliers de kilowatts car il présente de nombreux avantages tels que sa puissance massique, sa robustesse, sa facilité de mise en œuvre, son faible coût, etc....

L'apparition dans les années 1980 des variateurs permettant de faire varier la fréquence de rotation dans une large gamme a grandement favorisé son développement. En effet, il entre dans la conception de nombreux procédés industriels associant des convertisseurs statiques et des machines électriques (traction électrique, laminoirs, levage, pompage, etc....) [1].

Dans ce chapitre, nous allons d'abord présenter la constitution de la machine asynchrone triphasée, passer en revue les multiples défauts qui peuvent survenir au cours de sa durée de vie, ainsi que les différentes méthodes de détection de ces défauts, pour ensuite nous pencher sur son modèle mathématique dans son référentiel triphasé. Et pour terminer, nous passerons à la simulation dans le cas sain à l'aide du logiciel Matlab/Simulink.

1.2. Constitution de la machine asynchrone

Les machines asynchrones peuvent se décomposer, du point de vue mécanique, en trois parties distinctes (figure 1.1) :

- 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.

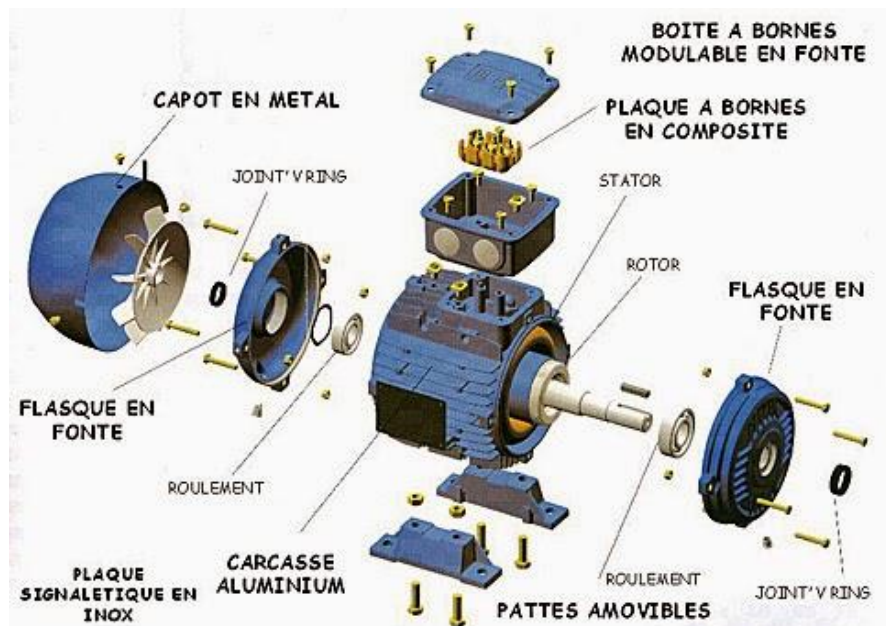


Fig.1.1 Constitution de la machine asynchrone triphasée [25]

1.2.1. Le stator

Il est constitué d'un enroulement bobiné réparti dans les encoches du circuit magnétique. Ce circuit magnétique est constitué d'un empilement de tôles dans lesquelles sont découpées des encoches parallèles à l'axe de la machine. Le bobinage statorique peut se décomposer en deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Les conducteurs d'encoches permettent de créer dans l'entrefer, le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique.

Les têtes de bobine permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant la circulation judicieuse des courants d'un conducteur d'encoche à l'autre. L'objectif est d'obtenir à la surface de l'entrefer une distribution de courant la plus sinusoïdale possible, afin de limiter les ondulations du couple électromagnétique [2].

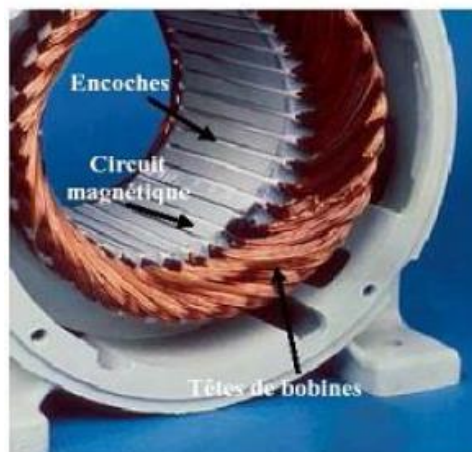


Fig.1.2 Stator de la MAS

1.2.2. Le rotor à cage

Dans le rotor à cage, les anneaux de court-circuit permettent la circulation des courants d'un conducteur d'encoche (barre rotoriques) à l'autre. Ces barres conductrices sont régulièrement réparties et constituent le circuit du rotor. Cette cage qui est indiquée dans la figure (1.2) est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique constitué de disques en tôles empilés sur l'arbre de la machine analogue à celui du moteur à rotor bobiné [3].

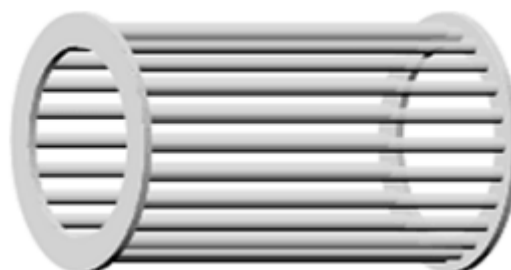


Fig.1.3 Schéma d'un rotor à cage

1.2.3. Les paliers

Les paliers permettent de supporter et de mettre en rotation l'arbre rotorique. Ils sont constitués de flasques et de roulements à billes insérés à chaud sur l'arbre. Les flasques, moulés en fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage [4].

1.3 Les défauts des machines asynchrones

Bien que la machine asynchrone soit réputée robuste, elle peut présenter différents types de défauts. Ces défauts se déclarent dans les différentes parties de la machine en commençant par la connexion des phases statoriques et en finissant par l'accouplement mécanique du rotor à la charge. Ces défaillances peuvent être prévisibles ou intempestives, mécaniques, électriques ou magnétiques, et leurs causes sont très variées. Une étude statistique menée par [5] sur les machines asynchrones à cage d'écureuil, exploitées dans le domaine de l'industrie pétrochimique, nous révèle que certains défauts sont plus fréquents que d'autres comme exposé par le diagramme de la (figure 1.4) en présentant le pourcentage de défauts susceptibles d'affecter ces machines de grande puissance.

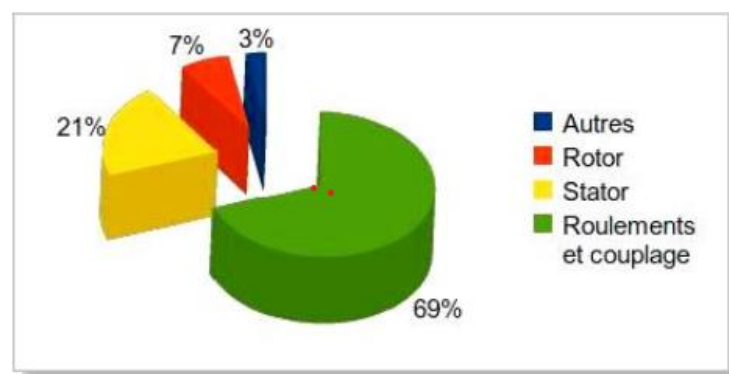


Fig.1.4 Répartition des différents défauts en pourcentage

Cette répartition montre que les défauts des machines de grande puissance proviennent principalement de roulements et du bobinage statorique. Ceci est dû aux contraintes mécaniques plus importantes dans le cas de ces machines.

1.3.1 Défauts statoriques

La majeure partie des défauts statoriques est attribuée à la dégradation d'isolants. L'enroulement statorique d'une machine électrique est soumis à des efforts induits par une variété de facteurs, parmi les plus importants, une surcharge thermique, les vibrations mécaniques, les pics de tension provoqués par le réglage de fréquence...etc [1].

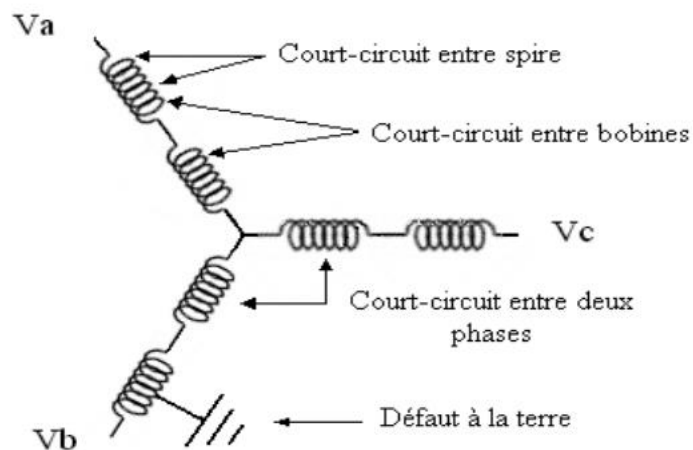


Fig.1.5 Les différents défauts statoriques

- **Défauts d'isolant dans un enroulement**

La dégradation des isolants dans les enroulements peut provoquer des courts-circuits. Les différentes causes pour ce type de défaut sont [6] :

- tension de l'enroulement supérieure à la limite du matériau d'isolation
- courant élevé dans l'enroulement dû à un court-circuit, une surcharge.
- vibrations mécaniques
- vieillissement naturel des isolants
- fonctionnement dans un environnement sévère

- **Court-circuit entre spires**

Cette défaillance a pour origine un ou plusieurs défauts d'isolant dans l'enroulement concerné. Il entraîne une augmentation des courants statoriques dans la phase affectée, une variation de l'amplitude sur les autres phases. Ceci a pour conséquence une augmentation de la température au niveau du bobinage, de ce fait, une dégradation accélérée des isolants.

- **Court-circuit entre phases**

Ce type de défaillance peut arriver en tout point du bobinage. L'apparition d'un court-circuit proche de l'alimentation entre phases induirait des courants très élevés qui conduiraient à la fusion des conducteurs d'alimentation et/ou à la disjonction par les protections. D'autre part, un court-circuit proche du neutre entre deux phases engendre un déséquilibre sans provoquer la fusion des conducteurs.

- **Défauts de circuit magnétique**

Ces défauts aboutissent dans la plupart des cas à une dissymétrie au niveau du fonctionnement de la machine, qui à son tour peut accentuer le problème par des phénomènes de surchauffe, de surtension, d'élévation importante du courant, etc.

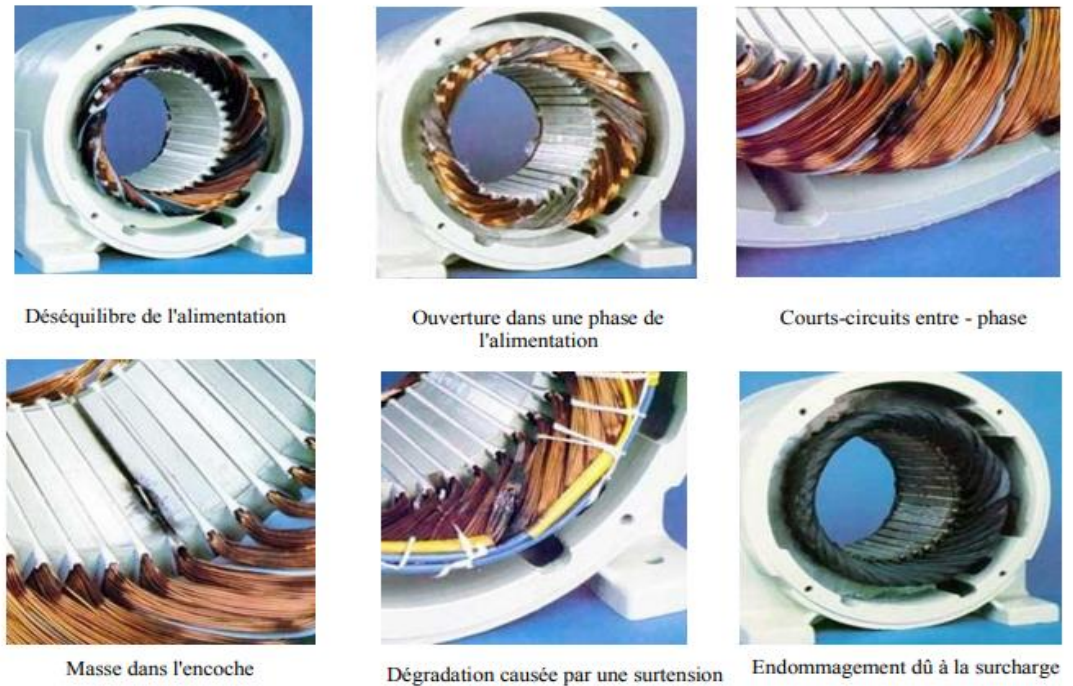


Fig.1.6 Les différents défauts statoriques

1.3.2. Défauts rotoriques

Les facteurs les plus importants pour les défaillances rotoriques sont dus aux phénomènes thermiques, mécaniques, électromécaniques, résiduels, dynamiques et environnementaux. Parmi ces défauts on cite :

- **Cassures de barres**

La cassure ou rupture de barre peut se situer soit au niveau de son encoche soit à l'extrémité qui la relie à l'anneau rotorique [7]. La déformation de cette barre provoque une variation dans le couple électromécanique ainsi que des oscillations de la vitesse de rotation, en créant des vibrations mécaniques. Cette rupture de barres est causée par des vibrations excessives.

- Rupture des anneaux de court-circuit

Ce défaut est dû aux dilatations différentielles entre les barres et les anneaux, de ce fait l'application de charge trop lourdes va engendrer un appel de grands courants, ainsi cette pression d'intensité grande, causera une rupture d'une portion d'anneaux et impliquera une fluctuation dans le courant de barres, qui mène à la création de modulations au niveau des courants statoriques similaire à celle causée par la rupture des barres.

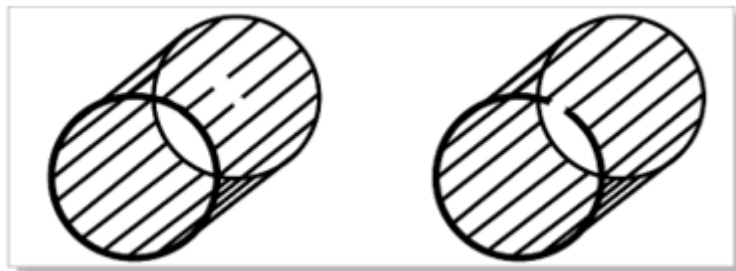


Fig.1.7 Défaut de rupture de barres de d'anneau



Fig.1.8 Défaut de rupture de barres artificiel

1.3.3. Défaillances aux paliers

- Défauts dus aux roulements

Ce type de défaut est le plus fréquent sur les machines de fortes puissances. Il est généralement lié à l'usure du roulement et plus précisément une dégradation des billes, ou de la bande de roulement. Ses causes possibles sont :

- L'usure due au vieillissement
- La température de fonctionnement élevée
- La perte de lubrification
- Le défaut de montage

Les conséquences directes de cette défaillance sur les roulements sont :

- Des trous dans les gorges de roulement intérieures et extérieures
- L'ondulation de leur surface de roulement
- Décollement, effritement de surface provoqué par une surcharge

Dans le cas le plus défavorable, la présence d'un roulement défectueux peut amener au blocage du moteur [7].

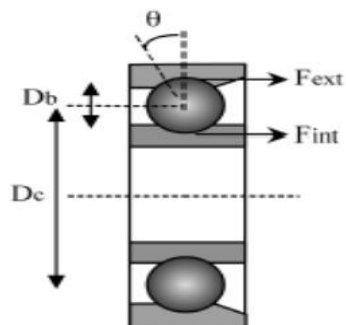


Fig.1.9 Les roulements à billes

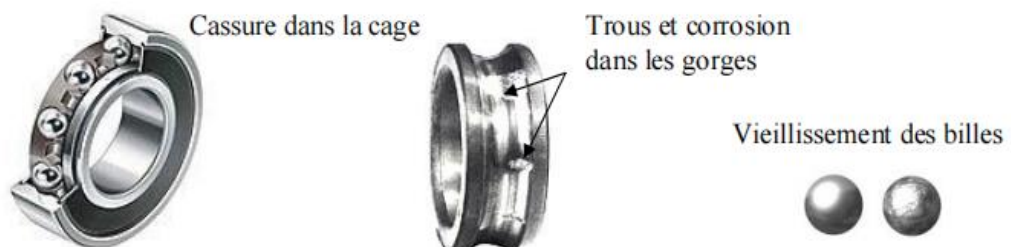


Fig.1.10 Les défauts dû aux roulements

- Défaillances du flasque

Les défauts créés par les flasques de la machine asynchrone sont le plus généralement causés à l'étape de fabrication. En effet, un mauvais positionnement des flasques provoque un désalignement des roulements à billes, ce qui induit une excentricité au niveau de l'arbre de la machine. [8].

- Défaillances de l'arbre

L'arbre de la machine peut laisser apparaître une fissure due à l'utilisation d'un mauvais matériau lors de sa construction. A court ou long terme, cette fissure peut mener à une fracture nette de l'arbre provoquant ainsi un arrêt immédiat de la machine asynchrone [8].

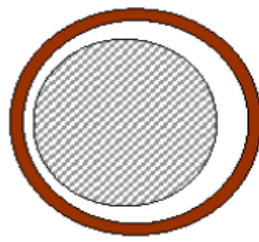
1.3.4. Défauts mécaniques

- Excentricité

L'excentricité d'une machine électrique est un phénomène qui évolue dans le temps et qui existe dès sa fabrication. La présence d'un certain niveau d'excentricité est normale dans les machines électriques. Des fabricants et utilisateurs spécifient un niveau admissible maximum de 5% [9].

Trois catégories d'excentricité (**Fig.1.11**) sont généralement distinguées : [10]

- L'excentricité statique : le rotor est déplacé du centre de l'alésage mais tourne toujours autour de son axe.
- L'excentricité dynamique : le rotor est positionné au centre de l'alésage mais ne tourne plus autour de son axe.
- L'excentricité mixte : associant les deux cas, statique et dynamique.



Excentricité statique



Excentricité dynamique

(Plusieurs positions du rotor au cours de la rotation)

Fig.1.11 L'excentricité statique et dynamique

- **Défaut de balourd**

Quel que soit le soin apporté à la construction des machines, il n'est pas possible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque tranche élémentaire du rotor, ce qui caractérise le balourd. Il en résulte que l'arbre en rotation est soumis à des efforts centrifuges qui le déforment. Le balourd est un déséquilibre massique qui provient généralement du défaut d'usinage, d'assemblage et de l'échauffement dissymétrique du rotor lors du fonctionnement [11].

1.4. Diagnostic

Le mot diagnostic peut avoir plusieurs interprétations selon le contexte et le domaine d'application. L'objectif de la fonction diagnostic dans les procédés industriels est de rechercher les causes probables et de localiser une défaillance ou un défaut. Cette fonction se décompose en trois fonctions élémentaires :

- La détection qui permet de déterminer la présence ou non d'une défaillance.
- La localisation permettant de déterminer le sous-ensemble fonctionnel défaillant.
- L'identification qui consiste à déterminer les raisons qui ont mené à une situation anormale.

1.4.1. Les approches usuelles de détection

On va présenter deux méthodes utilisées en diagnostic de systèmes physiques [12] :

- Méthodes sans modèles mathématiques,
- Méthodes basées sur les modèles mathématiques.

1.4.1.1. Les méthodes sans modèles mathématiques

Analyse fréquentielle (Filtrage)

Une première approche du traitement du signal repose sur l'analyse fréquentielle (transformée de Fourier). Elle est bien évidemment très utilisée pour la détection de phénomènes périodiques comme en analyse vibratoire. L'analyse du spectre des signaux issus des capteurs permet de déterminer très efficacement l'état de l'installation sous surveillance. Les signaux sont ici tout d'abord analysés en état normal de fonctionnement. Ensuite, toute déviation des caractéristiques fréquentielles d'un signal est reliée à une situation de panne (le problème, c'est qu'un changement de consigne modifie les caractéristiques fréquentielles et cela n'a rien d'un défaut).

Redondance matérielle

Cette méthode consiste à multiplier physiquement les capteurs critiques d'une installation.

Un traitement des signaux issus des éléments redondants effectue des comparaisons et distingue l'élément défectueux en cas d'incohérence. Cette méthode est pénalisante en termes de poids, puissance consommée, volume et coût (d'achat et de maintenance). Elle est donc essentiellement réservée aux cas où la continuité de service est obligatoire (ex. l'aérospatiale, le nucléaire). En effet, elle apporte l'avantage, une fois la défaillance détectée et localisée, de pouvoir utiliser la partie de l'équipement encore saine mais cette technique ne s'applique généralement que sur des capteurs.

Réseaux de neurones artificiels

Le principe de fonctionnement des réseaux de neurones est inspiré des mécanismes de fonctionnement du cerveau humain. De l'extérieur, le réseau de neurones se présente comme une 'boite noire' qui reçoit des signaux d'entrée et qui fournit les réponses appropriées.

Dans le cas du diagnostic, les différents états de fonctionnement normaux et anormaux sont le plus souvent caractérisés par des signatures. L'opérateur humain, après avoir mémorisé et appris les différentes formes de signatures associées à un état déterminé, est capable à la lecture d'une nouvelle signature d'identifier très rapidement l'état de la machine. Si la nouvelle signature est déjà apprise, il devra l'interpréter et la mémoriser. En général, le RNA permet de reconstituer le processus de raisonnement humain décrit ci-dessus.

1.4.1.2. Les méthodes basées sur les modèles mathématiques

La plupart des méthodes de détection et de diagnostic en ligne s'appuient sur des mesures.

Il existe des méthodes qui utilisent plus de connaissances que celles apportées par les seuls capteurs physiques. Ces connaissances peuvent en particulier provenir de la connaissance du comportement entrée /sortie d'un procédé ou des processus qui en gouverneraient l'évolution. Cette connaissance est généralement exprimée sous forme de modèles mathématiques.

Parmi les différentes méthodes de détection utilisant des modèles mathématiques, nous trouverons principalement l'espace de parité, les observateurs et l'estimation paramétrique [12].

Espace de parité

Cette méthode est utilisable à la fois dans le cas des systèmes déterministes et dans le cas des systèmes stochastiques. Elle s'appuie sur l'élaboration de signaux permettant de tester la cohérence des mesures par rapport à leurs valeurs calculées à l'aide d'un modèle (on parle aussi de consistence des mesures, de leur parité). D'un point de vue général, la méthode consiste à vérifier les relations algébriques entrées/sorties du modèle en utilisant les mesures réelles. Pour cela, les signaux recueillis sur le système sont injectés dans les relations entrées/sorties et les signaux ainsi créés sont utilisés comme résidus. La méthode a été développée au début pour le cas statique, puis elle été généralisée plus tard pour cas des systèmes dynamiques. Cette généralisation utilise la redondance temporelle, c'est à- dire des relations faisant intervenir les valeurs des sorties des capteurs et les entrées des actionneurs à différents instants. Enfin, la redondance fréquentielle est également utilisée [26].

Observateurs

La méthode des observateurs repose sur le principe de comparer les mesures réelles du système avec les estimations obtenues par reconstruction des variables à partir d'un modèle mathématique du système. Ces observateurs, également appelés filtres d'état, sont des algorithmes conçus pour estimer l'état interne du système à partir des mesures de sortie disponibles.

L'idée de base est d'analyser les résidus, c'est-à-dire les différences entre les mesures réelles et celles fournies par l'observateur. Si un défaut ou une panne se produit dans le système, cela se traduit par des différences significatives entre les mesures réelles et les estimations. Par conséquent, en analysant les résidus, il est possible de détecter la présence de défauts [12].

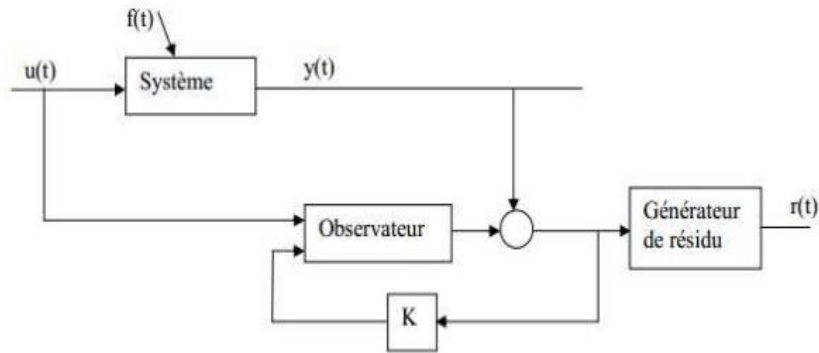


Fig.1.12 Schéma du principe du diagnostic des défauts à base d'observateurs

Estimation paramétrique

L'approche d'estimation paramétrique mesure l'influence des défauts sur les paramètres et non plus, comme précédemment, sur les variables du système physique.

Le principe consiste à estimer en continu des paramètres du procédé en utilisant les mesures d'entrée/sortie et en l'évaluation de la distance qui les sépare des valeurs de référence de l'état normal du procédé [12].

L'estimation paramétrique possède l'avantage d'apporter de l'information sur la taille des déviations. Toutefois, un des inconvénients majeurs de la méthode réside dans la nécessité d'avoir un système physique excité en permanence. Ceci pose des problèmes pratiques dans le cas de procédés dangereux ou fonctionnant en mode stationnaire. De plus, les relations entre les paramètres mathématiques et physiques ne sont pas toujours inversibles de façon unitaire, ce qui complique la tâche du diagnostic basé sur les résidus issus de l'estimation paramétrique [12].

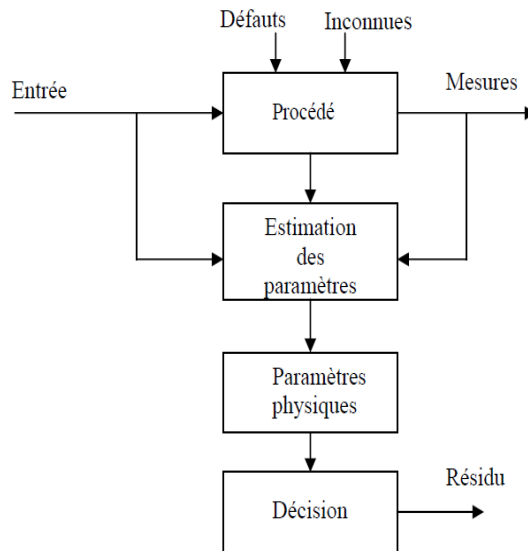


Fig.1.13 Estimation paramétrique pour la détection et le diagnostic de défauts

1.5. Modélisation de la MAS saine

Le modèle mathématique est l'un des objectifs les plus importants dans le cadre de diagnostic des machines électriques.

Dans ce chapitre, nous allons présenter la modélisation de la machine asynchrone saine, ensuite nous allons exécuter la simulation du modèle de la machine, enregistrer et interpréter les résultats obtenus par la simulation dans le cas sain. La simulation est effectuée sous l'environnement MATLAB/Simulink.

1.5.1 Hypothèses simplificatrices

- La saturation magnétique ne sera pas prise en compte, les flux propres de la machine sont proportionnels aux courants qui les produisent.
- Les courants induits dans le circuit magnétique (courants de Foucault) sont supposés négligeables, ainsi qu'aux phénomènes de l'hystérésis et l'effet de peau.

- Répartition spatiale sinusoïdale de l'induction magnétique à travers l'entrefer, ce qui se traduit par une variation sinusoïdale des inductances mutuelles entre le stator et le rotor.
- Les circuits magnétiques sont symétriques.
- L'entrefer est constant.

1.5.2. Les équations électriques

Le stator est constitué de trois enroulements répartis dans l'espace, et séparés d'un angle électrique de 120° , les mêmes propos s'appliquent au rotor qu'il soit à cage d'écureuil ou formé de trois bobines. On les représente comme indiqué sur la figure ci-dessous :

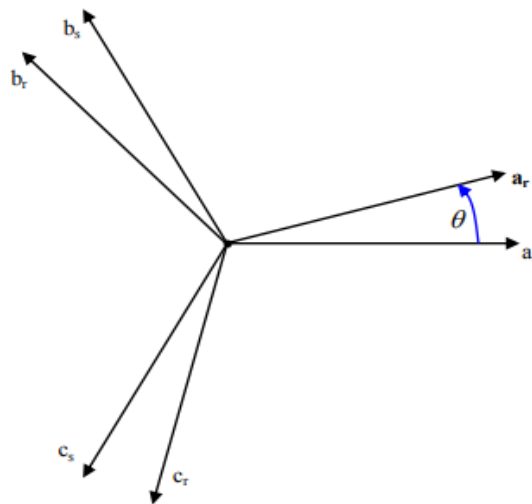


Fig.1.14 Schéma représentant les axes des enroulements statoriques et rotoriques

L'axe a_s est considéré comme axe de référence, et l'angle θ définit la position du rotor par rapport au stator.

En tenant compte des hypothèses mentionnées précédemment les équations électriques des tensions statoriques et rotoriques peuvent s'écrire sous forme matricielle en appliquant la loi d'Ohm comme suit :

- Au stator :

$$[V_{abcs}] = [R_{abcs}][i_{abcs}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{abcs}] \quad (1.1)$$

- Au rotor :

$$[V_{abcr}] = [R_{abcr}][i_{abcr}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{abcr}] \quad (1.2)$$

- Résistance statorique

$$[R_{abcs}] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

- Résistance rotorique

$$[R_{abcr}] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

Avec :

$$[V_{abcs}] = \begin{bmatrix} v_{as} \\ v_{bs} \\ v_{cs} \end{bmatrix}, [i_{abcs}] = \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix}, [\Phi_{abcs}] = \begin{bmatrix} \Phi_{as} \\ \Phi_{bs} \\ \Phi_{cs} \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

$$[V_{abcr}] = \begin{bmatrix} v_{ar} \\ v_{br} \\ v_{cr} \end{bmatrix}, [i_{abcr}] = \begin{bmatrix} i_{ar} \\ i_{br} \\ i_{cr} \end{bmatrix}, [\Phi_{abcr}] = \begin{bmatrix} \Phi_{ar} \\ \Phi_{br} \\ \Phi_{cr} \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Avec :

a_s, b_s, c_s : Indices correspondants aux trois phases statoriques

V : Tension (V)

i : Courant (i)

R_s : Résistance statorique

R_r : Résistance rotorique

Φ : Flux.

1.5.3. Les équations magnétiques

- Au stator :

$$[\Phi_{abcS}] = [L_S][i_{abcS}] + [L_{Sr}][i_{abcR}] \quad (1.7)$$

- Au rotor :

$$[\Phi_{abcR}] = [L_r][i_{abcR}] + [L_{rS}][i_{abcS}] \quad (1.8)$$

- Inductance statorique

$$[L_S] = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_{ms} & \frac{-L_{ms}}{2} & \frac{-L_{ms}}{2} \\ \frac{-L_{ms}}{2} & L_{ls} + L_{ms} & \frac{-L_{ms}}{2} \\ \frac{-L_{ms}}{2} & \frac{-L_{ms}}{2} & L_{ls} + L_{ms} \end{bmatrix} \quad (1.9)$$

- Inductance rotorique

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{lr} + L_{mr} & \frac{-L_{mr}}{2} & \frac{-L_{mr}}{2} \\ \frac{-L_{mr}}{2} & L_{lr} + L_{mr} & \frac{-L_{mr}}{2} \\ \frac{-L_{mr}}{2} & \frac{-L_{mr}}{2} & L_{lr} + L_{mr} \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

- Inductance mutuelle

$$[L_{Sr}] = [L_{rS}]^T = L_{Sr} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

Avec :

$[L_S]$: Matrice des inductances propres et mutuelles entre phases statoriques.

$[L_r]$: Matrice des inductances propres et mutuelles entre phases rotoriques.

$[L_{Sr}]$: Matrice des inductances mutuelles entre phases statoriques et rotoriques.

$[L_{rS}]$: Matrice des inductances mutuelles entre phases rotoriques et statoriques.

L_{Sr} : Maximum de l'inductance mutuelle entre phase du stator et une phase de rotor.

1.5.4. La transformation de Park

La transformation de Park a pour but de traiter une large gamme de machines de façon unifiée en les ramenant à un modèle unique. Cette transformation est appelée souvent transformation à deux axes. Elle fait correspondre aux trois enroulements de la machine originale une représentation à deux axes en quadrature, équivalents du point de vue électrique et magnétique. Cette transformation a aussi pour l'objectif de rendre les inductances mutuelles du modèle indépendantes de l'angle de rotation.

La matrice de transformation de Park $[p_r]$ est définie comme suit :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = [p_r] \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (1.12)$$

Avec :

$$p_r = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

C'est-à-dire :

$$\begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ -\sin(\theta) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} \quad (1.14)$$

La transformée de Park inverse est nécessaire afin de revenir aux grandeurs triphasées, elle est définie par :

$$[p_r]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix} \quad (1.15)$$

Donc la transformée inverse est définie par :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = [p_r]^{-1} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} \quad (1.16)$$

C'est-à-dire :

$$\begin{bmatrix} x_a \\ x_b \\ x_c \end{bmatrix} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \frac{\sqrt{2}}{2} \\ \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta + \frac{2\pi}{3}) & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_d \\ x_q \\ x_0 \end{bmatrix} \quad (1.17)$$

- Si $\theta_s = 0$: (repère lié au stator)

$$p_s = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & \frac{-1}{2} & \frac{-1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{-\sqrt{3}}{2} \\ \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} & \frac{\sqrt{2}}{2} \end{bmatrix} \quad (1.18)$$

1.5.4.1. Choix du repère d-q

Il existe trois choix importants, le repère d-q peut être fixé au stator, au rotor ou au champ tournant, selon l'objectif de l'application : **(Fig.1.14)**

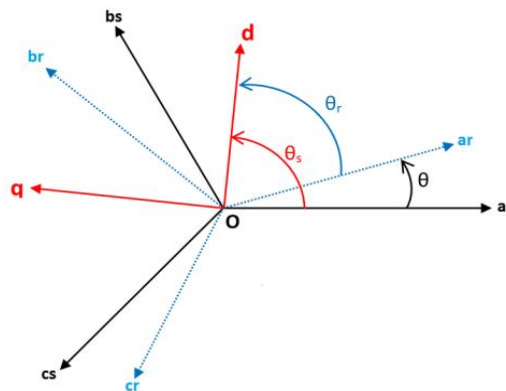


Fig.1.15 position des axes d-q par rapport aux axes de la machine

- Repère d'axes d-q fixe lié au stator ou repère stationnaire ($\theta_s = 0$). Les grandeurs électriques évoluent en régime permanent électrique à la pulsation statorique.
- Repère d'axes d-q fixe lié au rotor ($\theta_s = \theta$). Les grandeurs électriques évoluent en régime permanent électrique à la pulsation des courants rotorique.
- Repère d'axes d-q lié au champ tournant ($\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_s$). Le modèle est simplifié par l'utilisation d'équations plus simples. En régime permanent électrique les grandeurs du modèle sont continuées. Cette méthode est souvent utilisée dans l'étude de la commande.

1.5.4.2. Les équations électriques (dans un référentiel lié au stator)

Les équations électriques sont définies comme suit :

$$V_{dqos} = R_s i_{dqos} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_s & 0 \\ \omega_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \Phi_{dqos} + \frac{d}{dt} \Phi_{dqos} \quad (1.19)$$

$$0 = R_r i_{dqor} + \begin{bmatrix} 0 & -\omega_r & 0 \\ \omega_r & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \Phi_{dqor} + \frac{d}{dt} \Phi_{dqor} \quad (1.20)$$

1.5.4.3. Les équations magnétiques

Les équations magnétiques sont définies par :

$$\Phi_{dqos} = \begin{bmatrix} L_S & 0 & 0 \\ 0 & L_S & 0 \\ 0 & 0 & L_{lS} \end{bmatrix} i_{dqos} + \begin{bmatrix} L_{Sr} & 0 & 0 \\ 0 & L_{Sr} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} i_{dqor} \quad (1.21)$$

$$\Phi_{dqor} = \begin{bmatrix} L_{rs} & 0 & 0 \\ 0 & L_{rs} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} i_{dqos} + \begin{bmatrix} L_r & 0 & 0 \\ 0 & L_r & 0 \\ 0 & 0 & L_{lr} \end{bmatrix} i_{dqor} \quad (1.22)$$

Avec :

$$L_S = L_{lS} + \frac{3}{2}L_{mS} \quad (1.23)$$

$$L_r = L_{lr} + \frac{3}{2}L_{mr} \quad (1.23)$$

$$L_{Sr} = L_{rs} = \frac{3}{2}L_m \quad (1.24)$$

1.5.5 Le Couple électromagnétique

Le modèle électrique doit être complété par les expressions de couple électromagnétique et de la vitesse, décrivant ainsi le mode mécanique.

$$C_e = \frac{3}{2} \frac{PL_m}{L_r} [\Phi_{dr} i_{qs} - \Phi_{qr} i_{ds}] \quad (1.25)$$

1.5.6. L'équation mécanique

La dynamique de la partie mobile de la machine est exprimée par l'équation du mouvement suivante :

$$j \cdot \frac{d\Omega_r}{dt} + f_v \cdot \Omega_r = C_e - C_r \quad (1.26)$$

$$\Omega_r = \frac{d\theta}{dt} \quad (1.27)$$

Avec :

j : Inertie de toutes les masses tournantes ramenées à l'arbre de la machine.

C_r : Couple de charge.

f_v : Coefficient du frottement visqueux.

1.5.7. Modèle d'état de la MAS saine lié au stator

Finalement, le modèle d'état de la MAS triphasée saine est résumé ci-dessous :

$$\frac{di_{ds}}{dt} = -\frac{1}{L_s\sigma} \left(R_s + \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2} \right) i_{ds} + \frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m R_r}{L_r^2} \right) \Phi_{dr} + \frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m \omega_r}{L_r} \right) \Phi_{qr} + \frac{1}{L_s\sigma} V_{ds} \quad (1.28)$$

$$\frac{di_{qs}}{dt} = -\frac{1}{L_s\sigma} \left(R_s + \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2} \right) i_{qs} - \frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m \omega_r}{L_r} \right) \Phi_{dr} + \frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m R_r}{L_r^2} \right) \Phi_{qr} + \frac{1}{L_s\sigma} V_{qs} \quad (1.29)$$

$$\frac{d\Phi_{dr}}{dt} = \left(\frac{L_m R_r}{L_r} \right) i_{ds} - \left(\frac{R_r}{L_r} \right) \Phi_{dr} + (\omega_r) \Phi_{qr} \quad (1.30)$$

$$\frac{d\Phi_{qr}}{dt} = \left(\frac{L_m R_r}{L_r} \right) i_{qs} - (\omega_r) \Phi_{dr} - \left(\frac{R_r}{L_r} \right) \Phi_{qr} \quad (1.31)$$

$$j \cdot \frac{d\Phi_r}{dt} + f_v \cdot \Omega_r = C_e - C_r \quad (1.32)$$

On peut écrire le système d'équations sous forme matricielle comme suit :

$$\frac{d[X]}{dt} = [A][X] + [B][V] \quad (1.33)$$

$$[A] = \begin{bmatrix} -\frac{1}{L_s\sigma} \left(R_s + \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2} \right) & 0 & \frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m R_r}{L_r^2} \right) & \frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m \omega_r}{L_r} \right) \\ 0 & -\frac{1}{L_s\sigma} \left(R_s + \frac{L_m^2 R_r}{L_r^2} \right) & -\frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m \omega_r}{L_r} \right) & \frac{1}{L_s\sigma} \left(\frac{L_m R_r}{L_r^2} \right) \\ \left(\frac{L_m R_r}{L_r} \right) & 0 & -\left(\frac{R_r}{L_r} \right) & (\omega_r) \\ 0 & \left(\frac{L_m R_r}{L_r} \right) & -(\omega_r) & -\left(\frac{R_r}{L_r} \right) \end{bmatrix}$$

$$[B] = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_s\sigma} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_s\sigma} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad [V] = \begin{bmatrix} V_{ds} \\ V_{qs} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad [X] = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \Phi_{dr} \\ \Phi_{qr} \end{bmatrix}$$

1.6. Simulation de la MAS saine

La simulation d'un démarrage à vide sous une tension sinusoïdale suivi de l'application du couple résistant ($C_r=3N.m$) à l'instant $t=1s$, Lors de l'application de cette charge, nous remarquons que la machine répond à cette perturbation.

Les figures (1.16) à (1.21) illustrent les résultats de cette simulation.

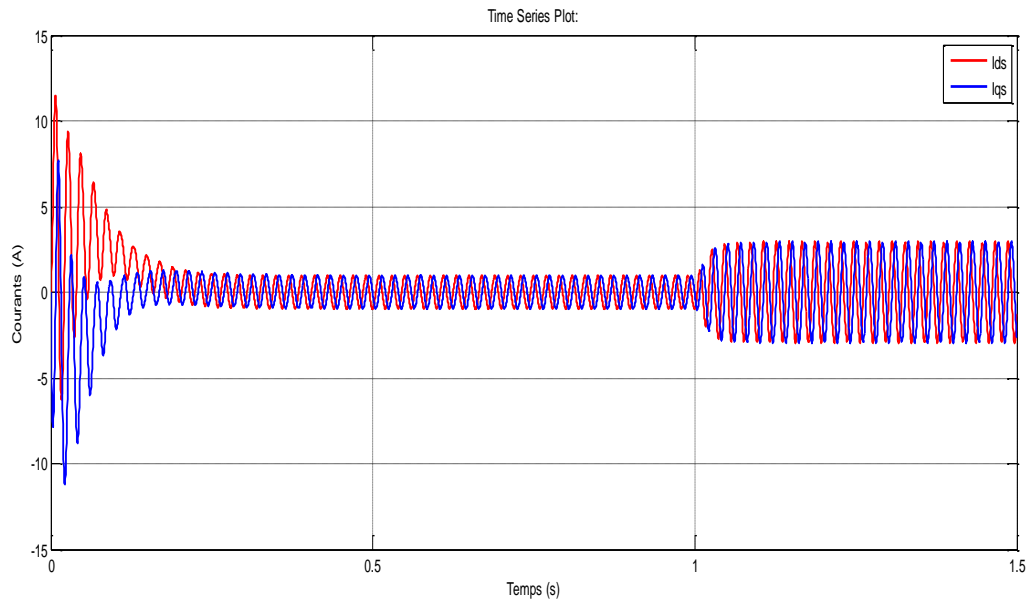


Fig1.16 Courants statoriques i_{qs} et i_{ds}

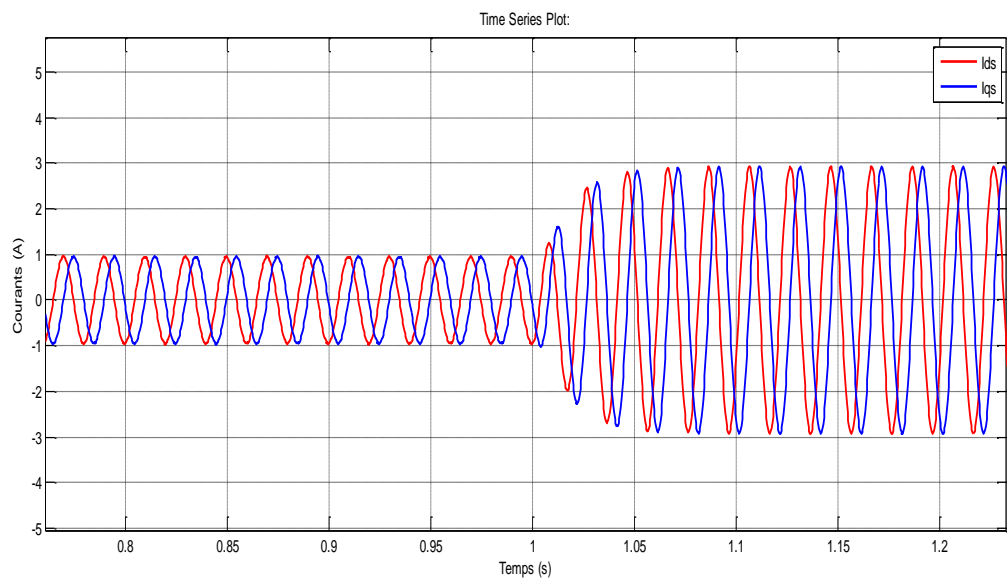


Fig1.17 Courants statoriques i_{qs} et i_{ds} avec zoom

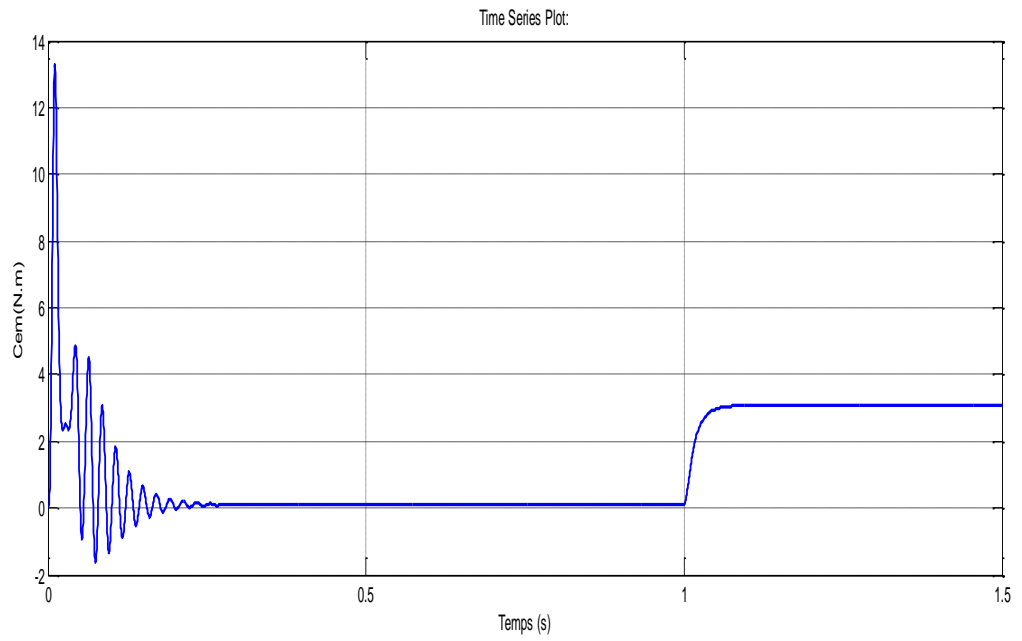


Fig1.18 Couple électromagnétique

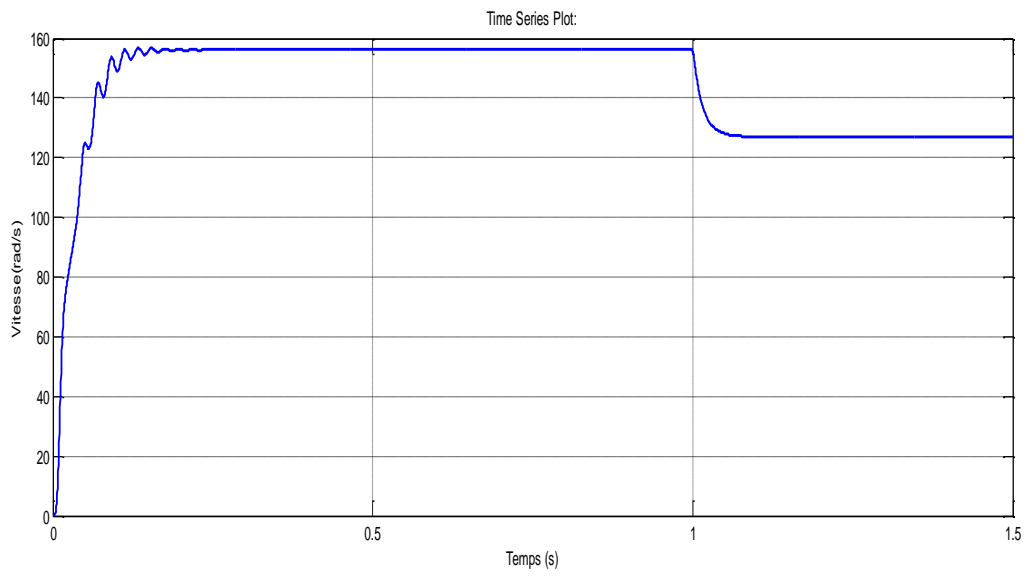


Fig1.19 Vitesse mécanique

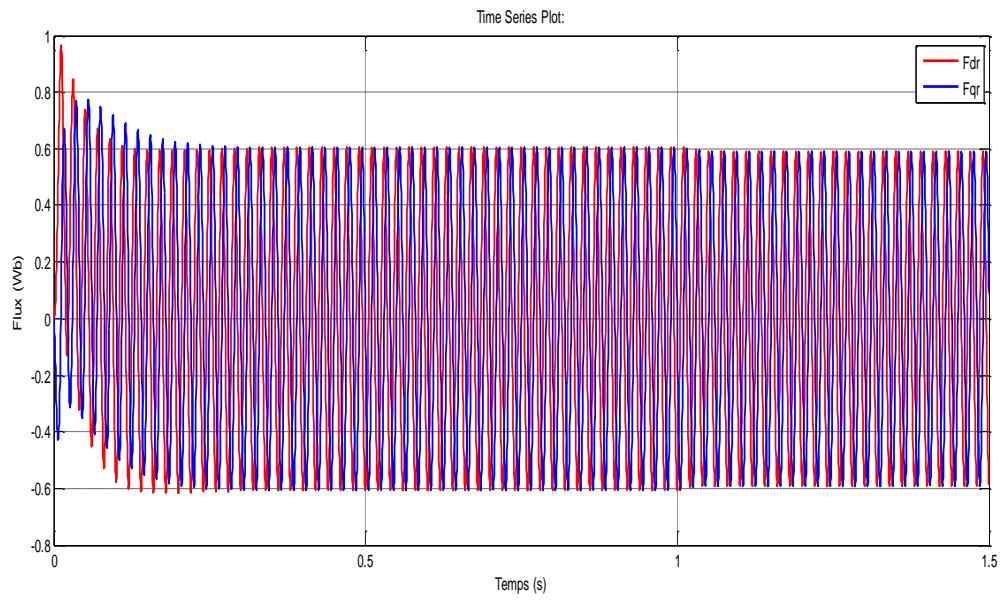


Fig1.20 Flux rotoriques Φ_{dr} , Φ_{qr}

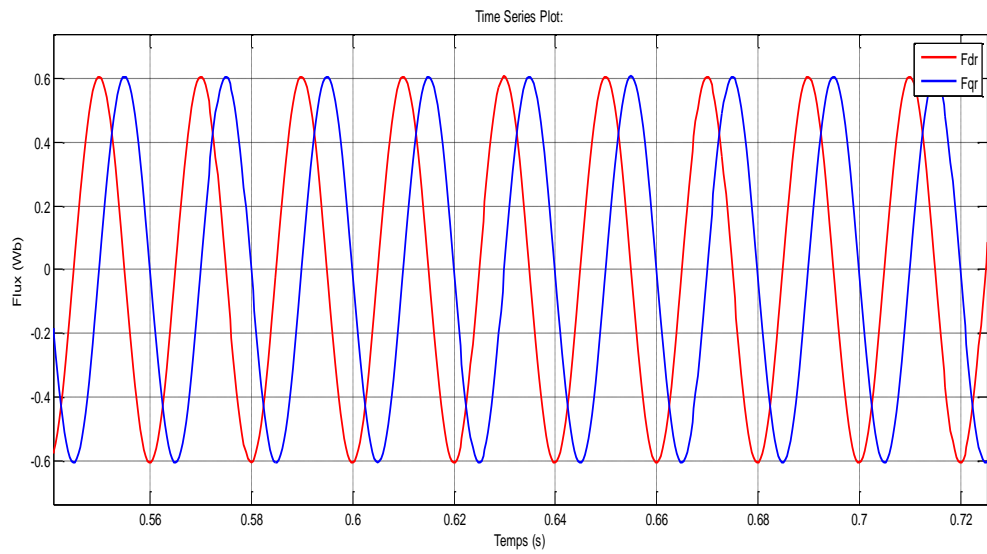


Fig1.21 Flux Φ_{dr} , Φ_{qr} avec zoom

➤ **Interprétation des résultats :**

Les courants statoriques et les flux rotoriques sont en quadrature et ont une valeur importante au démarrage de 11A et de 0.6Wb. Cette amplitude diminue au bout de quelques alternances pour donner une forme sinusoïdale d'amplitude constante de 1A à vide.

Au démarrage, le couple électromagnétique atteint une valeur maximale de 13 N.m cela est nécessaire pour vaincre l'inertie du moteur, puis se rétablit à une valeur très faible pour compenser les pertes mécaniques à vide (charge nulle).

La vitesse mécanique démarre avec une valeur de 0rad/s puis se stabilise en régime permanent à 156rad/s.

Avec l'application de la charge (3Nm) à $t = 1s$, la MAS répond en augmentant les courants statoriques ce qui entraîne une faible réduction des flux rotoriques ; ceci permet de vaincre le couple de charge, l'amplitude des courants statoriques augmente pour atteindre une valeur max proche de 3A, le couple électromagnétique atteint la valeur de C_r et la vitesse diminue au-dessous de sa valeur nominale à 127 rad/s.

1.7 Conclusion

Ce chapitre a consisté en la réalisation du modèle d'état mathématique et la simulation de la machine asynchrone triphasé à cage d'écureuil dans le cas sain.

Cette étude est une étape importante et utile, elle nous aide à avoir une meilleure compréhension du sujet, permet une familiarisation à l'utilisation du logiciel Matlab/Simulink et va servir de base pour passer au chapitre suivant qui s'intéressera à l'étude de la machine en présence de défauts de courts circuits de spires statoriques.

Chapitre 2 Simulation de la MAS avec défauts

2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous nous pencherons sur la simulation d'une machine asynchrone avec défauts, mettant l'accent sur deux défauts couramment rencontrés : les courts-circuits entre spires et le déséquilibre d'alimentation. Les machines asynchrones sont largement utilisées dans de nombreuses applications industrielles, et leur performance et leur fiabilité sont d'une importance primordiale. Comprendre les effets de ces défauts sur le fonctionnement de la machine est essentiel pour assurer un fonctionnement optimal et éviter les dommages potentiels.

Nous commencerons par la simulation en court-circuit avec des tensions équilibrées tout en variant le couple de charge C_r . Ensuite, nous effectuerons la simulation avec un déséquilibre de tension d'alimentation dans la phase A et observerons les résultats en variant le nombre de spires en court-circuit N_a .

La simulation se fera à l'aide du logiciel Matlab/Simulink.

2.2 Simulation de la MAS en court-circuit

Un défaut entre spires dans le bobinage du stator de machines électriques provoque un courant de circulation dans les spires en défaut dont l'amplitude peut être très importante. Si le défaut reste non détecté, il se propage et peut aboutir à des défauts entre spires ou entre spires et masse. L'augmentation de la chaleur due au court-circuit peut également conduire à la dégradation totale de l'enroulement du stator. En effet, le courant circulant dans les spires en court-circuit est plusieurs fois plus important que le courant nominal. L'augmentation de la température qui s'en suit entraîne la destruction en cascade des isolants et par effet cumulatif, la destruction complète de la machine.

D'une façon générale, à la suite d'un court-circuit, apparaissent des vibrations et des oscillations de couple synonymes de présence de nouvelles fréquences dans le couple électromagnétique, et par conséquent dans les courants statoriques [13].

Pour effectuer cette étude, le modèle mathématique et le logiciel de simulation développés par [15] et [29] sont utilisés. Les équations N° (2.1), (2.2) et (2.3) résument le fonctionnement de ce modèle. (Pour plus de détails, se référer à [15]).

Soit f_a le pourcentage de nombre de spires fonctionnel d'une phase de stator.

$$v_{a2}^s = f_a R_s \left(\sqrt{\frac{2}{3}} i_d^s + \sqrt{\frac{1}{3}} i_0^s - i_f \right) + \frac{d}{dt} \phi_{a2}^s = r_f i_f \quad (2.1)$$

$$V_{dq0}^s = R_{dq0}^s i_{dq0}^s + \frac{d}{dt} \phi_{dq0}^s - R_{dq0f}^s i_f \quad (2.2)$$

$$0 = R_{dq0}^r i_{dq0}^r - \omega_r \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \phi_{dq0}^r + \frac{d}{dt} \phi_{dq0}^r \quad (2.3)$$

Avec :

- α_2 : La partie de la phase a en court-circuit.
- r_f : Résistance de défaut.
- i_f : Courant de défaut.

2.2.1. Transformation de Fortescue

Trois grandeurs de même nature et de même pulsation forment un système triphasé équilibré lorsqu'elles ont la même amplitude et lorsqu'elles sont déphasées de $\pm 120^\circ$. Lorsque les grandeurs ne vérifient pas ces conditions de phase et d'amplitude, on parle d'un système triphasé déséquilibré.

Le déséquilibre des tensions peut être dû à des charges triphasées, lorsque celles-ci ne sont pas symétriques. On parle d'un déséquilibre d'amplitude lorsque les trois tensions n'ont pas la même valeur efficace, et d'un déséquilibre de phase lorsque le déphasage entre les trois phases successives n'est pas de 120° . Le niveau de déséquilibre augmente en conséquence de l'augmentation de la dysmétrie de la charge. [14].

La transformation de Fortescue [27] permet de convertir un système triphasé en un système équivalent comprenant trois systèmes : direct, inverse et homopolaire. Cela facilite l'analyse des systèmes triphasés déséquilibrés.

La transformation de Fortescue est basée sur l'utilisation de la symétrie positive, négative et zéro des signaux triphasés. Elle consiste à effectuer une combinaison linéaire des signaux des trois phases en utilisant des coefficients spécifiques. Ces coefficients sont définis de manière à isoler les composantes symétriques positives, négatives et nulles du système triphasé.

Tout système de grandeurs triphasées déséquilibré peut se mettre sous la forme de la somme de trois systèmes équilibrés (ou symétriques) :

- Un système équilibré positif (direct) noté G_d
- Un système équilibré négatif (inverse) noté G_i
- Un système de tension homopolaire noté G_0

Matrice de Fortescue

Le but est de trouver les valeurs de G_d , G_i et G_o à partir de G_1 , G_2 et G_3 qui sont trois grandeurs sinusoïdales d'amplitude différente.

$$\begin{bmatrix} G_1 \\ G_2 \\ G_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a^2 & a \\ 1 & a & a^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_o \\ G_d \\ G_i \end{bmatrix}$$

a: représente le nombre complexe $e^{j\frac{2\pi}{3}}$

2.2.2. Simulation en charge sans variation de C_r

Le démarrage s'effectue à vide sous tension nominale avec une alimentation triphasée sinusoïdale équilibrée. À l'instant $t= 0.4s$ la machine est soumise au couple résistant nominal $C_r=3.8Nm$, un court-circuit d'une valeur $N_a=50$ est appliqué à l'instant $t=0.7s$.

Les résultats de simulation sont représentés par les graphes des courants statoriques , du couple électromagnétique et de la vitesse mécanique , ainsi que les trois courants, de séquence positive I_p , de séquence négative I_n et homopolaire I_0 (Fig.2.1 à 2.6).

Avec :

- I_p : courant de séquence positive,
- I_n : courant de séquence négative,
- I_0 : courant homopolaire.

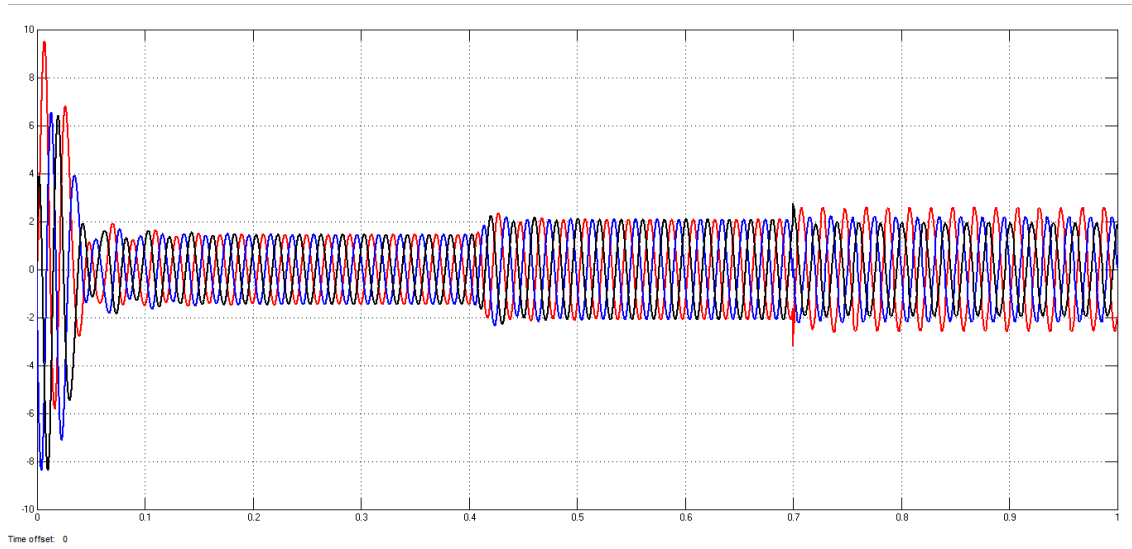


Fig.2.1 Courants statoriques i_{as} (rouge), i_{bs} (bleu), i_{cs} (noir)

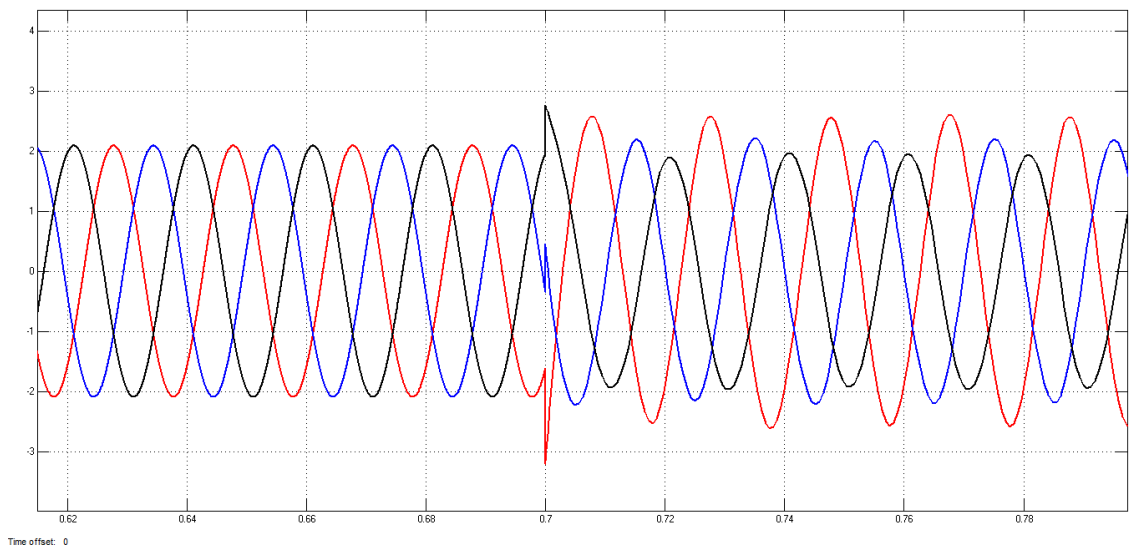


Fig.2.2 Courants statoriques i_{as} , i_{bs} , i_{cs} avec zoom

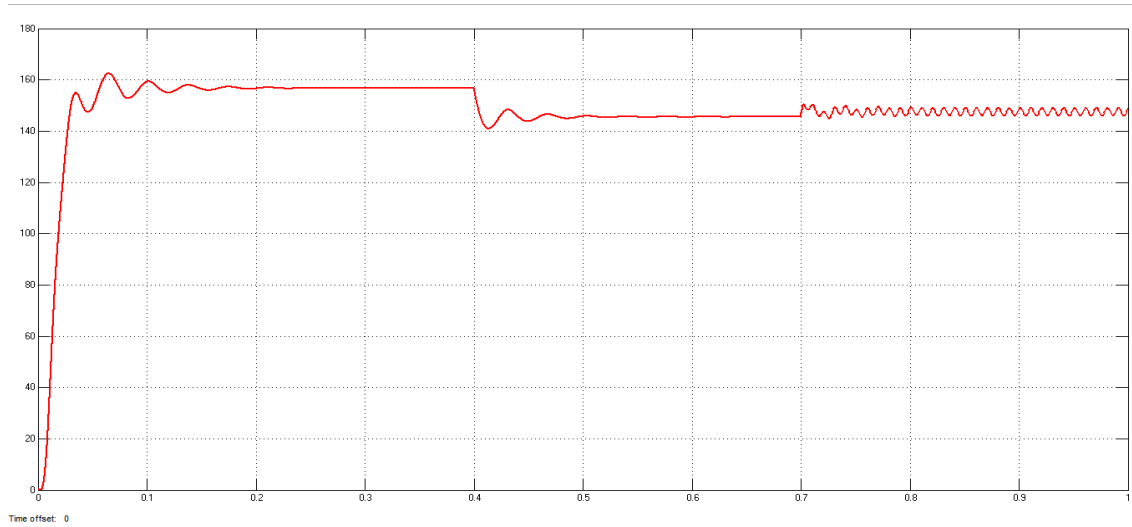


Fig.2.3 Vitesse Mécanique

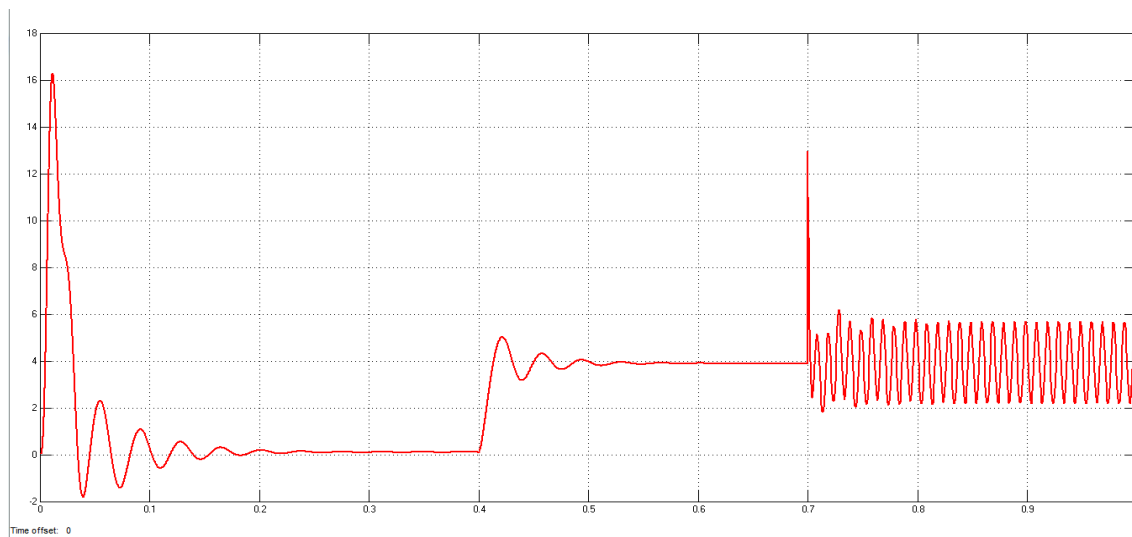


Fig.2.4 Couple électromagnétique

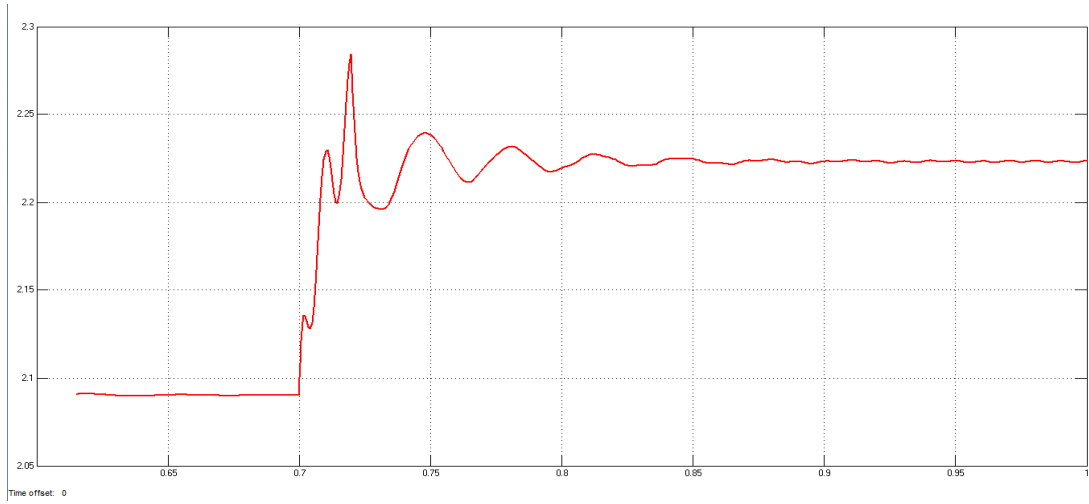


Fig.2.5 Courant de séquence positive I_p

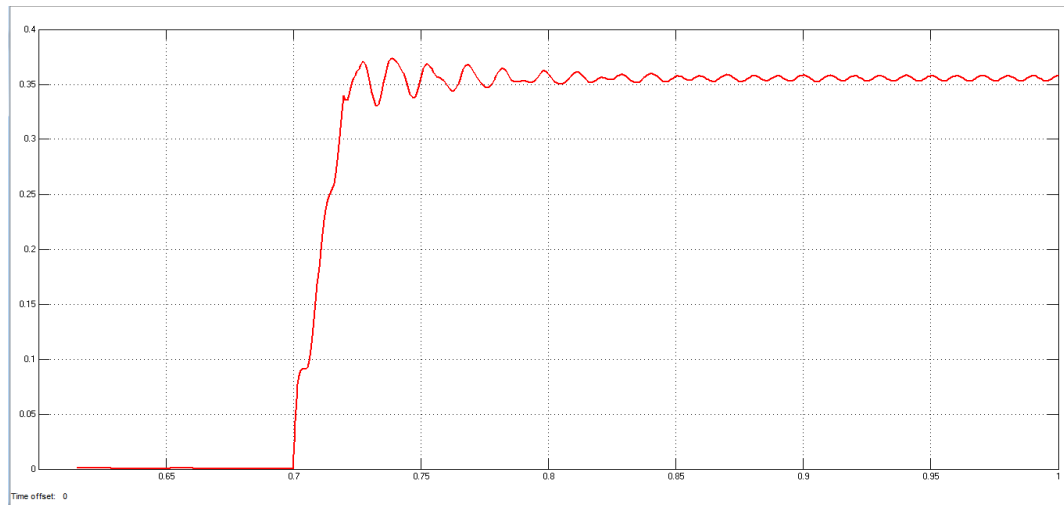


Fig.2.6 Courant de séquence négative I_n

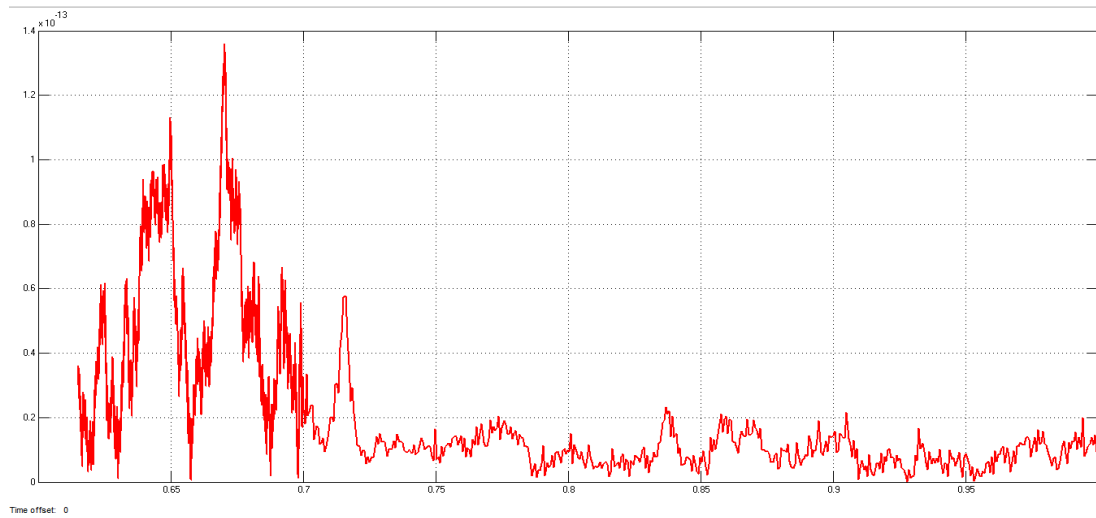


Fig.2.7 Courant de séquence homopolaire I_0

D'après les résultats des figures on peut interpréter que :

- L'allure des courants statoriques est sinusoidale avant l'application du court-circuit. À $t = 0.7s$ nous remarquons un déséquilibre qui se manifeste sous forme d'une augmentation au niveau du courant statorique i_{as} et une baisse du courant i_{cs} ainsi qu'une légère augmentation du courant i_{bs} (Fig.2.1)
- On observe une évolution normale de la vitesse au démarrage qui s'établit à 157.5 rad/s , nous voyons apparaitre une légère ondulation à $t = 0.7s$ après l'application du court-circuit (Fig.2.3) qui dépend essentiellement de l'inertie J de l'ensemble machine-charge.
- Le couple électromagnétique atteint une valeur maximale de $16Nm$ au démarrage pour se stabiliser à $4Nm$ après l'application du couple résistant nominal. À $t = 0.7s$ on remarque l'apparition d'un pic puis d'importantes ondulations sur l'allure en régime permanent. (Fig.2.4)
- Le courant de séquence positive I_p est stable à $2.09A$ avant le court-circuit, à $t = 0.7s$ le courant augmente et atteint $2.22A$.
- Le courant de séquence négative I_n est très faible avec une valeur qui avoisine $0A$, à l'application du court-circuit le courant s'élève à $0.35A$.
- Le courant de séquence homopolaire I_0 tend vers 0 .

2.2.3. Simulation avec variation du couple de charge C_r et spires en court-circuit N_a

Nous allons maintenant lancer la simulation en variant plusieurs fois le couple résistant. Nous prenons les cas suivants : $C_r = 0Nm$ (à vide), $C_r = 1Nm$, $C_r = 2.5Nm$, $C_r = 3.8Nm$ (nominal) et $C_r = 5Nm$.

Soit N_a le nombre de spires en court-circuit sur une phase et le paramètre δ_i est un indicateur de variation de courant que nous allons mesurer, et dont la formule mathématique est la suivante :

$$\delta_i = \frac{I_p - I_n}{I_p}$$

Les résultats de la simulation sont représentés dans les deux courbes suivantes :

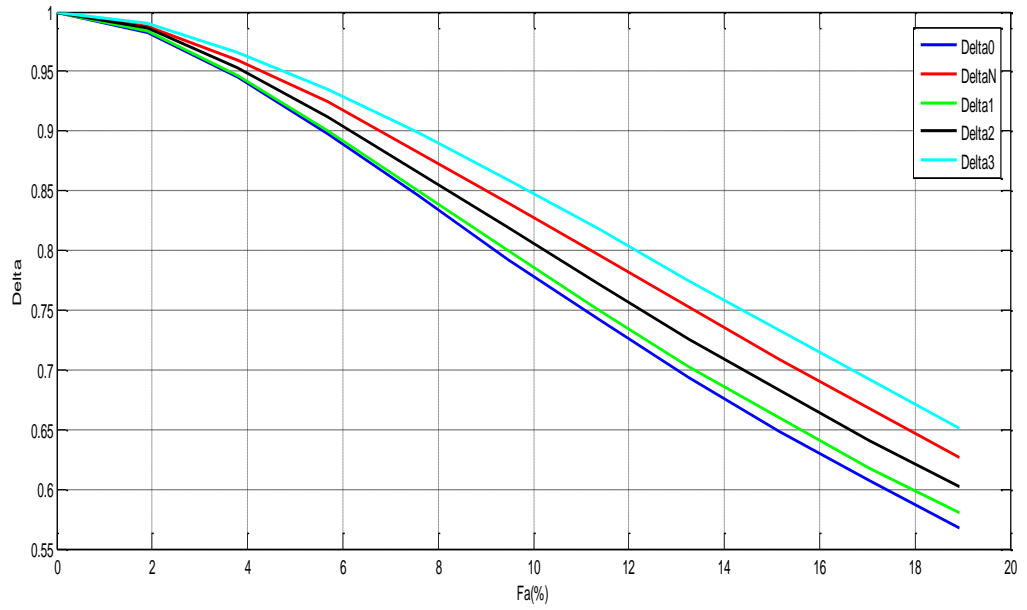


Fig.2.8 Courbe des δ_i en fonction de f_α

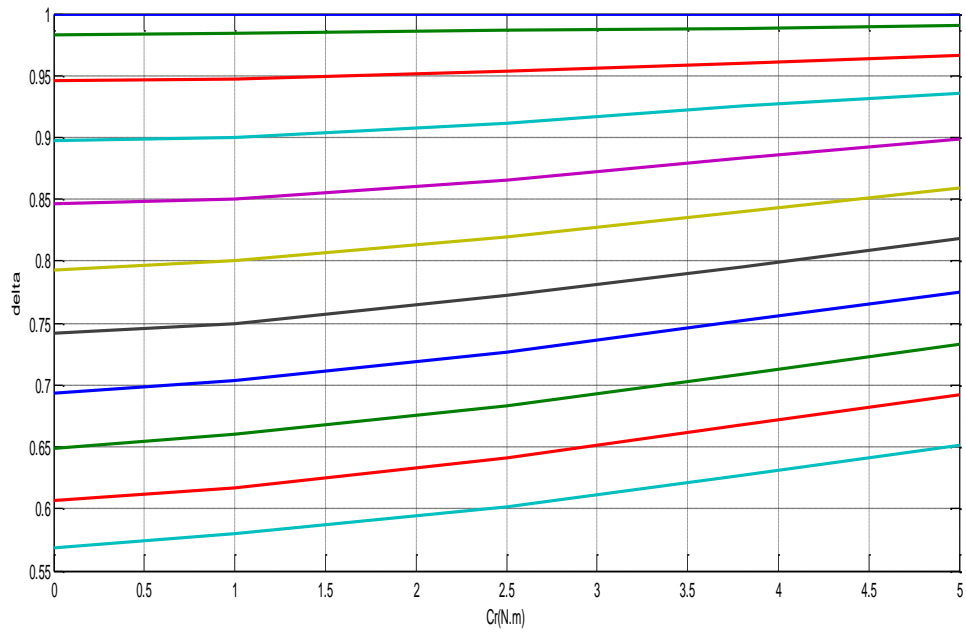


Fig.2.9 Courbe des δ_i en fonction de C_r

Remarques :

- Les valeurs de δ_i sont égales à 1 avant l'application du court-circuit (cas sain), et ce pour n'importe quelle valeur de C_r .
- A l'application du court-circuit, on remarque une baisse progressive du δ_i , plus le pourcentage de spires fonctionnel (f_a) est élevé et plus le δ_i est faible.
- La variation du couple résistant influe relativement sur la pente de diminution du δ_i , plus le C_r est élevé plus la diminution est faible.
- On remarque que les courbes de δ_i sont parallèles entre elles en fonction du C_r . La variation du couple de charge C_r n'a donc pas d'influence sur le δ_i .

2.3 Simulation en court-circuit avec déséquilibre d'alimentation

2.3.1 Simulation sans variation de la tension

Dans cette partie, nous allons étudier la simulation en court-circuit avec une source d'alimentation triphasée déséquilibrée en changeant l'amplitude de la phase A seulement.

Le terme « USV » qui signifie *“Unbalanced Supply Voltage”* désigne la tension d'alimentation déséquilibrée que l'on obtient en variant l'amplitude de la phase.

Les amplitudes des phases B et C restent inchangés et gardent leur valeur de tension efficace (311V).

Le C_r nominal est appliqué à l'instant $t=0.4s$ et le court-circuit à l'instant $t=0.7s$

Les paramètres retenus pour cette simulation sont :

- USV (Phase A) : 373V
- N_a : 50 spires

Après simulation on obtient les résultats suivants :

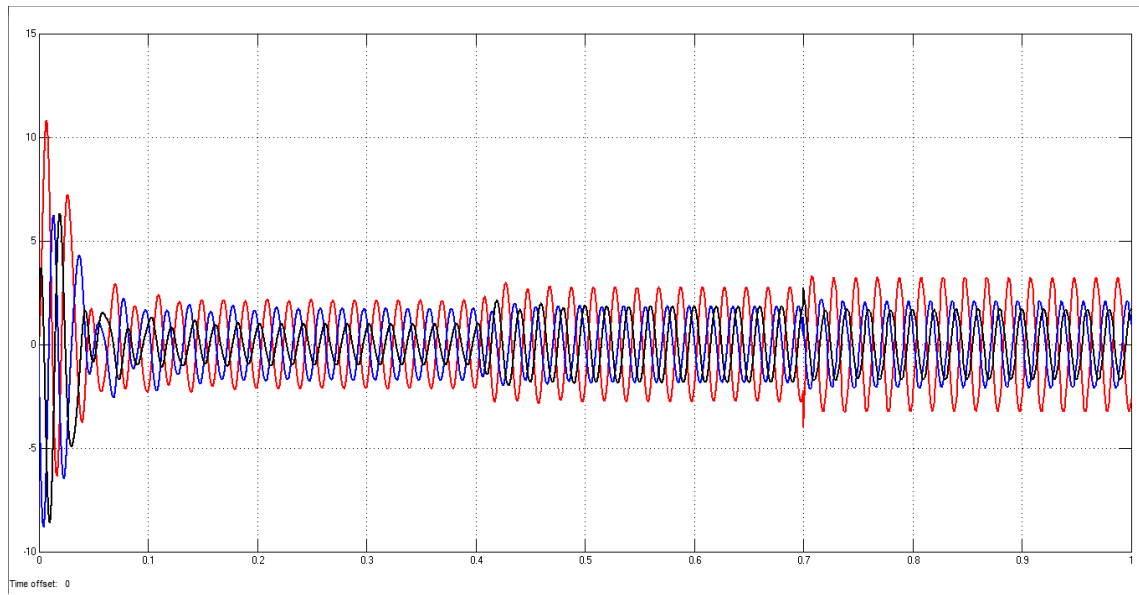


Fig.2.10 Courants statoriques i_{as} (rouge), i_{bs} (bleu), i_{cs} (noir)

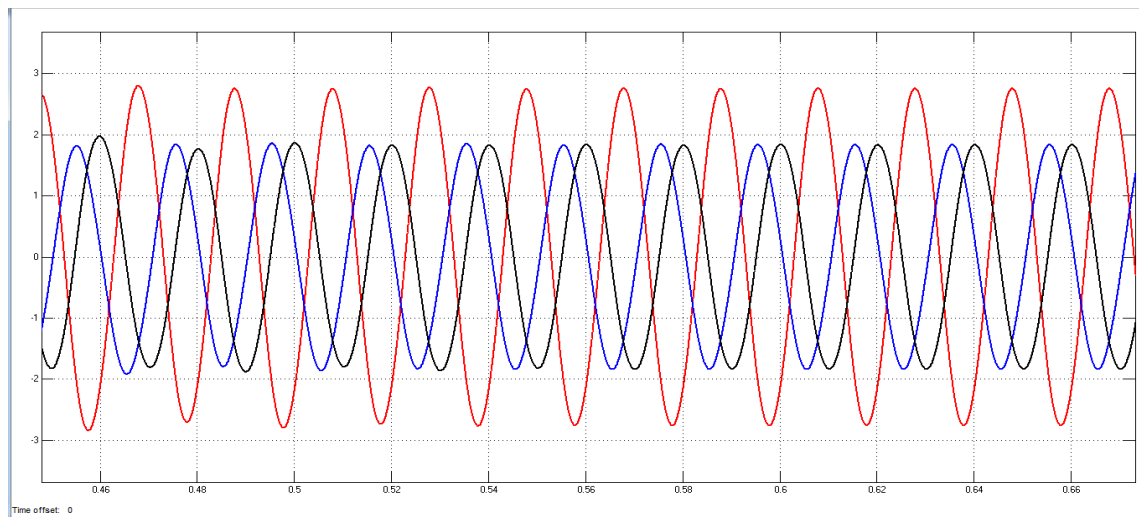


Fig.2.11 Courants statoriques i_{as} , i_{bs} , i_{cs} avec zoom

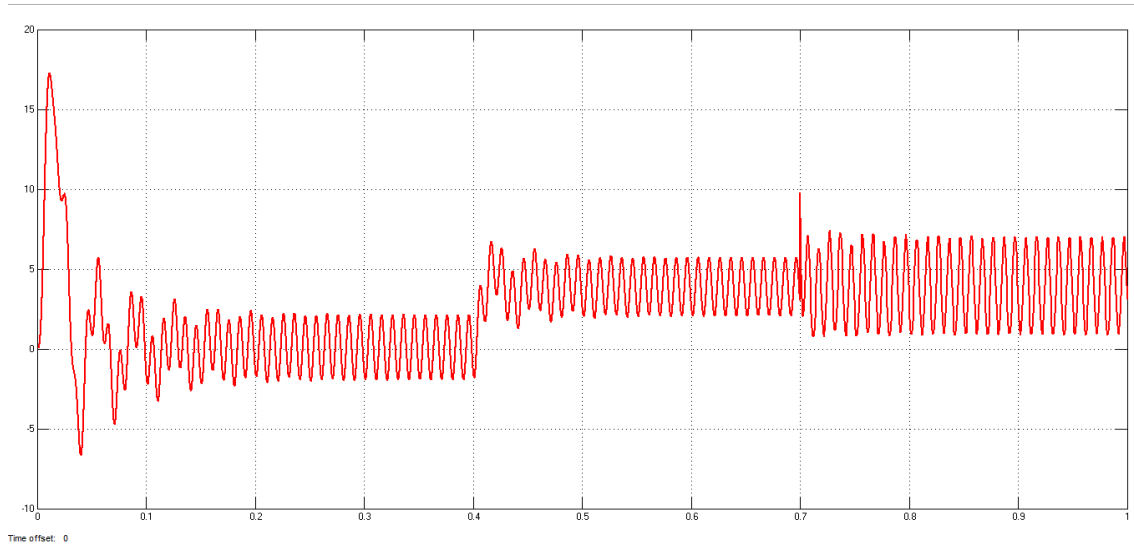


Fig.2.12 Couple électromagnétique

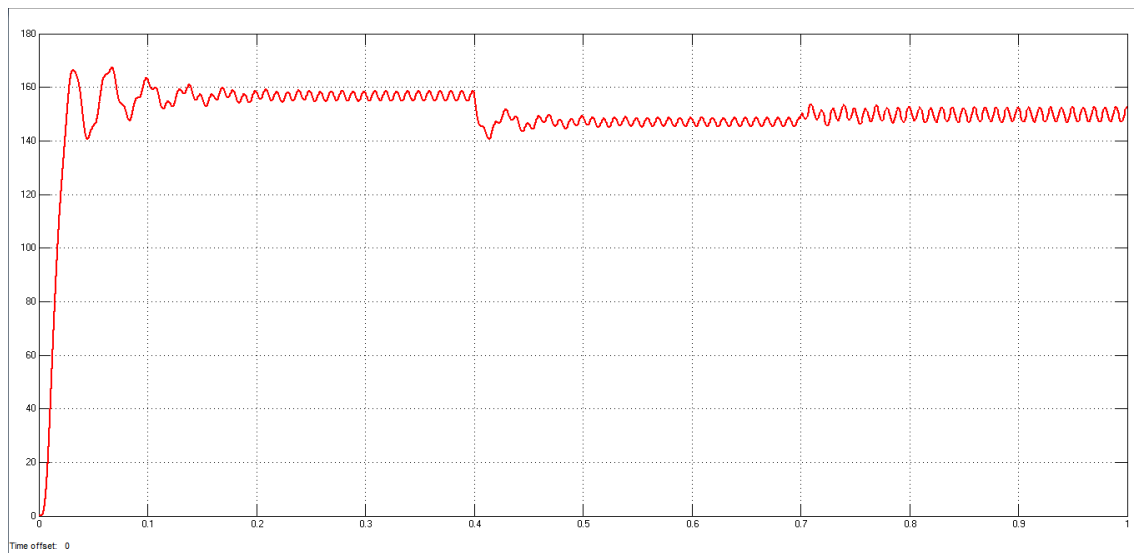


Fig.2.13 Vitesse Mécanique

Interprétation :

- Les amplitudes des courants statoriques des 3 phases sont déséquilibrées avec $i_{as}=2.15A$, $i_{bs}=1.8A$ et $i_{cs}=1A$, à l'instant $t=0.4s$ i_{bs} et i_{cs} se stabilisent à 1.8A tandis que i_{as} augmente pour atteindre la valeur de 2.75A. à l'instant $t=0.7s$ avec le court-circuit, i_{as} et i_{bs} augmentent pour atteindre respectivement 3.3A et 2.1A, le courant i_{cs} baisse sensiblement (1.65A). (Fig.2.10)
- L'allure de la vitesse est de type ondulatoire à vide et en charge dans le régime permanent, à $t=0.7s$ les ondulations sont un peu plus importantes. (Fig.2.13)
- Le couple électromagnétique aussi est de nature ondulatoire, À $t = 0.7s$ on remarque l'apparition d'un pic suivi d'ondulations plus importantes. (Fig.2.12)

2.3.2 Simulation avec variation de la tension USV et N_a :

Nous allons à présent varier la tension d'alimentation en ajoutant respectivement 5%, 10%, 15%, et 20% de la valeur de la tension efficace à l'amplitude de base et prendre les mesures de δi et de δv qui est un indicateur de variation de tension. Sa formule mathématique est la suivante :

$$\delta v = \frac{U_p - U_n}{U_p}$$

Avec :

- U_p : tension de séquence positive.
- U_n : tension de séquence négative.

Les amplitudes des phases B et C restent inchangés.

La simulation est effectuée pour les cas : $N_a=5, 10, 15$, et 20 spires.

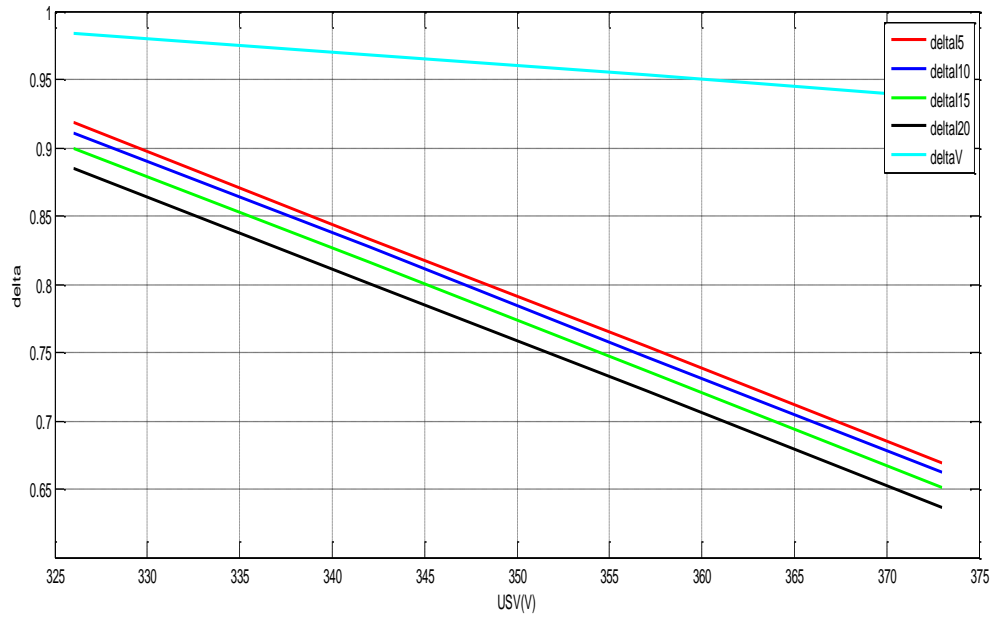


Fig.2.14 Courbe des δ_i et δ_v en fonction de USV

Remarques :

- δ_i et δ_v ont des courbes descendantes, sous forme de droites, en fonction de USV. Plus le déséquilibre de la tension augmente et plus δ_i et δ_v baissent.
- La variation de δ_v est inchangée quel que soit nombre de spires en court-circuit N_a , elle ne dépend donc pas de ce paramètre.
- La variation de USV reste la même pour tous les cas de N_a , ce qui explique pourquoi la variation du δ_v ne change pas.
- Le paramètre N_a a une influence sur les δ_i , en effet, plus le N_a important et la baisse du δ_i est significative.

2.4 Conclusion

Le But de ce chapitre était la simulation et l'observation de différents défauts spécifiques de la MAS, nous avons axé notre étude sur les courts-circuits entre spires et le déséquilibre d'alimentation.

A l'aide du logiciel Matlab/Simulink nous avons d'abord simulé puis observé les effets de ces défauts sur la MAS puis nous avons mesuré la variation des coefficients δ_i et δ_v en présence de chacun de ces deux défauts. Ces mesures vont servir de données utiles pour le chapitre suivant porté sur la détection de défauts.

Chapitre 3 Détection des défauts de la MAS par la méthode des réseaux de neurones artificiels

3.1 Introduction

Les réseaux de neurones sont composés d'éléments simples (ou neurones) fonctionnant en parallèle. Ces éléments sont fortement inspirés du système nerveux biologique. Comme dans la nature, le fonctionnement du réseau de neurone est fortement influencé par la connexion des éléments entre eux. Les réseaux de neurones en reprennent quelques grands principes :

- Le parallélisme : les neurones sont des entités réalisant une fonction très simple, mais ils sont très fortement interconnectés entre eux, ce qui rend le traitement du signal massivement parallèle.
- Les poids synaptiques : les connexions entre les neurones ont des poids variables, qui déterminent la force de l'interaction entre chaque paire de neurones.
- L'apprentissage : ces coefficients synaptiques sont modifiables lors de l'apprentissage, dans le but de faire réaliser au réseau la fonction désirée. La fonction que réalise un réseau dépend de sa structure (connexions et forces des connexions) ainsi que de l'opération effectuée par les neurones [16].

Les réseaux de neurones artificiels sont avantageux pour la détection des défauts de la machine asynchrone en raison de leur capacité d'apprentissage, de leur tolérance au bruit, de leur capacité à détecter les signes précurseurs de défauts, de leur adaptabilité aux changements et de leur précision élevée. Ils peuvent reconnaître les schémas associés aux défauts, traiter les données bruitées, intervenir précocement pour éviter les défaillances graves et s'adapter aux nouvelles conditions de fonctionnement.

Dans ce chapitre, nous allons exploiter les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la détection des défauts précédemment étudiés à savoir le court-circuit entre spires et le déséquilibre d'alimentation.

Pour la détection de nombreux défauts des informations redondantes sont disponibles et peuvent être utilisées pour obtenir des résultats précis. Ce concept peut être facilement implémenté dans un RNA en exploitant ses entrées parallèles et ses capacités de traitement pour améliorer la robustesse des performances du réseau. L'application de différents paradigmes de réseaux de neurones (RNA) sont choisis tels que le réseau neuronal perceptron multicouche (MLP) pour la détection et la localisation des défauts.

3.2 Le neurone formel

3.2.1 Présentation du neurone artificiel

Deux éléments principaux constituent un réseau de neurones artificiels, tout d'abord le(les) modèle(s) de neurones utilisés pour constituer le réseau et ensuite, l'architecture du réseau. Chaque neurone artificiel est un processus élémentaire qui reçoit un certain nombre d'entrées de neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids représentatif de la force de connexion entre les neurones correspondants.

Un neurone artificiel peut être représenté comme ceci : (Fig.3.1)

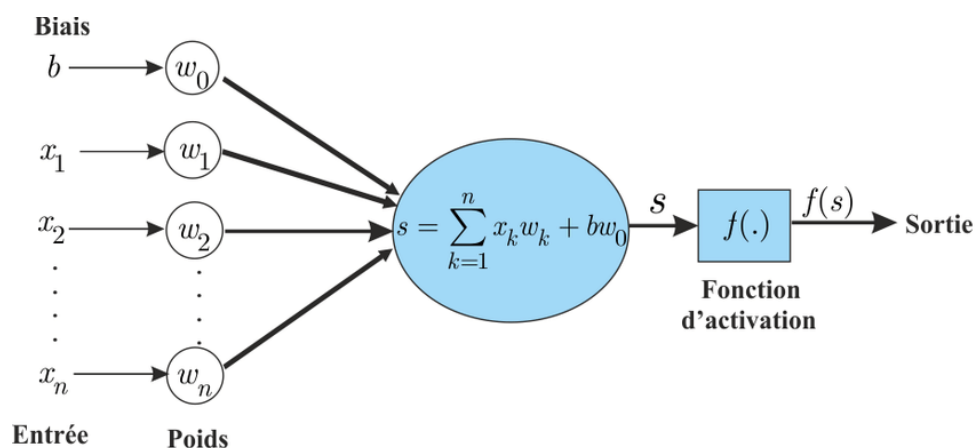


Fig.3.1 Représentation d'un neurone artificiel [30]

Chaque neurone possède plusieurs entrées (In), à chacune desquelles est affecté un poids ($Weight$). L'entrée fixée à 1 de poids b est facultative et représente le seuil (*ou biais*). A chaque entrée peuvent être connectées plusieurs sorties d'autres neurones. La sortie est calculée à partir des entrées et des poids synaptiques :

- **Une fonction d'entrée** évalue la stimulation reçue en calculant le potentiel V du neurone. Elle est très souvent la somme pondérée (par les poids synaptiques) des entrées, augmentée d'un seuil.
- **Une fonction de transfert** (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.

3.2.2 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 d'activation. 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 [17].

3.2.3 Caractéristiques du neurone formel

A. Facteurs de pondération

Les valeurs $W_1, W_2, W_3, \dots, W_n$ sont des facteurs de pondération liés à chaque nœud pour déterminer la force du vecteur de ligne d'entrée $X = [X_1 X_2 X_3 \dots, X_n]^T$.

Chaque entrée est multipliée par le poids associé de la connexion de neurone $X_T W$.

B. Biais

Le seuil interne θ du nœud est la grandeur compensée qui affecte le lancement de la sortie du nœud comme suit, [18]

$$s = \sum_1^n (X_k W_k) - b$$

C. Fonction d'activation

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone, elles sont énumérées au tableau représenté par la **(Fig.3.2)** ci-dessous. Les fonctions d'activations les plus utilisées sont les fonctions « seuil » (en anglais « hard limit »), « linéaire » et « sigmoïde ».

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
Sigmoïde	$y = \frac{1}{1 + e^{-s}}$		logsig
Tangente hyperbolique	$y = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$		tansig
Compétitive	$y = 1$ si s maximum $y = 0$ autrement		compet

Fig.3.2 Les différentes fonctions d'activation utilisés dans les RNA

3.3 Caractéristiques des RNA

A. Couche d'entrée

Le nombre de neurones dans cette couche correspond au nombre d'entrée au réseau de neurone. Cette couche se compose de nœuds passifs, c.-à-d., qui ne participent pas à la modification réelle de signal, mais transmet seulement le signal à la couche suivante.

B. Couche cachée

Cette couche a un nombre arbitraire des couches avec un nombre arbitraire des neurones. Les nœuds dans cette couche participent à la modification du signal, par conséquent, ils sont en activité.

C. Couche de sortie

Le nombre de neurones dans la couche de sortie correspond au nombre de sortie du réseau de neurone et ce qui répond à notre besoin. Les nœuds dans cette couche sont actifs. [18]

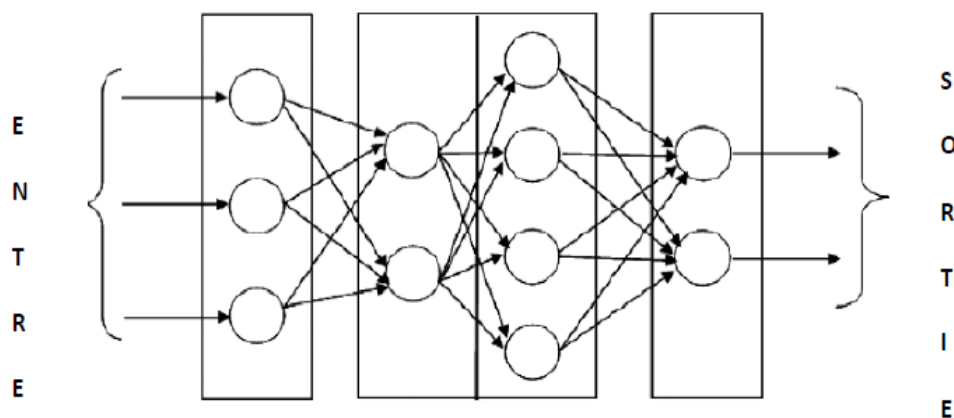


Fig.3.3 Architecture générale d'un réseau de neurones.

3.4 Architecture des réseaux de neurones

Le terme d'architecture se rapporte à la connectivité d'un réseau. Selon le genre d'interconnexion des neurones et de l'algorithme d'apprentissage pour ajuster les poids, différents types réseau de neuronaux peuvent être définis. Ceux-ci peuvent être divisés en trois groupes importants comme décrits ci-dessous.

3.4.1 Réseau de neurones non bouclé (*Feedforward*)

Dans une structure de réseau de neurone *Feedforward*, les seules connexions appropriées sont entre les sorties de chaque couche et les entrées de la prochaine couche. Par conséquent, il n'existe aucune connexion entre les sorties d'une couche et des entrées de la même couche ou des couches précédentes.

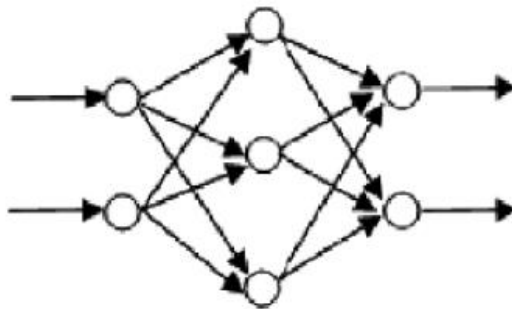


Fig.3.4 Représentation de l'architecture *Feedforward* à deux couches cachées

3.4.2 Réseau de neurones bouclé (*Feedback*)

Dans ce genre de réseau, la sortie d'un neurone est directement ou indirectement connectée de nouveau à son entrée par l'intermédiaire d'autres neurones joints. Ce genre de réseau est souvent utilisé dans des tâches complexes de reconnaissance des formes telles que la reconnaissance de la voie.

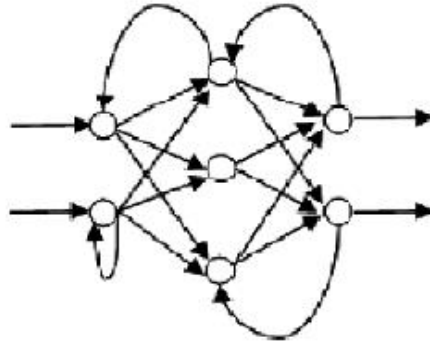


Fig.3.5 Représentation de l'architecture Feedback à une couche cachée

3.5 Les Types de RNA

Il existe plusieurs types de réseaux de neurones pour plusieurs applications, parmi lesquels nous citerons les plus connus et les plus utilisés :

3.5.1 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[19].

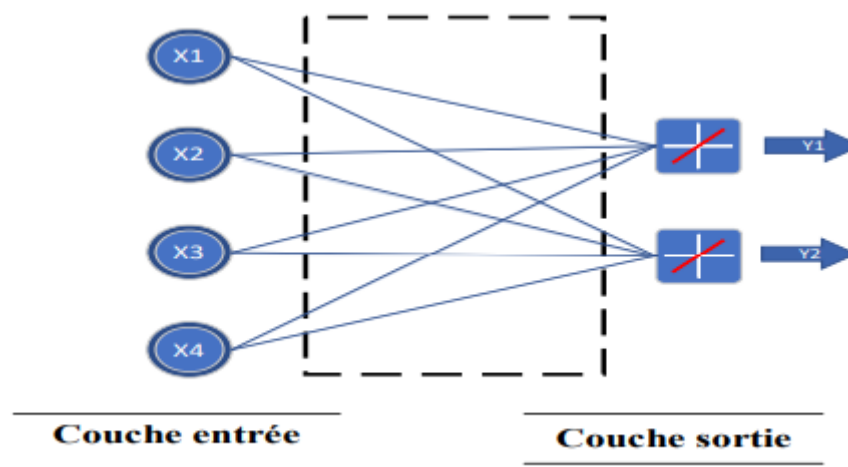


Fig.3.6 Le réseau monocouche [23]

3.5.2 Perceptrons multi-couches « MLP »

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.3.7)** représente un réseau de neurones non bouclé qui a une structure particulière, très fréquemment utilisée : il comprend des neurones d'entrée, 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 [20].

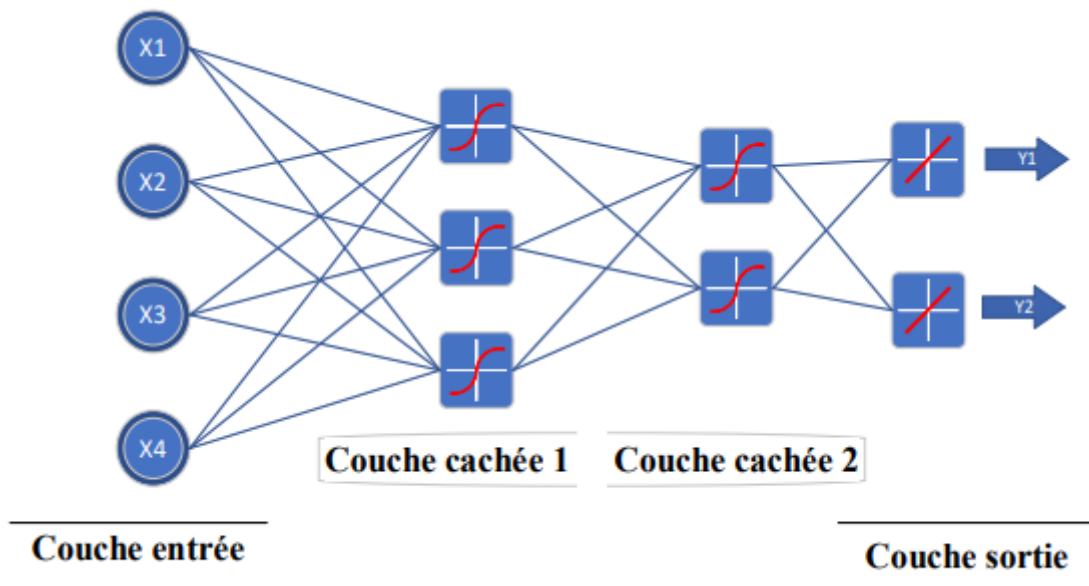


Fig.3.7 Schéma d'un réseau de neurones non bouclé (Perceptron multicouches)

3.5.3. 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 [19]. 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 [21].

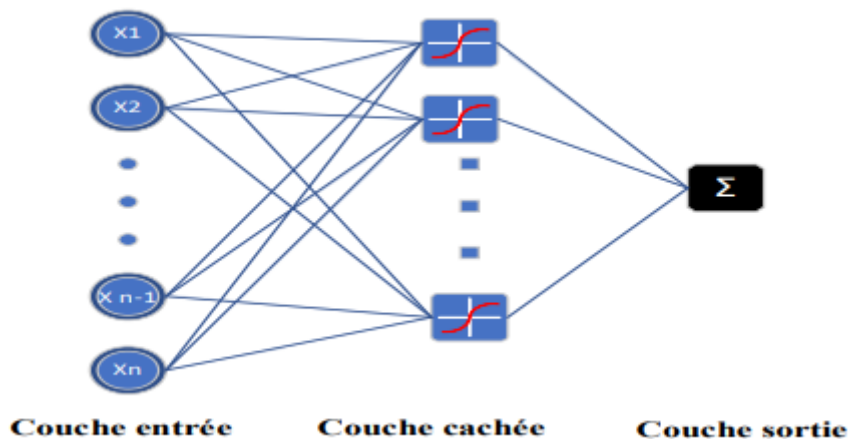


Fig.3.8 Structure d'un réseau de neurones de type RBF

3.5.4 Réseaux de Elman

Le réseau de Elman a des neurones tansig dans sa couche cachée récurrente et un neurone linéaire dans sa couche de sortie. Ce type de réseau peut aussi approximer n'importe qu'elle type de fonction pourvu que la couche cachée ait assez de neurones. Puisque ce réseau peut enregistrer de l'information pour une référence future, il est capable d'apprendre des associations aussi bien temporelles que spatiales.

3.5.5 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 [22].

3.5.6 Les réseaux 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.

3.5.7 RNA à régression généralisée « GRNN »

Dans un réseau GRNN (*Generalized Regression Networks*), il y a un réseau à base radiale auquel on ajoute une couche de sortie constituée d'une fonction de transfert linéaire. Ces réseaux sont aussi utilisés en tant qu'approximation de fonction, mais sont plus lourds d'utilisation que les perceptrons multicouches.

3.5.8 RNA probabilistes « PNN »

Les réseaux PNN (*Probabilistic Neural Networks*) sont généralement utilisés pour des problèmes de classification. La première couche qui est un réseau à base radiale, donne une information sur la ressemblance entre la donnée d'entrée et le jeu de données utilisé lors de l'apprentissage. La deuxième couche produit comme sortie un vecteur de probabilité. Finalement, une fonction de transfert compétitive produit des valeurs comprises entre 1 et 0.

3.5.9 Réseaux 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.3.9**). 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) [20].

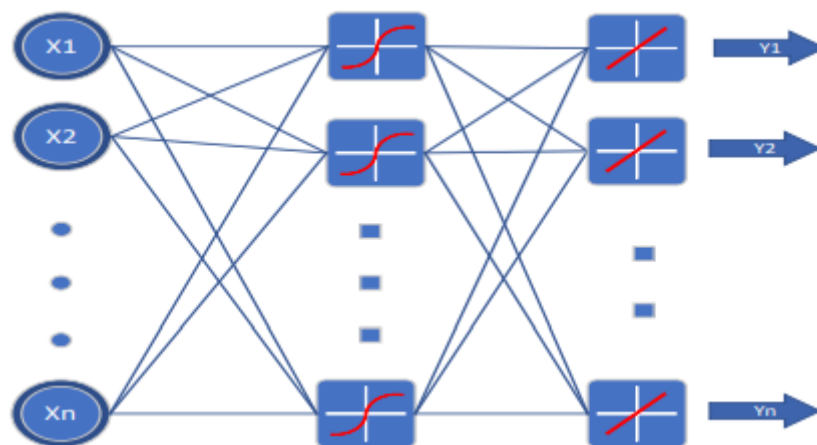


Fig.3.9 Modèle de Kohonen

Les réseaux de Kohonen décrivent en fait trois familles de réseaux de neurones :

1) Vector Quantization (VQ)

Introduite par Grossberg (1976), la quantification vectorielle est une méthode généralement qualifiée d'estimateur non supervisé de densité. Elle permet de retrouver des groupes sur un ensemble de données

2) Self Organizing Map (SOM)

Les SOM sont issus des travaux de Fausett (1994) et Kohonen (1995). Ces réseaux sont très utilisés pour l'analyse de données. Ils permettent de cartographier en deux dimensions et de distinguer des groupes dans des ensembles de données.

3) Learning Vector Quantization (LVQ)

Les réseaux utilisant la méthode LVQ ont été proposés par Kohonen (1988). Des trois types de réseaux présentés ici, la LVQ est la seule méthode qui soit réellement adaptée à la classification de données par "recherche du plus proche voisin".

3.6 Classification des RNA (types d'apprentissage)

Toutes les caractéristiques des réseaux de neurones sont ensuite exploitées à travers la propriété principale des réseaux de neurones qu'est l'apprentissage. Cet apprentissage permet de configurer les poids synaptiques ainsi que les fonctions d'activation afin d'adopter un comportement désiré. Deux types d'apprentissage sont utilisés :

A. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé permet de déterminer les poids synaptiques à partir d'exemples étiquetés auxquels un expert a associé des réponses du réseau. Les paramètres du réseau sont donc modifiés de manière à minimiser l'erreur entre la sortie cible (fournie par l'expert) et la sortie réelle du réseau [23]. Il y'a plusieurs exemples d'algorithmes d'apprentissage dirigés :

- L'algorithme des moindres carrés (Least Mean Square LMS) et sa généralisation, connus sous le nom de « retro propagation ».
- Réseau à fonction radiale (RBF).
- La loi Delta.
- La descente du Gradient.

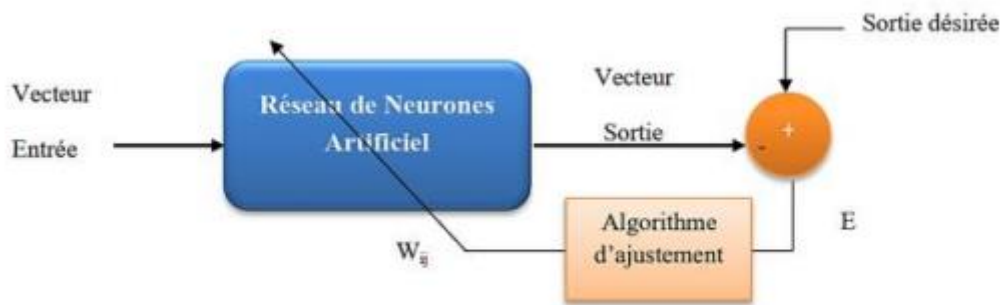


Fig.3.10 Apprentissage supervisé

B. Apprentissage non-supervisé

Les données fournies en entrée ne contiennent pas d'information sur la sortie désirée. L'apprentissage est réalisé à l'aide des règles qui modifient les paramètres du réseau en fonction des exemples fournis en entrée. [23]. On peut citer dans cette catégorie « Loi de Hebb »

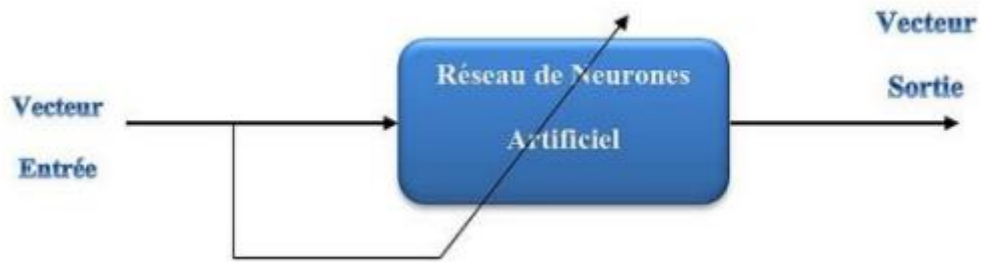


Fig.3.11 Apprentissage non-supervisé

3.7 Création et simulation d'un RNA pour la détection de défauts

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 asynchrones : diagnostic de court-circuit, du déséquilibre des tensions, de l'usure de roulements, du défaut d'excentricité d'entrefer et de ruptures de barre de rotor [24].

Dans notre cas, les réseaux du neurone sont exploités pour diagnostiquer le court-circuit entre spires statoriques et le déséquilibre d'alimentation.

3.7.1 Choix des variables d'entrées

La condition fondamentale pour l'implémentation réussie d'une technique de diagnostic de défaut basée sur les RNA est d'avoir une base de données riche et appropriée, qui est placée en entrée pour chaque défaut. Les entrées des RNA doivent être les indicateurs significatifs du défaut. Le meilleur choix de l'indicateur approprié de défaut est de trouver les paramètres qui fournissent le plus d'information sur l'état du système [28].

Dans notre cas, nous allons utiliser les valeurs des indicateurs δi et δv mesurées dans le chapitre 2 comme entrées du RNA.

3.7.2 Préparation d'un ensemble de données adaptées aux RNA

Nous avons constitué un ensemble de données d'apprentissage afin d'entraîner le réseau. La base de données est constituée des valeurs des indicateurs δ_i et δ_v , obtenues pour différentes situations de fonctionnement de la MAS, à savoir, différents niveaux de court-circuit, de tension d'alimentation déséquilibrée et différentes conditions de charge ; déjà présentés dans le chapitre 2.

Les sorties souhaitées (Y_i) fournies par le RNA sont définies comme ci-dessous [28] :

- $Y_1 = 1$ pour la présence d'un défaut de déséquilibre d'alimentation en phase a_s ; sinon, $Y_1 = 0$

- $Y2 = 1$ pour la présence d'un court-circuit en phase as ; sinon, $Y2 = 0$

Par conséquent, les états de sortie du RNA sont définis comme suit :

- [0 ; 0] Pas de défaut (état sain).
- [1 ; 0] Défaut de déséquilibre d'alimentation sans court-circuit.
- [0 ; 1] Défaut de court-circuit sans déséquilibre d'alimentation.
- [1 ; 1] Défaut de court-circuit avec déséquilibre d'alimentation.

3.7.3 Le modèle d'architecture RNA

Les meilleures performances d'apprentissage sont obtenues à travers un bon choix de la structure du réseau de neurones. Après plusieurs tests d'apprentissage, le réseau que nous avons créé pour notre système est de type MLP et est caractérisée par l'architecture suivante :

- Une couche d'entrée (δ_i et δ_v),
- Une couche de sortie (défaut de court-circuit et/ou d'alimentation), composée de deux neurones et dont la fonction de transfert est de type sigmoïde.
- trois couches cachées. La première est composée de deux neurones dont la fonction de transfert est de type tangente hyperbolique. La seconde couche est composée de sept neurones, aussi de type tangente hyperbolique, et la troisième est composée de deux neurones dont la fonction de transfert est de type sigmoïde.

L'algorithme d'apprentissage utilisé est le **Levenberg-Marquardt** ('trainlm'), il est largement utilisé dans les RNA pour l'optimisation des poids. Il offre une convergence rapide, une adaptabilité aux problèmes non linéaires, une robustesse face au bruit et une gestion efficace des fonctions non linéaires complexes. En combinant les avantages des méthodes de Gauss-Newton et des moindres carrés, cet algorithme permet d'obtenir des modèles fiables et généraux lors de l'apprentissage des RNA.

Nous avons aussi divisé notre base de données comme suit : 80% dédié à l'apprentissage, 10% au test et les 10% qui restent à la validation.

3.7.4 Résultats d'apprentissage

Nous avons évalué les performances d'apprentissage du réseau de neurones par l'erreur quadratique moyenne « Mean Square Error » (MSE). Le RNA atteint une valeur faible de $4.9869e-09$ au bout de 272 itérations qui est illustré dans la (**Fig.3.12**). Le réseau a localisé la phase en défaut avec une bonne précision.

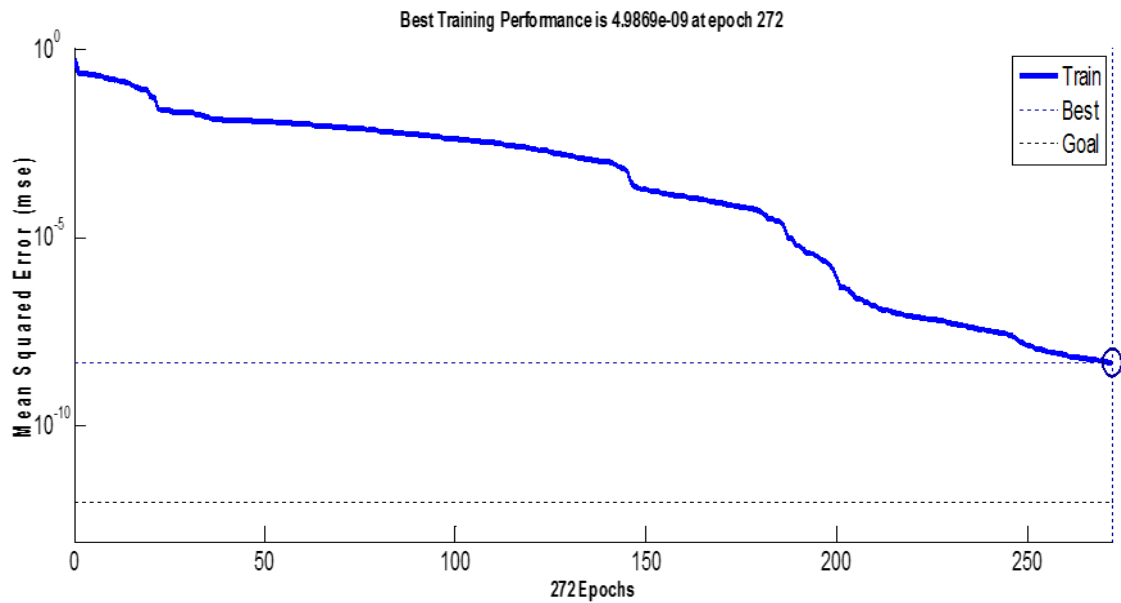


Fig.3.12 Performance du RNA proposé

Le gradient représente la pente de la fonction de perte par rapport aux poids du réseau de neurones. Il indique la direction et l'amplitude du changement nécessaire pour minimiser la fonction de perte. Le RNA atteint une valeur faible de $3.8868e-08$ au bout de 272 itérations et qui est illustré dans la (**Fig.3.13**), ce qui signifie que le réseau atteint un minimum local ou global de la fonction de perte.

Le paramètre « Mu » fait référence au taux d'apprentissage, qui détermine l'amplitude des mises à jour des poids lors de la descente de gradient, il prend une valeur de $1e-09$ au bout de 272 itérations (**Fig.3.13**), qui est une valeur assez faible, ce qui signifie que ce taux peut garantir une convergence plus stable mais prend plus de temps pour atteindre le minimum global.

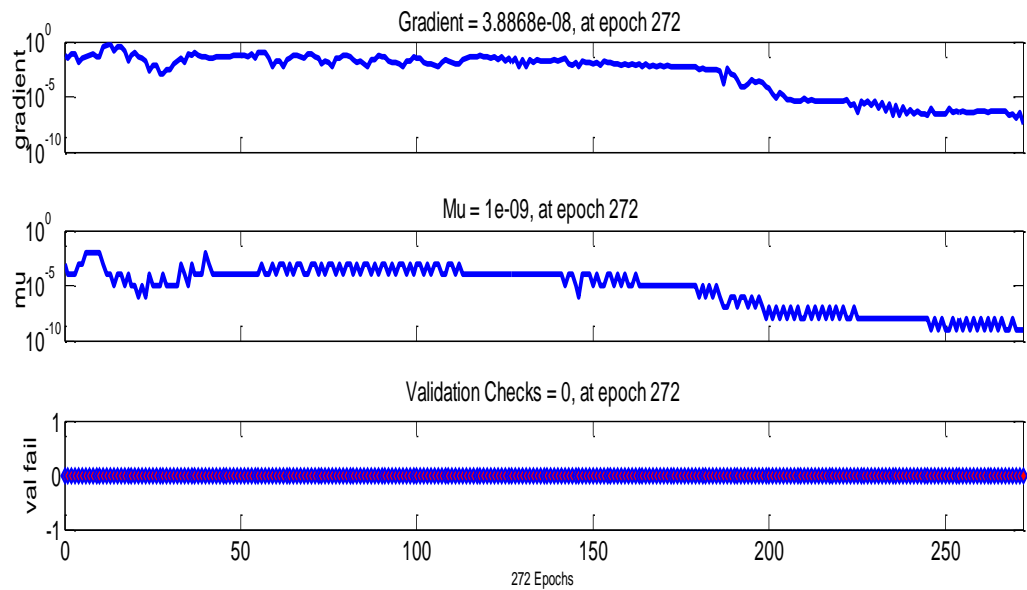


Fig.3.13 Gradient, Mu, et Val fail du RNA

On a obtenu, d'après la fenêtre Régression qui se trouve dans « nstraintool », un bon apprentissage qui est droit dans le but $R=1$ car l'équation de la sortie est une fonction affine ($Y = a * T + b$) avec $a=1$ et b qui tend vers 0, ce qui nous donne au final l'équation $Y = T$. Par conséquent, le réseau est capable de localiser correctement les défauts de court-circuit et de déséquilibre. **(Fig.3.14)**

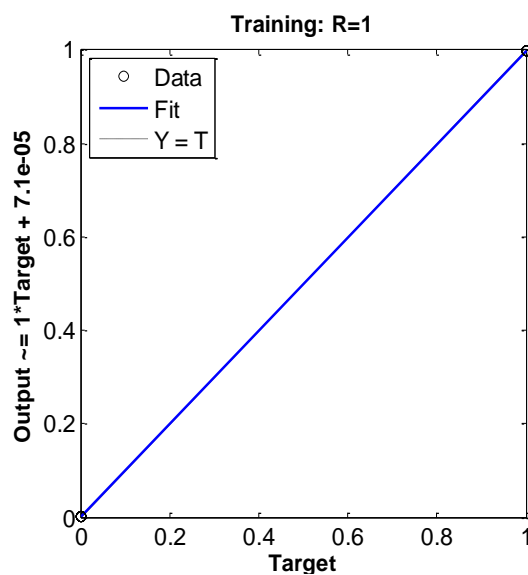


Fig.3.14 Régression du RNA

3.7.5 Résultats d'apprentissage des sorties et les erreurs de RNA

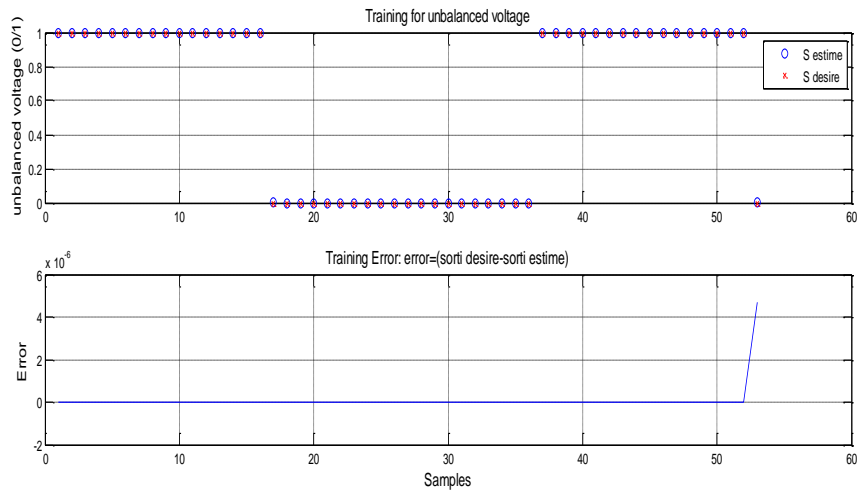


Fig.3.15 Sortie et erreur du déséquilibre

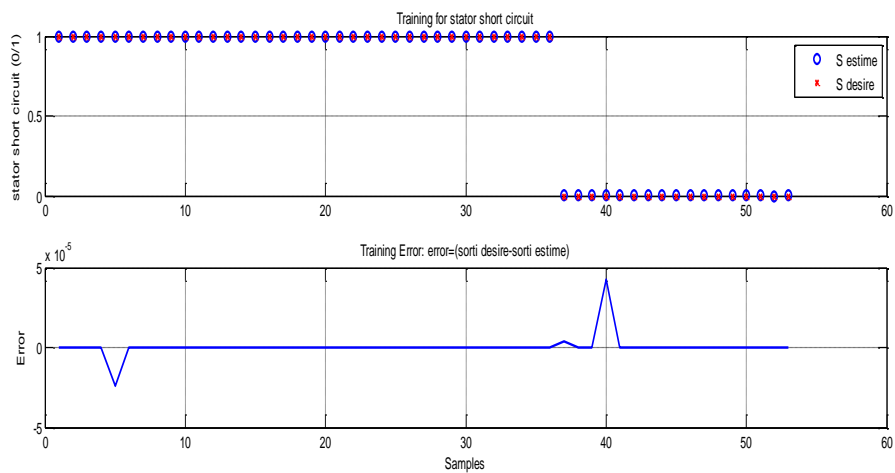


Fig.3.16 Sortie et erreur du court-circuit

Les figures (3.15) et (3.16) montrent, respectivement, les sorties et les erreurs du réseau en cas de défaut de déséquilibre d'alimentation et de court-circuit entre spires. La sortie du réseau est une valeur binaire (soit 0 soit 1 pour une phase saine et une phase en défaut respectivement). D'après les figures, il est clair que le réseau a bien appris les données d'entrée. Par conséquent, l'erreur, qui est la différence entre la sortie estimée et la sortie réelle est très faible de par la superposition des deux marqueurs associés.

3.8 Conclusion

Nous avons analysé dans l'environnement nntool/MATLAB le diagnostic de la MAS par les réseaux de neurones. Nous avons présenté dans la première partie de ce chapitre des généralités sur le neurone formel, ainsi que les caractéristiques et les types de RNA et d'apprentissage. Ensuite, on a appliqué les RNA pour diagnostiquer les défauts de court-circuit entre spires et de déséquilibre d'alimentation de la MAS. Nous avons constitué la base de données, pour l'apprentissage et le test du RNA avec les résultats obtenus dans le chapitre 2. Le RNA proposé est de type MLP avec une architecture *feedforward*. Les résultats fournis par le RNA sont dans l'ensemble satisfaisants.

Conclusion générale

Le travail mené dans ce mémoire a été consacré au diagnostic des défauts de la machine asynchrone en utilisant des techniques de l'intelligence artificielle basée sur les RNA. Le type de défauts considéré au cours de cette étude est le court-circuit entre spires statoriques et le déséquilibre de la tension d'alimentation.

En général, le bon fonctionnement d'une telle approche de diagnostic nécessite une bonne connaissance du système. Cette connaissance se traduit par la disponibilité d'une base de données riche et significative.

L'examen des résultats d'une analyse de l'impact de chaque défaut sur les variables de la machine a permis de choisir les variables adéquates qui indiquent au mieux l'apparition de défauts au sein de la machine.

Notre choix s'est porté sur l'analyse des séquences positives et négatives des courants et des tensions de la machine comme étant une variable sur laquelle on se base, pour extraire les indicateurs du défaut de court-circuit et de déséquilibre.

Pour mettre en œuvre le diagnostic de la MAS, une approche par les réseaux de neurones est adoptée. Les résultats ont montré que l'apprentissage des RNA a permis au système de diagnostic de détecter les défauts avec une bonne précision.

Grâce aux résultats obtenus, on peut conclure que l'exploitation des indicateurs des défauts a permis l'élaboration d'un système de surveillance efficace à base de RNA.

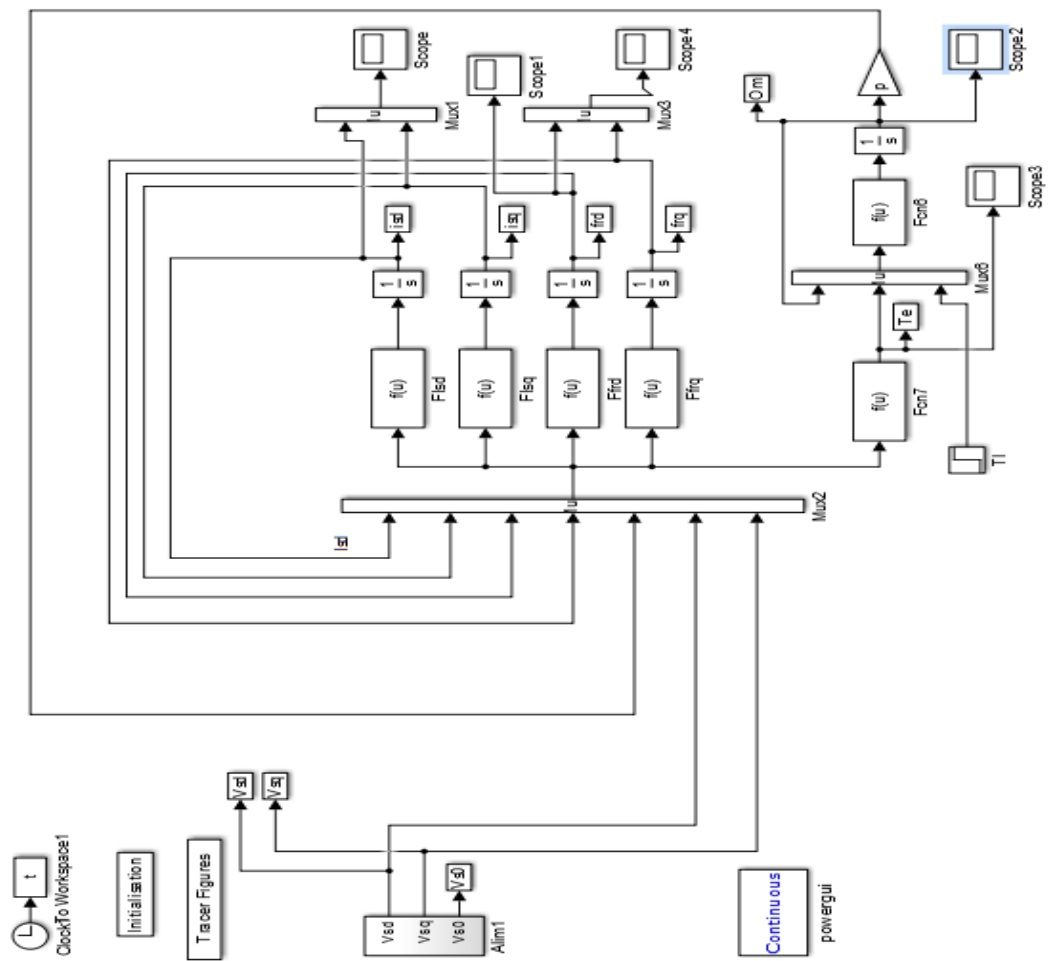


Schéma de simulation de la MAS saine

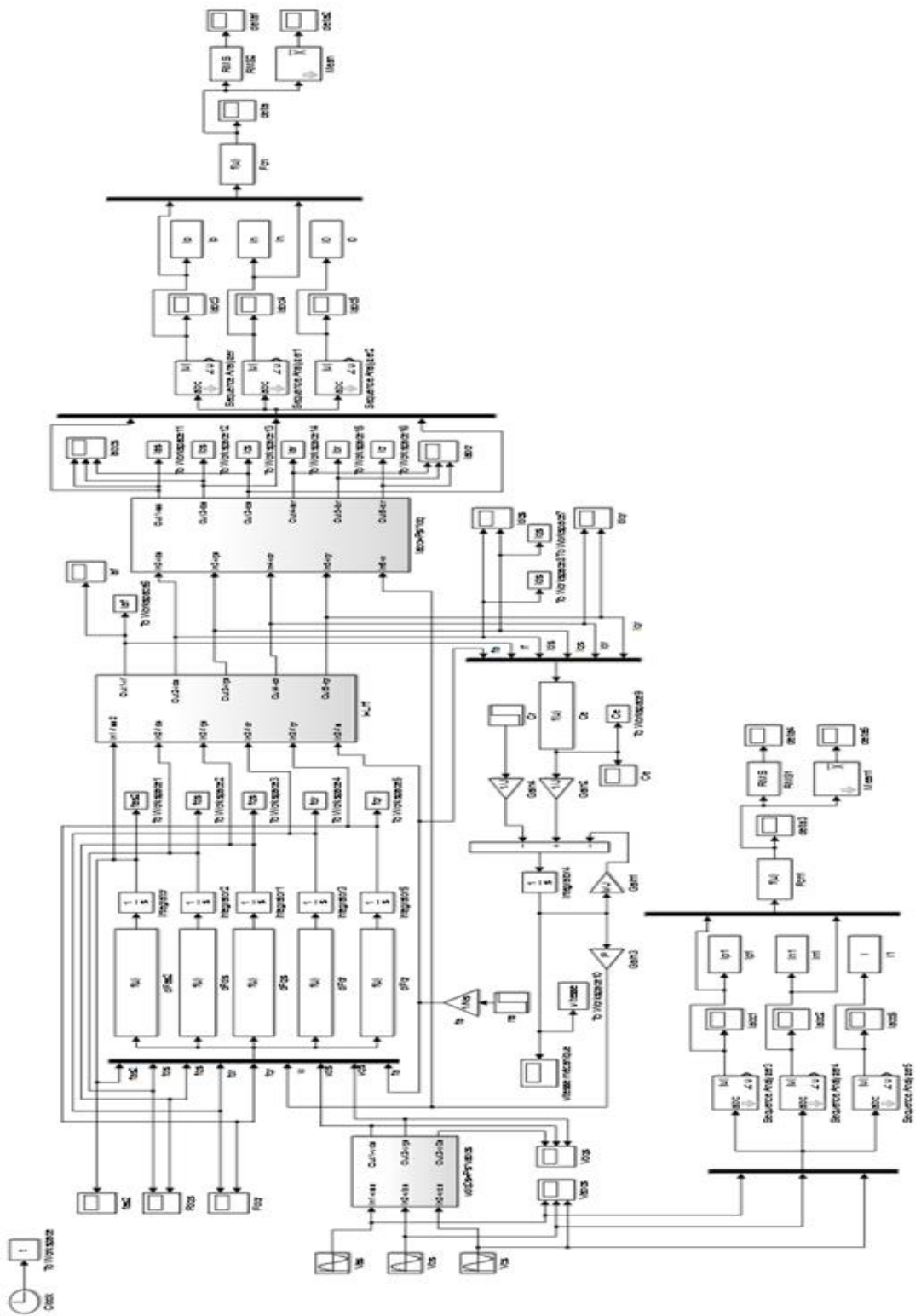


Schéma de simulation de la MAS avec défauts

- **Paramètres de simulation de la MAS :**

```
j0=0.00177007; %Moment d'inertie
fv=0.0006437777; %Frottement
p=2; %Nombre de paires de poles
Rs=13.6324;%Resistance statorique
Rr=13.3072;%Resistance rotorique
M=0.638;%Inductance mutuelle
Ls=0.678;%Inductance statorique
Lr=0.678;%Inductance rotorique
```

```
fs = 50; %Fréquence
V = 220;%Tension simple
pn = 550;%Puissance nominale
vn = 1380; %Vitesse nominale
Cn=3.8;%Couple nominal
raf =1.3%Résistance de défaut
rbf =1.3
rcf =1.3
```

```
Ns=528%nombre de spires
ls=0.0388;lr=0.0388; %les inductances de fuite
```

Bibliographie

- [1] **CHAHMI Abdelghani** : 'Identification paramétrique de la machine asynchrone dédiée au diagnostic', thèse de doctorat en machine électrique, université de science et technologie d'Oran, 2017.
- [2] **E. Schaeffer**, " Diagnostic des machines asynchrones modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts". Thèse de doctorat, Université De Nantes 1999.
- [3] **KECHIDA Ridha** : 'Contrôle et diagnostic d'une machine à induction sans capteur en utilisant des techniques avancées d'analyse et de traitement', thèse de doctorat en électrotechnique, Université Mohamed Khider de Biskra, 2017.
- [4] **Laib Kenza** : 'Diagnostic des machines asynchrones par utilisation des capteurs de courant(MCSA)', mémoire de master en instrumentation, Université de Bejaïa-2017.
- [5] **BONNETT A.H., YUNG C.**, "Increased efficiency versus increased reliability", IEEE industry Applications Magazine, p.1077-2618, January-February 2008.
- [6] **Olivier ONDEL** : 'DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DES FORMES : APPLICATION AUN ENSEMBLE CONVERTISSEUR, MACHINE ASYNCHRONE', thèse de doctorat en génie électrique, L'ÉCOLE DOCTORALE ÉLECTRONIQUE, ÉLECTROTECHNIQUE, AUTOMATIQUE DE LYON, 2006.

[7] **A.Ibrahim**: 'contribution au diagnostic de machine électromécanique : Exploitation des signaux électrique et de la vitesse instantanée', thèse de doctorat en génie électrique, Université de SaintEtienne,2009.

[8] **G.Didier** : 'modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillance', thèse de doctorat en génie électrique, Université Henri Poincaré, NancyI,2004.

[9] **HALEM Noura** : 'Modélisation des Machines Asynchrones Triphasées à Cage en Vue du Diagnostic par la Méthode des Eléments Finis', thèse de doctorat en électrotechnique, Université Mohamed Khider de Biskra,2015.

[10] **BESSOUS Noureddine** : 'Contribution au Diagnostic des Défauts dans les Machines Asynchrone : Comparaison entre l'analyse vibratoire et l'analyse de courant d'alimentation', thèse de doctorat en électrotechnique, Université Mohamed Khider de Biskra,2017.

[11] **Omar DJEBILI** : 'Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécanique tournants. Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement', thèse de doctorat en génie mécanique, Université de REIMS CHAMPAGNE ARDENNE,2013.

[12] <http://thesis.univ-biskra.dz/1089/3/Chapitre%2001.pdf>

[13] **Babak VASEGHI** : 'Contribution à l'étude des machines électrique en présence de défaut entre spires. Modélisation réduction du courant de défaut', thèse de doctorat en génie électrique, Institut Nationale De L I.N.P.L,2009.

- [14] **Vanya Lgnatova** : ‘méthodes d’analyse de la qualité de l’énergie électrique application creu de tension et à la pollution harmonique’, thèse de doctorat énergie électrique’, université de Joseph Fourier, France,2006.
- [15] **Watik SAID & Chahinez LAMRI** : ‘Modélisation de la machine asynchrone asymétrique et en présence de défauts’ thèse de Master en machines électriques, université Blida 1, Algérie, 2018/2019.
- [16] **R. Cyril** "Prévision de la température par réseaux neurones" Lycée Victor Hugo BESANCON, dossier, TIPE 2003–2004.
- [17] **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.
- [18] **Abhisek Ukil**, “Intelligent Systems and Signal Processing in Power Engineering”, livre, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.
- [19] **E. M. BRAKNI**, RÉSEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS APPLIQUÉS À LA MÉTHODE ÉLECTROMAGNÉTIQUE TRANSITOIRE InfiniTEM, QUÉBEC : Mémoire de magister, UNIVERSITÉ DU QUÉBEC, 2011.
- [20] **Y. Djeriri**, Les Réseaux de Neurones Artificiels, 2017.
- [21] **M. C. LAOUBI**, Contrôle d’un pendule inversé par un réseau de neurones artificiels, Bouira : Mémoire de master, Université Akli Mohand Oulhadj, 2018.
- [22] **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 : thèse de Doctorat, Université de Cocody Abidjan, 2007.

- [23] **N. PALLUAT**, " Méthodologie de surveillance dynamique à l'aide des réseaux Neuroflous temporels ", thèse doctorat, Université de Franche-Comté, Automatique, jan. 2006.
- [24] **BESSAM Besma** : 'Analyse et détection des défauts dans la machine asynchrone à base des techniques intelligentes', thèse de doctorat Automatique, Université Mohamed Khider de Biskra, 2016.
- [25] <https://www.wegfrance.news/moteurs-asynchrones-triphases-2/>
- [26] **GAOUAOUI Mohamed** –Automatique des systèmes continus et productiques-Application à la machine asynchrone thèse Magister en Université Mouloud MAMMERI DE TIZI- OUZOU Automatique 2001.
- [27] **Stephen J Chapman** "electric machinery fundamentals" 1984
- [28] **Amat Ellah Noussaiba LAZAR; Amine BENDALI; Abdelaziz FERDJOUNI**, "ANN-approach for ITSC fault diagnosis of induction motor", 2021 IEEE Workshop on Electrical Machines Design, Control and Diagnosis (WEMDCD), (2021)
- [29] **Amat Ellah Noussaiba LAZAR; Watik SAID; Chahinez LAMRI; Khadidja ELMERRAOUI; Abdelaziz FERDJOUNI**, "Modeling and Simulation of an IM with ITSC Faults for Stator Detection and Isolation", 2021 International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME), (2021)
- [30] https://www.researchgate.net/figure/Principe-de-fonctionnement-dun-neurone-artificiel_fig6_316470857