



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université Amar Telidji- Laghouat
Faculté Technologie
Département Electrotechnique

MEMOIRE DE MASTER

Présenté par : Brahim SACI

Domaine Science et Technologie
Filière Électrotechnique
Option Electrotechnique industrielle

Thème

**Diagnostic des défauts statoriques d'une machine
asynchrone à l'aide des techniques d'intelligence
artificielle**

Soutenu le 29/06/2022 devant le jury d'examen composé de :

Mr. Aissa AMEUR	Professeur	Président	Université Ammar Telidji, Laghouat
Mr. Saddam BENSAOUCHE	MCB	Rapporteur	Université Ammar Telidji, Laghouat
Mr. M'hamed BIRAM	MCA	Examineur	Université Ammar Telidji, Laghouat

Année Universitaire 2021/2022

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A **mes chers parents**, pour tous leurs sacrifices, leur amour, leur tendresse, leur soutien
et leurs prières tout au long de mes études,

A **mes chers frères, Khaled, Bilal**, pour leur appui et leur encouragement,

A **toute ma famille** pour leur soutien tout au long de mon parcours universitaire.

SACI Brahim

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier **Dieu** Tout-Puissant, qui m'a donné la force et la patience de réaliser ce projet de fin d'études.

Je tiens à remercier mon promoteur **Mr. Saddam BENSAOUCHA** pour son suivi continu ainsi que sa bonne orientation du travail.

Je remercie également les membres du jury -**Mr. Aissa AMEUR, Mr. M'hamed BIRAM**- qui feront l'honneur de juger mon travail, fournir leurs réflexions et suggestions scientifiques.

J'exprime ma profonde gratitude à tous ceux qui ont contribué à ma réussite dans mes études.

ملخص

في هذه المذكرة، يتم تقديم نظام تشخيص آلي يعتمد على خوارزمية الشبكة العصبية لاكتشاف وتحديد خطأ ماس كهربائي بين المنعطفات لواحدة من لفات الجزء الثابت الثلاثة لآلة غير متزامنة. من بين خوارزميات الشبكة العصبية المختلفة، نستخدم في هذه المذكرة شبكة عصبية من نوع الإدراك الحسي متعدد الطبقات (MLPNN).

تعتمد عملية الكشف على مراقبة تحولات الطور بين التيارات للجزء الثابت (I_{sabc}) والجهد المقابل لها (V_{sabc}). بعد الانتهاء من عملية تجميع قاعدة البيانات، يتم تقسيمها إلى قسمين، الجزء الأول للتدريب والجزء الثاني للاختبار. من أجل تحقيق تصنيف جيد يعتمد على خوارزمية الشبكة العصبية، نجرب عدة نماذج للشبكات العصبية من خلال تعديل بنيتها. تظهر النتيجة التي تم الحصول عليها في هذه المذكرة الأداء العالي لخوارزمية الشبكة العصبية في اكتشاف أعطال ماس كهربائي بين المنعطفات.

كلمات مفتاحية: آلة غير متزامنة، نمذجة، ماس كهربائي بين المنعطفات، كشف الأعطال، ذكاء اصطناعي.

Abstract

In this thesis, an automatic diagnostic system based on the neural network algorithm is presented to automatically detect and locate the inter-turn short circuit fault of one of the three stator windings of an induction machine. Among the different neural network algorithms, we use in this thesis the Multi-Layer Perceptron Neural Network (MLPNN).

The detection process is based on the monitoring of the three phases shifts between the stator currents (I_{sabc}) and their corresponding voltages (V_{sabc}). After completing the process of collecting the database, it is divided into two parts, the first part for training and the second part for testing. In order to achieve a good classification based on the neural network algorithm, we try several neural network models by modifying their architectures.

The obtained result in this thesis shows the high performance of the neural network algorithm for the detection of the inter-turns short circuit fault.

Keywords: Asynchronous machine, Modeling, Inter-turn short circuit, Faults detection, Artificial intelligence.

Résumé

Dans ce mémoire, un système de diagnostic automatique basé sur l'algorithme de réseau de neurones est présenté pour détecter et localiser automatiquement le défaut de court-circuit entre spires de l'un des trois enroulements du stator d'une machine asynchrone. Parmi les différents algorithmes de réseaux de neurones, nous utilisons dans ce mémoire de réseau neurone de type perceptron multicouche (MLPNN : Multi Layer Perceptron Neural Network).

Le processus de détection est basé sur la surveillance des déphasages triphasés entre les courants statoriques (I_{sabc}) et leurs tensions correspondantes (V_{sabc}). Après avoir terminé le processus de collecte de la base de données, celle-ci est divisée en deux parties, la première partie pour l'apprentissage et la deuxième partie pour le test. Afin de parvenir à une bonne classification basée sur l'algorithme des réseaux de neurones, nous essayons plusieurs modèles de réseaux de neurones en modifiant leurs architectures.

Le résultat obtenu dans ce mémoire montré la haute performance de l'algorithme du réseau neurone pour la détection de défaut de court-circuit entre spires.

Mots clé : Machine asynchrone, Modélisation, Court-circuit entre spires, Détection des défauts, Intelligence artificielle.

Table des matières

Dédicaces	i
Remerciements.....	ii
Résumé.....	iv
Table des matières	v
Liste des abréviations.....	viii
Liste des tableaux.....	ix
Liste des figures	x
Introduction générale	1
Chapitre 1 Etat de l'art des machines asynchrones	4
1.1 Introduction	4
1.2 Constitution de la machine asynchrone.....	4
1.2.1 Stator	5
1.2.2 Rotor	6
1.2.3 Organes mécaniques	7
1.3 Etude statistique des défaillances des MAS.....	7
1.4 Défauts des machines asynchrones	8
1.4.1 Défauts électriques.....	8
1.4.2 Défauts mécaniques	9
1.5 Origines et causes des défauts.....	11
1.6 Méthodes de diagnostic des MAS.....	12
1.6.1 Méthodes de diagnostic avec modèle analytique.....	13

1.6.2	Méthodes de diagnostic sans modèle analytique	14
1.7	Conclusion.....	20
Chapitre 2 Modélisation de la machine asynchrone en vue du diagnostic.....		21
2.1	Introduction	21
2.2	Modélisation de la machine asynchrone	22
2.2.1	Modèle de la MAS saine dans le repère (abc)	23
2.2.2	Modèle de la machine dans le repère de Park.....	25
2.2.3	Représentation d'état de la machine saine	28
2.2.4	Simulation d'une MAS saine	30
2.3	Modélisation d'une MAS en présence du défaut statorique	32
2.3.1	Modèle de la MAS en présence de court-circuit entre spires	33
2.3.2	Modèle global de la MAS en présence de court-circuit entre spires	35
2.3.3	Représentation d'état du modèle de défaut statorique	36
2.3.4	Simulation de la MAS en présence de court-circuit entre spires	37
2.4	Conclusion.....	40
Chapitre 3 Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires		41
3.1	Introduction	41
3.2	Définition de RNA	41
3.2.1	Fonction d'activation de RNA	42
3.2.2	Apprentissage des RNAs	43
3.2.3	Architecteur des RNAs	43
3.2.4	RNA à Perceptron Multi Couche (MLPNN)	44
3.2.5	Algorithme de Levenberg-Marquardt	46
3.2.6	Fonction de performance de RNA (coût).....	46
3.3	Avantages de RNA.....	47
3.4	Application des RNAs pour détecter un court-circuit entre spires.....	47
3.4.1	Sélectionner les entrées de RNA pour détecter un court-circuit entre spires	48
3.4.2	Acquisition des données	49
3.4.3	Construction RNA pour détecter un court-circuit entre spires	52

3.5 Conclusion.....	58
Conclusion générale.....	59
Annexe A	60
Bibliographie.....	62

Liste des abréviations

MAS	Machine Asynchrone
IA	Intelligence Artificielle
RNA	Réseau Neurone Artificielle
MLPNN	Réseau Neurone Multicouche Perceptron
SVM	Machine à vecteurs de support
KNN	Méthode de K plus proches voisins
NB	Naïve bayes
MSE	Erreur quadratique moyenne
MAE	Erreur Absolue Moyenne
LM	l'algorithme de Levenberg-Marquardt
LF	Logique Floue

Liste des tableaux

Tableau 1 – Paramètres de MAS	30
Tableau 2 - Différents types de fonctions d'activation de RNA.....	42
Tableau 3 - Fonction de performance de RNA	46
Tableau 4 – Explication de la commande newff dans Neural Network Toolbox	53
Tableau 5 – Résultats de classification par RNAs	55

Liste des figures

Figure 1 - Constitution de la machine asynchrone cage d'écureuil	5
Figure 2 - Vu stator d'une machine asynchrone	6
Figure 3 - Rotor à cage d'écureuil d'une machine asynchrone	7
Figure 4 - Répartition des défauts dans les machines asynchrones	8
Figure 5- Représentation des différents défauts statoriques	9
Figure 6- Défaut d'un rotor à cage d'écureuil.	9
Figure 7- Défaut d'un roulement à bille	10
Figure 8- Différents types d'excentricités.....	11
Figure 9- Méthodes de diagnostic des défauts des MAS.....	12
Figure 10- Structure principale de la logique floue	16
Figure 11- Architecteur principale des RNA	17
Figure 12- Principe de SVM pour classification.....	18
Figure 13- Principe de KNN pour classifier une nouvelle échantillonne	19
Figure 14- Représentation des enroulements statoriques d'une MAS triphasée à l'état de court-circuit entre spires	22
Figure 15- Principe de la transformation de Park	26
Figure 16- Modèle de la machine saine dans le repère de Park lié au rotor	28
Figure 17- Simulation d'une MAS saine. (a) tensions statoriques, (b) courants statoriques, (c) couple électromagnétique, (d) vitesse rotorique	31
Figure 18- Enroulements statoriques avec un court-circuit	32
Figure 19- Modèle de court-circuit de la MAS dans le repère de Park	35
Figure 20- Modèle général de court-circuit dans le repère de Park	36
Figure 21- Simulation de la MAS en court-circuit entre spires phase a. (a) courants statoriques, (b) couple électromagnétique, (c) vitesse rotorique	38

Figure 22- Courants statoriques isabc de la MAS en court-circuit entre spires. (a) défaut dans la phase b, (b) défaut dans la phase c.....	40
Figure 23- Entrées-sorties d'un neurone artificiel.....	42
Figure 24- Architecteur des RNAs	44
Figure 25- Algorithme de rétropropagation.....	45
Figure 26- Déphasage tension- courant pour chaque phase statorique pour une MAS saine..	49
Figure 27- La base de données totale pour la MAS saine et en court-circuit entre spires.....	50
Figure 28- La sortie correspondante pour chaque échantillon de la base de données totale ...	50
Figure 29- Entrées-sorties de RNA pour la phase d'apprentissage.....	51
Figure 30- Entrées-sorties de RNA pour la phase de test	52
Figure 31- Organigramme de RNA pour détecter un défaut	53
Figure 32- L'architecture du modèle de RNA dans l'outil de l'apprentissage de réseau de neurones MATLAB (nntraintool).....	56
Figure 33- Sortie estimée de RNA par rapport la sortie réelle pour l'apprentissage et le test	57
Figure 34- L'erreur quadratique MSE d'apprentissage de RNA	57
Figure 35- Modèle Simulink de la MAS dans MATLAB	60
Figure 36- Subystème de la MAS dans MATLAB	61
Figure 37- Transformation Park directe et inverse dans MATLAB	61

Introduction générale

La machine asynchrone (MAS) triphasée à cage d'écureuil est la plus utilisée dans le milieu industriel grâce à ses avantages. Parmi ces avantages, citons : une machine robuste, de construction simple, d'un coût relativement faible et d'un minimum d'entretien. Cependant, au cours de sa vie, cette machine est soumise à un certain nombre de contraintes externes ou internes pouvant conduire à sa défaillance. Par conséquent, cette défaillance peut entraîner des arrêts de production et des pertes financières. Pour éviter ces problèmes, il est nécessaire de mettre en place un système de diagnostic efficace qui permet de surveiller l'état de la machine ([Bouزيد, 2009](#), [Bachir, 2002](#), [Bouزيدa, 2008](#), [Ondel, 2006](#)).

Les défauts des machines asynchrones peuvent être classés en fonction de leur origine, qu'il s'agisse de défauts électriques sous la forme d'un court-circuit du stator ou du rotor dans le cas d'une machine à rotor bobiné, ou d'une rupture des barres du rotor dans le cas d'une machine à cage d'écureuil.

Pour effectuer un bon diagnostic des défauts, il faut connaître tous les points de fonctionnement de la machine dans des conditions normales et défectueuses. De plus, la connaissance des défaillances des machines et la caractérisation des dysfonctionnements sont des points essentiels dans le développement de techniques de détection efficaces et performantes ([Bouزيدa, 2008](#), [Bensaoucha et al., 2021](#), [Didier, 2004](#)).

Au cours des deux dernières décennies, la détection des défauts et le diagnostic des machines électriques sont devenus un domaine de recherche important. Dans ce contexte, les méthodes utilisées pour détecter les différents défauts des machines électriques dans les différents secteurs industriels sont très variées et très dépendantes des systèmes sur lesquels elles sont mises en œuvre.

En général, les méthodes de diagnostic des machines électriques peuvent être classées en deux catégories : Méthode de diagnostic avec modèle analytique, et méthode de diagnostic sans modèle analytique. Par conséquent, la première catégorie de diagnostic est basée sur

l'analyse du modèle mathématique, qui utilise les techniques d'estimation d'état, la technique de génération de résidu et la technique d'identification paramétrique. La seconde catégorie se divise en deux : le diagnostic par analyse du signal (traitement du signal) et le diagnostic par des techniques d'intelligence artificielle. En particulier, nous nous concentrerons dans notre mémoire sur le diagnostic d'un défaut de court-circuit d'une machine asynchrone en utilisant une des techniques d'Intelligence Artificielle (IAs). Parmi les techniques d'IA appliquées au diagnostic des machines asynchrones, on peut citer la logique floue, le système expert, les Réseaux de Neurones Artificielle (RNAs), le k-plus proche voisin, l'arbre de décision, la machine à vecteur de support, la naïve bayes. Parmi les techniques d'AI mentionnées, la technique du réseau neuronal offre une bonne solution pour le diagnostic des défauts et l'automatisation du processus de surveillance. Cette technique se distingue des autres outils d'intelligence artificielle par sa capacité d'apprentissage et de généralisation ([Bouزيد, 2009](#), [Benbouزيد and Kliman, 2003](#), [Bachir, 2002](#), [BENSAOUCHE, 2020](#), [BAZI, 2016](#)).

Dans ce contexte, nous nous intéressons dans ce mémoire au diagnostic des défauts de court-circuit entre spires d'une MAS en utilisant la technique des RNA. Les RNA sont une technique de traitement des données non linéaires très puissante qui a prouvé son efficacité dans plusieurs domaines. Cette technique ne nécessite pas l'existence d'un modèle formel de système à surveiller, mais l'expertise humaine est indispensable ([Bouزيد, 2009](#), [Bensaoucha et al., 2021](#)).

Dans le but de développer un système efficace de diagnostic des défauts du court-circuit entre spires d'une MAS, ce mémoire est organisé en trois chapitres résumés comme suit :

Le premier chapitre présente un état de l'art des MAS ainsi que leur constitution, leurs défaillances et les différentes techniques de diagnostic de leurs défaillances.

Le deuxième chapitre présente un modèle mathématique qui permet de modéliser et de simuler le défaut de court-circuit entre les spires d'une phase du stator de la machine à induction à cage d'écureuil dans le référentiel de Park.

Introduction générale

Le troisième chapitre présente la théorie de la technique du RNA ainsi que le résultat de l'application de cette technique pour détecter le défaut de court-circuit entre spires.

Enfin, nous terminons ce travail par **une conclusion générale** présentant les résultats obtenus ainsi que des perspectives pour améliorer ce mémoire.

Chapitre 1

Etat de l'art des machines asynchrones

1.1 Introduction

La machine asynchrone est utilisée de façon courante depuis de nombreuses années dans les applications industrielles en raison de sa simplicité, de sa fiabilité et de son prix relativement raisonnable. La continuité du fonctionnement de la machine est une caractéristique très importante et essentielle que tout système doit posséder pour répondre aux exigences de la communauté des utilisateurs industriels ([Bachir, 2002](#), [Didier, 2004](#), [Ondel, 2006](#), [Boumegoura, 2001](#)).

Dans ce chapitre, nous aborderons la constitution d'une machine asynchrone et les différents défauts qui peuvent apparaître dans ses éléments. Ensuite, nous présenterons les méthodes de diagnostic les plus fréquemment utilisées pour la détection de défauts de cette machine.

1.2 Constitution de la machine asynchrone

La machine asynchrone (MAS), souvent appelée moteur à induction, comprend un stator et un rotor, réalisés en tôles d'acier au silicium et comportant des encoches dans lesquelles sont placés les bobinages. Le stator est la partie fixe de la machine et se compose d'enroulements de stator connectés à la source d'alimentation. Le rotor est monté sur l'arbre rotatif. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou fermés sur eux-mêmes, deux types de machines sont largement utilisées : les MASs à rotor bobiné et les MASs à cage d'écureuil ([Bachir, 2002](#), [Bazine, 2009](#), [Bouزيد, 2009](#), [Vaseghi, 2009](#)). La figure 1 montre en détail les différents éléments du MAS.

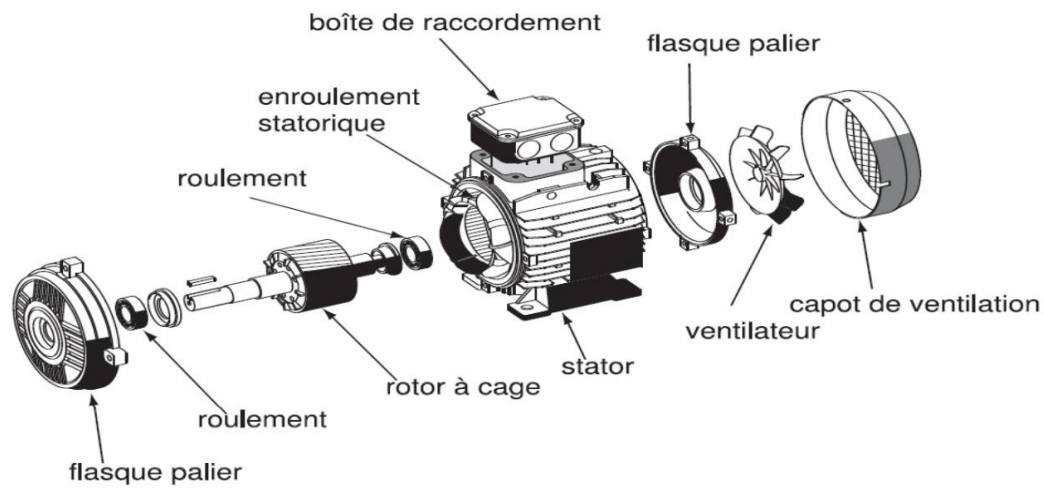
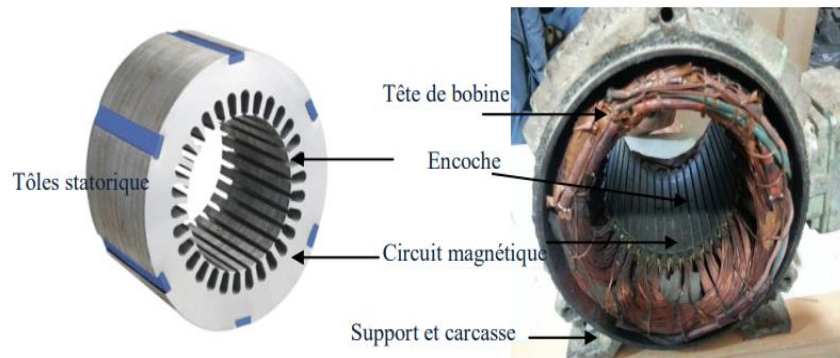


Figure 1 - Constitution de la machine asynchrone cage d'écureuil

1.2.1 Stator

Le circuit magnétique est un ensemble de fines tôles d'acier découpées, montrant les différentes encoches du stator. Des tôles fines d'une épaisseur effective de 0,35 à 0,50 mm sont utilisées pour minimiser les pertes dans le circuit magnétique. De plus, pour limiter l'effet des courants de Foucault, les tôles sont généralement isolées par une fine couche de vernis. Le bobinage du stator est constitué de deux parties (figure 2) : les conducteurs fendus et les têtes de bobines. Les conducteurs fendus créent le champ magnétique dans l'entrefer qui provoque la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines permettent de fermer les courants en organisant leur circulation, l'objectif étant d'obtenir une répartition des forces magnétomotrices et un flux le plus sinusoïdal possible dans l'entrefer, pour limiter les oscillations du couple électromagnétique ([Bachir, 2002](#), [Bouزيد, 2009](#), [Didier, 2004](#), [Vaseghi, 2009](#)).



1.2.2 Rotor

Le rotor est constitué d'un empilement de tôles d'acier, généralement de même origine que celles utilisées pour la construction du stator, formant un cylindre claveté sur l'arbre de la machine. Ces tôles sont poinçonnées à leur périphérie externe pour former les encoches destinées à recevoir des conducteurs. Le rotor est séparé du stator par un entrefer très fin de l'ordre de 0,4 à 2mm. Les rotors des machines asynchrones peuvent être de deux types : rotor bobiné ou rotor à cage d'écureuil. Les rotors bobinés sont construits de la même manière que les bobinages statorique (insertion des enroulements dans les encoches rotoriques). Les phases rotoriques sont alors disponibles grâce à un système de bagues balais positionné sur l'arbre de la machine. Dans notre étude, nous nous limitons aux rotors à cage là où, l'enroulement du rotor est constitué de barres de cuivre introduites dans les encoches. Dans les moteurs de petites et moyennes puissances, les barres et les anneaux sont formés d'un seul bloc d'aluminium coulé ([Boumegoura, 2001](#), [Schaeffer, 1999](#), [Bouزيد, 2009](#), [Vaseghi, 2009](#)). La figure 3 montre un rotor à cage ([Bouزيد, 2009](#)).



Figure 3 - Rotor à cage d'écureuil d'une machine asynchrone

1.2.3 Organes mécaniques

La carcasse de la machine est considérée comme un support qui assure la protection de la machine contre l'environnement extérieur. L'arbre est un élément de transmission et comprend une partie centrale qui sert de support au corps du rotor et un bout d'arbre auquel est fixé un demi-accouplement. Il est généralement constitué en acier moulé ou forgé. Son dimensionnement est fonction des efforts de flexion. Il est supporté par un ou plusieurs paliers. Les paliers sont généralement à roulements à billes pour les machines de petite et moyenne puissance. Ces roulements sont insérés à chaud sur l'arbre ([Ondel, 2006](#), [Bazine, 2009](#), [Bouزيد, 2009](#), [Vaseghi, 2009](#)).

1.3 Etude statistique des défaillances des MAS

De nombreuses études statistiques sur les défauts des machines tournantes ont été effectuées depuis les années 1980 ([Chen and Patton, 2012](#), [Thomson, 1999](#)). Ces études ont porté sur les machines asynchrones de moyenne et forte puissance utilisées dans l'industrie.

Parmi ces études ceux réalisées par Thomson ([Thomson, 1999](#)), en 1999, sur la gamme des machines de grande puissance (10Kw à 1Mw). Comme montre dans la figure4a, la répartition, des défaillances, était comme suit : défauts des roulements (41%), défauts statoriques (37%), défauts rotoriques (10%) et les autres pannes (12%).

Après une décennie, une autre étude est menée par Bonnett ([Bonnett and Yung, 2008](#)), en 2008, sur la même gamme de puissance, pour les machines exploités dans le domaine

pétrochimie, a montré que (figure 4b): les roulements (69%), le stator (21%), le rotor (7%) et les autres défauts (3%).

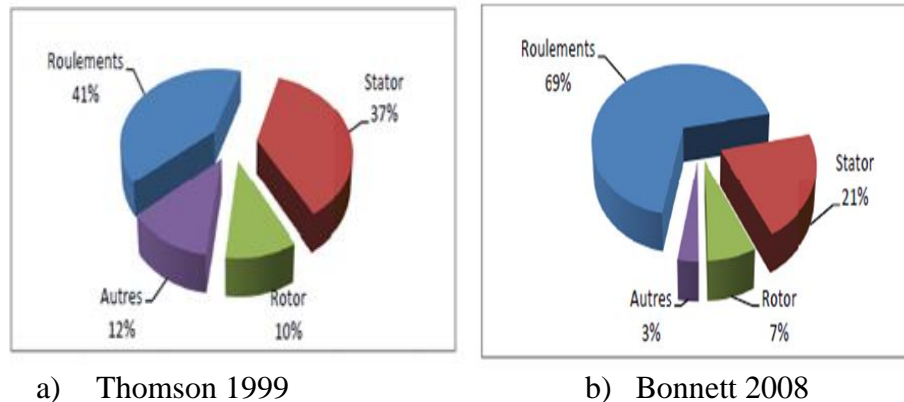


Figure 4 - Répartition des défauts dans les machines asynchrones

1.4 Défauts des machines asynchrones

La machine asynchrone est considérée comme une machine robuste, mais elle peut être soumise à des contraintes en cours de fonctionnement qui la conduisent à des défaillances. Les défauts de la machine asynchrone peuvent être classés en deux types : les défauts mécaniques ou les défauts électriques ([Bouzida, 2008](#), [BENSAOUCHA, 2020](#), [Chen and Patton, 2012](#), [Schaeffer, 1999](#), [Vaseghi, 2009](#), [Boumegoura, 2001](#)).

1.4.1 Défauts électriques

Les défauts électriques peuvent être divisés en deux types : statoriques ou rotoriques.

1.4.1.1 Défauts statorique

Ce type de défauts peut être causé par une dégradation des isolants des spires du bobinage statorique. Ce de défaut peut prendre plusieurs formes tels que le court-circuit entre spires, court-circuit entre phase. Le court-circuit entre spires est le défaut le plus fréquemment rencontré au stator ([Cherif, 2014](#), [Schaeffer, 1999](#), [Vaseghi, 2009](#)). La figure 7 résume les types de défaut les plus courants pouvant survenir dans le stator de la machine.

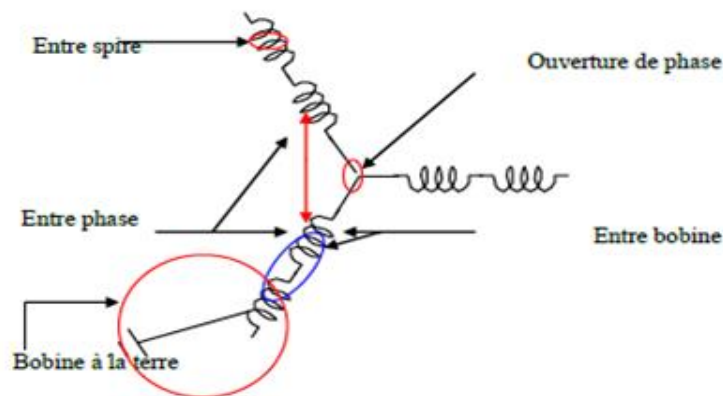


Figure 5- Représentation des différents défauts statoriques

1.4.1.2 Défauts du rotor

Les défauts du rotor bobiné sont les mêmes que les défauts du stator. Pour le rotor à cage (Figure 6), les défauts les plus courants peuvent être la rupture de barre ou la rupture de l'anneau.

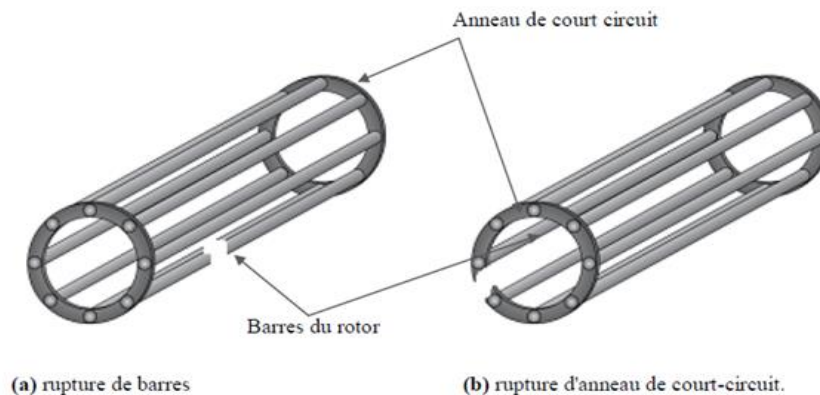


Figure 6- Défaut d'un rotor à cage d'écureuil.

1.4.2 Défauts mécaniques

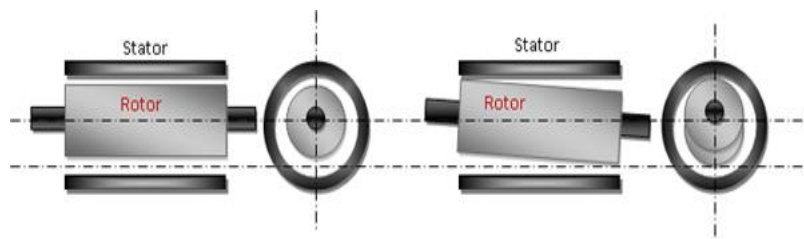
Plus de 40% de défauts des moteurs asynchrones sont des défauts mécaniques. Ces défauts peuvent être des défauts de roulements, des défauts d'excentricité ([Trajin, 2009](#), [Benbouzid and Kliman, 2003](#), [Bouzid, 2009](#), [Bouzida, 2008](#), [Said et al., 2000](#)). La figure 7 présente un défaut d'un roulement à bille.



Figure 7- Défaut d'un roulement à bille

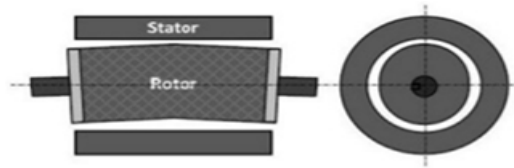
Trois catégories d'excentricité sont généralement distinguées comme le montre la figure 8 ([Bouzida, 2008](#), [BENSAOUCHA, 2020](#), [Bazine, 2009](#), [Bouzid, 2009](#), [Vaseghi, 2009](#)).

- Excentricité statique : l'axe de rotation du rotor est fixe mais ne coïncide pas avec celui du stator, dont la cause principale est un mauvais centrage des flasques ;
- Excentricité dynamique : le rotor a un axe de rotation qui tourne autour de l'axe géométrique du stator. Ce type d'excentricité est causé par une déformation du cylindre rotor, une déformation du cylindre stator ou la détérioration des roulements à billes.
- L'excentricité mixte, la plus fréquente, est la combinaison des deux cas présentés ci-dessus



a) Statique

(b) dynamique



(c) mixte

Figure 8- Différents types d'excentricités

1.5 Origines et causes des défauts

La majorité de ces défauts sont l'origine d'une combinaison de diverses contraintes agissant sur la machine, ce qui peut être classée en thermique, électrique, mécanique, environnemental et défauts de fabrication ([Siddique et al., 2005](#), [Didier, 2004](#), [Boumegoura, 2001](#), [Bouzid, 2009](#), [Bonnet and Soukup, 1992](#), [Thorsen and Dalva, 1995](#), [Vaseghi, 2009](#)).

- Thermique : L'augmentation de la température de la machine provoque une détérioration de l'isolation des enroulements dans le stator et également dans le rotor bobiné. La durée de vie de l'isolation est donc rapidement raccourcie par cet effet. Cette augmentation affecte également le lubrifiant des roulements qui perd ses propriétés physiques et perturbe la rotation normale des billes dans la cage ([Trajin, 2009](#), [Bonnet and Soukup, 1992](#)).
- Electrique : Une tension supérieure à la tension nominale ou des changements de tension soudains et instantanés provoqueront une dégradation du diélectrique isolant les bobines. La présence d'un fort champ électrique interne va provoquer des décharges partielles dans les cavités de l'isolant ([Bonnet and Soukup, 1992](#))
- Environnemental : La présence d'humidité ou de produits chimiques dans l'air ambiant peut détériorer la qualité de l'isolation et entraîner une défaillance des enroulements. L'apparition d'une dégradation entraîne des courants de fuite qui accélèrent la détérioration de l'isolation jusqu'à ce qu'un court-circuit se produise.

- Défauts de fabrication : Les défauts de fabrication (mauvaise soudure, mauvais serrage, moulage défectueux, etc.) affectent sur le fonctionnement normal des machines.

1.6 Méthodes de diagnostic des MAS

L'objectif de cette section est de présenter les diverses méthodes de diagnostic appliquées aux machines électriques. Ces méthodes sont nombreuses et peuvent être classées en deux catégories (Figure 9), celles qui utilisent un modèle analytique (connaissance à priori) du système et celles qui se dispensent de ce modèle (sans connaissance à priori) . L'approche analytique est plutôt inspirée par les automaticiens, alors que les communautés du génie électrique et du traitement du signal préfèrent s'intéresser à des méthodes plus heuristiques ([Vaseghi, 2009](#), [Bouزيد, 2009](#), [Bazine, 2009](#), [Trajin, 2009](#), [Benbouزيد and Kliman, 2003](#), [Singh, 2003](#), [BENSAOUCHA, 2020](#)).

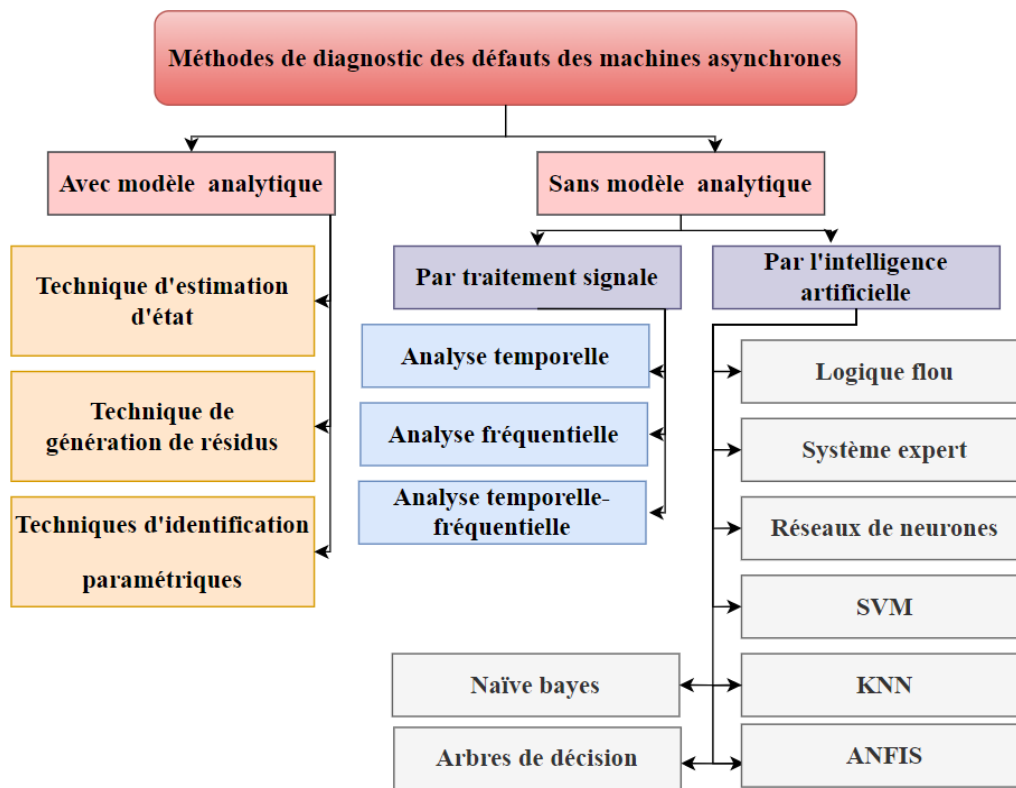


Figure 9- Méthodes de diagnostic des défauts des MAS

1.6.1 Méthodes de diagnostic avec modèle analytique

Ces méthodes de détection reposent sur des connaissances à priori du système. Elles supposent la connaissance des modèles et des paramètres représentant le processus physique à étudier. La comparaison des signaux disponibles obtenus d'un modèle sain et des signaux générés par un modèle inconnu permet la détection ainsi que l'identification de la défaillance susceptible de se produire. Ces techniques peuvent être classées en trois catégories citées ci-après ([Boumegoura, 2001](#), [Vaseghi, 2009](#), [Bouزيد, 2009](#), [Bazine, 2009](#), [Trajin, 2009](#), [Moreau et al., 1999](#), [BENSAOUCCHA, 2020](#)) :

1.6.1.1 Techniques d'estimation d'état

En principe, les techniques d'estimation d'état reposent sur l'utilisation de filtre de Kalman et l'observateur de Luenberger pour la reconstruction de l'état du système en connaissant son modèle mathématique. Plusieurs travaux a été effectuer pour détecter la défaillance de MAS à base ce type de diagnostic ([Said et al., 2000](#)).

1.6.1.2 Technique de génération de résidus

Les résidus sont des signaux qui reflètent l'écart entre un modèle et le système à surveiller. Ces techniques d'extraction des résidus visent à fournir des signaux indicatifs et exploitables pour détecter la présence d'une défaillance spécifique. Dans le cas sain, ces résidus doivent s'approcher de zéro et refléter la présence d'un défaut en convergeant à des valeurs significatives ([Bazine, 2009](#), [Bachir, 2002](#)).

1.6.1.3 Techniques d'identification paramétriques

Ces techniques ont pour objectif de déterminer un modèle dynamique du système à surveiller à partir d'un modèle de référence. L'idée fondamentale est que les paramètres caractérisant ce modèle identité vont être sensibles aux défauts affectant la machine, et vont donc permettre par leurs variations de caractériser ces défauts. L'estimation des paramètres du modèle est assurée par un algorithme d'optimisation pour minimiser l'erreur entre la sortie du modèle et celle de la machine ([Bazine, 2009](#), [Moreau et al., 1999](#)).

1.6.2 Méthodes de diagnostic sans modèle analytique

Ces méthodes ne nécessitent pas forcément de modèle précis du système mais reposent plutôt sur une reconnaissance de signatures. Les signatures de défauts, obtenues par modélisation ou par relevé expérimental, sont généralement classées dans une base de données qui seront exploitées ultérieurement par analyse signal ou par système expert (classification, reconnaissance de forme...) ([Bazine, 2009](#), [BENSAOUCHE, 2020](#), [Bouزيد, 2009](#))

1.6.2.1 Méthode par traitement de signal

L'approche signal est très utilisée en diagnostic pour des raisons de simplicité et d'efficacité. Cette approche repose sur la connaissance du comportement du système sain, elle est ensuite comparée avec les signaux mesurés. On peut classer les différentes techniques de traitement signal en trois classes selon le domaine de l'analyse de signal ([Vaseghi, 2009](#), [Bouزيد, 2009](#), [Benbouزيد and Kliman, 2003](#), [BENSAOUCHE, 2020](#), [Boumegoura, 2001](#)):

- Analyse temporelle : Dans ce cas, le diagnostic de défaillance de machine dépend directement de la comparaison de l'évolution du signal (amplitude, déphasage... etc.) pour la machine saine et la machine défaillante. Souvent, l'analyse du signal dans le domaine temporel n'est pas efficace pour le diagnostic de la défaillance des machines. Parmi les techniques de diagnostic qui peuvent être appliquées dans le domaine temporel, on peut citer le cercle de Park ;
- Analyse fréquentielle : le processus de diagnostic dans le domaine fréquentiel est basé sur l'analyse spectrale du signal. L'analyse spectrale à travers la technique FFT est la plus utilisée pour détecter les différents défauts des MASs ;
- Analyse temps-fréquence est introduite pour surmonter les limites de l'analyse de signal dans le domaine fréquentiel. Parmi les techniques de traitement de signal en temps-fréquence, on peut citer la transformée en ondelette, la transformée de Fourier à court terme ;

Les signaux la plus souvent utilisée pour le diagnostic de défauts des machines asynchrones sont ([Nandi et al., 2005](#), [Mehrijou et al., 2011](#), [Didier, 2004](#), [Vaseghi, 2009](#), [Zhou, 2007](#)) :

- L'analyse des courants statoriques ;
- L'analyse de vibration ;
- L'analyse de puissance instantanée ;
- L'analyse de couple électromécanique.

En particulier, l'analyse spectrale de courant statorique et de vibration est la technique de traitement signale le plus utiliser dans la diagnostique des défauts des machines asynchrones

1.6.2.2 Techniaques d'intelligence artificielle

Aujourd'hui, l'intelligence artificielle (IA) est de plus en plus utilisée dans le diagnostic des défauts des machines électriques. L'IA a permis d'augmenter l'efficacité et la fiabilité du diagnostic. En principe, les algorithmes de l'IA ne nécessitent pas de modèle précis du système. Une véritable mutation des recherches vers ce genre de technique pour augmenter l'efficacité du diagnostic et la détection des défauts. Plusieurs techniques est exploitées pour la détection et le classification des défauts des machines ([Khadidja, 2013](#), [BAZI, 2016](#), [Bouzid, 2009](#), [BENSAOUCHE, 2020](#), [Bensaoucha et al., 2021](#)).

Les algorithmes apprentissage automatique (Machine Learning Algorithms en anglais) est un sous-domaine de l'IA. Il existe plusieurs algorithmes d'apprentissage supervisé, notamment :

- La Logique Floue (LF) ;
- Les réseaux de neurones artificiels (RNA);
- Machines à support de vecteurs (SVM) ;
- L'algorithme des K plus proches voisins (KNN) ;

- L'algorithme de Naïve Bayes (NB).

1.6.2.3 Logique floue

La logique floue est une extension de la logique booléenne créée par Lotfi Zadeh en 1965 ([Goguen, 1973](#)) basée sur des théories des groupes. L'un des avantages de la LF est qu'elle utilise le langage naturel pour formuler le raisonnement humain. Donc, la LF permet de transformer des termes heuristiques a des termes linguistiques. Le principe de ce algorithme est similaire au système expert. La logique floue dépend de trois étapes consécutives sont: la fuzzification, inférence floue et la Défuzzification ([Benbouzid and Kliman, 2003](#), [BENSAOUCCHA, 2020](#)). La figure 10 présente la structure principale de ce algorithme.

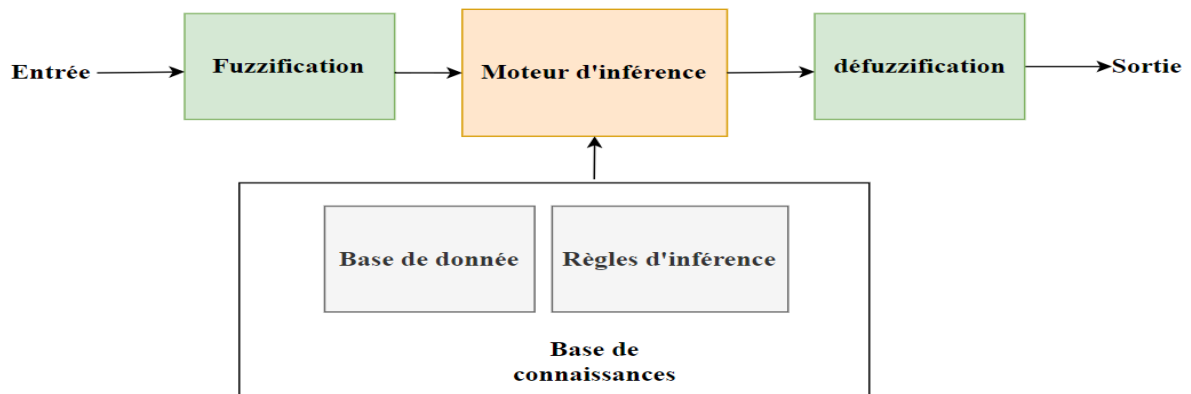


Figure 10- Structure principale de la logique floue

1.6.2.4 Réseaux Neurones artificielle

Les Réseaux de Neurones Artificiels ou formels (RNAs) sont des modèles mathématiques traitements réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Sont des outils très utilisés pour la classification, l'estimation, la prédiction et la segmentation. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids ([HALITIM and BELAID, 2020](#), [Bouzid, 2009](#),

[BENSAOUCHA, 2020](#), [Abiza and Amroun, 2020](#)). Comme montre la figure 11, nous distinguons trois types de couches: couche d'entrées, couches cachées et couche de sortie.

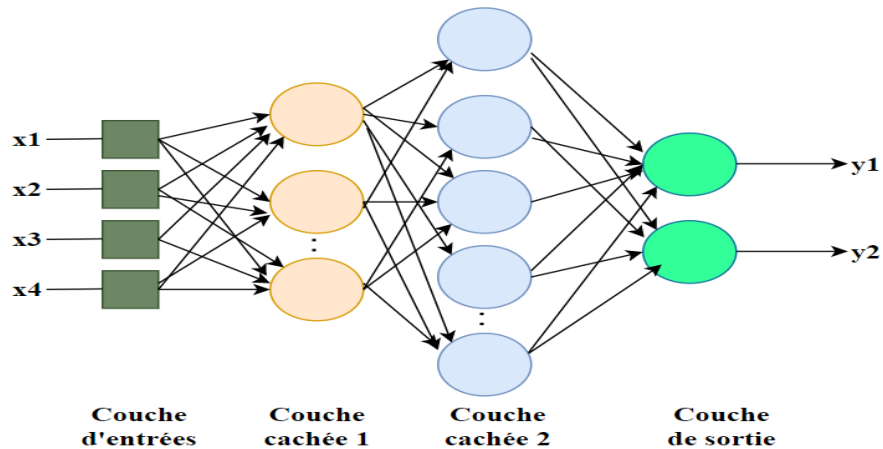


Figure 11- Architecteur principale des RNA

1.6.2.5 Machine à vecteurs de support SVM

La technique de SVM (Support Vector Machines) est une nouvelle technique d'apprentissage statistique proposées par V. Vapnik ([Vapnik Vladimir, 1995](#)). Cette technique est permet d'aborder des problèmes très divers comme la classification et la régression. Le principe de SVM est de construire un hyperplan séparateur optimal entre deux classes, c'est à dire, avec la plus grande marge. Lorsqu'une solution linéaire n'est pas possible, la méthode réalise une projection de l'espace d'entrée dans un espace de caractéristiques de dimension plus élevée ([Boser et al., 1992](#), [BENSAOUCHA, 2020](#), [Bensaoucha et al., 2021](#), [DJEFFAL, 2012](#), [Abiza and Amroun, 2020](#)). La figure 12 montre le principe de SVM pour séparer des donnes en deux classes.

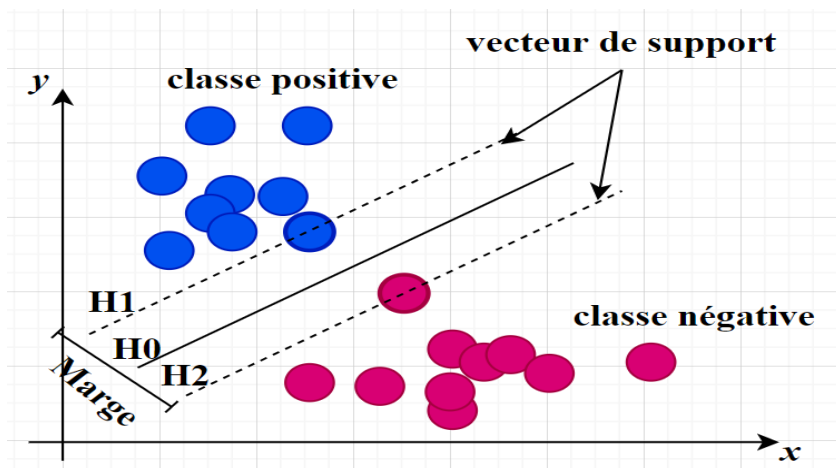


Figure 12- Principe de SVM pour classification

1.6.2.6 Méthode de K plus proches voisins KNN

La méthode des k plus proches voisins (KNN) est un algorithme d'apprentissage supervisé. Pour le principe de KNN, chaque observation (échantillon) de l'ensemble d'apprentissage est représentée par un point dans un espace à n dimensions où n est le nombre de variables prédictives. Pour prédire la classe d'une nouvelle observation, l'algorithme de KNN cherche les k points les plus proches de cette observation. Il existe des variantes de la méthode où les k observations sont pondérées en fonction de leur distance de l'observation à classifier. Ainsi, la classe attribuée à un exemple est celle totalisant le point le plus important parmi les K exemples considérés. En d'autres termes, les observations les plus éloignées de notre exemple sont alors considérées comme moins importantes ([Moualek, 2017](#), [BENSAOUCHA, 2020](#)).

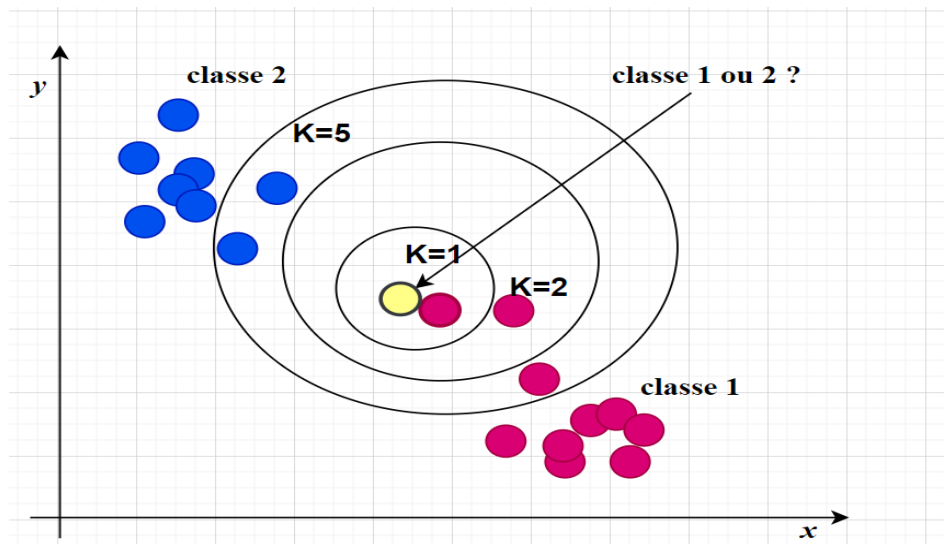


Figure 13- Principe de KNN pour classifier une nouvelle échantillonne

1.6.2.7 Naïve bayes

L'algorithme de NB est un modèle d'apprentissage supervisé basé sur le théorème de Bayes. NB utilise les probabilités pour faire une prédiction sur un échantillon de données et décider à quelle classe appartient un nouvel exemple (ou donnée). Ce modèle suppose que l'existence d'une caractéristique pour une classe, est indépendante de l'existence d'autre caractéristique (Fayssal, 2016, BENSOUCHA, 2020).

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons brièvement présenté les éléments essentiels qui entrent dans la constitution d'une machine asynchrone (Stator, rotor, et les organes mécaniques). Ensuite, nous avons abordé les études antérieures les plus importantes qui se sont concentrées sur la localisation et la détermination de la distribution des défauts dans les différents éléments de la machine (défaut statoriques, défauts rotoriques et des défauts mécaniques). Nous avons également introduit les techniques les plus couramment utilisées dans la littérature pour détecter la défaillance d'une machine. On peut citer, les techniques de diagnostic avec model, technique de traitement signale, et techniques de l'intelligence artificiel.

Dans la suite, nous allons modéliser une machine asynchrone triphasée pour nous permette de la simuler en présence de court-circuit entre spires.

Chapitre 2

Modélisation de la machine asynchrone en vue du diagnostic

2.1 Introduction

Depuis plusieurs années, la modélisation et la simulation de la machine asynchrone est l'objet de nombreux travaux, que ce soit à des fins de conception, de régulation ou de diagnostic. La diversité des objectifs a ainsi fait apparaître plusieurs techniques de modélisation ainsi que les simulations qui en découlent. L'intérêt des simulations est généralement reconnu comme un moyen efficace, irréfutable et économique de simuler la réalité des phénomènes physiques sur la base de modèles mathématiques bien définis. Ces simulations permettent de réaliser des études préalable en fonctionnement normal ou même anormal des systèmes à traiter ([BAZI, 2016](#)).

Dans ce contexte, ce chapitre est consacré à la présentation d'une approche de la modélisation de la machine asynchrone, publiée par Schaffer et Smail Bachir ([Schaeffer, 1999](#), [Bachir, 2002](#)), et qui est pressentie relativement simple à modéliser cette machine dans les régimes sains et défailants dont, ces derniers, sont particulièrement liés aux défauts de court-circuit du stator. C'est sous la forme d'un état que la validation de la modélisation précitée est effectuée par un programme de simulation implémenté sous le logiciel MATLAB.

2.2 Modélisation de la machine asynchrone

La mise en équation qui régit le fonctionnement de la MAS et la privation des contraintes auxquelles elle est soumise, nécessite souvent des hypothèses simplificatrices ([Caron and Hautier, 1995](#), [Moreau et al., 1999](#), [Bachir, 2002](#)):

- La répartition de la force magnétomotrice est sinusoïdale ;
- Le rotor est représenté par un bobinage triphasé équivalent ;
- Les pertes fer sont négligées ;
- Les circuits magnétiques sont non saturés ;
- L'entrefer est lisse ;
- La machine est supposée symétrique (à grandeurs périodiques).

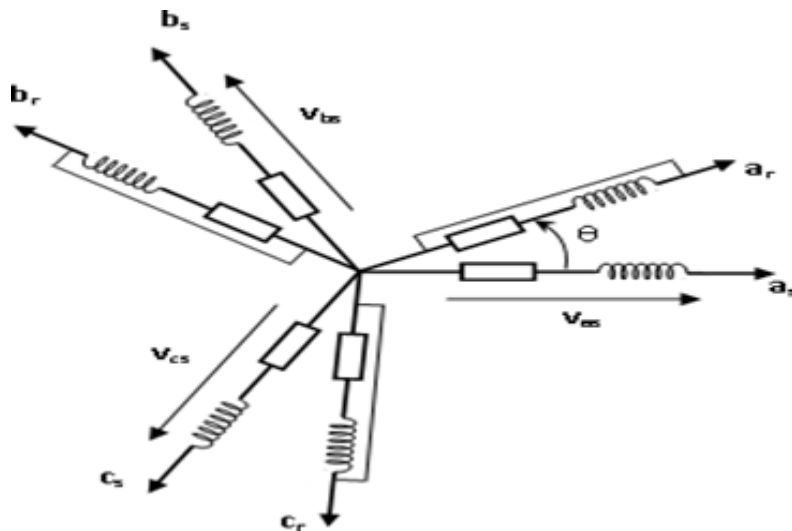


Figure 14- Représentation des enroulements statoriques d'une MAS triphasée à l'état de court-circuit entre spires

2.2.1 Modèle de la MAS saine dans le repère (abc)

Pour représenter le modèle d'une MAS dans un repère triphasé, il faut écrire les équations différentielles liant les tensions, les courants et les flux pour chaque enroulement du stator et du rotor selon le modèle présenté sur la figure 14.

En appliquant la loi d'Ohm généralisée aux bornes de chacune des phases statoriques et rotoriques nous pouvons écrire les équations des tensions et des flux de la MAS comme suivant :

$$[U_s] = [R_s][i_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \quad (1)$$

$$[U_r] = [R_r][i_r] + \frac{d}{dt}[\Phi_r] = [0] \quad (2)$$

$$[\phi_s] = [L_s] \cdot [i_s] + [M_{sr}] \cdot [i_r] \quad (3)$$

$$[\phi_r] = [M_{rs}] \cdot [i_r] + [L_s] \cdot [i_s] \quad (4)$$

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{psa} + L_{fsa} & \frac{-L_{sab}}{2} & \frac{-L_{sac}}{2} \\ \frac{-L_{sab}}{2} & L_{psb} + L_{fsb} & \frac{L_{sac}}{2} \\ \frac{-L_{sac}}{2} & \frac{L_{sac}}{2} & L_{psc} + L_{fsc} \end{bmatrix}; \quad [L_r] = \begin{bmatrix} L_{pra} + L_{fra} & \frac{L_{rab}}{2} & \frac{-L_{rac}}{2} \\ \frac{-L_{rab}}{2} & L_{prb} + L_{frb} & \frac{L_{rac}}{2} \\ \frac{-L_{rac}}{2} & \frac{L_{rac}}{2} & L_{prc} + L_{frc} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$[M_{sr}] = [M_{sr}]^T = \begin{bmatrix} M_{s_a r_a} \cos \theta & M_{s_a r_b} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_a r_c} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ M_{s_b r_a} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_b r_b} \cos \theta & M_{s_b r_c} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ M_{s_c r_a} \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_c r_b} \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & M_{s_c r_c} \cos \theta \end{bmatrix} \quad (6)$$

R_{sx}, R_{rx} : Résistance propre d'une phase statorique et rotorique, respectivement;

$L_{sx} = L_{psx} + L_{fsx}$: Inductance propre d'une phase statorique ;

$L_{ry} = L_{pry} + L_{fry}$: Inductance propre d'une phase rotorique ;

L_{psx}, L_{pry} : Inductance principale statorique et rotorique, respectivement ;

L_{fsx}, L_{fry} : Inductance de fuite statorique ou rotorique, respectivement ;

L_{sxy}, L_{rxy} : Inductance mutuelle entre phases statorique ou entre phase rotorique ;

M_{sxy} : Inductance mutuelle entre une phase statorique et une phase rotorique ;

$\theta = p \times \theta_{mecanique}$: Angle électrique de la position du rotor

p : nombre de paires de pôles ;

L'ensemble d'hypothèses que mentionner précédemment permet d'écrire :

$$\begin{aligned} R_{sx} = R_s; R_{ry} = R_r; L_{psx} = L_{pry} = L_{sxy} = L_{rxy} = L_p; \\ L_{sx} = L_s; L_{rx} = L_r; M_{sxy} = M_{sr} \end{aligned}$$

Dans un souci de simplification du modèle de la MAS, nous avons choisi de totaliser les fuites magnétiques au stator selon ([Caron and Hautier, 1995](#)). Cela nous permet de réduire le nombre de paramètres régissant la dynamique de la machine. Nous pouvons écrire :

$$L_{fry} = 0; \quad L_{fsx} = L_f$$

selon ([Bachir, 2002](#)) ,Les mutuelles inductances sont décrites par :

$$M_{sr}(\theta) = \frac{3}{2} \cdot L_p \cdot T_{32} \cdot P(\theta) \cdot T_{23} \quad (7)$$

$$M_{rs}(\theta) = M_{sr}(\theta)^T = \frac{3}{2} \cdot L_p \cdot T_{32} \cdot P(-\theta) \cdot T_{23} \quad (8)$$

$$T_{23} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \cos(0) & \cos\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\frac{4\pi}{3}\right) \\ \sin(0) & \sin\left(\frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$T_{23} = T_{32}^T \quad (10)$$

$$P(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \\ \sin(\theta) & \sin\left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) \end{bmatrix} \quad (11)$$

Si nous remplaçons les équations (3) dans (1) et (4) dans (2) nous obtenons le système d'équations électriques (12) nécessaire à l'étude du fonctionnement de la machine pour tous les régimes :

$$\begin{aligned} [U_s] &= [R_s] \cdot [i_s] + \frac{d}{dt} \{ [L_s] \cdot [i_s] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{sr}] \cdot [i_r] \} \\ 0 &= [R_r] \cdot [i_r] + \frac{d}{dt} \{ [L_r] \cdot [i_r] \} + \frac{d}{dt} \{ [M_{rs}] \cdot [i_s] \} \end{aligned} \quad (12)$$

2.2.2 Modèle de la machine dans le repère de Park

Nous remplaçons les trois phases d'axes fixes (a_s, b_s, c_s) du stator par un enroulement équivalent formé des deux bobinages d'axes en quadrature dq tournant à la vitesse $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_{ref}$ même, au rotor, on substitue deux bobinages aux enroulements triphasés équivalents. Nous notons par θ_s et θ_r l'angle de transformation de Park des grandeurs statoriques et rotorique. Nous remarquons qu'ils sont liés à θ par la relation (13) suivante :

$$\theta_s - \theta_r = \theta \quad (13)$$

Ceci simplifie les équations et par conséquent le modèle final.

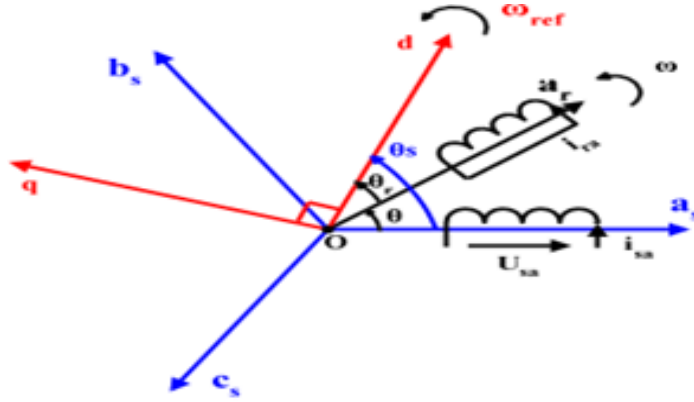


Figure 15- Principe de la transformation de Park

Comme la machine est équilibrée $\sum i = 0$, par conséquent les composantes homopolaires o sont nulles. Pour passer des coordonnées triphasées (a_s, b_s, c_s) aux nouvelles coordonnées (dq) de Park, il suffit d'appliquer la transformation suivante :

$$\begin{bmatrix} X_{ds} \\ X_{qs} \end{bmatrix} = P(-\theta) \cdot T_{32} \cdot \begin{bmatrix} X_{as} \\ X_{bs} \\ X_{cs} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$P(-\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ \sin(-\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (15)$$

Avec $P(-\theta)$ est la matrice de rotation de Park ;

En utilisant les relations $\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_{ref}$ et $\frac{d\theta_s}{dt} = \frac{d\theta_r}{dt} = \frac{d\theta}{dt} = \omega$ les équations (1) à (3) se réécrivent dans le repère (dq) comme suit ([Bachir, 2002](#)):

$$[U_{dqs}] = [R_s][i_{dqs}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{dqs}] + \omega_{ref} \cdot p\left(\frac{\pi}{2}\right)[\Phi_{dqs}] \quad (16)$$

$$[0] = [R_r][i_{dqr}] + \frac{d}{dt}[\Phi_{dqr}] + (\omega_{ref} - \omega) \cdot p\left(\frac{\pi}{2}\right)[\Phi_{dqr}] \quad (17)$$

$$\left[\phi_{dqs} \right] = (L_f + L_m) \cdot \left[i_{dqs} \right] + L_m \cdot \left[i_{dqr} \right] = L_f \cdot \left[i_{dqs} \right] + L_m \cdot \left[i_{dqm} \right] \quad (18)$$

$$\left[\phi_{dqr} \right] = L_m \cdot \left(\left[i_{dqs} \right] + \left[i_{dqr} \right] \right) = L_m \cdot \left[i_{dqm} \right] \quad (19)$$

$\left[i_{dqm} \right]$: Composantes d et q du courant magnétisant

$L_m = \frac{3}{2} L_f$ Inductance magnétisante de la machine. Cette inductance est associée à l'ensemble des lignes de champ se refermant par le stator et le rotor.

Nous pouvons fixer le repère dq au stator, au rotor, ou au champ tournant. Le choix du référentiel dépend ω_{ref} de la vitesse de rotation du système d'axes (dq)

- **Référentiel fixe par rapport au stator**

Repère de Park liée au stator. La simulation de la machine dans ce repère n'exige aucune connaissance sur la position du rotor. Il est souvent utilisé dans l'étude des variations importantes de la vitesse de rotation. Dans ces conditions nous avons :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_{ref} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = -\omega \quad (20)$$

- **Référentiel fixe par rapport au champ tournant**

Ce référentiel tourne à la vitesse de synchronisme $\omega_{ref} = 2 \cdot \pi \cdot f$ où f est la fréquence d'alimentation de la machine. C'est le repère lié au champ tournant. L'avantage d'utiliser coréférentiel est d'avoir des grandeurs constantes en régime permanent ([Baghli, 2015](#)). Dans ce cas :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_{ref} = \omega_s \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_s - \omega = g \cdot \omega_s \quad (21)$$

- **Référentiel fixe par rapport au rotor**

C'est le repère de Park liée au rotor. Il est utilisé lorsqu'on a accès à la position mécanique, du faite de la quasi-continuité des grandeurs électriques. Nous avons dans ce cas :

$$\frac{d\theta_s}{dt} = \omega_{ref} = \omega \quad \text{et} \quad \frac{d\theta_r}{dt} = 0 \quad (22)$$

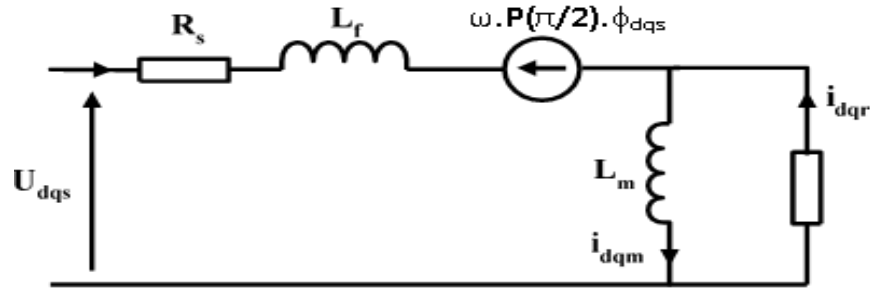


Figure 16- Modèle de la machine saine dans le repère de Park lié au rotor

2.2.3 Représentation d'état de la machine saine

Les composantes du vecteur d'état sont les courants statorique et les flux rotorique dans la mesure où ils conduisent à un modèle relativement simple (4 paramètres) dans lequel les tensions et les courants statorique sont respectivement les grandeurs d'entrée et de sortie du système ([Moreau et al., 1999](#)). Le modèle continu de la MAS dans le repère de Park liée au rotor représente alors sous la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(\omega_r) \cdot x(t) + B \cdot u(t) \\ y(t) = C \cdot x(t) \end{cases} \quad (23)$$

Avec

$$x = \begin{bmatrix} i_{ds} & i_{qs} & \phi_{dr} & \phi_{qr} \end{bmatrix}^T$$

$$u = \begin{bmatrix} u_{ds} \\ u_{qs} \end{bmatrix} ; \quad y = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \end{bmatrix}$$

$$A(\omega_r) = \begin{bmatrix} -\frac{R_s+R_r}{L_f} & \omega_r & \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} & \frac{\omega_r}{L_f} \\ -\omega_r & -\frac{R_s+R_r}{L_f} & -\frac{\omega_r}{L_f} & \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} \\ R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} & 0 \\ 0 & R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} \end{bmatrix} ; B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} ; C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

- **Équation mécanique**

Pour pouvoir accéder au rotor et concevoir le modèle complet de la machine, il faut tenir compte de l'équation mécanique décrite comme suit :

$$\frac{J}{p} \frac{d\Omega(t)}{dt} = C_{em}(t) - \frac{f_v}{p} \cdot \Omega(t) - C_r \quad (24)$$

Où

- J : Moment d'inertie avec la charge
- Ω : Vitesse mécanique du moteur
- f_v : Coefficient de frottement visqueux
- C_r : Couple résistant

- **Couple électromagnétique**

L'expression du couple électromagnétique C_{em} dans le repère de Park avec fuites ramenées au stator est donnée par :

$$C_{em}(t) = p (i_{qs}(t) \cdot \phi_{dr}(t) - i_{ds}(t) \cdot \phi_{qr}(t)) \quad (25)$$

On remplace (25) dans (24) :

$$\frac{d\Omega(t)}{dt} = \frac{p^2}{J} \left(i_{qs}(t) \cdot \phi_{dr}(t) - i_{ds}(t) \cdot \phi_{qr}(t) \right) - \frac{f_v}{J} \cdot \Omega(t) - \frac{p}{J} C_r \quad (26)$$

2.2.4 Simulation d'une MAS saine

Après avoir terminé l'étape de modélisation du MAS, nous allons passer à sa simulation, qui nous donne un aperçu de son comportement. Le tableau 1 présente les caractéristiques et les paramètres de la machine que nous avons simulée. La simulation du modèle de la MAS à l'état sain est réalisée dans un premier temps pour un démarrage à vide. A l'instant $t = 1s$, on charge la machine avec un couple charge de 5 Nm.

Tableau 1 – Paramètres de MAS

Puissance nominale	P_n	1.1kW
Tension nominale	V_n	220/380V
Vitesse nominale	Ω_n	1425tr/min
Fréquence d'alimentation	f_s	50Hz
Résistance statorique	R_s	9.31 Ω
Résistance rotorique	R_r	3.81 Ω
Nombre des paires de pôles	p	2
Inductance de fuite	L_f	0.076H
Inductance mutuelle	L_m	0.436H
Nombre de spires par phase	N_s	464
Moment d'inertie	J	0.0125SI
Coefficient de frottement	f_v	0.00119SI

La figure 17-a montre les courbes des tensions d'alimentation de la machine. Les figures 17-bcd montrent les courbes d'évolution des courants statoriques (i_{sabc}), du couple électromagnétique et de vitesse de rotation.

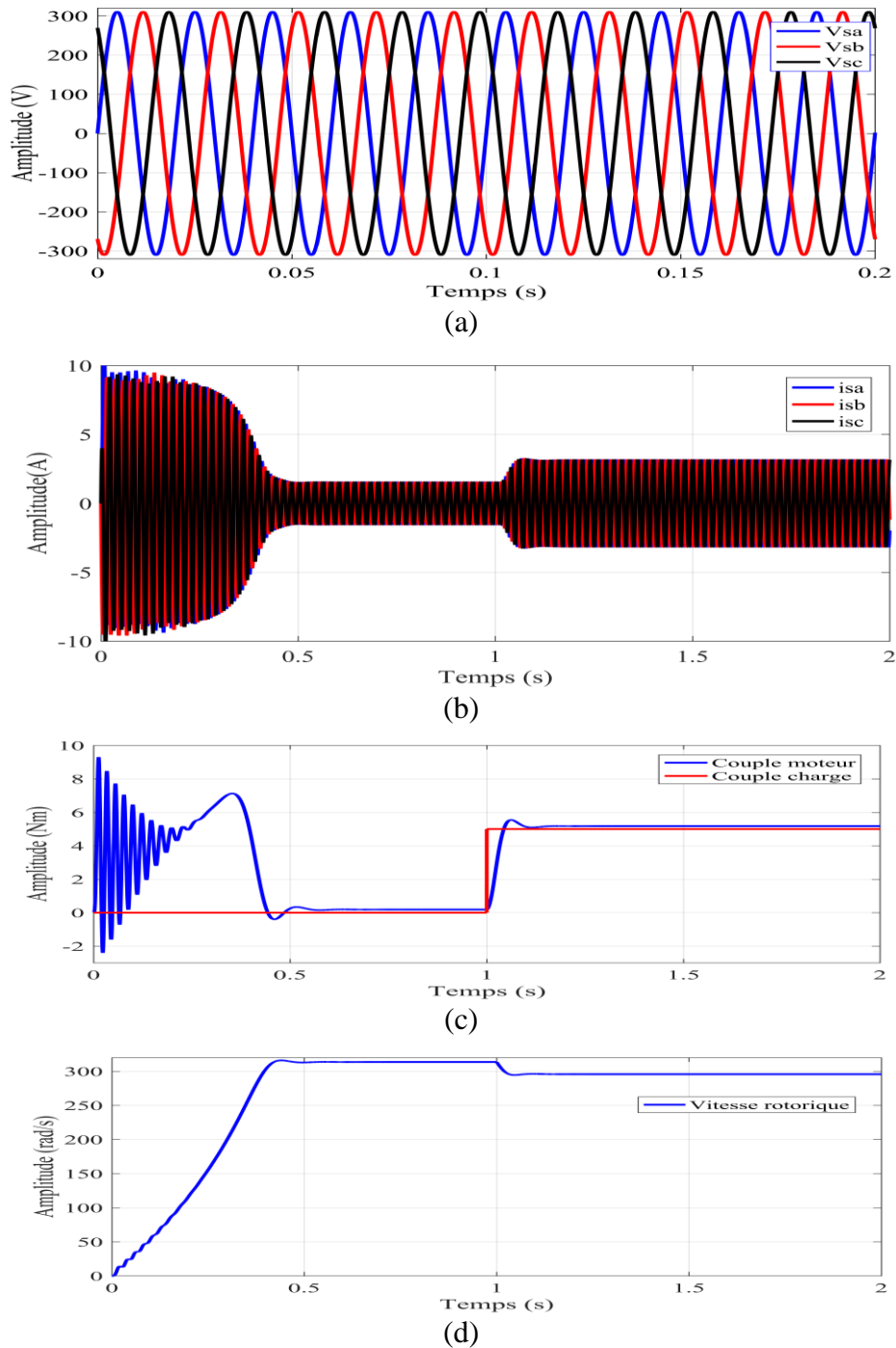


Figure 17- Simulation d'une MAS saine. (a) tensions statoriques, (b) courants statoriques, (c) couple électromagnétique, (d) vitesse rotorique

Suivant les résultats de simulation, lorsque le moteur est stabilisé, on peut constater que les courants statoriques i_{sabc} prennent une forme sinusoïdale et symétrique. On remarque que le couple électromagnétique (figure 17-c) présente au premier instant de démarrage des oscillations importantes puis revient à zéro (charge nulle), puis après $t=1s$ la valeur compense le couple résistant appliqué auquel elle atteint la valeur du couple de charge 5 N.m. En plus, on constate que la vitesse de rotation (figure 17-d) augmente au démarrage jusqu'à atteindre la valeur (314rad/s). Quand on applique une charge de 5Nm à $t=1s$, la vitesse diminue moins que sa valeur nominale.

2.3 Modélisation d'une MAS en présence du défaut statorique

Afin de prendre en compte l'existence de spires court-circuitées dans les phases statoriques de la MAS, on introduit une bobine de court-circuit supplémentaire dont le nombre de spires n_{cc} est égal au nombre de spires court-circuitées dans la phase défectueuse.

Lorsque le défaut de court-circuit entre spires se produit, l'application du théorème d'Ampère montre que ce défaut crée, en plus du champ tournant, une excitation magnétique stationnaire due à la nouvelle bobine B_{cc} court-circuitée par laquelle passe le courant de court-circuit i_{cc} . Cette bobine B_{cc} est positionnée selon l'angle θ_{cc} comme le montre la figure 18 ([Bachir, 2002](#)).

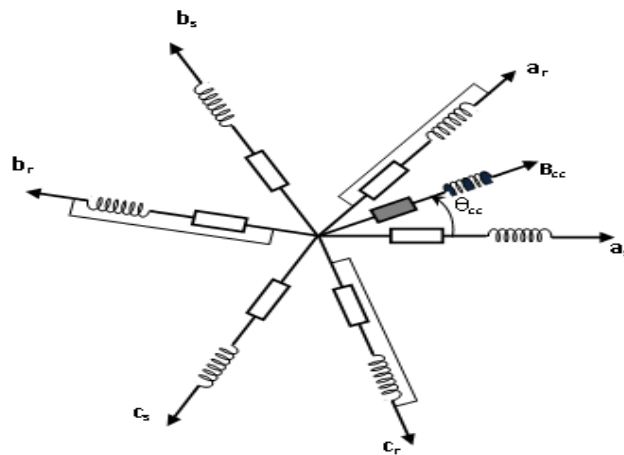


Figure 18- Enroulements statoriques avec un court-circuit

Donc, le défaut du stator est caractérisé par deux facteurs :

- L'angle électrique, noté θ_{cc} , correspondant à l'enroulement court-circuité par rapport à l'axe de référence de la phase as. Ce paramètre permet de localiser l'enroulement défectueux et peut prendre uniquement trois valeurs : 0, $2\pi/3$, ou $4\pi/3$, correspondant respectivement à un court-circuit sur la phase a_s, b_s ou c_s.
- Le rapport de court-circuit ; noté η_{cc} , donné par l'équation (27) permet de quantifier le taux de court-circuit :

$$\eta_{cc} = \frac{N_{cc}}{N_s} = \frac{\text{Nombre de spires en court circuit}}{\text{Nombre des spires totale d'une phase}} \quad (27)$$

2.3.1 Modèle de la MAS en présence de court-circuit entre spires

Les équations des tensions et de flux de la MAS en défaut de court-circuit s'écrivent alors en tenant compte l'hypothèse suivante -négliger la réduction du nombre de spires court-circuité de la phase en défaut- ([Bachir, 2002](#)):

$$[U_s] = [R_s][i_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \quad (28)$$

$$[U_r] = [R_r][i_r] + \frac{d}{dt}[\Phi_r] = [0] \quad (29)$$

$$0 = R_{cc}i_{cc} + \frac{d}{dt}[\phi_{cc}] \quad (30)$$

$$[\phi_s] = [L_s] \cdot [i_s] + [M_{sr}] \cdot [i_r] + [M_{scc}] \cdot [i_{cc}] \quad (31)$$

$$[\phi_r] = [M_{rs}] \cdot [i_r] + [L_s] \cdot [i_s] + [M_{rcc}] \cdot [i_{cc}] \quad (32)$$

$$[\phi_{cc}] = [M_{cs}] \cdot [i_s] + [M_{ccr}] \cdot [i_r] + [L_{cc}] \cdot [i_{cc}] \quad (33)$$

Où :

$R_{cc} = \eta_{cc} \times R_s$: Résistance de la bobine B_{cc}

$L_{cc} = \eta_{cc} \times (L_p + L_f)$: Inductance de la bobine B_{cc}

$$[M_{ccs}] = \sqrt{\frac{3}{2}} \cdot \eta_{cc} L_p [\cos(\theta_{cc}) \sin(\theta_{cc})] \cdot T_{23} \quad (34)$$

$$[M_{scc}] = [M_{ccs}]^T = \sqrt{\frac{3}{2}} \cdot \eta_{cc} L_p \cdot T_{32} [\cos(\theta_{cc}) \sin(\theta_{cc})]^T \quad (35)$$

$$[M_{ccr}] = \sqrt{\frac{3}{2}} \cdot \eta_{cc} L_p [\cos(\theta_{cc}) \sin(\theta_{cc})] p(\theta) \cdot T_{23} \quad (36)$$

$$[M_{rcc}] = [M_{ccr}]^T = \sqrt{\frac{3}{2}} \cdot \eta_{cc} L_p \cdot p(-\theta) \cdot T_{32} [\cos(\theta_{cc}) \sin(\theta_{cc})]^T \quad (37)$$

En négligeant les chutes de tension dues à R_s et L_f devant les tensions d'entrée U_{dqs} , les équations électriques de la MAS en présence de défaut de court-circuit statorique peuvent être exprimées dans le repère de Park lié au rotor selon ([Bachir, 2002](#)):

$$[U_{dqs}] = R_s \cdot i_{dqs}' + \frac{d}{dt} [\Phi_{dqs}] + \omega \cdot p \left(\frac{\pi}{2} \right) [\Phi_{dqs}] \quad (38)$$

$$[0] = R_r \cdot i_{dqs}' + \frac{d}{dt} [\Phi_{dqs}] \quad (39)$$

$$[\phi_{dqs}] = L_m \cdot [i_{dqs}'] + (L_f + L_m) \cdot [i_{dqr}] \quad (40)$$

$$[\phi_{dqr}] = L_m \cdot ([i_{dqs}'] + [i_{dqr}]) \quad (41)$$

$$[i_{dqs}] = [i_{dqs}'] + [i_{dqcc}] \quad (42)$$

$$\begin{bmatrix} i_{dqcc} \end{bmatrix} = \frac{3}{2} \frac{\eta_{cc}}{R_s} \cdot P(-\theta) Q(\theta_{cc}) \cdot P(\theta) \cdot U_{dqs} \quad (43)$$

Avec :

$$Q_{cc} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_{cc})^2 & \cos(\theta_{cc})\sin(\theta_{cc}) \\ \cos(\theta_{cc})\sin(\theta_{cc}) & \sin(\theta_{cc})^2 \end{bmatrix} \quad (44)$$

Figure 19 présente le schéma électrique équivalent de la MAS en régime dynamique, en tenant compte d'un éventuel défaut de court-circuit et avec les fuites totalisées au stator.

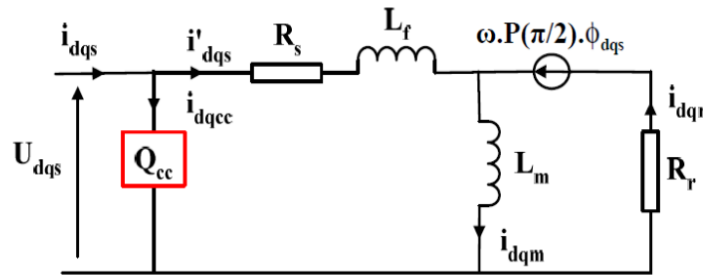


Figure 19- Modèle de court-circuit de la MAS dans le repère de Park

2.3.2 Modèle global de la MAS en présence de court-circuit entre spires

Le défaut d'une MAS peut être caractérisé par deux modes équivalents. Le modèle de mode commun correspond à la dynamique saine de la machine (modèle de Park) et le modèle en mode différentiel explique les défauts.

Ce qui revient donc à mettre en parallèle trois quadripôles prenant en charge l'explication d'éventuels bobinages en défaut. Chaque quadripôle sera parcouru par un courant dont l'expression est la suivante :

$$\begin{bmatrix} i_{dqck} \end{bmatrix} = \frac{2}{3} \cdot \frac{\eta_{cc}}{R_s} \cdot P(-\theta) \cdot Q(\theta_{ck}) \cdot P(\theta) \cdot u_{dqs} \quad (45)$$

$Q(\theta_{ck})$ est la matrice situant l'angle du bobinage en court-circuit.

Figure 20 présente le schéma électrique équivalent de la MAS dans le repère de Park avec fuites totalisées au stator, en tenant compte d'un éventuel défaut de court-circuit sur une des trois phases

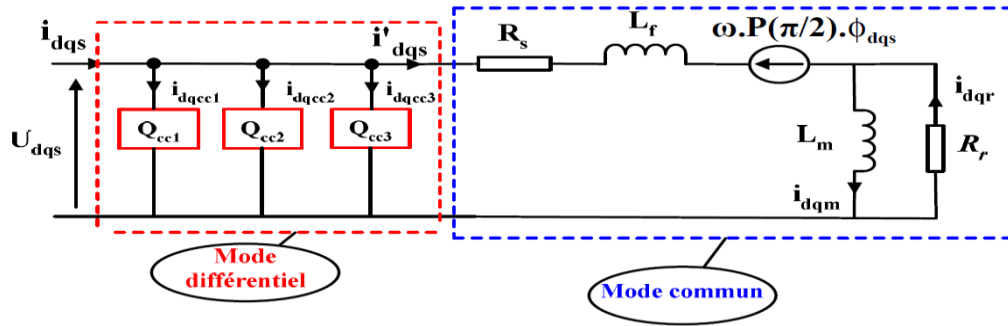


Figure 20- Modèle général de court-circuit dans le repère de Park

2.3.3 Représentation d'état du modèle de défaut statorique

Une représentation d'état du MAS en défaut de court-circuit est obtenue en associant le vecteur d'état contenant les courants statoriques et les flux rotoriques à l'entrée et à la sortie du système correspondant aux tensions et courants statoriques des axes d et q respectivement. La MAS peut donc être décrit par le système d'équations non linéaires suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(\omega_r).x(t) + B.u(t) \\ y(t) = C.x(t) + D.u(t) \end{cases} \quad (46)$$

Avec :

$$x = [i'_{ds} \ i'_{qs} \ \phi_{dr} \ \phi_{qr}]^T; \quad u = [u_{ds} \ u_{qs}]^T; \quad y = [i_{ds} \ i_{qs}]^T$$

$$A(\omega_r) = \begin{bmatrix} -\frac{R_s+R_r}{L_f} & \omega_r & \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} & \frac{\omega_r}{L_f} \\ -\omega_r & -\frac{R_s+R_r}{L_f} & -\frac{\omega_r}{L_f} & \frac{R_r}{L_m \cdot L_f} \\ R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} & 0 \\ 0 & R_r & 0 & -\frac{R_r}{L_m} \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_f} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_f} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad D = \sum_{k=1}^3 \frac{2}{3} \cdot \frac{\eta_{cc}}{R_s} \cdot P(-\theta) \cdot Q(\theta_{cck}) \cdot P(\theta)$$

Par conséquent, la différence entre le modèle de machine saine (Eq.23) et le modèle de machine défective (Eq.46) se situe au niveau de la matrice D. Pour une machine saine, la matrice D est nulle.

2.3.4 Simulation de la MAS en présence de court-circuit entre spires

Après avoir terminé le processus de préparation du modèle qui nous permet de créer le défaut de court-circuit entre spires, nous allons ensuite passer l'étape de simulation.

La simulation du modèle de la MAS en court-circuit entre spires est réalisée dans un premier temps pour un démarrage à vide. À l'instant $t = 0,7s$, la machine est chargée avec un couple de charge de $5Nm$. À l'instant $t=1s$, un court-circuit de 15 spires est appliqué dans la phase (a), et ensuite ($t=1.5s$) le nombre de spires court-circuitées augmente à 30 spires. Les résultats de la simulation sont illustrés dans la figure 21.

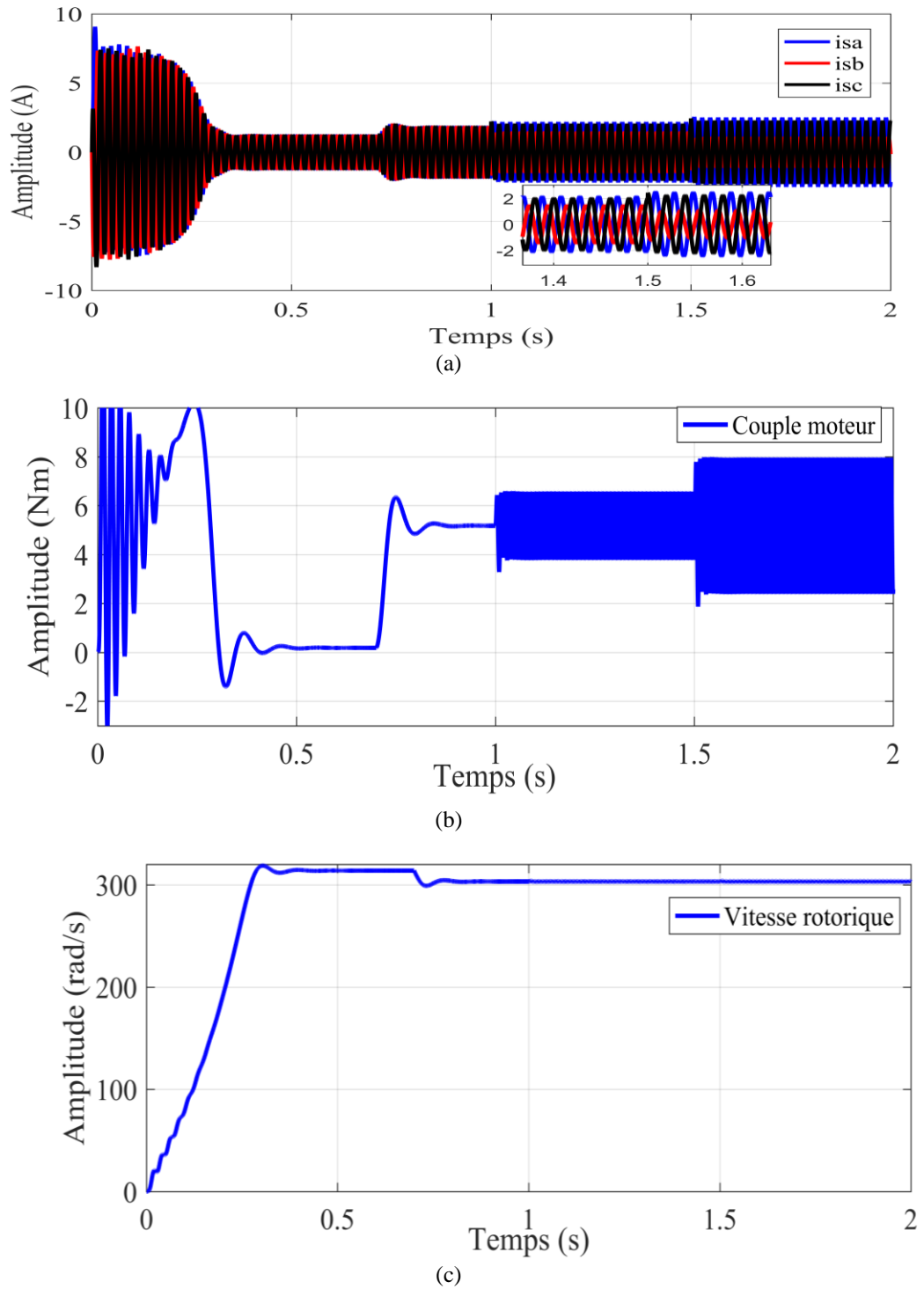
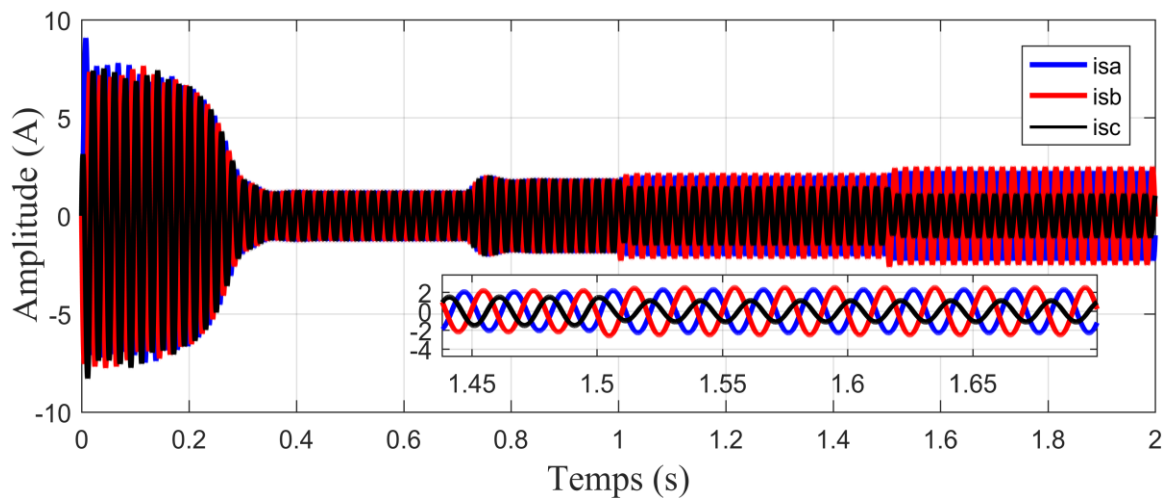


Figure 21- Simulation de la MAS en court-circuit entre spires phase a. (a) courants statoriques, (b) couple électromagnétique, (c) vitesse rotorique

D'après les résultats obtenus on remarque que :

- L'application du court-circuit entre spires augmente l'amplitude des courants statoriques i_{sabc} . Cette augmentation est proportionnelle au taux de court-circuit. De même, on peut remarquer que le défaut de court-circuit augmente la magnitude du couple. Le défaut de court-circuit augmente légèrement l'ondulation de vitesse.
- On peut constater que la magnitude du courant statorique de la première phase (la phase défectueuse) est la plus élevée par rapport aux deux autres courants.

La figure 22 montre la courbe des courants statoriques (i_{sabc}) en présence d'un défaut de court-circuit entre spires dans les phases b et c respectivement. On peut observer que la magnitude du courant statorique correspondant à la phase défectueuse est la plus influente par rapport aux deux autres courants.



(a)

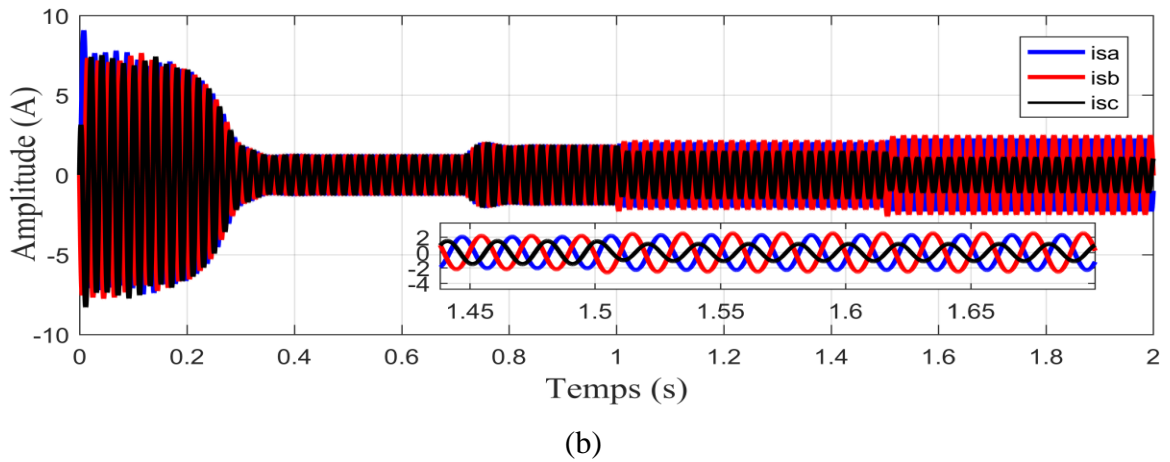


Figure 22- Courants statoriques i_{sabc} de la MAS en court-circuit entre spires. (a) défaut dans la phase b, (b) défaut dans la phase c

2.4 Conclusion

Ce chapitre a été dédié à la présentation du modèle de la machine saine et en présence d'un défaut de court-circuit entre spires. Le modèle de défaut utilisé est un modèle simple basé sur le fait que, dans une condition de défaut, la machine présente, en plus du comportement dynamique normal, un comportement de défaut. À cet effet, nous considérons deux modes de fonctionnement de la machine : un mode commun et un mode différentiel. Le mode commun doit correspondre au modèle dynamique du MAS exprimé en référentiel triphasé ou biphasé, il reflète le fonctionnement sain de la machine. Le mode différentiel est destiné à refléter le défaut de court-circuit entre spires.

Selon les résultats de la simulation, nous avons remarqué que l'apparition d'un court-circuit entre les spires affecte l'équilibre des signaux mesurables (courants statoriques, couple électromagnétique et vitesse de rotation) de la machine. En outre, on observe une augmentation notable du courant statorique sur la phase où le défaut de court-circuit s'est produit.

Le chapitre suivant se concentre sur la conception d'un système de diagnostic de défaut de court-circuit entre spires à base de RNAs.

Chapitre 3

Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

3.1 Introduction

Ces dernières années, la détection des défauts dans les machines électriques s'est éloignée des techniques traditionnelles pour se tourner vers les techniques d'intelligence artificielle (IA). Ces techniques permettent d'améliorer la fiabilité, l'automatisation et la sensibilité des systèmes de diagnostic ([HARZELLI, 2020](#), [BENSAOUCHA, 2020](#), [Bouzid, 2009](#)). Comme mentionné précédemment (Figure 9), plusieurs techniques d'intelligence artificielle ont été appliquées pour détecter différents défauts des machines, telles que FL, ANFIS, naïve bayes, KNN, ...etc. En particulier, dans ce mémoire, nous nous appuyerons sur l'application des RNAs pour détecter un court-circuit entre les spires dans les phases statoriques de la MAS. Avant d'aborder l'application de cette technique (RNAs) pour le diagnostic des défauts des machines, nous allons d'abord présenter quelques notions liées à son principe.

3.2 Définition de RNA

Les réseaux de neurones artificiels (RNAs) sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire détermine une sortie unique à partir des entrées qu'il reçoit. Ils déduisent des propriétés émergentes pour résoudre des problèmes complexes. Le fonctionnement de RNA s'inspire du principe d'apprentissage du cerveau humain. Les RNAs réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance des formes, diagnostique des défauts, le traitement du signal. L'unité fondamentale d'un réseau neuronal s'appelle un neurone artificiel

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

(Figure23), qui prend des entrées, les traite, les fait passer par une fonction d'activation telle que la sigmoïde, et produit la sortie activée (Clergue, 2004, BENSOUCHA, 2020, Bouzid, 2009, Zemouri, 2003).

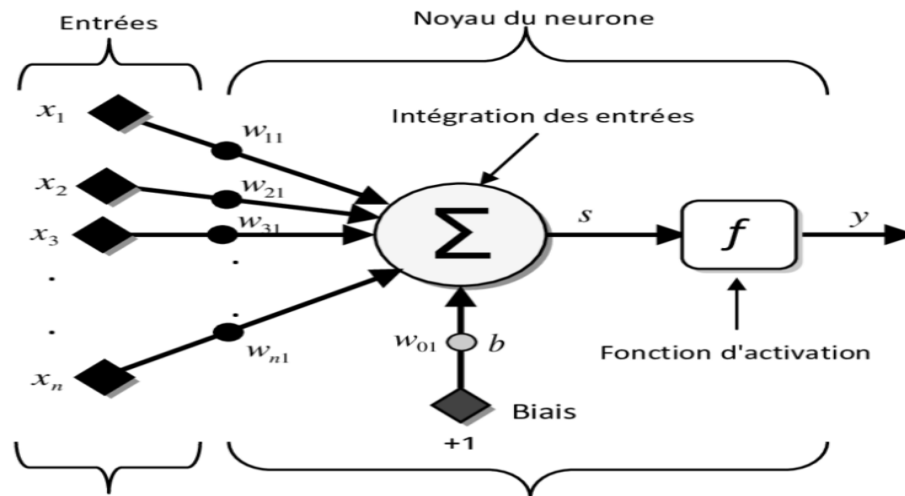


Figure 23- Entrées-sorties d'un neurone artificiel

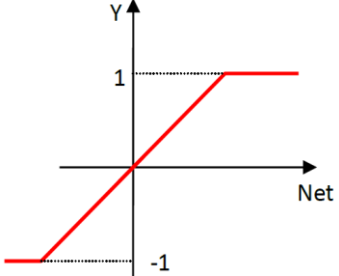
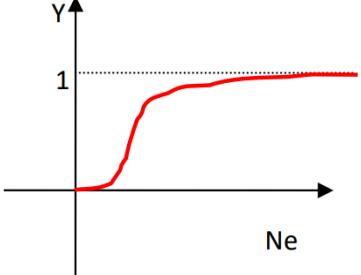
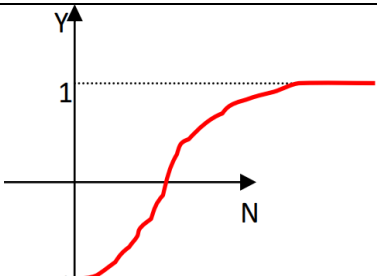
3.2.1 Fonction d'activation de RNA

Une fonction de transfert permet de calculer la valeur de l'état du neurone. C'est cette valeur qui sera transmise aux neurones en aval. Il y a plusieurs types de fonctions de transfert possibles. Les plus courantes sont présentées dans le tableau 2 ; notez que, contrairement aux neurones à état binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant un nombre infini de valeurs possibles dans les plages $[0, +1]$ et $[-1, +1]$.

Tableau 2 - Différents types de fonctions d'activation de RNA

Nom	Définition	Graphe
Fonction binaire à seuil « s »	$y = 0 \text{ si Net} < s$ $y = 1 \text{ si Net} \geq s$	

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

Fonction partiellement linéaire	$y = 0$ si $Net < 0$ $y = 1$ si $Net \geq 0$	
Fonction sigmoïde exponentielle	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Fonction sigmoïde tangentielle	$y = \frac{1 - e^x}{1 + e^x}$	

3.2.2 Apprentissage des RNAs

L'apprentissage est la phase la plus importante de l'application des réseaux neuronaux. Cette phase consiste à déterminer les poids des connexions entre les neurones afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et la sortie calculée par le réseau neuronal. Souvent, les valeurs des poids des connexions d'un réseau sont choisies de manière aléatoire par le réseau neuronal ([Zemouri, 2003](#), [BENSAOUCHA, 2020](#), [Bouزيد, 2009](#)).

3.2.3 Architecteur des RNAs

Dans un réseau neuronal artificiel (RNA), chaque sous-groupe assure un traitement indépendant et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. Les informations fournies au réseau vont donc se diffuser de la couche d'entrée à la couche de sortie (Figure 24), en traversant une ou plusieurs couches intermédiaires. Il est à noter que, selon

l'algorithme d'apprentissage, il est également possible de faire passer l'information en sens inverse ([Naima and Lahna, 2017](#)).

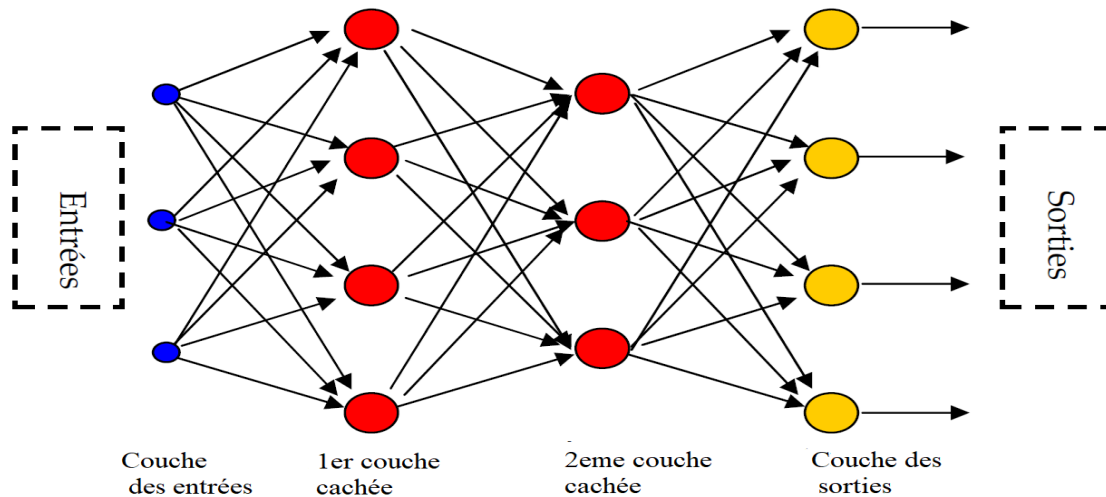


Figure 24- Architecteur des RNAs

3.2.4 RNA à Perceptron Multi Couche (MLPNN)

Le perceptron multicouche PMC ou MLP (Multi Layer Perceptron) est un réseau orienté de neurones artificiels organisés en couches et où l'information se transmet dans un seul sens, de la couche d'entrée à la couche de sortie. L'idée principale est de regrouper les neurones dans une couche, puis de placer plusieurs couches bout à bout et de connecter complètement les neurones de deux couches adjacentes (Figure 24). Donc, les entrées des neurones de la deuxième couche sont en fait les sorties des neurones de la première couche. Les neurones de la première couche reçoivent tous le même vecteur d'entrée.

Les sorties des neurones de la dernière couche forment la sortie du réseau. Dans le cas général, un perceptron multicouche peut avoir n'importe quel nombre de couches et n'importe quel nombre de neurones par couche ([Kisi, 2004](#), [Bouزيد, 2009](#)).

3.2.4.1 Algorithme d'apprentissage de rétro propagation du gradient d'erreur

Pour réaliser l'apprentissage d'un réseau multicouche, on utilise la règle d'apprentissage du delta généralisé pour chaque neurone j .

3.2.5 Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) est une extension de la méthode classique de Gauss-Newton pour résoudre les problèmes de régression non linéaire des moindres carrés. La méthode est présentée en détail dans Moré (1977). C'est la méthode recommandée pour les problèmes de régression des moindres carrés non linéaires, car elle est plus efficace que les algorithmes d'optimisation plus généraux. L'algorithme de LM est le plus rapide et fournit la meilleure convergence vers un minimum de l'erreur quadratique ([El Kalioubi, 2015](#), [HALITIM and BELAID, 2020](#)).

3.2.6 Fonction de performance de RNA (coût)

La fonction de performance est utilisée pour calculer l'erreur d'apprentissage de RNA. Tableau 3 présente les fonctions de performance inspirées de l'environnement MATLAB.

Tableau 3 - Fonction de performance de RNA

Fonction	Désignation	formule
MSE	Eng : Mean Square Error Fr : Erreur quadratique moyenne	$\frac{1}{n} \sum_1^n (t_i - a_i)^2$
MSW	Eng: Mean Square weight Fr: Poids carré moyen	$\frac{1}{n} \sum (w_i)^2$
MSEREG	En : Mean Square Error Regularization Fr : l'erreur quadratique moyenne de Régularisation)	$MSEREG = \gamma MSE + (\gamma + 1)MSW$
SSE	Eng : Sum Square Error Fr : l'erreur de somme carrée	$\sum_1^n (t_i - a_i)^2$
MAE	Eng : Mean Absolute Error Fr : Erreur absolue moyenne	$\frac{1}{n} \sum_1^n (t_i - a_i) $

3.3 Avantages de RNA

Le RNA présente plusieurs avantages, dont les plus importants sont les suivants :

- La rapidité et l'efficacité du traitement des données ;
- Faible taux d'erreur par rapport aux autres techniques d'intelligence artificielle ;
- Les réseaux de neurones ne nécessitent pas l'utilisation de modèles mathématiques très complexes ;
- La capacité de représenter toute fonction, soit linéaire ou non, soit simple ou complexe.

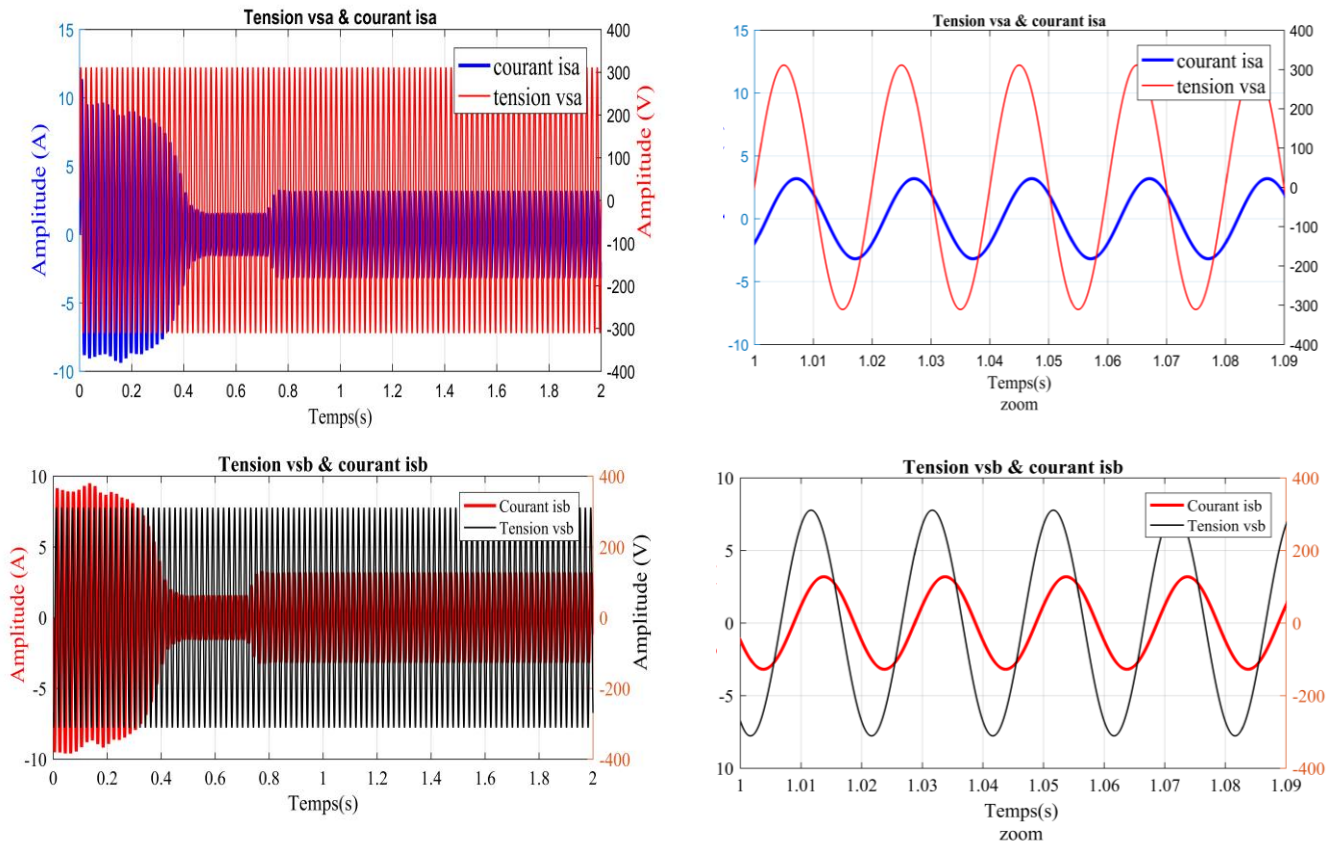
3.4 Application des RNAs pour détecter un court-circuit entre spires

L'objectif principal de notre mémoire est de détecter le court-circuit entre spires dans une MAS triphasée par l'application de RNA. Par conséquent, afin d'atteindre cet objectif, nous devons passer par un certain nombre d'étapes principales, qui sont les suivantes :

- Choix des variables d'entrées pour détecter un court-circuit entre spires ;
- Acquisition des données (base d'apprentissage) ;
- Construction du RNA ;
- L'apprentissage de RNA (phase d'apprentissage) ;
- Tester le modèle de RNA sélectionné par de nouveaux échantillons (phase de test).

3.4.1 Sélectionner les entrées de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

Le processus de sélection des entrées qui seront utilisées pour le training des réseaux neuronaux est une étape très importante pour obtenir une bonne détection. Par conséquent, nous devons rechercher de bonnes entrées qui nous permettent d'obtenir un diagnostic efficace lorsqu'un défaut de machine se produit. En nous appuyant sur les travaux de recherche présentés ([Bouزيد et al., 2008](#), [Bensaoucha et al., 2021](#)), nous avons choisi les déphasages ($\varphi_{sa}, \varphi_{sb}, \varphi_{sc}$) entre chaque courant statorique et la tension correspondante comme entrées des réseaux neuronaux pour détecter le court-circuit entre spires dans une MAS. Figure 26 montre la courbe de chaque signal de courant statorique (i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}) et la tension correspondante (v_{sa}, v_{sb}, v_{sc}).



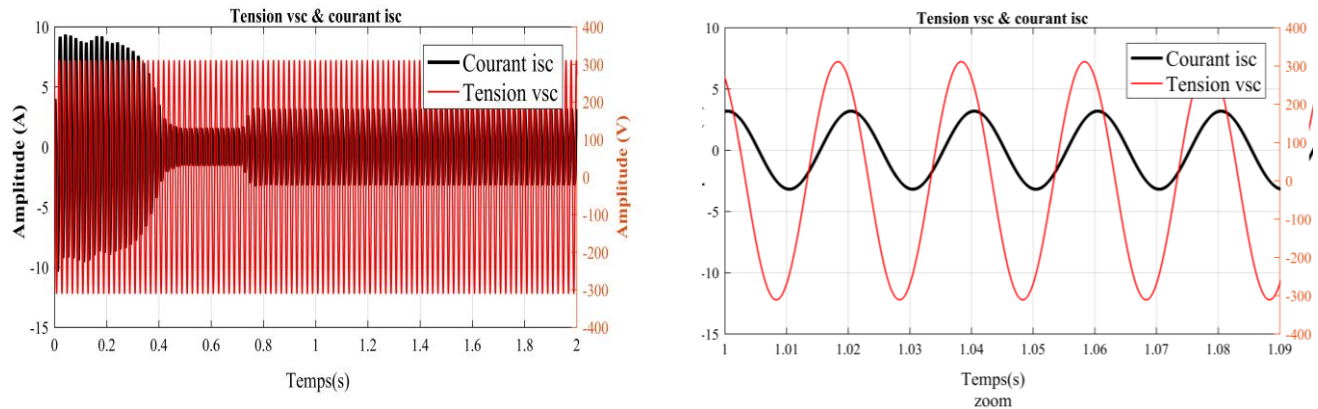


Figure 26- Déphasage tension- courant pour chaque phase statorique pour une MAS saine

3.4.2 Acquisition des données

Dans notre mémoire, les déphasages tension-courant sont collectés pour une machine saine et en court-circuit entre les enroulements. Dans le cas d'un défaut, le nombre de spires court-circuitées est choisi entre 3 et 15 spires. Le total des données obtenues est divisé en deux parties : la première est destinée à l'apprentissage de RNA et la seconde à son test. Dans l'état sain, nous ne changeons que le couple de charge entre 1 et 7Nm. Les données d'entrée sont collectées via la simulation du modèle global (équation 46) par MATLAB.

Ensuite, nous donnons la signification suivante à la base de données :

- La sortie 0 indique une machine saine (pas de défauts);
- La sortie 1 indique d'état de la machine en court-circuit phase a ;
- La sortie 2 indique d'état de la machine en court-circuit phase b ;
- La sortie 3 indique d'état de la machine en court-circuit phase c.

Enfin, nous regroupons la base totale des entrées plus leurs sorties.

Figure 27 illustre la base de données totale obtenue. Le nombre d'échantillons est donc de 280. On trouve 7 échantillons pour une MAS saine et 91 échantillons pour le court-circuit

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

entre spires pour chaque phase. La figure 28 illustre la sortie correspondante pour chaque échantillon de la base de données totale.

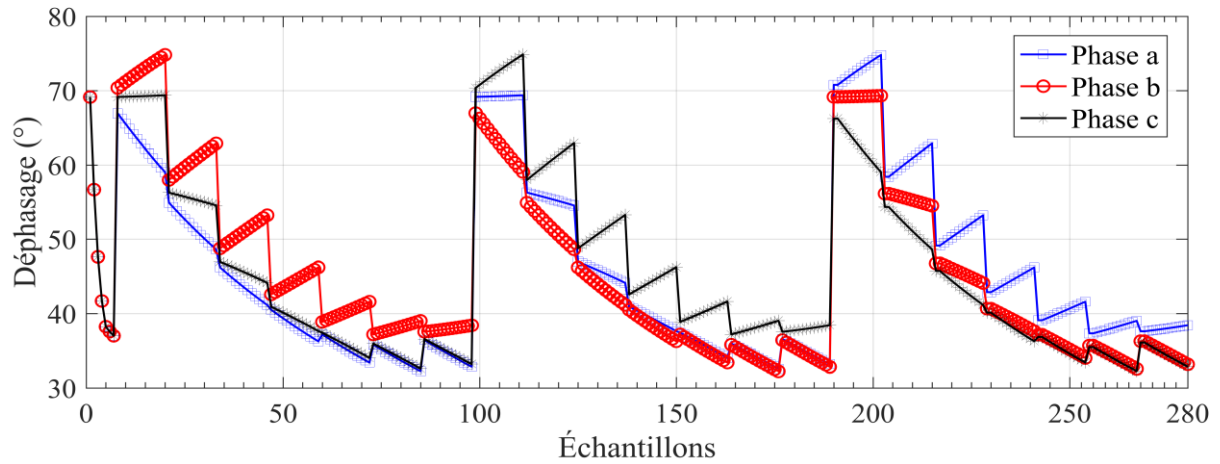


Figure 27- La base de données totale pour la MAS saine et en court-circuit entre spires

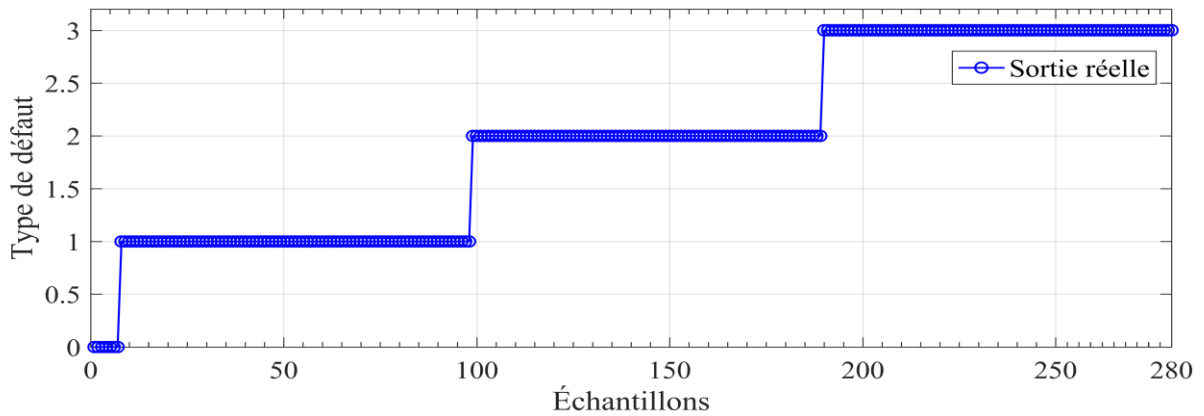


Figure 28- La sortie correspondante pour chaque échantillon de la base de données totale

Dans ce qui suit, nous divisons le total des données en deux bases de données. La première base de données est destinée à la phase d'apprentissage et la seconde à la phase de test. À cette fin, nous sélectionnons aléatoirement 70% (équivalent à 196 échantillons) des données totales pour l'apprentissage et le reste (30%=84 échantillons) pour le test. Les figures 29 et 30 montrent ces deux bases de données, respectivement.

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

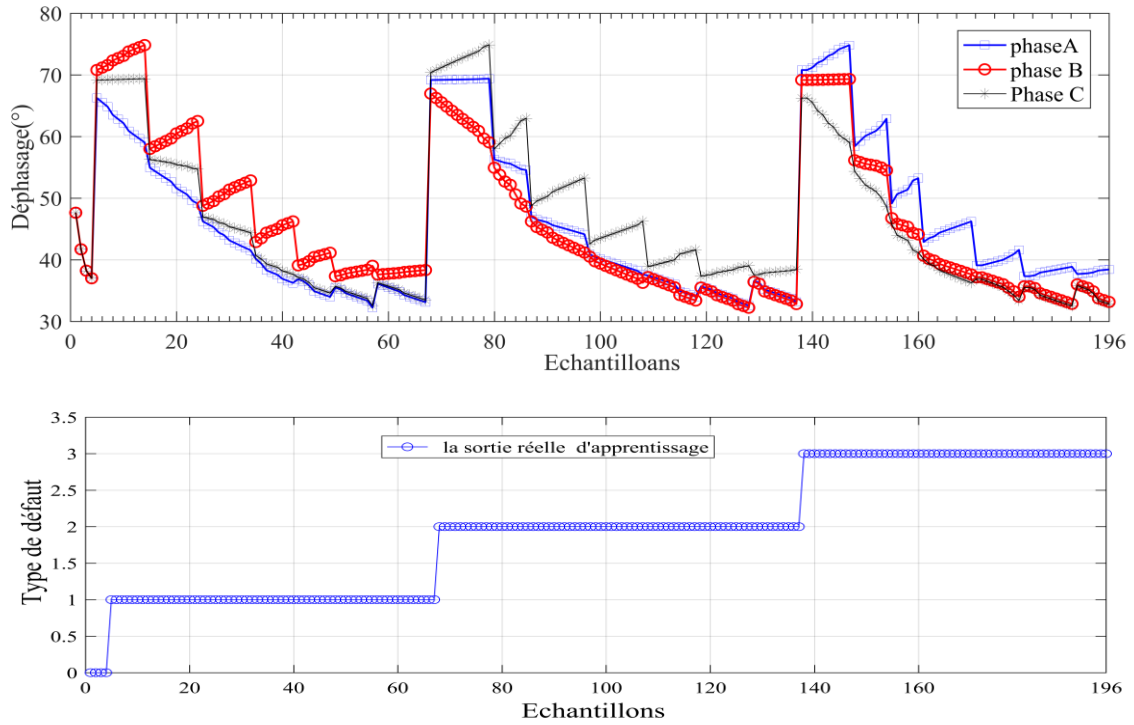
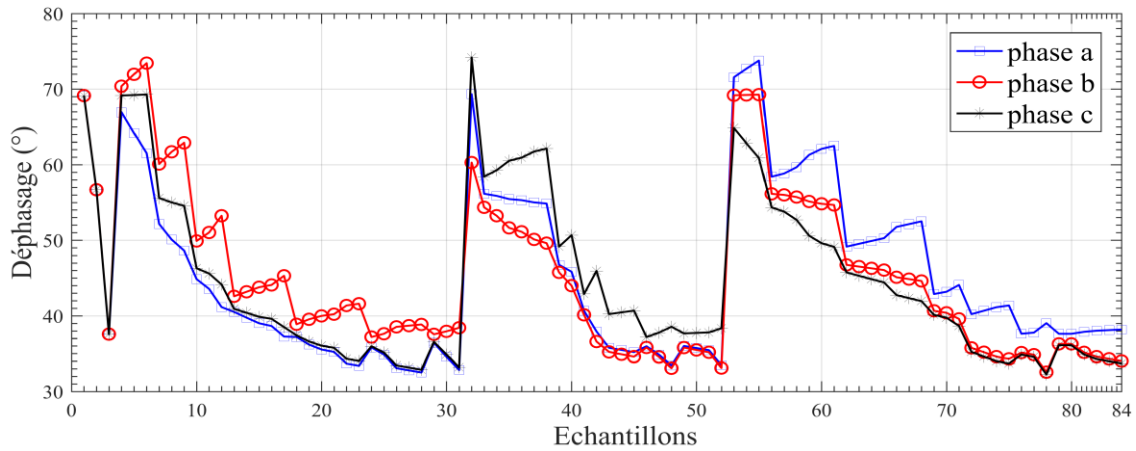


Figure 29- Entrées-sorties de RNA pour la phase d'apprentissage



Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

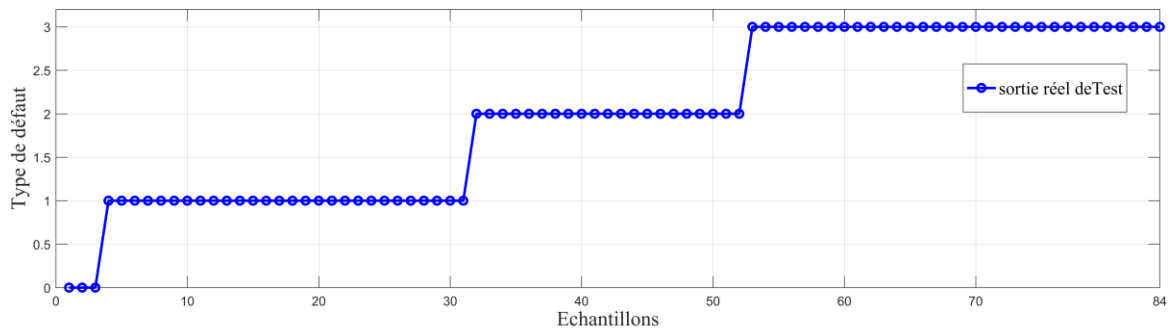


Figure 30- Entrées-sorties de RNA pour la phase de test

Alors, la base de données d'apprentissage est organisée comme suit: [0 à 5] correspond à l'échantillon d'une machine saine, [6 à 70] court-circuit entre spires phase a, [71 à 139] court-circuit phase b, [140 à 196] court-circuit phase c.

De la même manière dans la base de données de test, [0 à 4] correspond à l'échantillon d'une machine saine, [5 à 32] court-circuit entre spires phase a, [33 à 51] pour court-circuit phase b, [52 à 84] pour court-circuit phase c.

Remarque : Pendant la phase de test, nous évaluons le modèle de RNA sélectionnés uniquement par les entrées de test sans leur sortie.

3.4.3 Construction RNA pour détecter un court-circuit entre spires

Nous avons construction du bloc RNA, pour détecter le défaut court-circuit entre spire du MAS. Nous choisissons le réseau dit perceptron multicouche MLPNN (Multi Layer Perceptron) en anglais. Nous tentons d'utiliser ce réseau comme un outil de diagnostic des machines tournantes

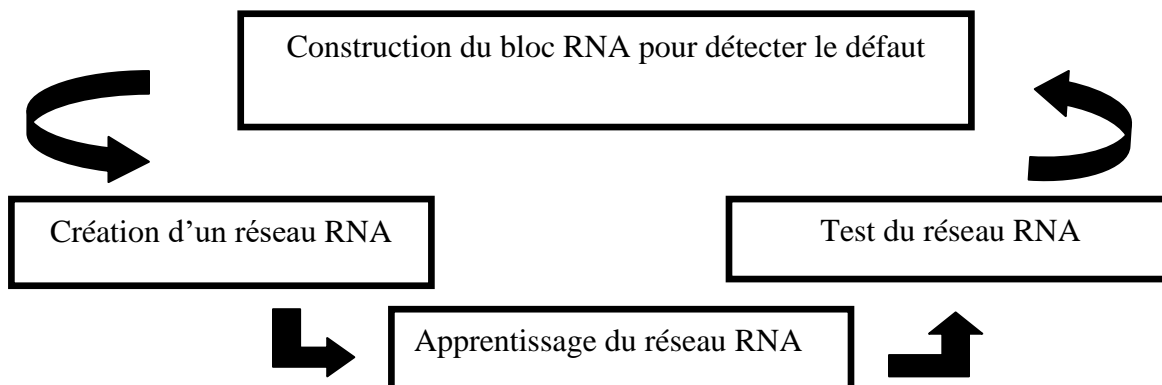


Figure 31- Organigramme de RNA pour détecter un défaut

3.4.3.1 Création d'un RNA

La fonction de création de réseau est spécifique au modèle de réseau utilisé (*newff*, *newc*, *newlvq*). Pour les RNAs multicouches MLPNNs, la génération du réseau est lancée dans MATLAB par la fonction suivante :

newff: reseau=newff(minmax(p),[S1 S2 ... SN1] , [TF1 TF2.....TFN1], BTF , BLF , PF)

Dans notre cas, nous considérons ce qui suit :

Tableau 4 – Explication de la commande *newff* dans Neural Network Toolbox

Instruction	Description	Choix de réseaux d'apprentissage
minmax(p)	Plage des variations des entrées	p est la base de données d'entrées et leur sortie.
Si	Nombre des neurones dans la couche i, pour N1 couches.	
TFi	Fonction d'activation dans la couche	logarithme sigmoïde (logsig) tangente sigmoïde (tansig)
BTF	L'algorithme d'apprentissage par paquets du réseau	apprentissage par l'algorithme de Levenberg-Marquardt (trainlm)
BLF	L'algorithme d'apprentissage incrémental du réseau	L'algorithme d'apprentissage sera la descente de gradient (Learngd)

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

PF	Fonction du coût	mae : erreur absolu moyen mse : erreur quadratique moyen
----	------------------	---

3.4.3.2 Phase d'apprentissage de RNA

L'apprentissage est effectué avec la fonction `train` pour l'apprentissage par groupe, c'est-à-dire que le calcul de l'erreur est effectué après que tous les exemples d'apprentissage aient été présentés. La syntaxe est :

`Net =train (net, P, T) ;`

`Y net=train(Net, P,T);`

`YTrain = sim(net, P);`

Avec : `net` est le modèle de RNA crée ;

`P`: Matrice des entrées de l'apprentissage (Figure 29).

`T`: Matrices des étiquettes (Figure 29).

3.4.3.3 Phase de test de RNA

Le test du réseau se fait avec la commande *sim* qui a la syntaxe suivante :

`YTest= sim (net, PTest)`

`YTest`: sortie estimé par le réseau (`net`).

`PTest` : Matrice des entrées de l'apprentissage (Figure 30).

3.4.3.4 Résultats de classification

Afin d'obtenir une classification de haut niveau des défauts par RNA, nous essayons plusieurs modèles de RNA. Dans ce cas, nous changeons le nombre de neurones de la couche cachée entre 3 et 6, en même temps nous changeons la fonction d'activation de cette couche en sigmoïde ou tangente. Dans tous ces modèles, nous choisissons l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt (`trainlm`). Pour sélectionner le meilleur RNA, nous considérons les critères suivants : Précision (en anglais Accuracy), MSE et MAE.

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

Les résultats obtenus dans le tableau 3 montrent que le modèle RNA (3-5-1) défini avec la fonction d'activation log sigmoïde donne la meilleure classification. Ce modèle donne le résultat suivant : Précision d'apprentissage=100%, précision de test=100%. En outre, MSE = $1,191 \cdot 10^{-13}$, et MAE = $9,321 \cdot 10^{-8}$.

Tableau 5 – Résultats de classification par RNAs

Fonction Activation	Nombre des neurones dans la couche cachée	Précision d'apprentissage (%)	Précision de Test (%)	MSE	MAE
Sigmoïde (log-sig)	3	100	100	$5 \cdot 10^{-13}$	$2,30 \cdot 10^{-7}$
	4	100	100	$1,44 \cdot 10^{-13}$	$1,34 \cdot 10^{-7}$
	5	100	100	$1,191 \cdot 10^{-13}$	$9,321 \cdot 10^{-8}$
	6	100	98,80	$7,84 \cdot 10^{-9}$	$2,44 \cdot 10^{-5}$
Tangente sigmoïde (tan-sig)	3	100	100	$1,13 \cdot 10^{-10}$	$4,03 \cdot 10^{-6}$
	4	100	98,80	$2,54 \cdot 10^{-14}$	$5,72 \cdot 10^{-8}$
	5	100	100	$1,17 \cdot 10^{-11}$	$1,00 \cdot 10^{-6}$
	6	100	98,80	$1,086 \cdot 10^{-10}$	$2,73 \cdot 10^{-6}$

La figure 32 montre l'architecture du réseau neuronal sélectionné et ses performances à l'aide de la fonction nntool. Donc, ce résultat est donné par le RNA de l'architecture 3-5-1.

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

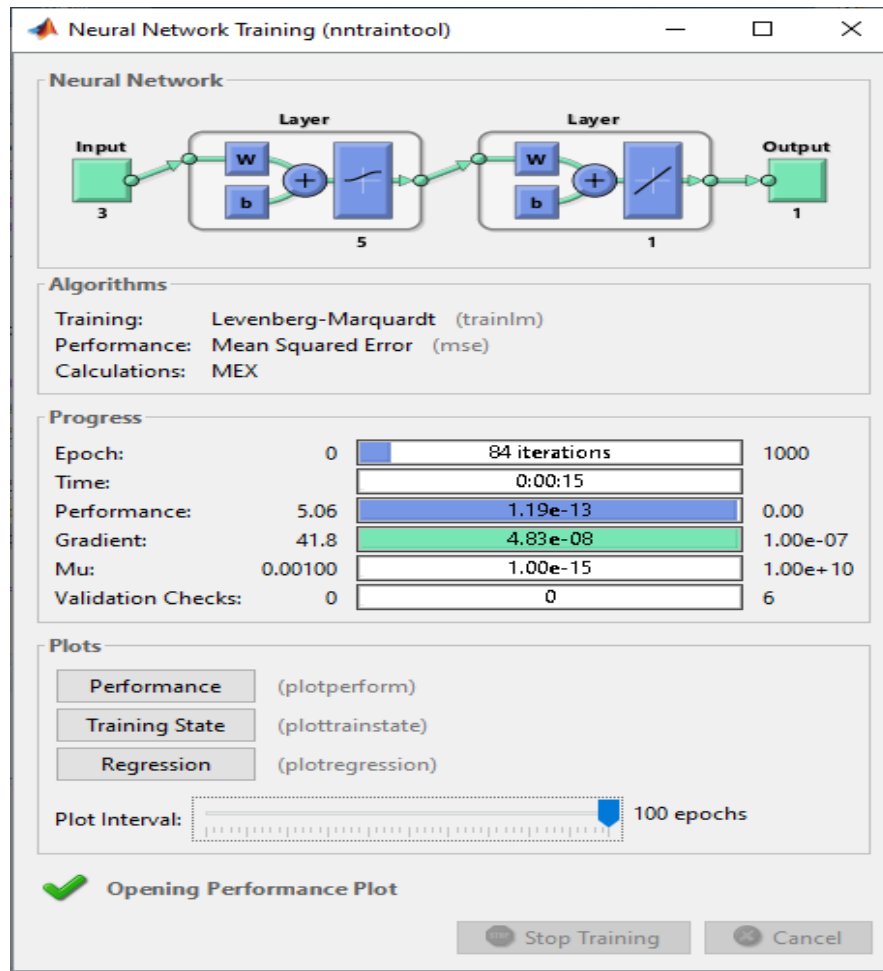


Figure 32- L'architecture du modèle de RNA dans l'outil de l'apprentissage de réseau de neurones MATLAB (nntraintool).

La figure 33 montre les sorties réelles et les sorties mesurées par le RNA dans la phase d'apprentissage et de test. On peut donc constater que tous les échantillons mesurés sont similaires aux échantillons réels dans la phase d'apprentissage et de test.

Chapitre 3: Application de RNA pour détecter un court-circuit entre spires

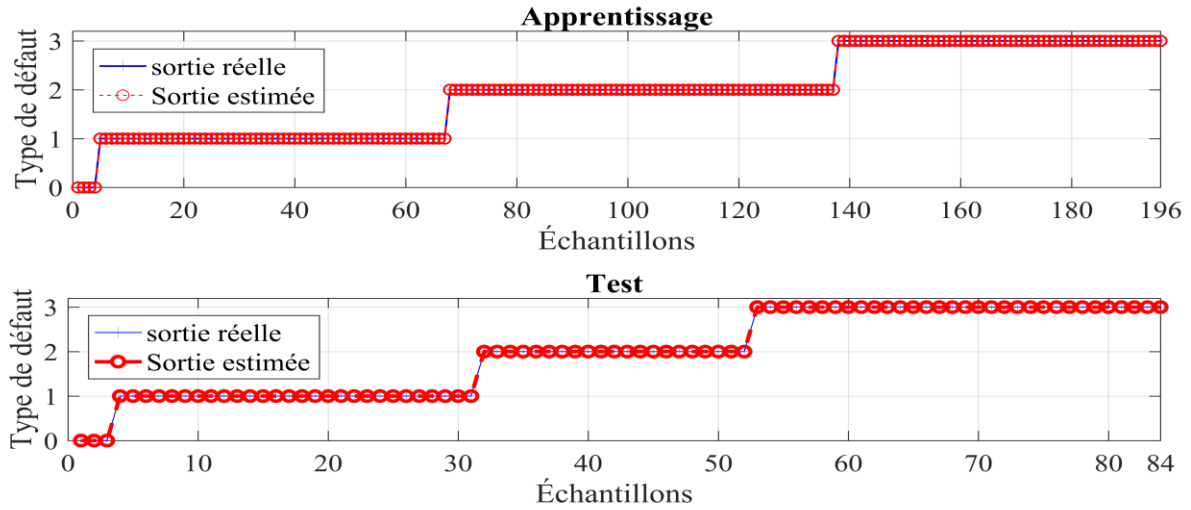


Figure 33- Sortie estimée de RNA par rapport la sortie réelle pour l'apprentissage et le test

L'erreur d'apprentissage du réseau (MSE) est présentée dans la figure 34. On peut observer que le RNA a bien classé les données d'apprentissage, avec une erreur presque nulle.

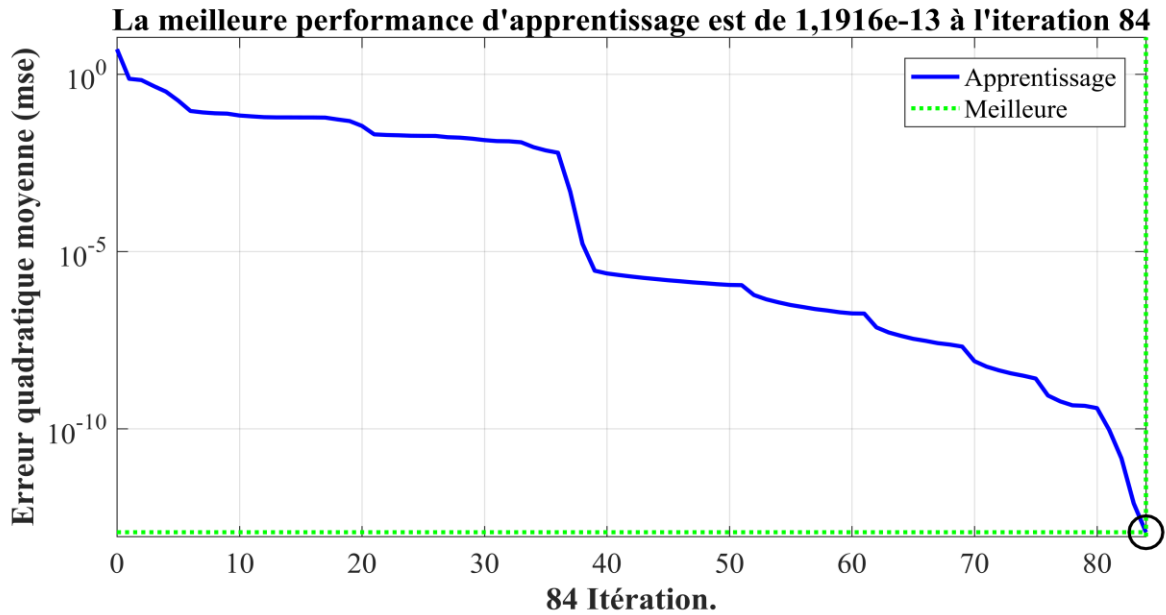


Figure 34- L'erreur quadratique MSE d'apprentissage de RNA

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une application de RNA pour détecter un court-circuit entre les spires d'une MAS triphasée. Nous avons assemblé une base de données basée sur les déphasages entre les courants statoriques et leurs tensions pour une MAS saine et une machine défectueuse.

Nous avons essayé plusieurs modèles des RNAs dans le but d'obtenir une classification performante. Par conséquent, plusieurs modèles ont donné une bonne classification de la situation de la machine, soit dans l'état normal, soit dans l'état défaillant (court-circuit entre spires).

Conclusion générale

Cette mémoire a traité le diagnostic de machine asynchrone par l'intelligence artificielle, et plus particulièrement la détection des défauts de court-circuit entre spires par les réseaux de neurones.

Le point de départ de ce mémoire était consacré à l'étude de la constitution des machines asynchrones, de leurs défauts et des différentes méthodes de diagnostic de leurs défauts.

L'application des réseaux de neurones nécessite une base de données pour leur apprentissage. Dans la deuxième partie de ce mémoire, nous nous sommes donc concentrés sur la mise en place d'un modèle mathématique permettant de simuler la machine en présence d'un défaut de court-circuit. Ce modèle nous permet également de visualiser le comportement de la machine saine et en présence d'un défaut de court-circuit.

La dernière partie de ce mémoire consiste à élaborer un système de détection automatique basé sur le RNA. L'objectif de ce système est de détecter et de localiser le défaut de court-circuit entre spires. Les résultats obtenus dans ce travail ont montré la bonne performance de ce système élaboré pour la détection de ce type de défaut.

Les techniques d'intelligence artificielle étant nombreuses, plusieurs autres techniques (FL, SVM, KNN, NBA, ...etc.) peuvent être intégrées dans le domaine du diagnostic des défauts des machines asynchrones. Ces techniques peuvent également être appliquées à la détection de défauts mixtes (défaut statoriques et rotoriques, défaut électrique et mécanique).

Annexe A

Les figures 35-37 montrent les blocs Simulink de la MAS que nous avons simulés dans l'environnement MATLAB.

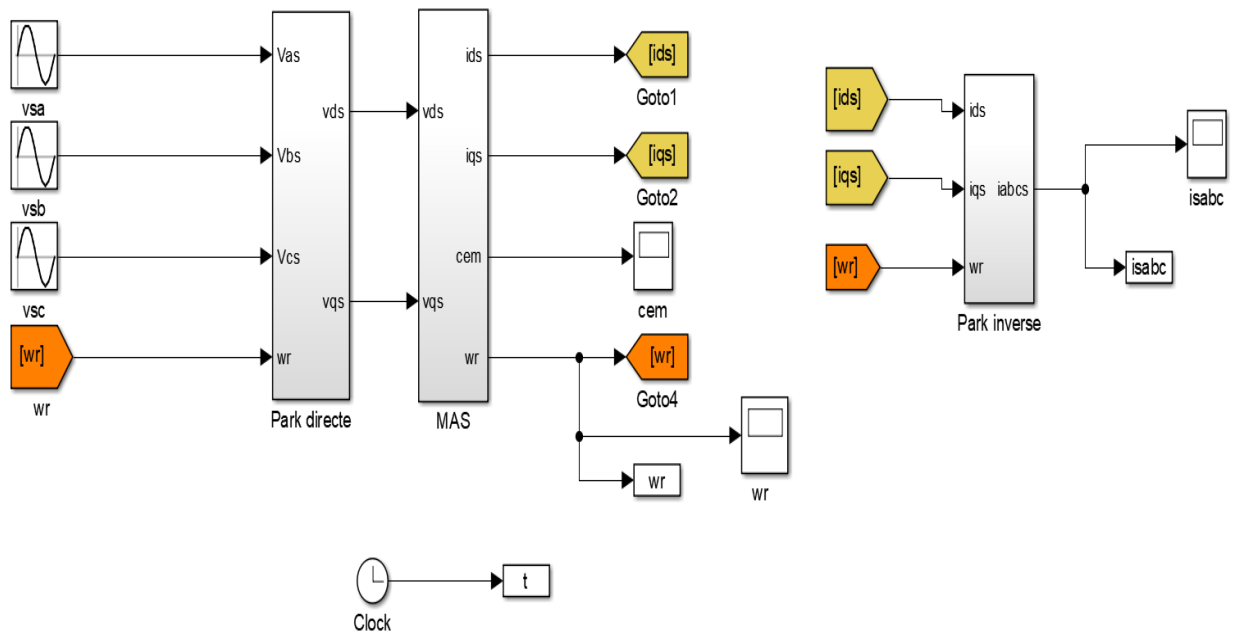


Figure 35- Modèle Simulink de la MAS dans MATLAB

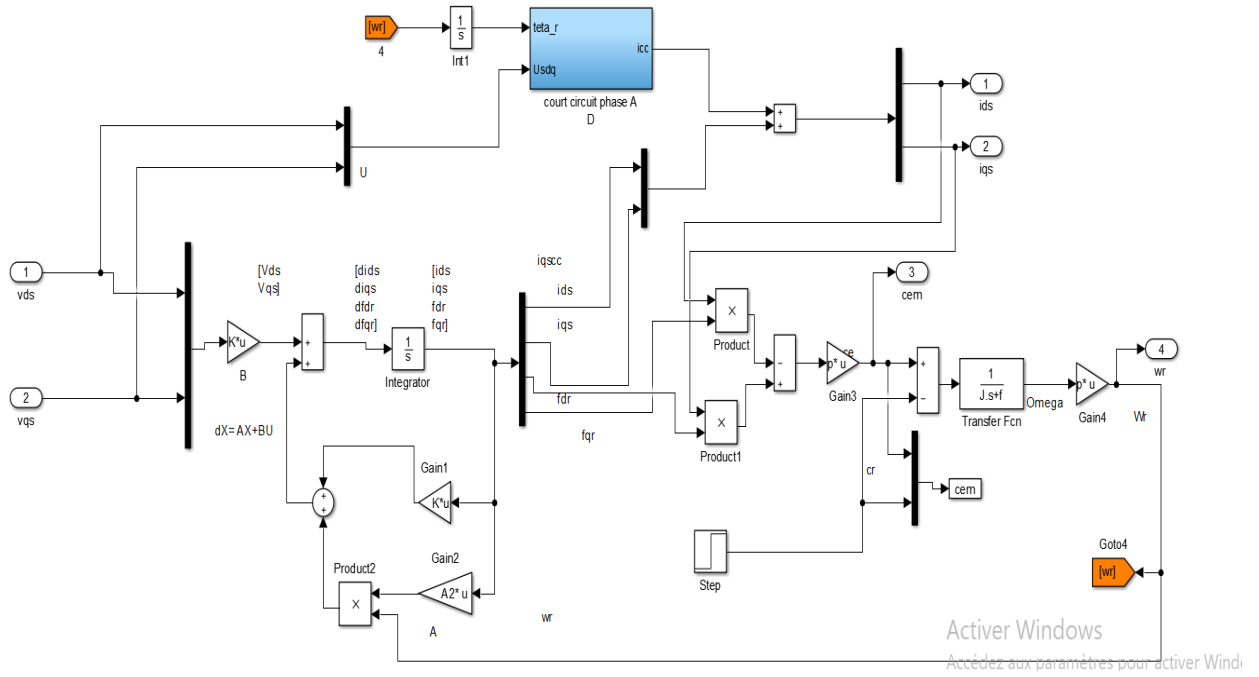


Figure 36- Subystème de la MAS dans MATLAB

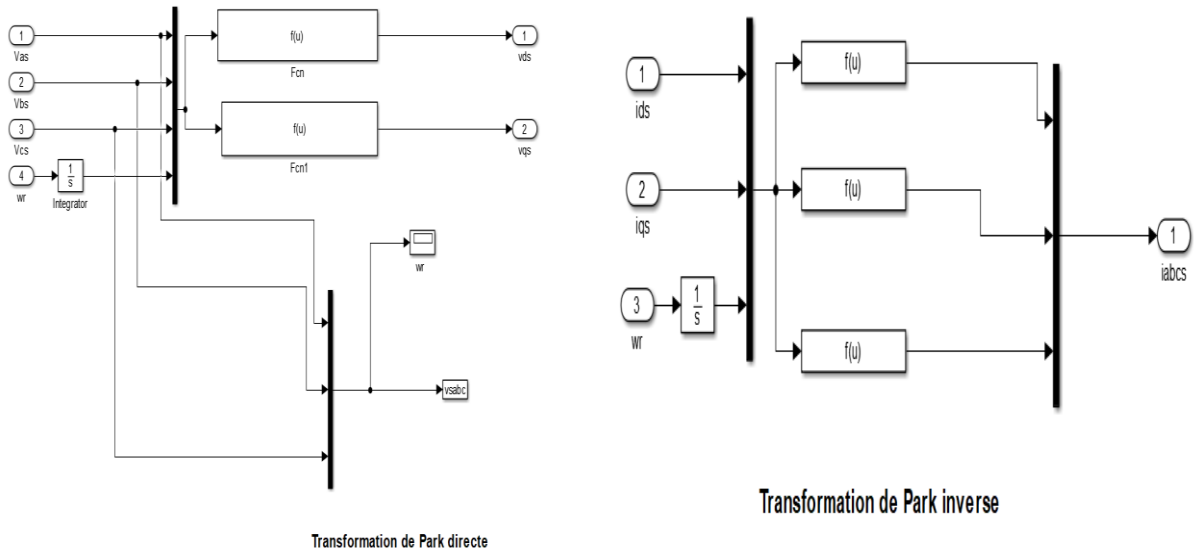


Figure 37- Transformation Park directe et inverse dans MATLAB

Bibliographie

- ABIZA, I. & AMROUN, K. 2020. *Les systèmes de détections d'intrusion basés sur machine learning*. univ. A/Mira. Bejaia.
- BACHIR, S. 2002. *Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique*. Poitiers.
- BAGHLI, L. 2015. *Modélisation et commande de la machine asynchrone*, Les Éditions du Net.
- BAZI, S. 2016. *Contribution à la Détection et au Diagnostic des Défauts dans un Système Machine à Induction-Convertisseur*. Université de Batna 2.
- BAZINE, S. 2009. *Conception et implémentation d'un Méta-modèle de machines asynchrones en défaut*. Poitiers.
- BENBOUZID, M. E. H. & KLIMAN, G. B. 2003. What stator current processing-based technique to use for induction motor rotor faults diagnosis? *IEEE transactions on energy conversion*, 18, 238-244.
- BENSAOUCCHA, S. 2020. *Contribution au diagnostic de défauts statoriques et rotoriques par l'utilisation des techniques de l'intelligence artificielle- Application aux machines asynchrones à cage*. These doctorat, Ammar Telidji-Laghout.
- BENSAOUCCHA, S., BRIK, Y., MOREAU, S., BESSEDIK, S. A. & AMEUR, A. 2021. Induction machine stator short-circuit fault detection using support vector machine. *COMPEL-The international journal for computation and mathematics in electrical and electronic engineering*.
- BONNET, A. & SOUKUP, G. 1992. Cause and Analysis of Stator and Rotor Failures in 3 Phase Squirrel Cage Induction Motors 921–937. *IEEE Trans. Ind. Appl.*, 28, 197-204.
- BONNETT, A. H. & YUNG, C. 2008. Increased efficiency versus increased reliability. *IEEE Industry Applications Magazine*, 14, 29-36.
- BOSER, B. E., GUYON, I. M. & VAPNIK, V. N. A training algorithm for optimal margin classifiers. Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory, 1992. 144-152.
- BOUMEGOURA, T. 2001. *Recherche de signature électromagnétique des défauts dans une machine synchrone et synthèse d'observateurs en vue du diagnostic*. Ecully, Ecole centrale de Lyon.
- BOUZID, M. 2009. *Diagnostic de défauts de la machine asynchrone par réseaux de neurones. These de doctorat, l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis*.
- BOUZID, M. B. K., CHAMPENOIS, G., BELLAJ, N. M., SIGNAC, L. & JELASSI, K. 2008. An effective neural approach for the automatic location of stator interturn faults in induction motor. *IEEE transactions on industrial electronics*, 55, 4277-4289.

- BOUZIDA, A. 2008. *diagnostic de défauts de la machine asynchrone à cage par la technique des ondelettes*. Alger, Ecole Nationale Polytechnique.
- CARON, J.-P. & HAUTIER, J.-P. 1995. *Modélisation et commande de la machine asynchrone*, Technip Paris.
- CHEN, J. & PATTON, R. J. 2012. *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*, Springer Science & Business Media.
- CHERIF, H. 2014. *Détection des défauts statorique et rotorique dans la machine asynchrone en utilisant l'analyse par FFT et ondelettes*. Université Mohamed Khider Biskra.
- CLERGUE, M. 2004. Réseaux de neurones artificiels.
- DIDIER, G. 2004. Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances. *These de doctorat de l'université Henri Poincaré, Nancy-I*.
- DJEFFAL, A. 2012. *Utilisation des méthodes Support Vector Machine (SVM) dans l'analyse des bases de données*. Université Mohamed Khider-Biskra.
- EL KALIOUBI, I. 2015. *Développement de la technique de scattérométrie neuronale dynamique*. Université Grenoble Alpes.
- FAYSSAL, B. 2016. Conception d'un classifieur à base des règles floues. *PhD in computer science, University Aboubekr Belkaid, Tlemcen, Algeria*.
- GOGUEN, J. 1973. LA Zadeh. Fuzzy sets. *Information and control*, vol. 8 (1965), pp. 338–353.-LA Zadeh. Similarity relations and fuzzy orderings. *Information sciences*, vol. 3 (1971), pp. 177–200. *The Journal of Symbolic Logic*, 38, 656-657.
- HALITIM, I. & BELAID, S. 2020. *Modélisation et identification de séries temporelles par les réseaux de neurones et les algorithmes*. Univ M'sila.
- HARZELLI, I. 2020. *Contrôle non linéaire de la machine asynchrone en vue du diagnostic des défauts en utilisant des techniques avancées*. Université Mohamed Khider–Biskra.
- KHADIDJA, Y. 2013. *L'apport des outils de l'Intelligence Artificielle dans les systèmes temps réel: Ordonnancement des tâches*. Université d'Oran.
- KISI, Ö. 2004. Multi-layer perceptrons with Levenberg-Marquardt training algorithm for suspended sediment concentration prediction and estimation/Prévision et estimation de la concentration en matières en suspension avec des perceptrons multi-couches et l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt. *Hydrological Sciences Journal*, 49.
- MEHRJOU, M. R., MARIUN, N., MARHABAN, M. H. & MISRON, N. 2011. Rotor fault condition monitoring techniques for squirrel-cage induction machine—A review. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25, 2827-2848.
- MOREAU, S., TRIGEASSOU, J.-C., CHAMPENOIS, G. & GAUBERT, J.-P. Diagnosis of Induction machines: A procedure for electrical fault detection and localisation. *Proc. Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, Power Electronics and Drives (SDEMPED 1999)*, 1999.
- MOUALEK, D. Y. 2017. Deep Learning pour la classification des images. *Master's thesis*.
- NAIMA, I. & LAHNA, B. 2017. *Etude et application du réseau ELM (Extreme Learning Machine) pour la classification de données*. Université Mouloud Mammeri.
- NANDI, S., TOLIYAT, H. A. & LI, X. 2005. Condition monitoring and fault diagnosis of electrical motors—A review. *IEEE transactions on energy conversion*, 20, 719-729.

- ONDEL, O. 2006. *Diagnostic par reconnaissance des formes: Application à un ensemble convertisseur-machine asynchrone*. Ecole Centrale de Lyon.
- SAID, M. N., BENBOUZID, M. E. H. & BENCHAIIB, A. 2000. Detection of broken bars in induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensorless estimation. *IEEE transactions on energy conversion*, 15, 66-70.
- SCHAEFFER, E. 1999. *Diagnostic des machines asynchrones: modèles et outils paramétriques dédiés à la simulation et à la détection de défauts*. Nantes.
- SIDDIQUE, A., YADAVA, G. & SINGH, B. 2005. A review of stator fault monitoring techniques of induction motors. *IEEE transactions on energy conversion*, 20, 106-114.
- SINGH, G. 2003. Experimental investigations on induction machine condition monitoring and fault diagnosis using digital signal processing techniques. *Electric Power Systems Research*, 65, 197-221.
- THOMSON, W. 1999. A review of on-line condition monitoring techniques for three-phase squirrel-cage induction motors-past present and future. *Proc. IEEE SDEMPED*, 3-18.
- THORSEN, O. V. & DALVA, M. 1995. A survey of faults on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries. *IEEE transactions on industry applications*, 31, 1186-1196.
- TRAJIN, B. 2009. *Analyse et traitement de grandeurs électriques pour la détection et le diagnostic de défauts mécaniques dans les entraînements asynchrones. Application à la surveillance des roulements à billes*. Institut National Polytechnique de Toulouse-INPT.
- VAPNIK VLADIMIR, N. 1995. *The nature of statistical learning theory*. Berlin, Springer.
- VASEGHI, B. 2009. *Contribution à l'étude des machines électriques en présence de défaut entre-spires: Modélisation-Réduction du courant de défaut*. Institut National Polytechnique de Lorraine.
- ZEMOURI, R. 2003. *Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques: Application à la e-maintenance*. Université de Franche-Comté.
- ZHOU, W. 2007. *Incipient bearing fault detection for electric machines using stator current noise cancellation*, Georgia Institute of Technology.