

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدية 1
Université SAAD DAHLAB de BLIDA 1

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الآلية والكهروتقني
Département Automatique Et Electrotechnique



Mémoire de Master

Filière : Electrotechnique
Spécialité : Machines Electriques

Présenté par

NOUMA AMIRA

&

KANOUN MAROUA

Diagnostic de la machine asynchrone par l'usage des réseaux de neurones artificiels

Proposé par

Promoteur : Dr KOUCHIH

Co promoteur : Mr HACHLEF

Année Universitaire 2021-2022

REMERCIEMENT

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier le Dieu tout puissant et méricordieux qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce travail.

Nous exprimons aussi notre gratitude à nos professeurs monsieur D. KOUCHIH et monsieur R.HACHELAF dont ses innombrables efforts nous ont permis d'aboutir jusqu'à la fin de ce mémoire, sans oublier tous les professeurs qui nous ont enseigné et que ce projet soit l'accomplissement de leurs vœux tant allégués.

Nous remercions également monsieur M.BELAZZOUG, monsieur A.NAMANE et monsieur BENSELAMA pour tout l'aide qu'ils nous ont prodiguée.

Enfin, nous tenons à remercier notre famille pour leurs encouragements et leur soutien inconditionnel et toute personne ayant contribué à la réalisation de ce projet.

Dédicaces

Je dédie cet humble travail :

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

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

A mon cher frère Hichem, merci pour ton appui et ton encouragement.

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

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

A toute ma famille.

A mon directeur monsieur M. BOUCHELAREM

k. Maroua

Dédicaces

Je tiens à dédier ce modeste travail

A mes chers parents NOUMA ZOUBIR & ARRACHE WAHIBA pour votre patience sans fin, votre compréhension et votre encouragement pour votre soutien moral et financier. Je vous dois ce que je suis aujourd'hui.

○ *A ma très chère sœur NOUMA IMENE pour ton encouragement permanent et ton soutien.*

○ *A mon frère FETHI & ma sœur DOUAA.*

○ *A mon binôme K. Maroua, pour ton effort et ta compréhension.*

A mon amie Khawla pour ton encouragement constant à mon égard.

A toute ma famille mes oncles & mes tantes

A la mémoire de mon grand-père Mohamed

N.Amira

RESUME :

ملخص:

يعد هذا العمل جزءاً من موضوع الكشف عن الأعطال وتحديد موقعها في الماكينات وخاصة تلك التي تعتمد على الآلات غير المتزامنة. يبرر اختيار الماكينة غير المتزامنة النجاح المتزايد الذي حققته، لا سيما في الماكينات الكهربائية متغيرة السرعة. الغرض من هذا العمل هو تشخيص أعطال الآلة غير المتزامنة وخاصة خطأ ماس كهربائي بين الأدوار.

وفقاً لمعلومات الآلة التي توفر معظم المعلومات عن حالة النظام، فإن الترددات وسعاتها هي أفضل مؤشرات خلل لهذه الدراسة. نقترح للتشخيص تطبيق تقنية الشبكة العصبية التي تجعل من الممكن تحديد الخلل بدقة كبيرة.

Résumé :

Ce travail s'inscrit dans la thématique de la détection et localisation des défauts dans les entraînements électriques et en particulier ceux à base de machine asynchrone. Le choix de la machine asynchrone est justifié par le succès grandissant qu'elle a suscité, notamment, dans les machines électriques à vitesse variable. Le but de ce travail est le diagnostic des défaillances de la machine asynchrone particulièrement le défaut de court-circuit entre spires.

D'après les paramètres de la machine qui fournissent la plupart des informations sur l'état du système, les fréquences et leurs amplitudes sont les meilleurs indicateurs du défaut pour cette étude. Nous proposons pour le diagnostic l'application de la technique de réseau de neurone qui permet de localiser le défaut avec grande précision.

Abstract:

This work is part of the theme of the detection and localization of faults in electrical machines and in particular, those based on asynchronous machines. The choice of the machine asynchronous is justified by the growing success it has generated, particularly in variable-speed electric machines. The purpose of this work is the diagnosis of the failures of the asynchronous machine particularly the fault of short circuit between turns.

According to the machine parameters, which provide most of the information on the state of the system, the frequencies and their amplitudes are the best indicators of the defect for this study. We propose for the diagnosis the application of the technique of neural network, which makes it possible to locate the defect with great precision.

LISTE D'ABRIVIATION

Liste d'abréviations :

MAS : Moteur asynchrone

Ω_s : la vitesse de synchronisme (rad/s).

ω : La pulsation du réseau (rad/s).

P : nombre de pair de pôles.

NS : la vitesse de synchronisme (tr/min).

f : est la fréquence d'alimentation.

g : le glissement.

B : champ magnétique(T).

H : excitation magnétique (A/m).

V1,V2,V3 : les sources de tension d'alimentation

B1-6 A, B1-6 C, B1-6 C : Le bobinage statorique.

L1, L2, L3 : Les inductances de fuite.

R1, R2, R3 : Les résistances de chute de tension dans le réseau.

RNA : réseaux de neurones artificiels

wi : les poids.

xi : les entrées du réseau de neurone.

b : le biais.

fs : fréquence statorique .

Amp : l'amplitude.

S, t : la sortie du réseau de neurone.

alpha : taux(vitesse) d'apprentissage.

Err : erreur de sortie.

Iter : nombre d'itérations.

taux : taux de classification.

Theta : le seuil.

y : la sortie après fonction d'activation.

yin : la sortie calculée.

Liste des figures :

Chapitre 01 :

Fig. 1.1. Éléments constituant une machine asynchrone à cage d'écureuil.....	4
Fig. 1.2. Enroulements statoriques d'une phase d'une machine à 4 pôles.	5
Fig. 1.3. Stator d'une machine asynchrone.	6
Fig. 1.4. Rotor à cage d'écureuil.	7
Fig. 1.5. principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone.	9
Fig. 1.6. Répartition des défauts de la machine asynchrone.	10
Fig. 1.7. Répartition des pannes sur les machines de faibles et moyennes puissances.	11
Fig. 1.8. Répartition des pannes sur les machines de fortes puissances.	11
Fig. 1.9. Les différents défauts de court-circuit statorique.	13
Fig. 1.10. Court-circuit entre spires statoriques.	14
Fig. 1.11. Court-circuit entre phases.	16
Fig. 1.12. Les différents cas du déséquilibre de tension dans les machines asynchrones triphasées.	17

Chapitre 02 :

Fig.2.1. Cédrat et ses filiales.	20
Fig.2.2. Phases de construction d'un projet Flux.	23
Fig.2.3. Démarche générale de construction de la géométrie.	25
Fig.2.4. Encoche statorique et barre rotorique.	26

LISTE DES FIGURES

Fig.2.5. La géométrie de la machine étudiée.	27
Fig.2.6. Circuit magnétique de la MAS.	27
Fig.2.7. Répartition du maillage.	28
Fig.2.8. Répartition du maillage.	28
Fig.2.9. la courbe B-H du circuit magnétique	30
Fig.2.10. le circuit électrique.	30
Fig.2.11. Distribution des lignes du flux	31
Fig.2.12. Induction magnétique..	31
Fig.2.13. Les courants statoriques juxtaposé au niveau des résistances ; R-1, R-2, R3	32
Fig.2.14. courant statorique dans une phase.....	32
Fig.2.15. vitesse de rotation.	33
Fig.2.16. Le couple électromagnétique.....	33
Fig.2.17. Le circuit électrique avec défaut court-circuit	34
Fig.2.18. Le couple électromagnétique.....	35
Fig.2.19. Courants statoriques juxtaposé au niveau des résistances ; R-1, R-2,R-3.	35
Fig.2.20. Vitesse de rotation.	36

Chapitre 03 :

Fig.3.1. Un neurone avec son arborisation dendritique.	41
Fig.3.2. Représentation schématique d'un neurone biologique.	42
Fig.3.3. Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.	43
Fig.3.4. representation d'un neurone artificiel.	43
Fig.3.5. Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel.	44
Fig.3.6. Feed-Forward réseaux de neurones.	45
Fig.3.7. Architecture d'un réseau de neurone.	46

Chapitre 04 :

Fig.4.1. Synoptique de classement des méthodes de diagnostic. 55

Fig.4.2. Structure du RNA réseau à étudier (les valeurs indicatrices sont les valeurs efficaces). 59

Fig.4.3. Répartition des entrées du RNA. 60

Fig.4.4. Création du réseau neurone. 61

Fig.4.5. Structure du réseau de neurones. 62

Fig.4.6. Performance du RNA. 63

Fig.4.7. Résultat de simulation des vingt entrées. 64

Fig.4.8. Résultat de simulation des quarante entrées. 65

Fig.4.9. Création du réseau neurone. 66

Fig.4.10. l'erreur calculée. 67

LISTE DES TABLEAUX

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Les contraintes de stator.	12
Tableau 2.1. Les caractéristiques de moteur asynchrone étudiée.	24
Tableau2.2. B(H) du matériau magnétique.	29

SOMMAIRE

Sommaire

REMERCIEMENT	
<i>DEDICASE</i>	
INTRODUCTION GENERALE	
CHAPITRE 01 Généralités sur les défauts dans la machine asynchrone	
1.1. Introduction.....	3
1.2. Construction du moteur asynchrone à cage triphasé.....	3
1.2.1. Le stator.....	4
1.2.2. Le rotor.....	6
1.2.3. Les paliers	7
1.2.4. Organes mécaniques.....	7
1.3. Principe de fonctionnement de la machine asynchrone	8
1.4. Les défaillances dans la machine asynchrone	9
1.5. Défauts statoriques	12
1.5.1. Défauts d'isolant dans un enroulement	13
1.5.2. Les défauts de court-circuit entre spires statoriques	14
1.5.3. Court-circuit dans une phase	14
1.5.4. Circuit ouvert sur une phase.....	15
1.5.5. Court-circuit entre phases	15
1.5.6. Tension entre phases déséquilibrée	16
1.6. Défauts rotoriques	17
1.7. Défaillance d'ordre mécanique	17
1.8 Analyse de la procédure du diagnostic.....	18
1.9. Conclusion	18
Chapitre 02 Modélisation de la machine asynchrone	19
2.1. Introduction.....	19
2.2. Historique.....	19
2.3. Présentation des différents logiciels.....	20
2.4. Flux 2D 3D.....	21
2.5. Modélisation de la machine asynchrone triphasée.....	22
2.6. Application à la simulation de la machine asynchrone	24
2.7. Les matériaux conducteurs.....	29
2.8. Les matériaux magnétiques.....	29
2.9. Couplage avec les équations de circuit	30
2.10. Simulation de la machine asynchrone saine.....	31
2.11. Simulation de la machine asynchrone en présence de court-circuit.....	34
2.12. Conclusion	37

SOMMAIRE

CHAPITRE 3 LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIEL	38
3.1. Introduction.....	39
3.2. Applications	39
3.3. Les Neurones biologiques.....	39
3.4. Les neurones artificiels	41
3.5. Fonction d'activation du neurone formel.....	43
3.6. Présentation des réseaux de neurones artificiels	44
3.7. Avantages des réseaux de neurones	45
3.8. Architecture des réseaux de neurones	45
3.8.1. Les réseaux de neurones bouclés (ou récurrents).....	45
3.8.2. Les réseaux de neurones non bouclés	46
3.9. Apprentissage des RNA	46
3.9.1. Apprentissage non supervisé.....	47
3.9.2. Apprentissage supervisé.....	47
3.10. Classement des RNA	48
3.10.1. Le Perceptron	48
3.10.2. Perceptron monocouche (simple).....	49
3.10.3. Perceptron Multicouche	49
CHAPITRE 04 Application des RNA au diagnostic de la machine asynchrone	50
4.1. Introduction.....	51
4.2. Diagnostic	51
4.3. Caractéristiques d'un système de diagnostic.....	52
4.5. Les différentes étapes d'un diagnostic	53
4.6. Les méthodes de diagnostic	54
4.6.1. Les méthodes internes	55
4.6.2. Les méthodes externes	56
4.7. Application des réseaux de neurone au diagnostic de la MAS	56
4.7.1. Choix des variables d'entrées.....	56
4.7.2. Acquisition des données.....	57
4.7.3. Construction du bloc RNA.....	59
4.8. Première méthode	60
4.8.1. Résultats d'apprentissage	62
4.9. Deuxième méthode	63
4.9.1. Résultats d'apprentissage	64
4.10. Le test des Résultats.....	66
4.11. Conclusion	67
CONCLUSION GENERALE.....	68

SOMMAIRE

Bibliographie.....	68
--------------------	----

INTRODUCTION GENERALE

Introduction

En 1888 Nikola Tesla a inventé le premier moteur à courant alternatif, qui a eu un rôle majeur dans le développement de l'industrie électrique. La première machine asynchrone triphasée fut réalisée par l'Allemand Michael Dolivo-Dobrowolski en 1889. Cette dernière domine assez largement le domaine des machines électriques, grâce à plusieurs avantages qu'elle présente par rapport aux autres types.

Les machines électriques tournantes occupent une place prépondérante dans les secteurs industriels. Les MAS triphasées à cage d'écureuil sont les plus fréquemment utilisés grâce à leur robustesse, leur simplicité de construction et leur coût bas. Néanmoins celles-ci subissent au cours de leurs durées de vie. Un certain nombre de sollicitations externes ou internes qui peuvent les rendre défaillantes.

Les contraintes industrielles en fiabilité, maintenabilité disponibilité et sécurité des équipements sont par ailleurs très fortes, c'est pourquoi le monde industriel ensemble de techniques permettant de déterminer l'état de santé de ces machines.

Les systèmes de surveillance et de diagnostic sont devenus un objectif et une nécessité pour les industriels, dans le souci d'assurer la sécurité du personnel et des installations associées à la machine asynchrone, et aussi pour optimiser les performances et réduire le coût de réparation. Ces systèmes ont pour premier objectif de prévenir l'utilisateur d'un possible risque de problème pouvant apparaître en un point particulier du dispositif, en d'autres termes la détection et la localisation des défauts. La détection des défauts dans les machines électriques nécessite une parfaite connaissance de leurs comportements.

Les méthodes de diagnostic se différencient d'une technologie à une autre, et surtout elles doivent impérativement tenir compte des aspects technico-économiques, puisqu'avant d'envisager la mise en œuvre d'une méthode il faut réfléchir sur le coût qu'on doit dépenser et surtout si c'est rentable ou pas. Parmi ses méthodes l'utilisation des techniques intelligentes et principalement les réseaux neurones artificiels qui présentent une alternative très prometteuse pour les nombreux domaines : à savoir la reconnaissance de formes, le traitement d'images, le contrôle industriel et l'identification par voie de conséquence dans le diagnostic.

Dans ce travail nous nous intéresserons spécifiquement à suivre le comportement de la machine asynchrone en état sain et en présence de court-circuit entre spires, et vu de la nécessité d'une rapidité pour détecter et localiser une défaillance, on fait appel à la technique de diagnostic d'intelligence artificielle à base de Réseaux de Neurones Artificiel (RNA).

Notre travail est organisé en quatre chapitres donnés ci-après :

Le premier chapitre est consacré à la présentation des généralités sur la machine Asynchrone à savoir son principe de fonctionnement, ses différentes constitutions ainsi que les différentes défaillances qui peuvent se produire sur les MAS.

INTRODUCTION GENERALE

Le deuxième chapitre consiste à faire une modélisation et une simulation de la machine asynchrone en régime sain et en régime de court-circuit avec Flux 2d en vue de suivre le comportement de la machine asynchrone.

Le troisième chapitre propose les notions de base des réseaux de neurones artificiels.

Dans le quatrième chapitre nous appliquons deux méthodes pour faire le diagnostic par réseaux de neurones de la machine asynchrone en comparant ensuite leurs résultats.

CHAPITRE 01

Généralités sur les défauts dans la machine asynchrone

1.1. Introduction

Actuellement, les machines asynchrones sont considérées comme l'outil de conversion électromécanique le plus utilisé dans le milieu industriel, ainsi que l'entraînement des machines. Ces moteurs s'imposent en effet dans un grand nombre d'applications en raison des avantages qu'ils présentent : normalisés, ils sont robustes, simples d'entretien, faciles à mettre en œuvre et du faible coût. Des applications de la machine asynchrone à vitesse variable ont vu le jour dans divers domaines.

Malgré ses qualités, les machines asynchrones peuvent restituer une variété de défauts électriques, mécaniques, environnementaux ou magnétiques prévisibles ou non conformes. Après avoir passé en revue les éléments constitutifs de cette machine, nous décrivons dans ce chapitre les divers défauts, leurs causes et leurs éventuels effets et solutions possibles pour leurs détections. Puis nous énumérons les méthodes qui sont employées pour le diagnostic des machines.

1.2. Construction du moteur asynchrone à cage triphasé

La machine asynchrone, souvent appelée moteur à induction comporte un stator fixe et un rotor mobile autour de l'axe de symétrie de la machine, constitués de tôles d'acier au silicium.

Dans des encoches régulièrement réparties sur la face interne du stator sont logés trois enroulements identiques à P paires de pôles ; leurs axes sont distants entre eux d'un angle électrique égal à $2\pi/3$. Les phases du stator sont alimentées par un réseau triphasé de tensions sinusoïdales à fréquence et amplitude constantes. Le rotor est monté sur un axe de rotation. Selon que les enroulements du rotor sont accessibles de l'extérieur ou sont fermés sur eux-mêmes en permanence, on définit deux types de rotor :

- Bobiné : un système d'enroulements triphasé, raccordés en étoile à trois bagues sur lesquelles frottent trois balais fixes accessibles par la plaque à bornes et mis en court-circuit pendant les régimes permanents.
- A cage d'écureuil : une cage conductrice intégrée aux tôles ferromagnétiques.

Dans ce chapitre, nous allons considérer le cas d'une machine asynchrone à cage d'écureuil [1].

Comme le montre les figures suivantes

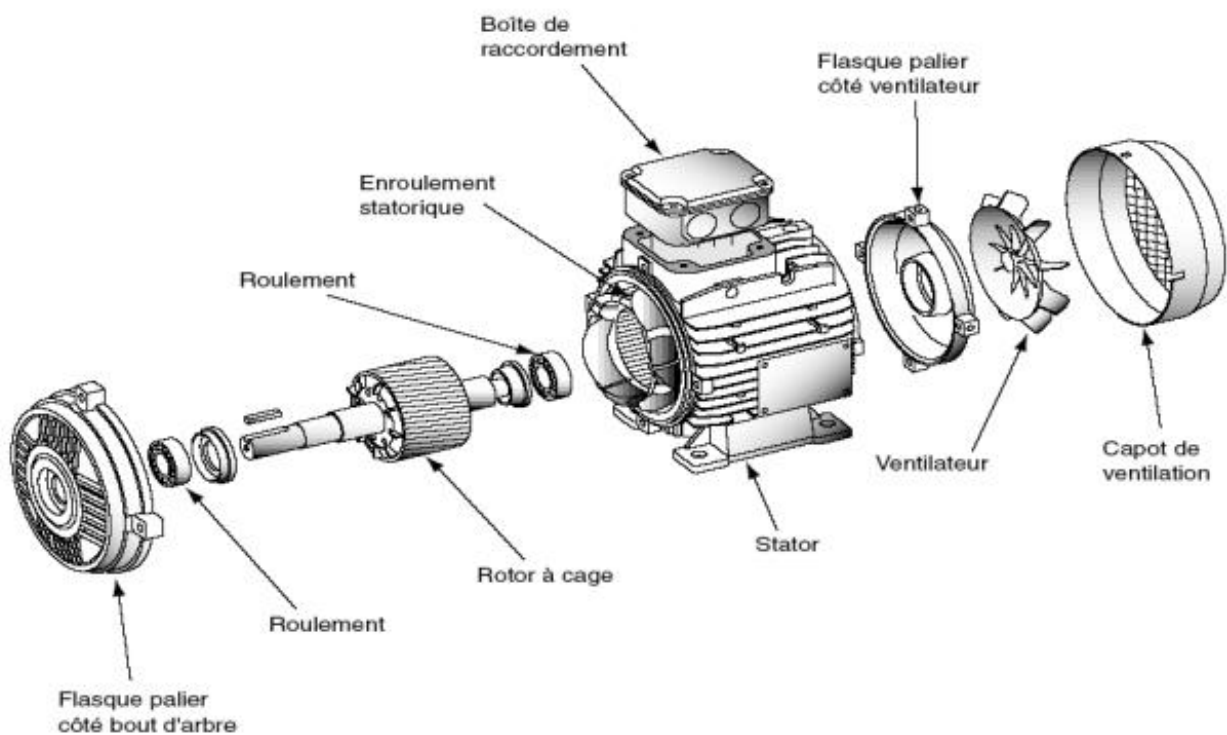
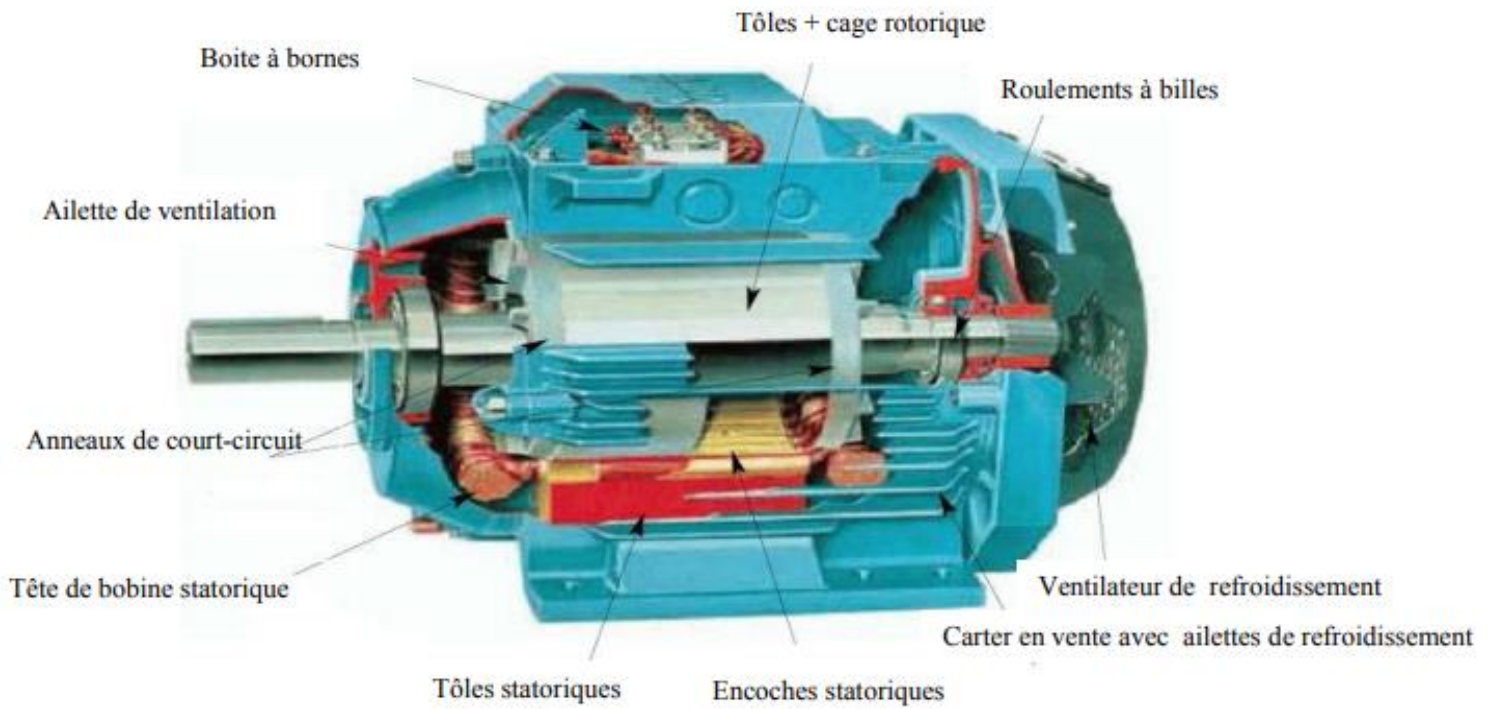


Fig. 1.1. Éléments constituant une machine asynchrone à cage d'écureuil [1].

1.2.1. Le stator

C'est la partie fixe du moteur. Une carcasse en fonte ou en alliage léger renferme une couronne de tôles minces (de l'ordre de 0,5 mm d'épaisseur) en acier au silicium. Les tôles

sont isolées entre elles par oxydation ou par un vernis isolant. Le « feuilletage » du circuit magnétique réduit les pertes par hystérésis et par courants de Foucault. Les tôles sont munies d'encoches dans lesquelles prennent place les enroulements statoriques destinés à produire le champ tournant (trois enroulements dans le cas d'un moteur triphasé). Chaque enroulement est constitué de plusieurs bobines. Le mode de couplage de ces bobines entre elles définit le nombre de paires de pôles du moteur, donc la vitesse de rotation [2].

La figure 1.2 présente les enroulements statoriques

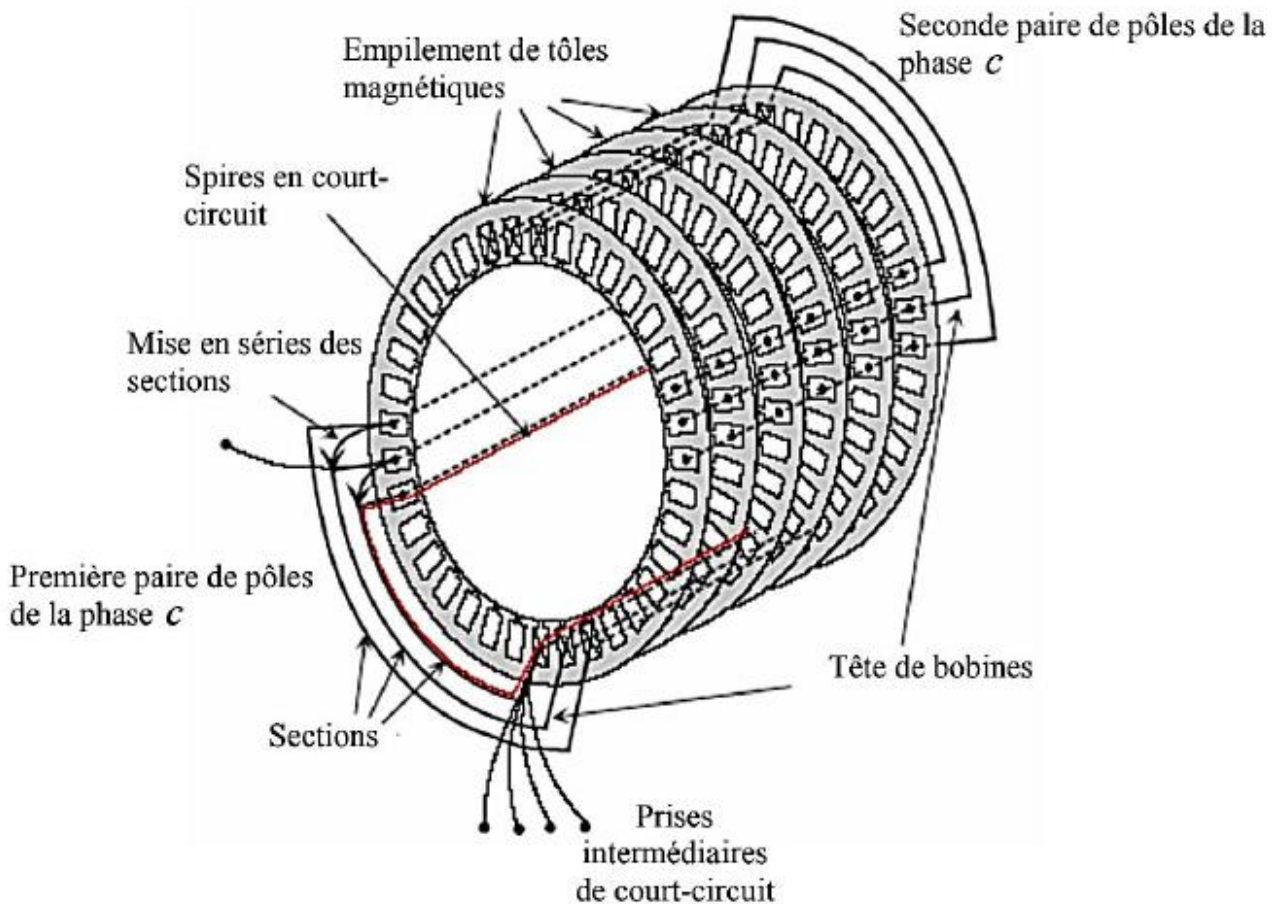


Fig. 1.2. Enroulements statoriques d'une phase d'une machine à 4 pôles [2].

Le bobinage statorique est constitué de deux parties : les conducteurs d'encoches et les têtes de bobines. Les conducteurs d'encoches permettent de créer dans l'entrefer le champ magnétique à l'origine de la conversion électromagnétique. Les têtes de bobines permettent, quant à elles, la fermeture des courants en organisant leur circulation, l'objectif étant d'obtenir une répartition des forces magnétomotrices et du flux la plus sinusoïdale possible dans l'entrefer, pour limiter les oscillations du couple électromagnétique [2].

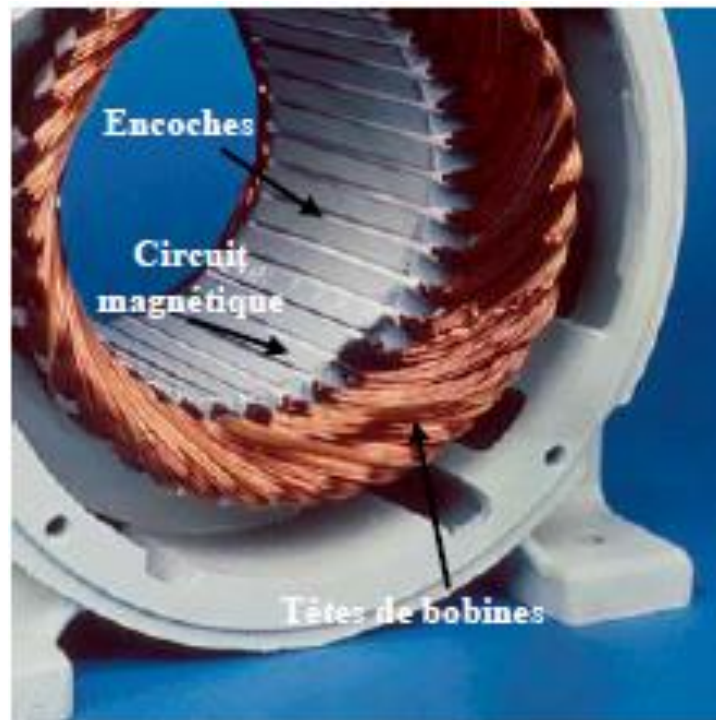


Fig. 1.3. Stator d'une machine asynchrone [2].

1.2.2. Le rotor

C'est l'élément mobile du moteur. Comme le circuit magnétique du stator, il est constitué d'un empilage de tôles minces isolées entre elles et formant un cylindre claveté sur l'arbre du moteur. Cet élément, de par sa technologie, permet de distinguer deux familles de moteurs asynchrones : ceux dont le rotor est dit « à cage », et ceux dont le rotor bobiné est dit « à bagues ».

Dans le cas des rotors à cage d'écureuil, les encoches peuvent être semi-ouvertes ou fermées. Les enroulements sont constitués de barres court-circuitées par un anneau terminal placé à chaque extrémité du rotor. Les conducteurs sont généralement réalisés par coulage d'un alliage d'aluminium, ou par des barres massives de cuivre ou, à l'occasion, en laiton préformées et frettées dans les tôles du rotor. Il n'y a généralement pas, ou très peu, d'isolation entre les barres rotoriques et les tôles magnétiques. Leur résistance est suffisamment faible pour que les courants ne circulent pas dans les tôles, sauf lorsqu'il y a une rupture de barre [1].

La figure 1.4. suivante présente Rotor à cage d'écureuil

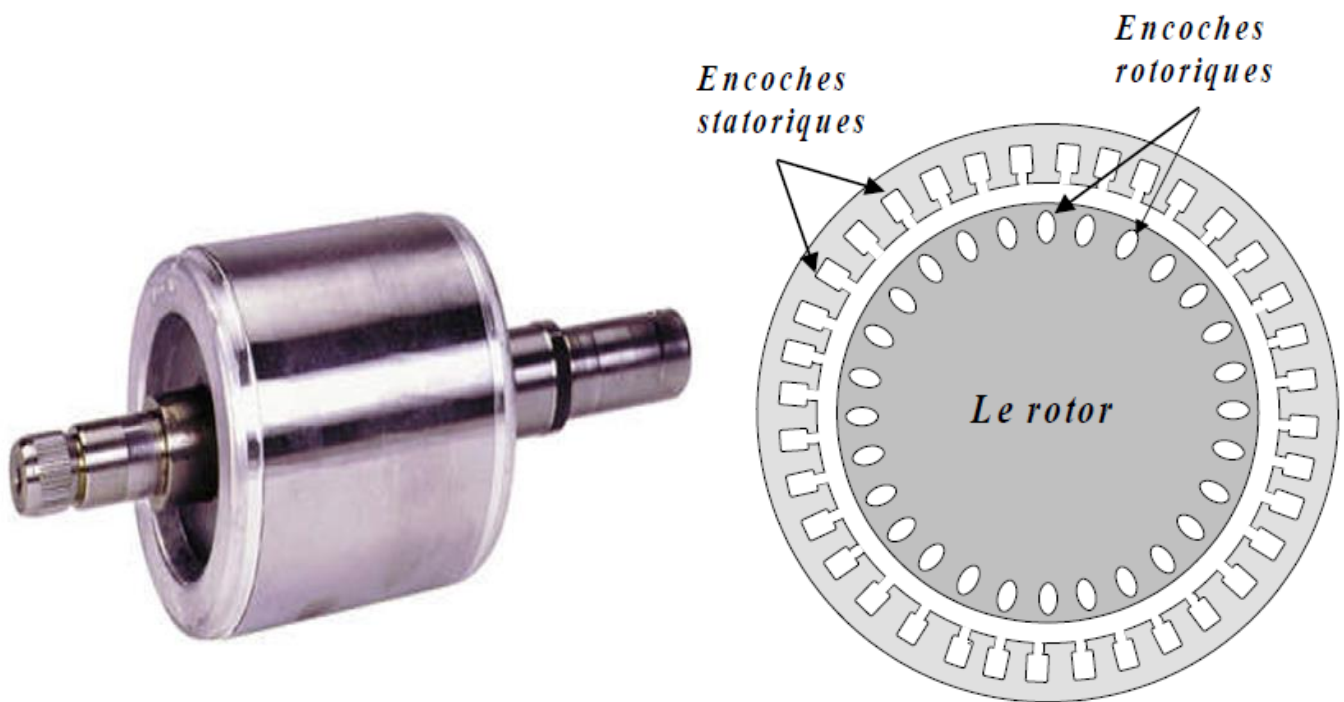


Fig. 1.4. Rotor à cage d'écureuil [1]

1.2.3. Les paliers

Les paliers sont constitués de roulements à billes et de flasques. Les roulements à billes sont insérés à chaud sur l'arbre, permettant ainsi d'assurer le guidage en rotation de l'arbre. Les flasques, moulés en alliage de fonte, sont fixés sur le carter statorique grâce à des boulons ou des tiges de serrage [3].

1.2.4. Organes mécaniques

La carcasse sert de support. Elle joue le rôle d'enveloppe et assure la protection contre l'environnement extérieur. L'arbre est un organe de transmission. Il comprend une partie centrale qui sert de support au corps du rotor et un bout d'arbre sur lequel est fixé un demi-accouplement. Il est, généralement, constitué en acier moulé ou forgé [4].

1.3. Principe de fonctionnement de la machine asynchrone

En fonctionnement triphasé équilibré, la machine asynchrone peut être modélisée comme un transformateur triphasé à champ magnétique tournant dont le stator équivaut l'enroulement primaire et le rotor équivaut l'enroulement secondaire en court-circuit, le fonctionnement est entièrement basé sur les lois de l'induction.

Ce fonctionnement est reposé sur le principe de l'interaction électromagnétique du champ tournant, les courants alternatifs dans les bobinages du stator vont créer dans l'entrefer un champ magnétique tournant à la vitesse $\Omega_s = \frac{\omega}{p}$. Le champ tournant balaie les bobinages rotoriques et va créer des courants induits dans le rotor en court-circuit.

Lorsque le rotor tourne à une vitesse N_s différente du synchronisme, l'application de la loi de FARADAY pour l'un des roulements du rotor montre que celui-ci devient le siège d'une force électromotrice qui étant court-circuité sur les enroulements et va donner naissance à un courant dont l'intensité est limitée par l'impédance de ce dernier. L'interaction de ces deux champs magnétiques va alors créer un couple qui va entrainer le rotor en rotation. Lorsque le champ est sinusoïdal, sa vitesse de rotation est :

$$N_s = \frac{f}{p} \text{ tr/s} \quad \text{ou} \quad N_s = \frac{60f}{p} \text{ tr/min}$$

Où f : est la fréquence d'alimentation.

p : représente le nombre de paires de pôles.

L'interaction électromagnétique des deux parties de la machine n'est possible que lorsque la vitesse du champ tournant (n_1) diffère de celle du rotor (n), c'est à dire lorsque $n \neq n_1$, car dans le cas contraire, c'est-à-dire lorsque $n = n_1$, le champ serait immobile par rapport au rapport au rotor et aucun courant ne serait induit dans l'enroulement rotorique. Le rapport $g = \frac{n_1 - n}{n_1}$ est appelé glissement de la machine asynchrone [5] [6].

La figure 1.5. est un schéma de principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone

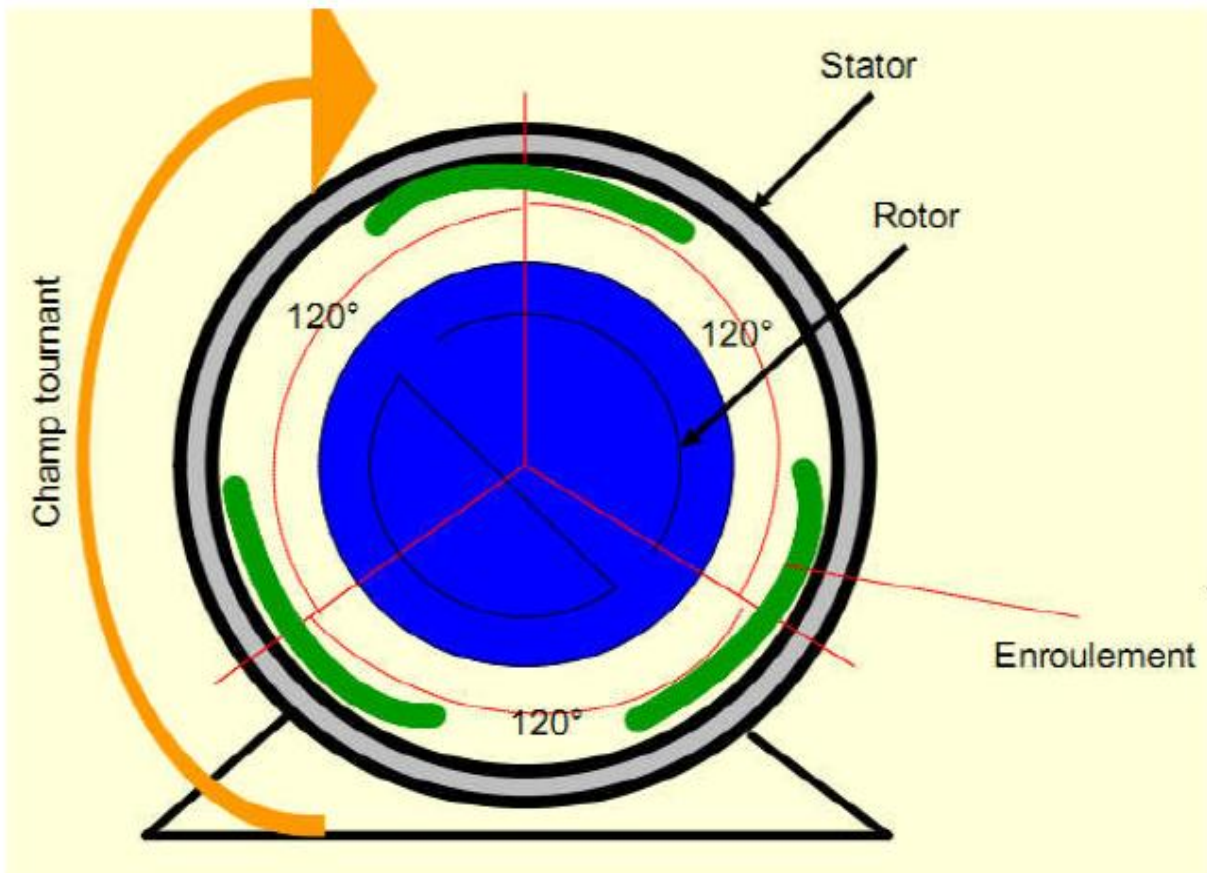


Fig. 1.5. Principe de fonctionnement d'un moteur asynchrone [6].

1.4. Les défaillances dans la machine asynchrone

De nombreuses défaillances peuvent apparaître sur les machines asynchrones. Elles peuvent être électriques, mécaniques ou magnétiques. Leurs causes, très variées, sont classées en trois groupes :

- Les initiateurs de défauts : surchauffe du moteur, usures des éléments mécaniques (roulements à billes), rupture de fixations, problème d'isolation électrique, surtension transitoire...
- Les contributeurs aux défauts : surcharge fréquente, température ambiante élevée, ventilation défaillante, humidité, fortes vibrations, vieillissement...
- Les défauts sous-jacents et erreurs humaines : défauts de fabrication, composants défectueux, protections inadaptées, absence de maintenance...

La répartition des pannes dans les différentes parties du moteur est présentée sur la figure 1.6 suivante

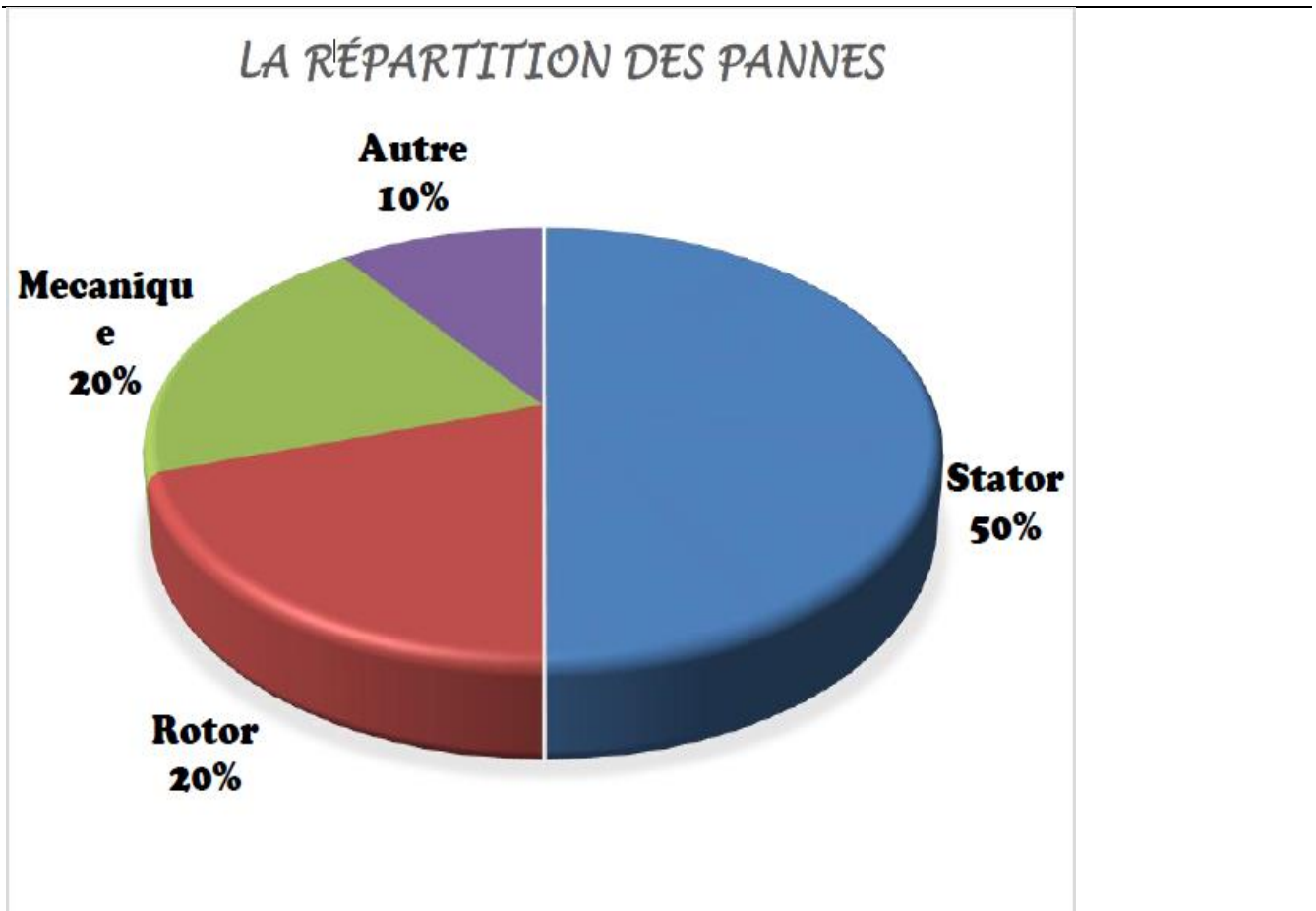


Fig. 1.6. Répartition des défauts de la machine asynchrone [7].

Une étude statistique, effectuée en 1988 par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50 kW à 200kW) a donné les résultats suivants :

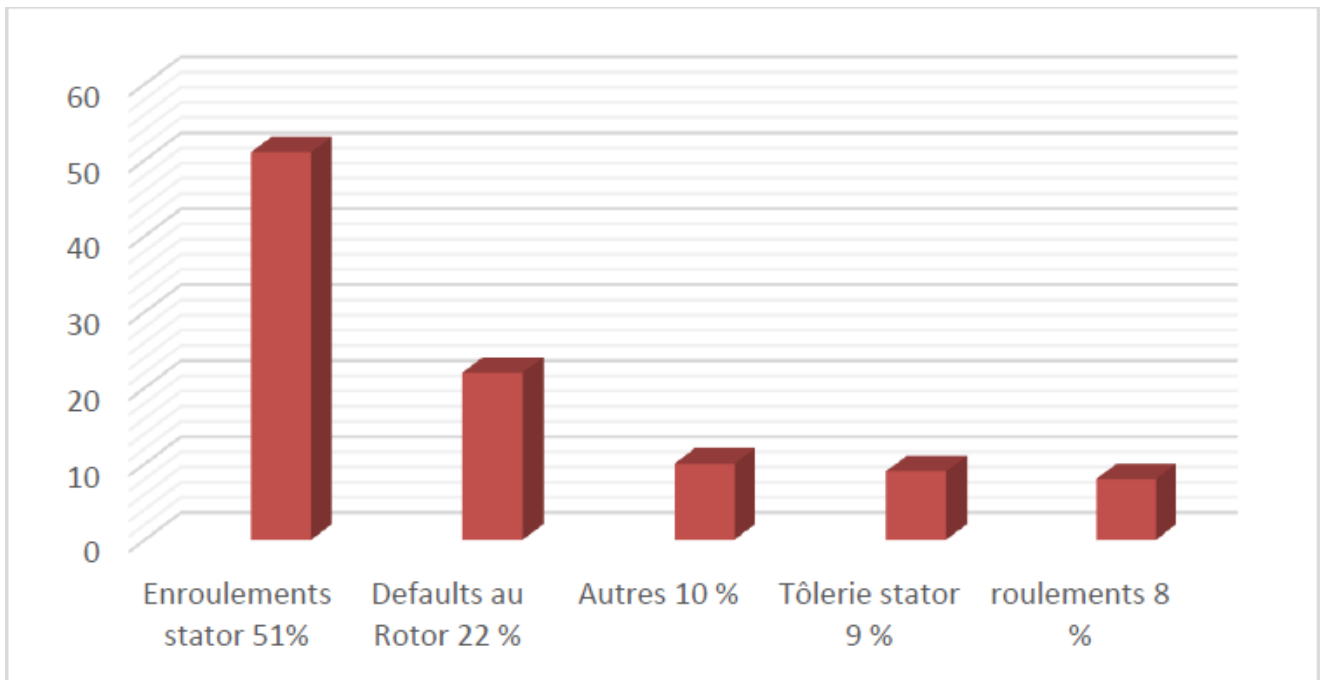


Fig. 1.7. Répartition des pannes sur les machines de faibles et moyennes puissances [13].

Une autre étude statistique faite sur des machines de grande puissance (de 100kW à 1 MW) donne des résultats qui sont présentés sur la figure.

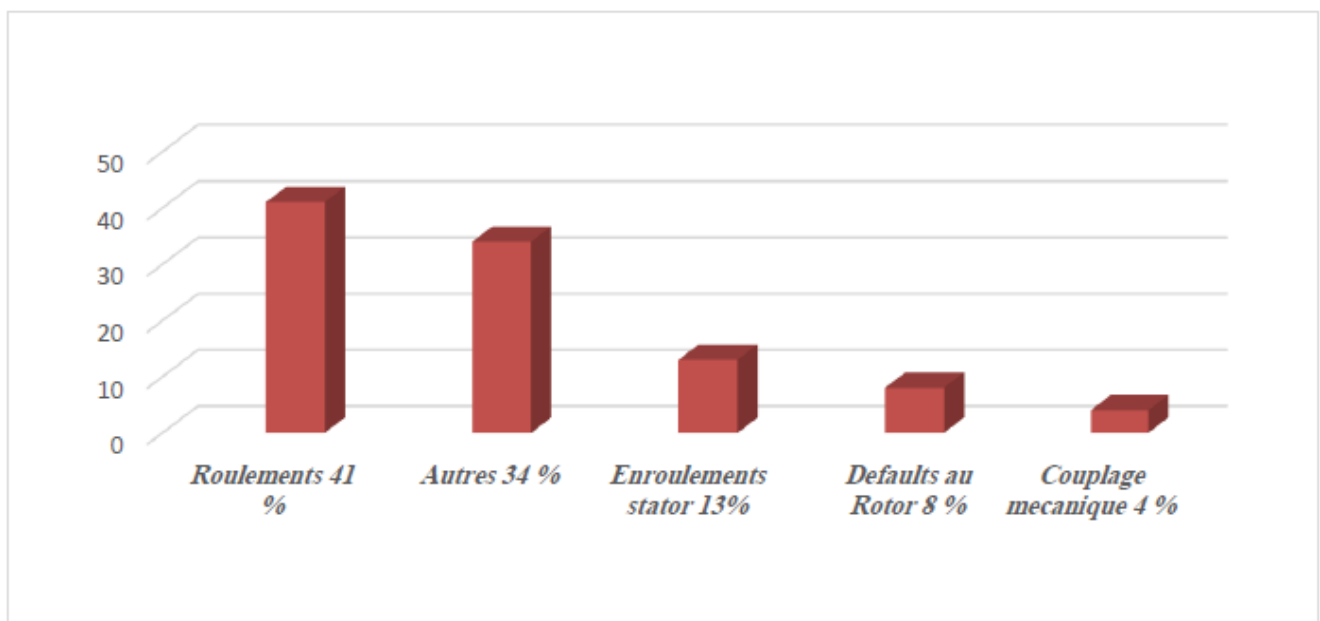


Fig. 1.8. Répartition des pannes sur les machines de fortes puissances [13].

CHAPITRE 1 : Généralités sur les défauts dans la machine asynchrone

Les contraintes mécaniques sont plus grandes pour ces types de machines ce qui explique le taux élevé des pannes dues aux roulements. Celles-ci exigent une maintenance mécanique accrue.

La majorité de toutes les pannes de rotor et de stator sont causées par une combinaison de diverses contraintes qui agissent sur ces deux composants. Pour le stator, ces contraintes peuvent être regroupées comme suit :

Thermique	Electrique	Mécanique	Environnement
Vieillessement Surcharge Instabilité	Diélectrique Effet de couronne	Mouvement de la bobine Contact rotor-stator Divers	Humidité Produit chimique Abrasion Objets étrangers

Tableau 1.1. Les contraintes de stator.

Pour le rotor, ces contraintes ont été identifiées dans un regroupement élargi. Les contraintes sont les suivantes : a) thermiques, b) électromagnétiques, c) résiduelles, d) dynamiques, e) mécaniques, f) environnementales [9] [8] [10].

Nous exposerons les différents défauts énumérés ci-dessus ainsi que leurs conséquences sur les signaux utilisés pour le diagnostic (courants, tension).

1.5. Défauts statoriques

Les défaillances au stator représentent environ de 40% à 60% des défauts des machines asynchrones. Le stator, plutôt soumis à des contraintes électriques que mécaniques, la principale source de défauts dans un moteur électrique provient des bobinages. Les effets d'usure comme les frottements ou le vieillissement des matériaux ont un effet sur l'intégrité des fils et de leur isolant. Si cet isolant est trop endommagé. Ces bobinages peuvent alors se mettre en court-circuit ou alors, lorsque le fil lui-même est endommagé, en circuit ouvert. Il peut y avoir différents types de défauts dont les conséquences sont différentes [6] [11].

Ces différentes fautes sont données sur la figure 1.9 :

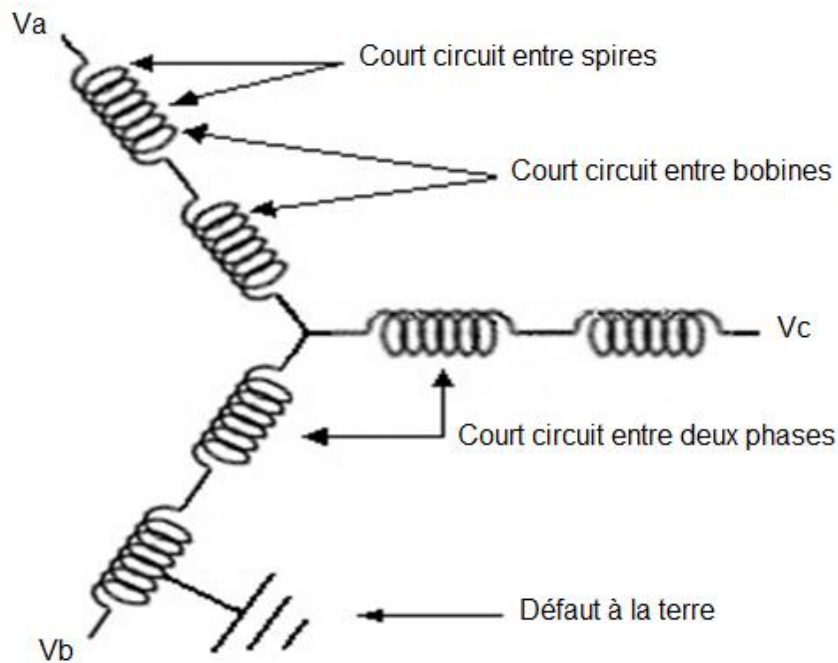


Fig. 1.9. Les différents défauts de court-circuit statorique[11].

1.5.1. Défauts d'isolant dans un enroulement

La dégradation des isolants dans les enroulements peut provoquer des courts-circuits. En effet, les différentes pertes (Joule, fer, mécanique, ...) engendrent des phénomènes thermiques se traduisant par une augmentation de la température des différents constituants du moteur. Or les matériaux d'isolation ont une limite de température, de tension et mécanique. De ce fait, si l'environnement de travail d'un matériau d'isolation dépasse une de ces limites, ce matériau se dégrade de manière prématurée ou accélérée, puis finit par ne plus assurer sa fonction. Dans ce cas, un court-circuit peut apparaître dans l'enroulement concerné.

Lorsque le défaut de l'isolant se crée sur une spire, le courant de défaut circule entre le cuivre de cette spire et la tôle du stator (défaut phase - masse). Il peut aussi circuler entre deux spires d'une même phase si l'isolant qui les sépare est détérioré (défaut entre-spires). Dans le cas des bobinages à deux couches, une même encoche peut contenir des conducteurs de deux phases différentes. La détérioration simultanée et dans une même zone, des isolants de ces deux bobines provoque un contact électrique entre deux spires de deux phases différentes (défaut phase-phase). Ce type de défaut peut aussi exister dans les bobinages à une couche au niveau des têtes de

bobines où les conducteurs de deux phases différentes peuvent entrer en contact. La topologie du circuit électrique est ainsi influencée par ces défauts [4].

1.5.2. Les défauts de court-circuit entre spires statoriques

Le défaut de court-circuit entre spires de la même phase est très fréquent dans le stator, il peut apparaître soit au niveau des têtes des bobines soit dans les encoches, ce qui entraîne une diminution du nombre des spires effectives de l'enroulement. Il est dû essentiellement à la dégradation de l'isolant. Cependant ce défaut provoque une élévation de la température dans l'enroulement et une augmentation de l'intensité des courants statoriques dans la phase affectée et une légère variation de l'amplitude sur les autres phases, il modifie aussi le facteur de puissance. Il amplifie les courants dans le circuit rotorique. La contrainte thermique amenée par le courant de court-circuit risque d'entraîner la propagation du défaut à d'autres spires [3] [7] [14] [15].

La figure 1.10 présente court-circuit entre spires statoriques

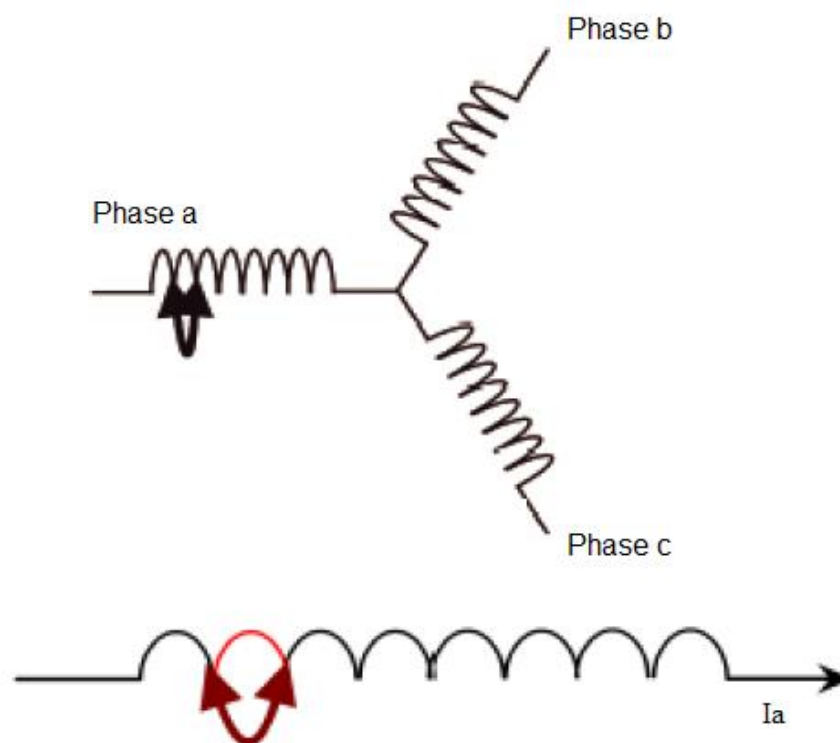


Fig. 1.10. Court-circuit entre spires statoriques [7].

1.5.3. Court-circuit dans une phase

Un court-circuit dans une phase est un des problèmes les plus difficiles à tolérer. Dans ce cas, la littérature présente la phase concernée comme perdue, cela implique

l'arrêt de la machine à cause des conséquences physiques sur le moteur en cas de maintien de l'alimentation. La conséquence la plus importante est l'apparition des courants de court-circuit, le principal problème étant l'échauffement important pouvant propager la faute. L'importance des courants de faute dépend directement du nombre de spires en court-circuit.

Il faut aussi prendre en compte le fait que des spires en court-circuit engendrent un couple résistant dû aux courants induits par le flux d'excitation circulant et les mutuelles de la machine en fonctionnement. Ce couple résistant est une valeur à caractériser pour en prévoir les conséquences sur le fonctionnement suite à la panne de la machine [6] [12].

1.5.4. Circuit ouvert sur une phase

Un circuit ouvert dans une phase a des conséquences moins graves qu'un court-circuit. L'ouverture d'une des phases ne fait pas circuler de courant de faute et ne pose donc pas de problème d'échauffement pouvant détériorer le reste de la machine. De même, un circuit ouvert ne crée pas de couple résistant lorsqu'un champ variable est appliqué à la bobine. Le seul problème est donc la perte d'une phase et donc de production de couple. Dans le cas d'un moteur triphasé alimenté par un onduleur à trois bras, la seule manière de pouvoir assurer un minimum le fonctionnement est de piloter les deux phases restantes, c'est-à-dire avec un fonctionnement équivalent à une machine à une phase. Le problème vient alors des ondulations de couple importantes et du fait de ne pas pouvoir assurer un service nécessitant des changements de sens de rotation et des phases marche/arrêt fréquentes (passage par une vitesse nulle [11]).

1.5.5. Court-circuit entre phases

Ce défaut peut arriver en tout point du bobinage, mais les plus fréquents apparaissent dans les têtes de bobines, puisque c'est dans celles-ci que les conducteurs de phases différentes se côtoient. L'influence de ce type de défaut sur le fonctionnement de la machine dépend de la localisation du défaut (de la partie affectée). Si le court-circuit est proche de l'alimentation entre phases, il induit des

courants très élevés qui conduisent à la fusion des conducteurs d'alimentation ce qui provoque un arrêt net de la machine. Si le court-circuit est proche du neutre entre deux phases, il engendre un déséquilibre des courants de phases avec un moindre risque de fusion des conducteurs. L'apparition de ce type de défaut, provoque une augmentation des courants dans les barres ainsi que dans les anneaux du rotor à cage [6]. Ce qui mentionner dans la figure1.11 suivante



Fig. 1.11. Court-circuit entre phases [6].

1.5.6. Tension entre phases déséquilibrée

Dans un réseau triphasé, idéalement, les amplitudes des tensions et des courants des trois phases sont égales et l'angle est de 120 degrés. Un léger déséquilibre, lorsque les tensions et les courants présentent une différence d'amplitude, provoquera une hausse de température excessive du bobinage. Généralement, pour chaque déséquilibre de tension de 3-1/2 % par phase, la température de l'enroulement augmentera de 25 % dans la phase qui présente le courant le plus élevé, par conséquent, l'isolation électrique est dégradée et la durée de vie est réduite. Voilà pourquoi il faut tout mettre en œuvre pour maintenir une alimentation de tension triphasée équilibrée [12]. ce qui est démontré sur la figure1.12

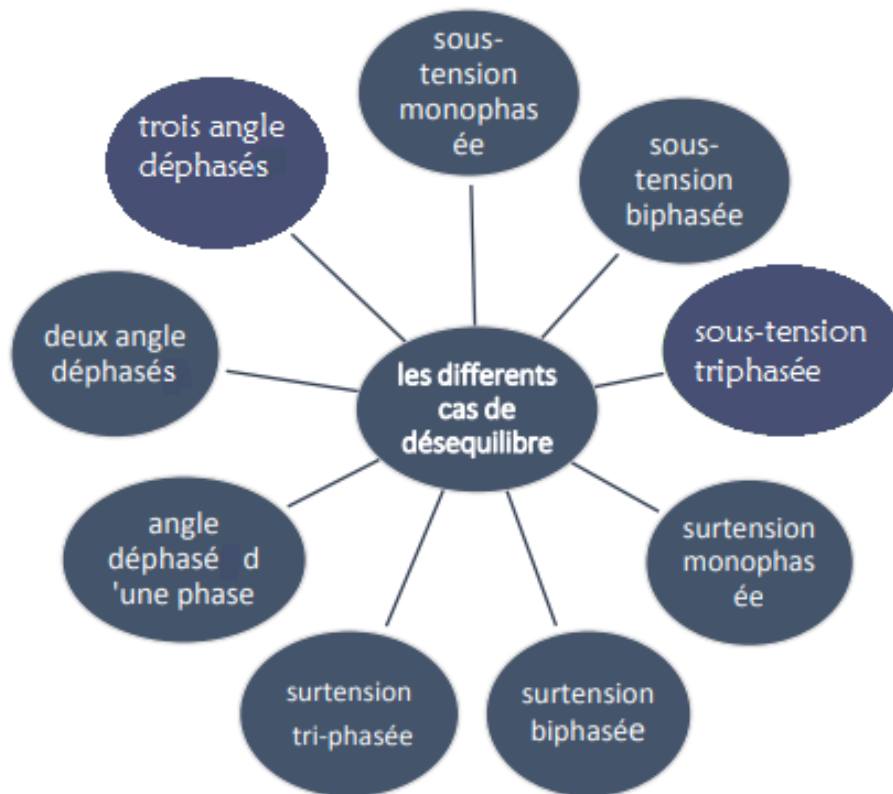


Fig. 1.12. Les différents cas du déséquilibre de tension dans les machines asynchrones triphasées[12].

1.6. Défauts rotoriques

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du rotor, peuvent être définis comme suit :

- Rupture de barres
- Rupture d'une portion d'anneau de court-circuit
- Excentricité statique et dynamique.
- Court-circuit dans les enroulements rotoriques.

1.7. Défaillance d'ordre mécanique

Les défaillances d'ordre mécanique, en général, les plus souvent rencontrées parmi tous les défauts que compte la machine asynchrone. Ces défauts peuvent apparaître au niveau des roulements à billes, des flasques ou encore de l'arbre moteur. On énumèrera par la suite certains de ces défauts.

1.8 Analyse de la procédure du diagnostic

Si un moteur est conçu, fabriqué, appliqué, installé, utilisé et entretenu correctement, ces contraintes restent sous contrôle et le moteur fonctionnera comme prévu.

Lorsqu'un défaut apparaît dans un équipement industriel, le système de diagnostic lié à ce dernier doit d'abord détecter l'anomalie du fonctionnement puis y identifier la (ou les) cause (s) de défaillance à l'aide d'un raisonnement logique pour qu'il puisse être isolé. Alors, le diagnostic a pour objectif de détecter d'une manière précoce un défaut avant qu'il ne conduise à une défaillance totale dans l'installation industrielle.

Nous allons détailler ça dans le dernier chapitre.

1.9. Conclusion

Ce chapitre présente principalement une liste non exhaustive des différents défauts pouvant survenir sur le moteur asynchrone triphasé à cage d'écureuil. Dans un premier temps, après avoir fait un bref rappel de la construction d'un moteur asynchrone, nous nous sommes intéressés à énumérer les principales pannes qui surviennent dans les différentes parties de la machine. Nous nous sommes attardés sur les bobinages statoriques en détaillant les différents défauts fréquemment rencontrés. De même, au rotor, nous avons dénombré les principaux défauts qui peuvent survenir.

Dans le chapitre suivant nous allons modéliser la MAS dans le cas sain puis dans le cas de court-circuit entre spires à 16%.

Chapitre 02

Modélisation de la machine asynchrone

2.1. Introduction

La modélisation et la simulation de la machine asynchrone a fait l'objet de nombreux travaux, que ce soit dans le but de conception, de la commande ou le diagnostic. La diversité des objectifs a fait parâtre plusieurs techniques de la modélisation et des outils de la simulation selon le domaine étudié.

Mais ces outils sont souvent trop spécifiques à une topologie ou à une machine bien déterminée. Il serait, cependant, intéressant de disposer d'un outil simple et générique, pouvant servir comme un banc d'essai pour les machines électriques, que ce soit en mode sain ou en présence de défaut.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons, alors, à l'élaboration d'un modèle qui tient compte de la topologie, des dimensions ainsi que de la composition de la machine asynchrone, basée sur la méthode des éléments finis.

2.2. Historique

Cedrat, éditeur de solutions logicielles dans le domaine du génie électrique, est une entreprise créée en 1971 et implantée à Meylan. Elle réalise un chiffre d'affaires d'environ 5.8 millions d'euros par an. Cette entreprise, composée de 60 employés, vend ses produits à travers le monde (vente d'un peu plus de 50% à l'étranger). Elle distribue ses logiciels grâce à un large réseau de distribution, en Europe et au Moyen-Orient et la société Magsoft, entreprise associée à Cedrat, en Amérique et en Asie.

Cedrat développe une large gamme de logiciels permettant la conception, l'étude et la validation de systèmes dans de nombreux domaines d'application comme l'électronique, l'électromagnétisme ou encore la thermique [16].

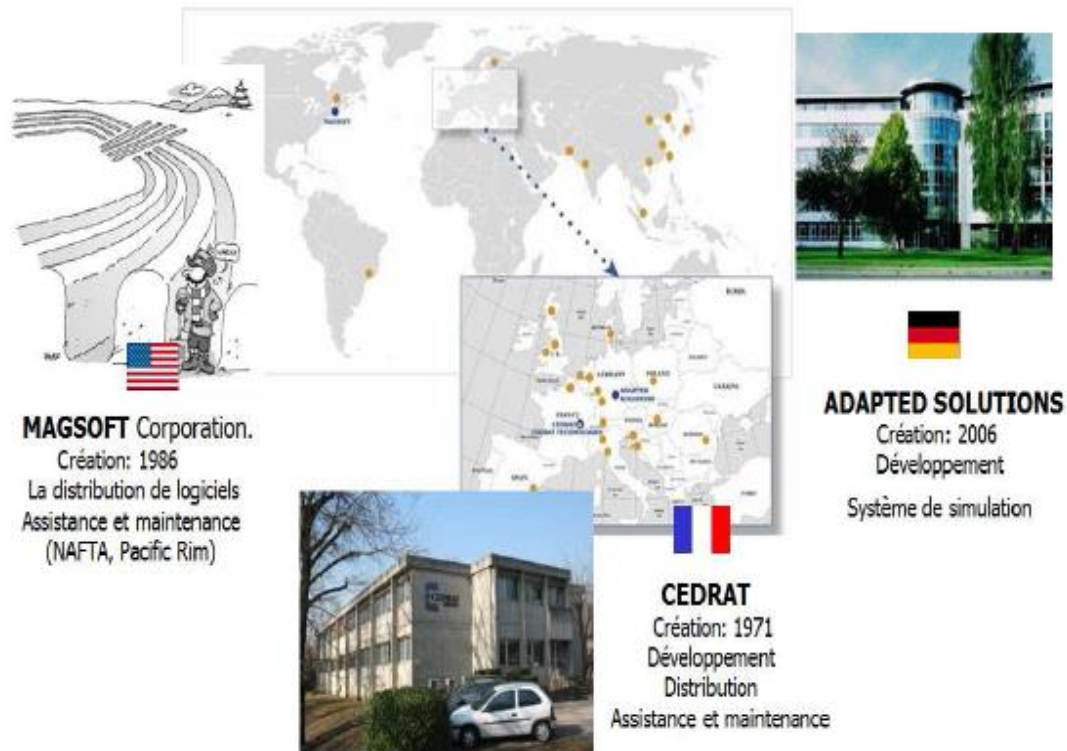


Fig.2.1. Cedrat et ses filiales [16].

2.3. Présentation des différents logiciels

La renommée de la société a notamment été bâtie autour du logiciel Flux, développé en partenariat avec le G2Elab, celui-ci est spécialisé dans la modélisation et la simulation de systèmes électromagnétiques et thermiques 2D et 3D. Ce logiciel permet l'étude complète de dispositifs complexes grâce aux méthodes des éléments finis et offre aux utilisateurs un large panel de solutions pour leurs travaux. On retrouve plus succinctement les logiciels suivant dans le catalogue de l'entreprise.

- **GOT-It** : permet d'optimiser les configurations existantes de systèmes en fonction de différentes contraintes utilisateurs.
- **InCa3D** : dédié à la modélisation des connexions électriques dans les domaines de l'électronique de puissance et l'électrotechnique
- **Portunus** : dédié pour des simulations systèmes multi-domaines
- **Speed** : dimensionnement de moteurs électriques.
- **Flux** : permet la conception, l'analyse et l'optimisation de système Electromagnétique.

2.4. Flux 2D 3D

Il s'agit du logiciel que nous allons utiliser dans la suite du projet. Flux 2D/3D permet de calculer et de visualiser les grandeurs utiles à l'ingénieur, pour des dispositifs bidimensionnels, tridimensionnels ou à symétrie de révolution comportant des matériaux à caractéristiques linéaires ou non, isotropes ou non. C'est un logiciel complet ayant l'avantage de permettre le couplage avec les équations de circuits ainsi que l'ajout d'une région surfacique particulière dite « bande de roulement » pour l'étude des machines tournantes avec différentes positions du rotor, sans avoir à modifier la géométrie et le maillage.

La résolution d'un problème fait appel aux modules spécialisés suivants :

Module préprocesseur

Il permet, de définir la géométrie du dispositif à étudier, de choisir et/ou de construire une banque de matériaux, d'affecter les propriétés physiques aux différentes régions géométriques prédéfinies et de définir le schéma et/ou les données du circuit électrique. Il permet également un maillage automatique d'une géométrie 2D/3D prédéfinie.

Module processeur

Il est principalement constitué d'un module de résolution 2D/3D des différents modèles usuels de l'électromagnétisme et des problèmes thermiques.

Module postprocesseur de Flux 2D/3D

Il permet, entre autres, de tracer les équipotentielles ou les lignes de flux, le maillage, la géométrie et les courbes 2D/3D ou selon un chemin prédéfini. Il permet aussi de calculer des grandeurs globales telles que le couple ou la force appliqués à un contour fermé, les inductions, les flux, les inductances, etc. [16].

Flux 2d utilise la méthode des éléments finis pour une étude complète des dispositifs. Cette méthode est basée sur la résolution numérique des équations de Maxwell. Les informations fournies par ce type de simulation sont d'une grande précision et elles nous apportent la prise en compte de la géométrie de la machine, l'effet de saturation des matériaux magnétiques, les effets d'harmoniques de l'espace ainsi que l'effet de

peau dans les barres rotoriques, lorsque le problème est correctement posé (géométrie, physique, lien avec les équations de circuit...) et que l'on utilise le mode de résolution adéquate (magnétostatique, magnétodynamique, magnétique évolutif). D'autre part, d'un point de vue pratique, il est très facile de faire varier les conditions de fonctionnement de la machine (fréquence et flux magnétisant), en modifiant, directement, les paramètres dans le programme du calcul (Logiciel) d'où une grande souplesse d'utilisation [17] [33].

2.5. Modélisation de la machine asynchrone triphasée

En général la modélisation d'un dispositif dans Flux 2D/3D passe par 5 étapes essentielles (voir Figure) :

- Construction géométrique.
- Génération du maillage.
- Définition des propriétés physiques.
- Résolution.
- Exploitation des résultats.

La figure 2.2 suivante montre les Phases de construction d'un projet Flux

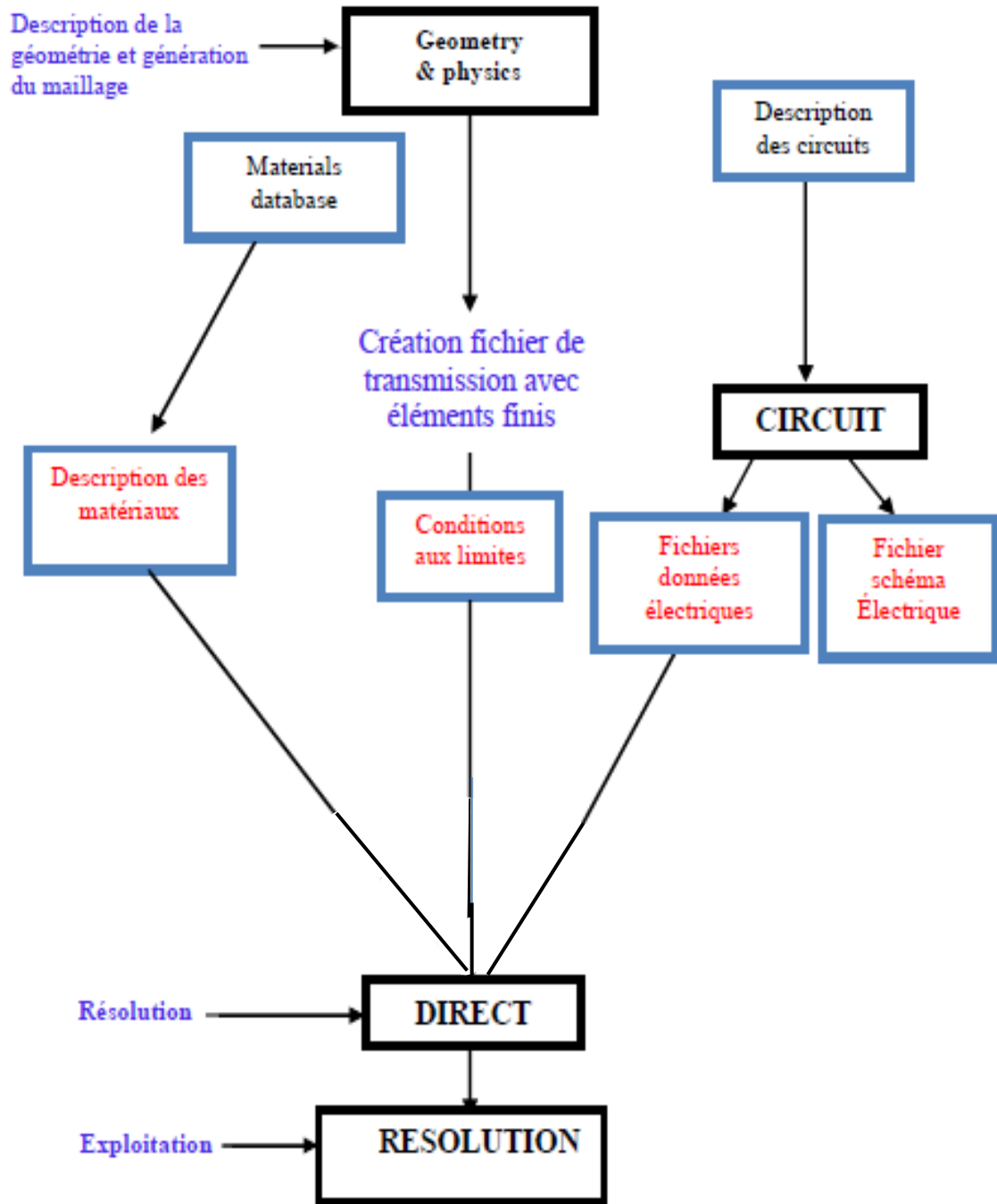


Fig.2.2. Phases de construction d'un projet Flux [33].

2.6. Application à la simulation de la machine asynchrone

Les caractéristiques de la machine asynchrone étudiée sont données au tableau

Partie	Paramètres	Valeur	Unité
Machine	Tension nominale	380	V
	Vitesse nominale	1000	Tr/min
	Nombre de poles	6	
	Frequence	50	Hz
Stator	Nombre de phases	3	
	Type de connexion	Y	
	Nombre d'encoches	36	
	Diametre interne	117	mm
	Diametre externe	170	mm
Rotor	Diametre externe	116.5	Mm
	Diametre interne	38	mm
	L'épaisseur de l'entrefer	0.25	mm
	Nombre de barres	28	

Tableau 2.1. Les caractéristiques de moteur asynchrone étudiée

La figure2.3. Suivante Démarche générale de construction de la géométrie

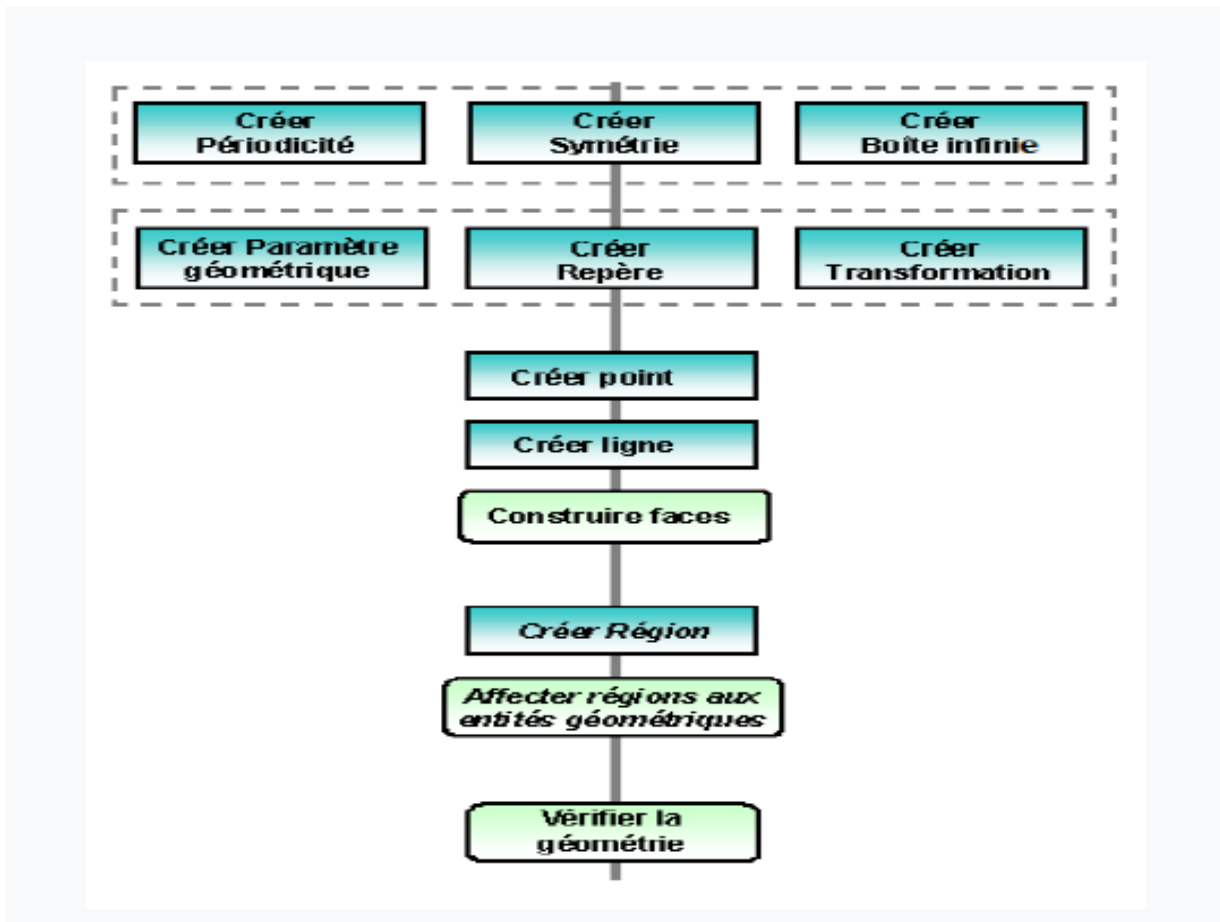


Fig.2.3. Démarche générale de construction de la géométrie [17].

Pratiquement, il suffit pour une machine saine de considérer un seul pôle grâce à la symétrie électrique et magnétique de la machine par rapport à son axe de rotation, mais ce n'est pas le cas pour une machine avec défaut où elle perd sa symétrie. Il faut donc réaliser la géométrie complète de la machine pour étudier son comportement avec défaut.

La figure suivante montre la création de l'encoche statorique et la barre rotorique.

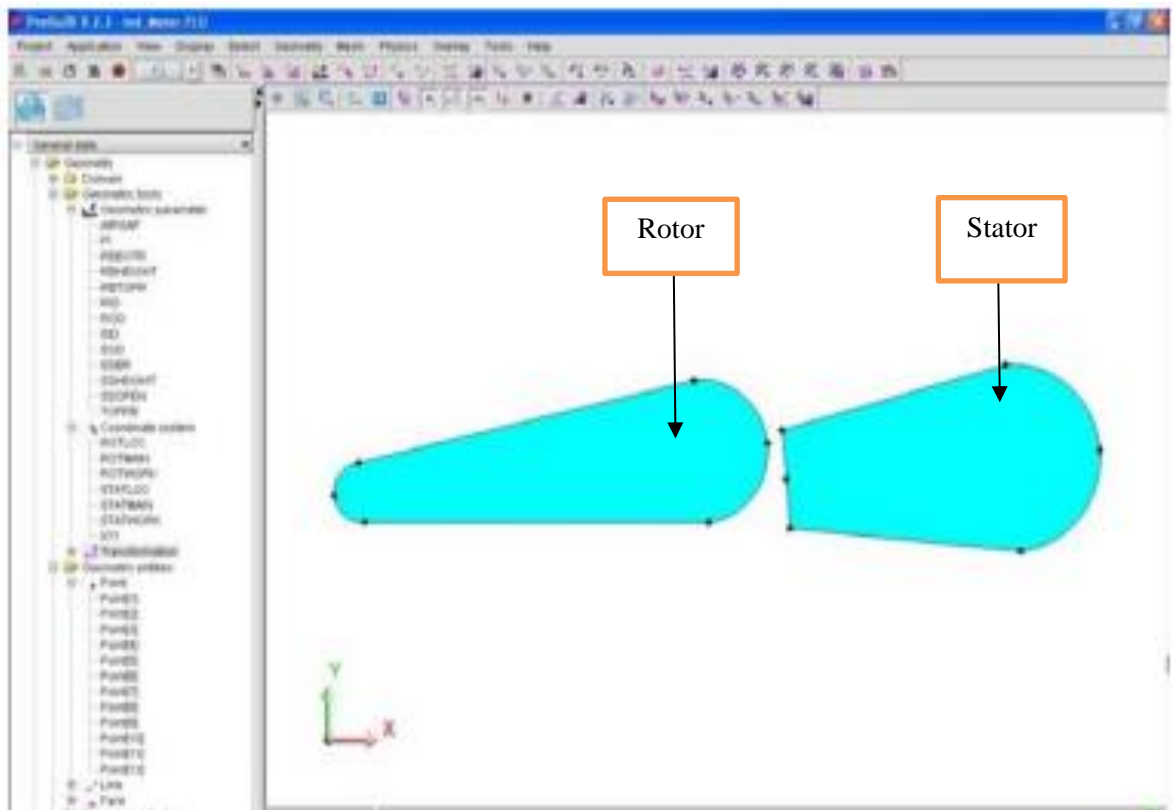


Fig.2.4. Encoche statorique et barre rotorique.

Pour compléter la géométrie facilement on ajoute des transformations qui doublent rapidement les surfaces et les lignes

La figure suivante montre la géométrie du modèle étudié, sa structure et ses dimensions.

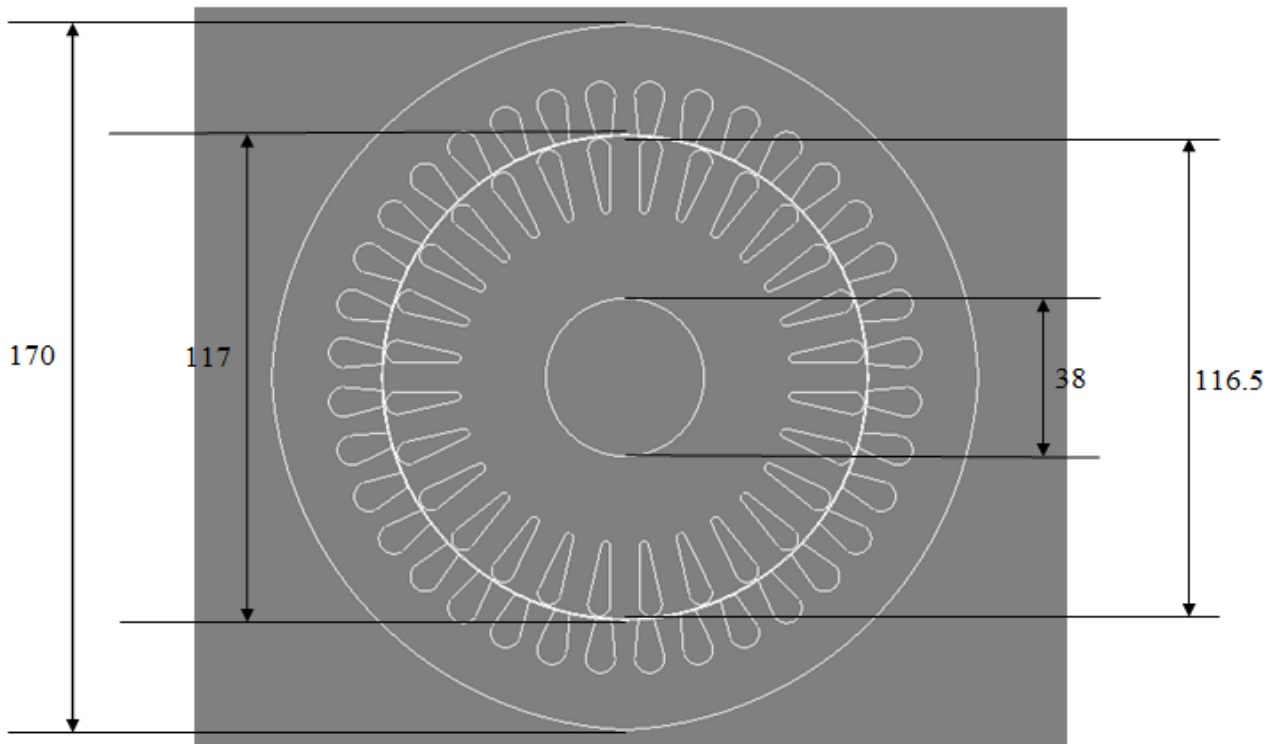


Fig.2.5. La géométrie de la machine étudiée.

La figure présente le circuit magnétique de la machine asynchrone et la répartition de ces trois phases d'alimentation sur les encoches statoriques.

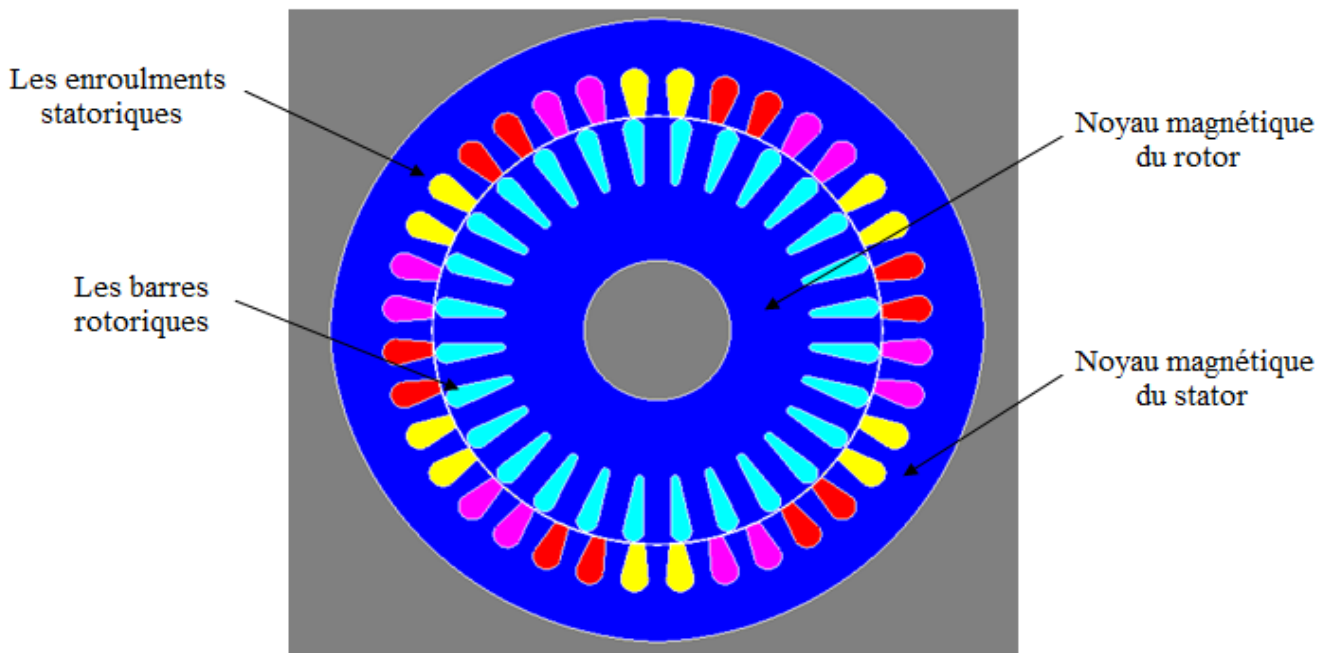


Fig.2.6. : Circuit magnétique de la MAS

La figure représente le maillage effectué sur le circuit magnétique de la machine.

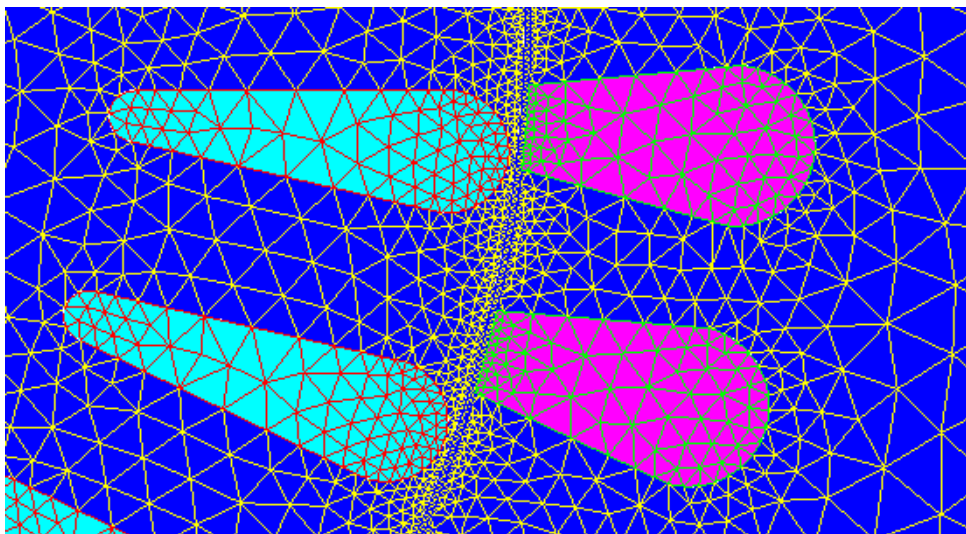
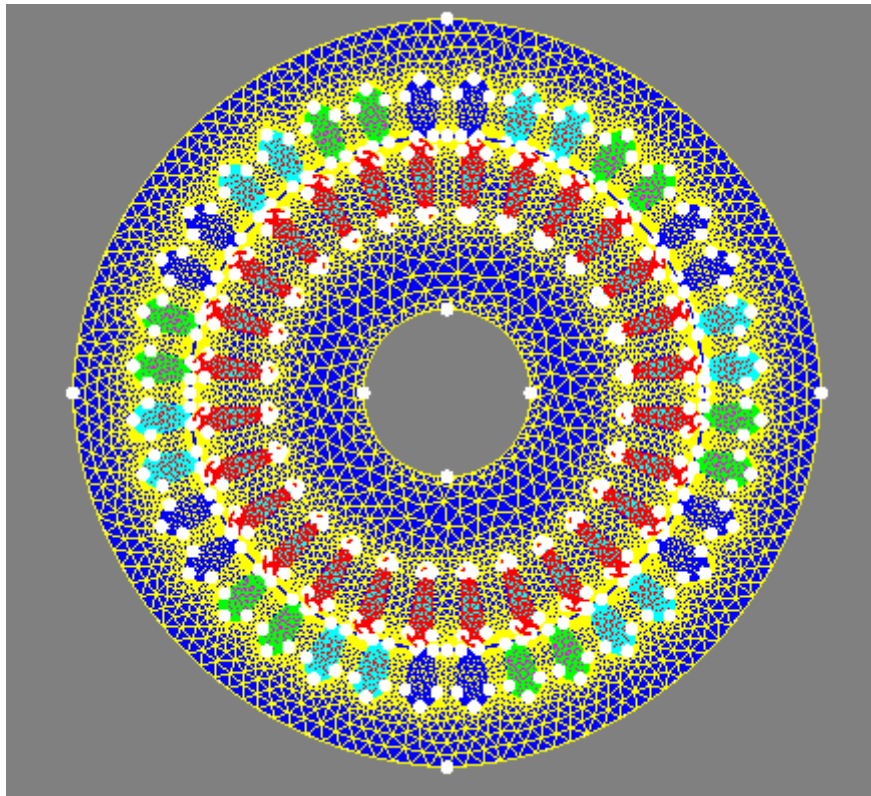


Fig.2.7. Fig2.8. Répartition du maillage.

Le maillage est plus dense au voisinage de l'entrefer puisque dans cette région se développe l'énergie électromagnétique. Par contre le maillage est plus grossier vers

l'arbre et vers l'extérieur de la culasse pour alléger les temps de calcul sans perte sensible d'information. La carcasse externe de la machine étant conductrice et généralement reliée la terre.

2.7. Les matériaux conducteurs

Pour les conducteurs statoriques, on supposera qu'ils se répartissent de façon uniforme dans les encoches, on affectera à cette région la résistivité de l'aluminium pour une température donnée, des enroulements, le foisonnement et le nombre de spires par encoche.

Au niveau de rotor, nous utiliserons aussi la résistivité de l'aluminium.

2.8. Les matériaux magnétiques

Pour ce qui est des propriétés magnétiques des matériaux ferreux (IRON), on prendra en compte la non-linéarité des caractéristiques B(H), ces données sont étudiées par notre encadrement.

Point number	H (A/m)	B (Tesla)
1	0.00	0.00
2	129.50	0.50
3	243.25	1.10
4	1850.00	1.60
5	3700.00	1.70
6	9900.00	1.85
7	22100.00	2.00
8	43000.00	2.10

Tableau2.2. B(H) du matériau magnétique.

La courbe B-H du circuit magnétique tracée par Flux2D est représentées ci-dessous :

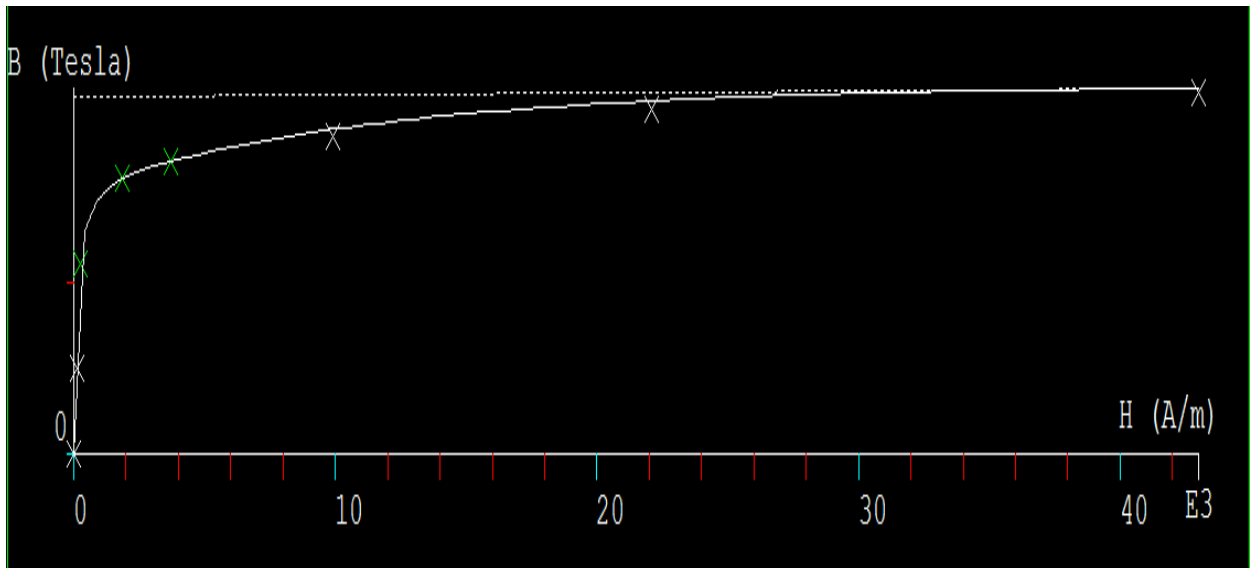


Fig.2.9. La courbe B-H du circuit magnétique.

2.9. Couplage avec les équations de circuit

Pour représenter fidèlement le moteur, il faut tenir compte des effets d'extrémités (inductance, résistance de tête de bobine et d'anneau de court circuit). (Fig.2.10) représentant : les sources de tension d'alimentation (V1,V2,V3). Le bobinage statorique (B1-6 A, B1-6 C, B1-6 C) avec 318 spires , les inductances de fuite, (L1, L2, L3), les résistances de chute de tension dans le réseau (R1, R2, R3).

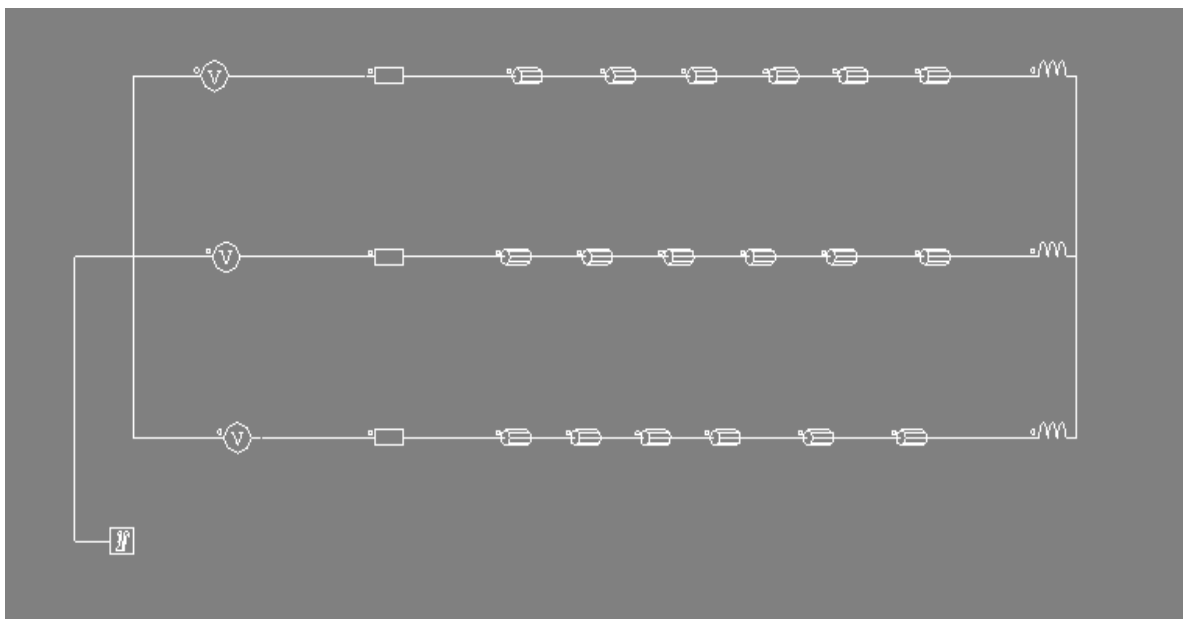


Fig.2.10. Le circuit électrique

2.10. Simulation de la machine asynchrone saine

Les résultats des simulations caractérisant le fonctionnement de la MAS dans son état sain sont présentés les figures suivantes.

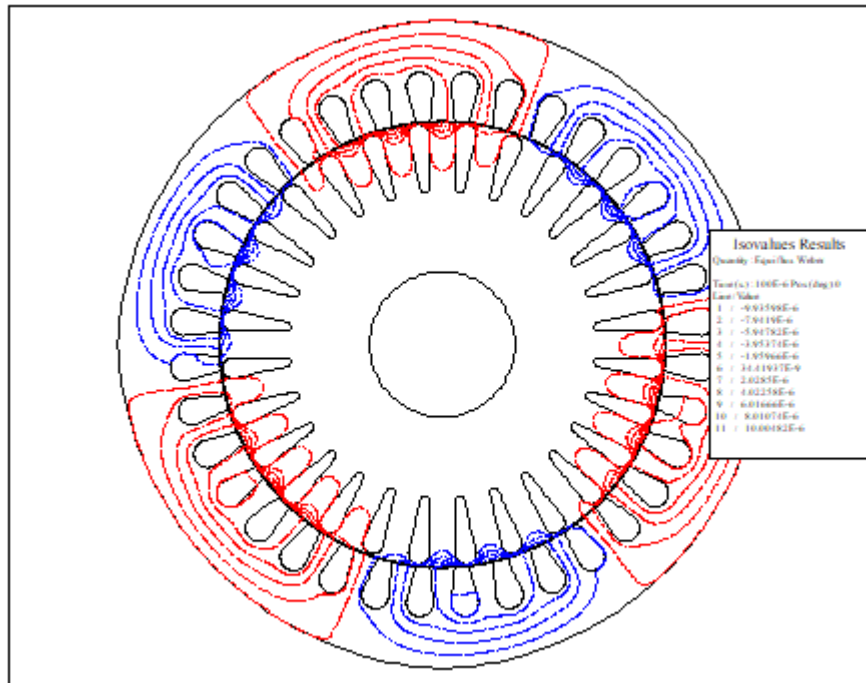


Fig.2.11. Distribution des lignes du flux

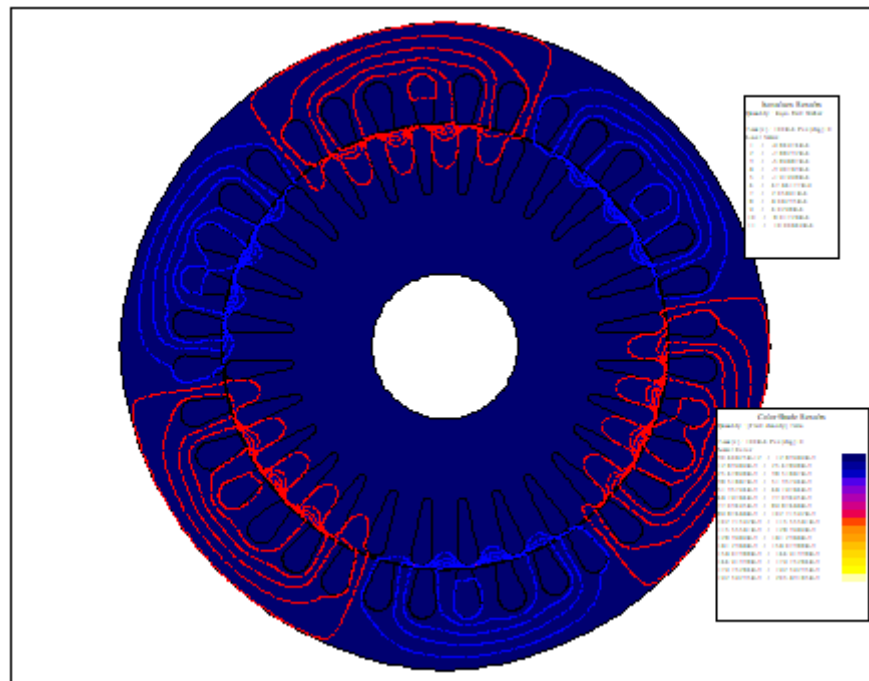


Fig.2.12. Induction magnétique.

Nous remarquons bien la présence de six pôles, La distribution des lignes est quasi symétrique par rapport aux axes des pôles.

Nous avons présenté l'évolution des grandeurs globales (les courants, le couple électromagnétique, la vitesse)

Les simulations par logiciel FLUX-2D sur machine saine, a donné les résultats suivants

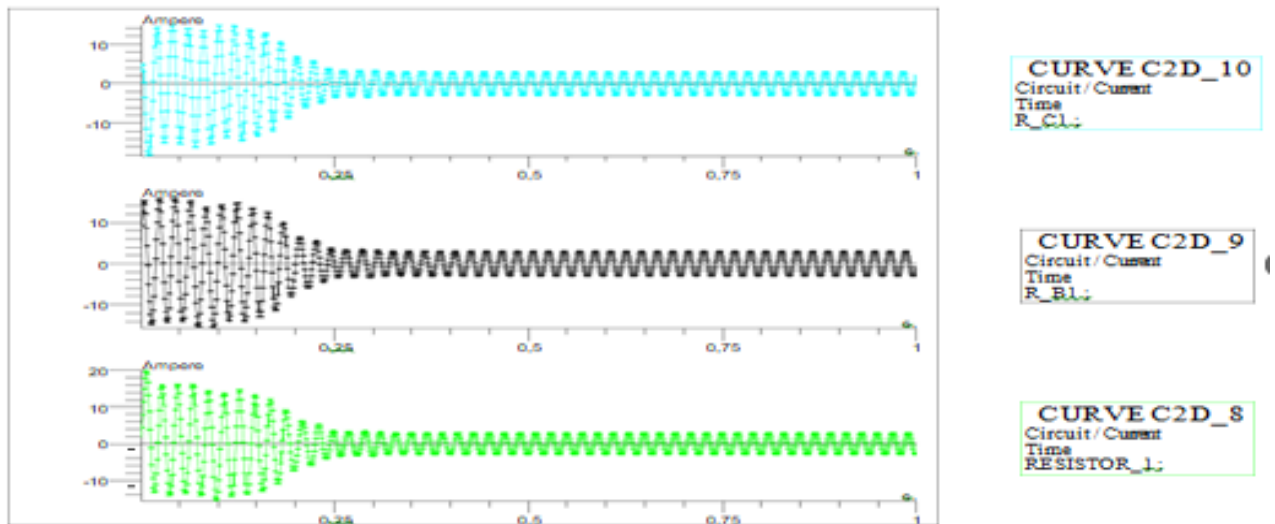


Fig.2.13. Les courants statoriques juxtaposé au niveau des résistances ; R-1, R-2, R3

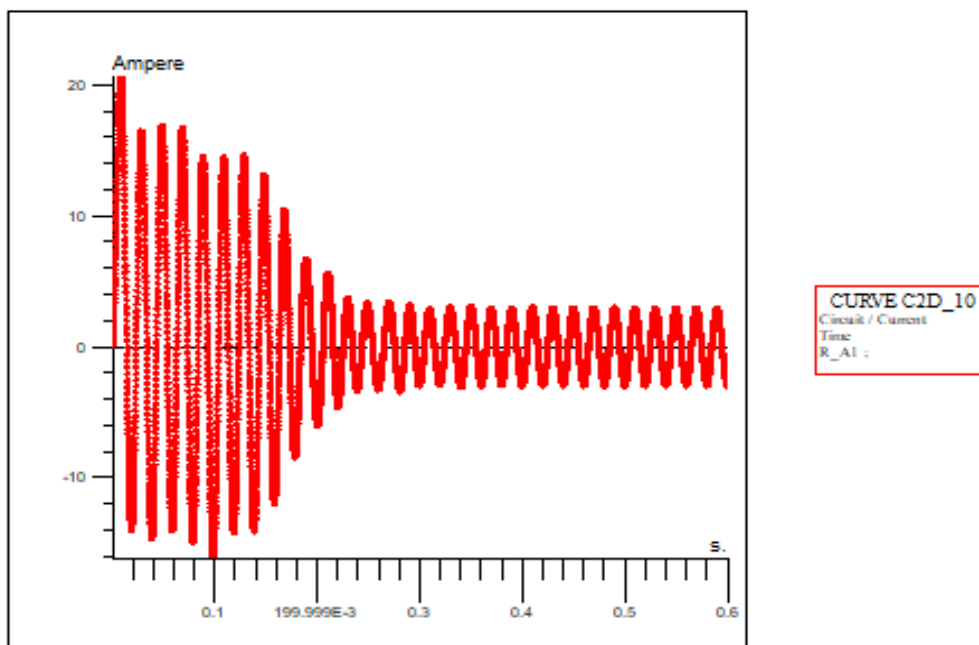


Fig.2.14. courant statorique dans une phase.

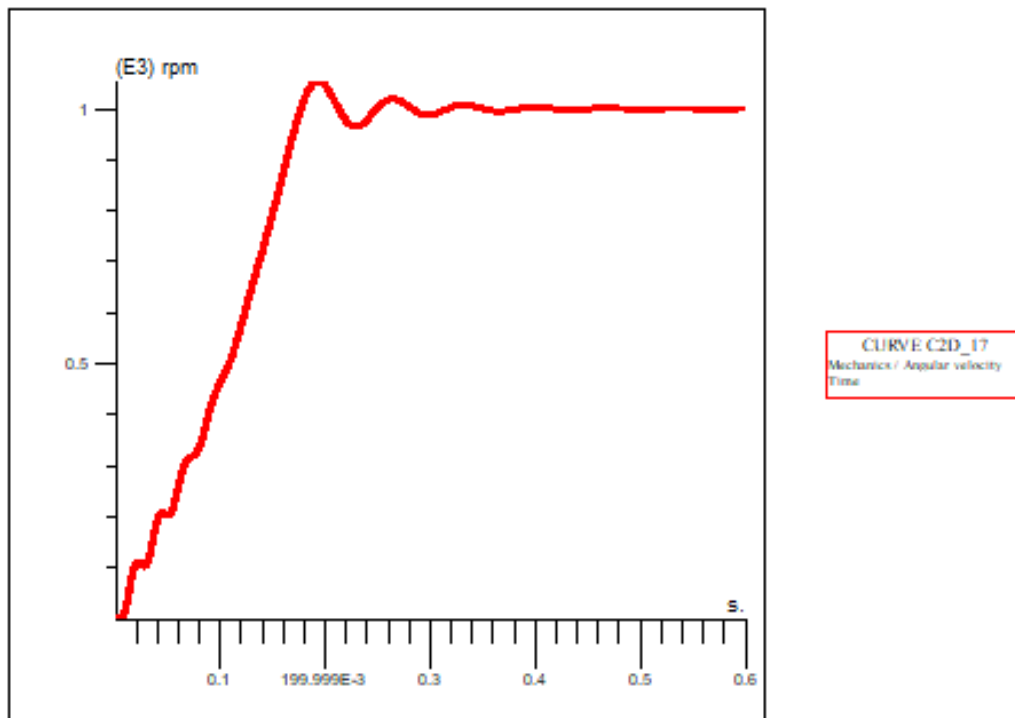


Fig.2.15. vitesse de rotation.

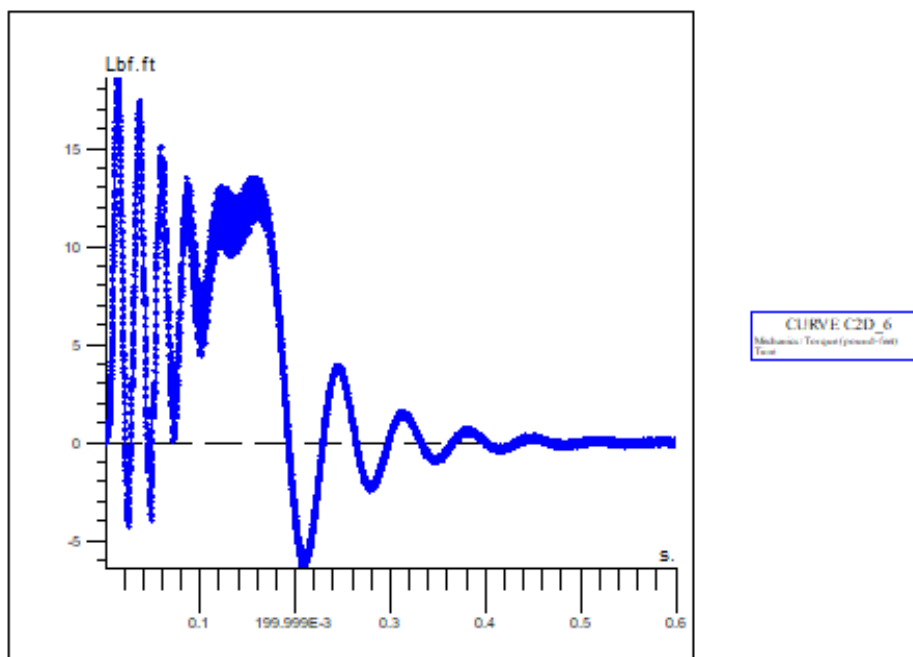


Fig.2.16. Le couple électromagnétique.

Interprétation :

Les figures représentent les résultats de simulation de la machine asynchrone.

Au régime transitoire le couple atteint 19Nm puis il commence à descendre pour atteindre une valeur nul puisqu'il n'y a pas de charge.

On remarque aussi un fort appel de courant au démarrage, il atteint des valeurs qui arrive jusqu'à 6 fois sa valeur nominale.

La vitesse atteint, la vitesse de synchronisme (999 rad/s) après le régime transitoire.

2.11. Simulation de la machine asynchrone en présence de court-circuit

Le court-circuit entre spires est le défaut le plus courant au stator. Leurs simulations permettent d'identifier les caractéristiques de ces défauts et de prédire les dommages à la machine. Nous avons effectué la simulation du moteur dans les différents cas :

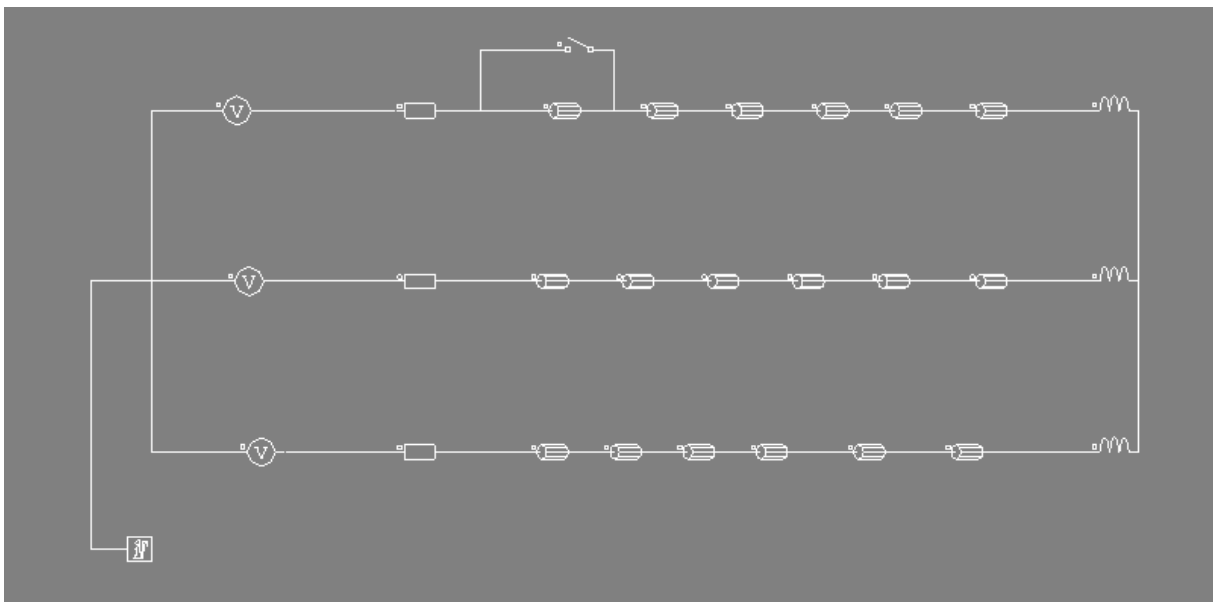


Fig.2.17. Le circuit électrique avec défaut court-circuit

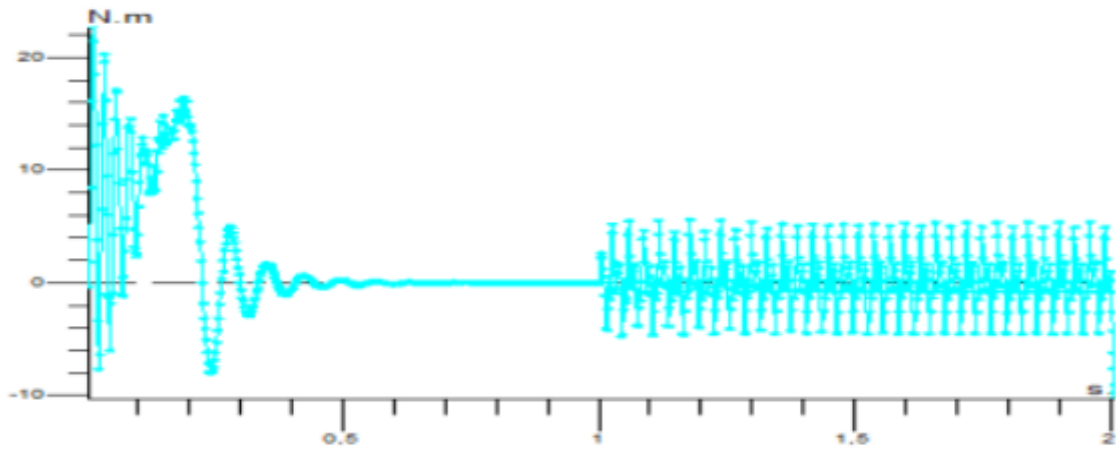


Fig.2.18. Le couple électromagnétique.

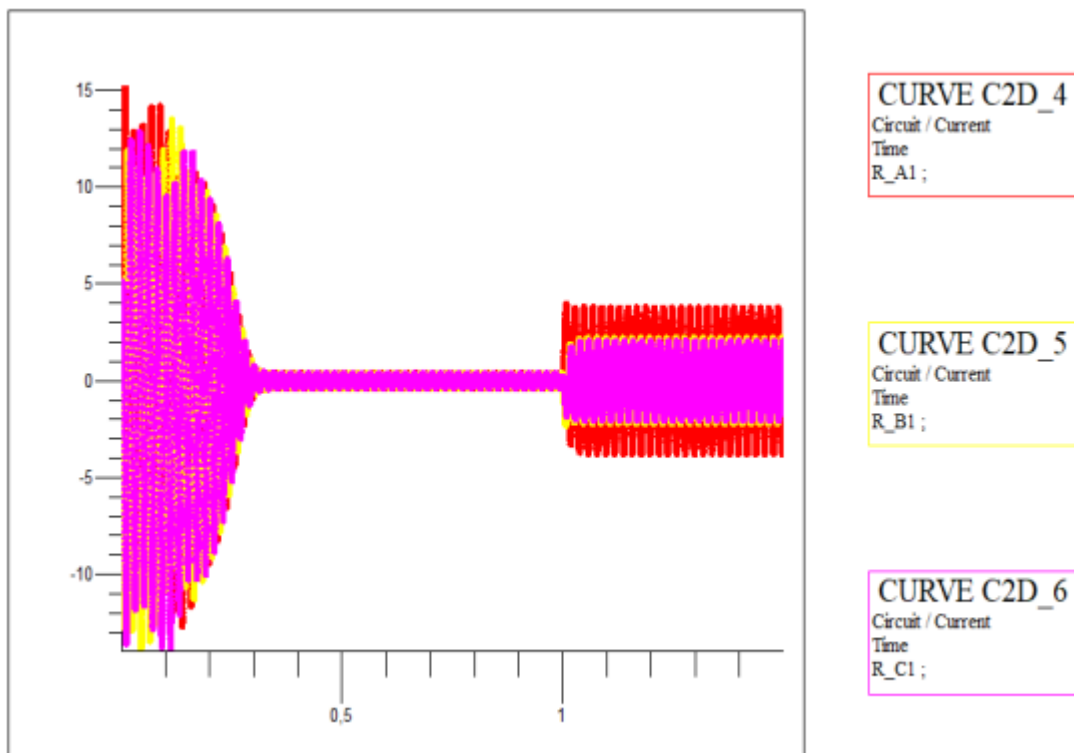


Fig.2.19. Les courants statoriques juxtaposé au niveau des résistances ; R-1, R-2,R-3

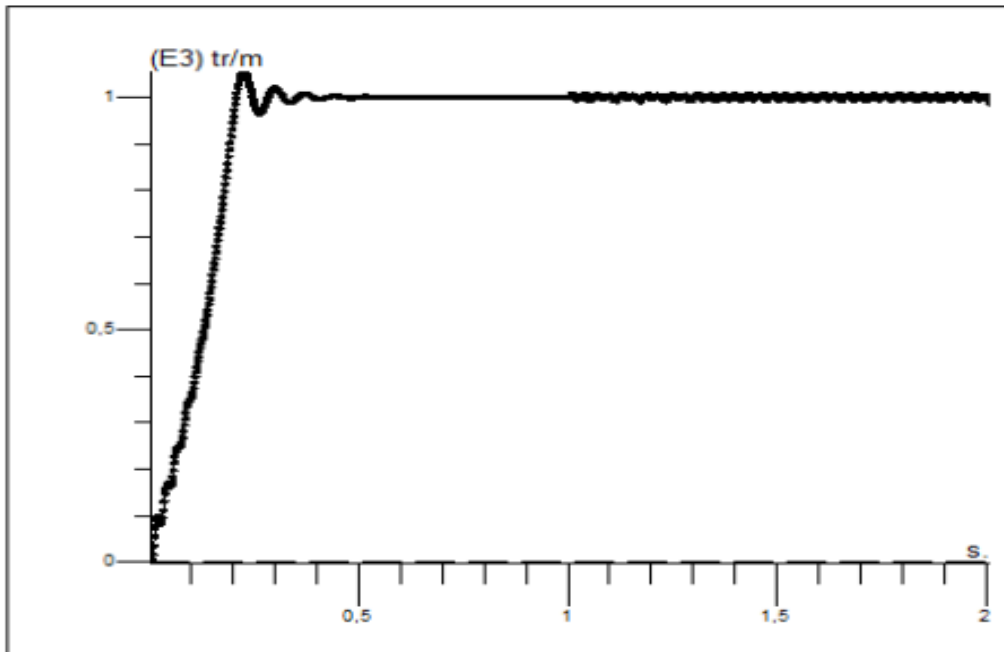


Fig.2.20. Vitesse de rotation.

Interprétation

On remarque que le régime transitoire est oscillatoire pour les différentes grandeurs de la machine.

La figure représente l'évolution des courants dans les trois phases du stator. Suite à un défaut lors de 16%, de court-circuit entre spires.

Nous constatons que les courants des phases ne sont plus équilibrés et que les perturbations des courants dépendent de la valeur de la résistance du défaut R_f .

On remarque une augmentation du courant et des oscillations sur la première phase plus importante que la deuxième et la troisième phase. Le couple électromagnétique ainsi que la vitesse de la machine asynchrone avant l'apparition du court-circuit statorique ont des valeurs sensiblement égales à celles en régime sain, mais ces signaux sont bruités pendant l'apparition du défaut.

Lorsque des spires sont en court-circuit, l'inductance propre d'une phase statorique infectée change, et par conséquent les autres courants de phases changent à cause de couplage magnétique. Plus le nombre de spires en court-circuit est important, plus l'augmentation de courant est plus significative.

2.12. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons simulé la machine asynchrone a cage d'écureuil en formulation magnéto transitoire, nous avons étudié son comportement magnétique en régime sain et en cas de défaut de court-circuit entre spires en utilisant la modélisation par éléments fini couplée avec un modèle circuit, cette méthode de modélisation nous obligeons à bien déterminer la géométrie de la machine et son circuit électrique et les matériaux utilisés pour atteindre un bon résultat.

Nous avons évidemment confronté les résultats donnés par les deux cas, qui nous a permis d'étudier les conséquences locales d'un défaut sur les différents signaux de la machine.

CHAPITRE 3

LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIEL

3.1. Introduction

Les réseaux de neurones, fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituent une approche d'Intelligence Artificielle (IA) permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement.

Nous commençons donc ce chapitre par des définitions de base expliquant ce qu'est un neurone formel, qu'est-ce qu'un réseau de neurones et ce qu'apprennent les RN. Nous commencerons par les domaines d'application des réseaux de neurones dans une première partie. En fait, nous allons utiliser des réseaux de neurones pour identifier, détecter ou classer les défauts dans les machines asynchrones, il est donc nécessaire de couvrir plus en détail l'algorithme utilisé dans la deuxième partie.

3.2. Applications

Les réseaux de neurones servent aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines. Par exemple, on a développé un autopilote pour avion, ou encore un système de guidage pour automobile, on a conçu des systèmes de lecture automatique de chèques bancaires et d'adresses postales, on produit des systèmes de traitement du signal pour différentes applications militaires, un système pour la synthèse de la parole, des réseaux sont aussi utilisés pour bâtir des systèmes de vision par ordinateur, pour faire des prévisions sur les marchés monétaires, pour évaluer le risque financier ou en assurance, pour différents processus manufacturiers, pour le diagnostic médical, pour l'exploration pétrolière ou gazière, en robotique, en télécommunication, les réseaux de neurones ont aujourd'hui un impact considérable et, il y a fort à parier, que leur importance ira grandissant dans le futur [22].

3.3. Les Neurones biologiques

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. Les neurones, au nombre d'une centaine de milliards, sont les cellules de base du système nerveux central. Chaque neurone reçoit des influx nerveux à travers ses dendrites (récepteurs), les intègre pour en former un nouvel influx nerveux qu'il transmet à un neurone voisin par biais de son axone (émetteur). La transmission entre deux neurones n'est pas directe. En fait, il existe un espace intercellulaire de quelques

dizaines d'Angströms (10^{-9} m) entre l'axone du neurone afférent et les dendrites (on dit une dendrite) du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse [19]. La figure 3.1 & 3.2 suivantes montre ce que nous avons détaillé.

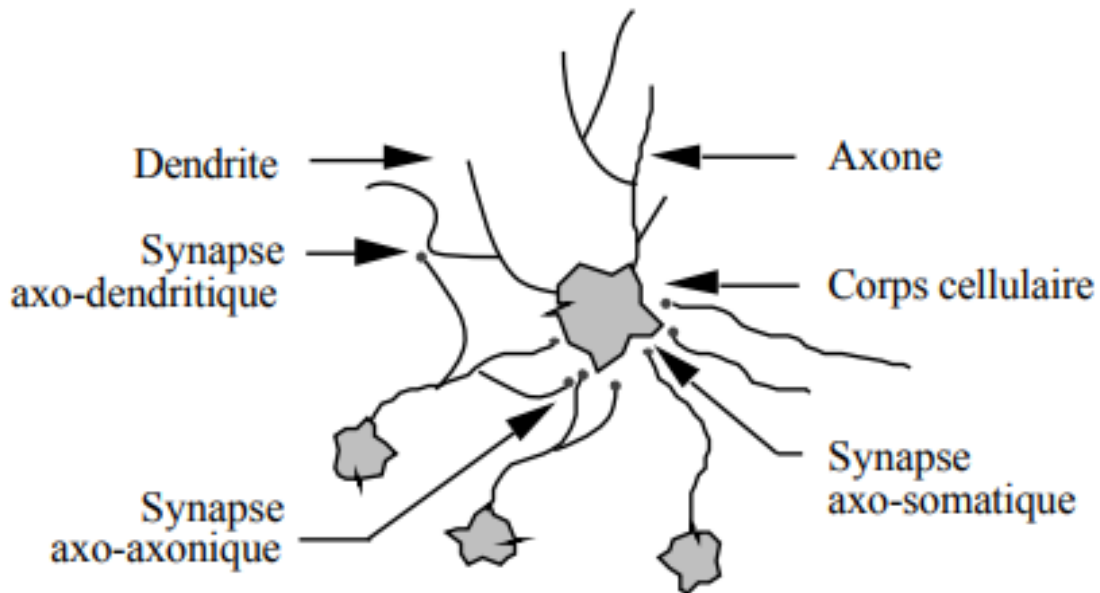


Fig.3.1. Un neurone avec son arborisation dendritique [19].

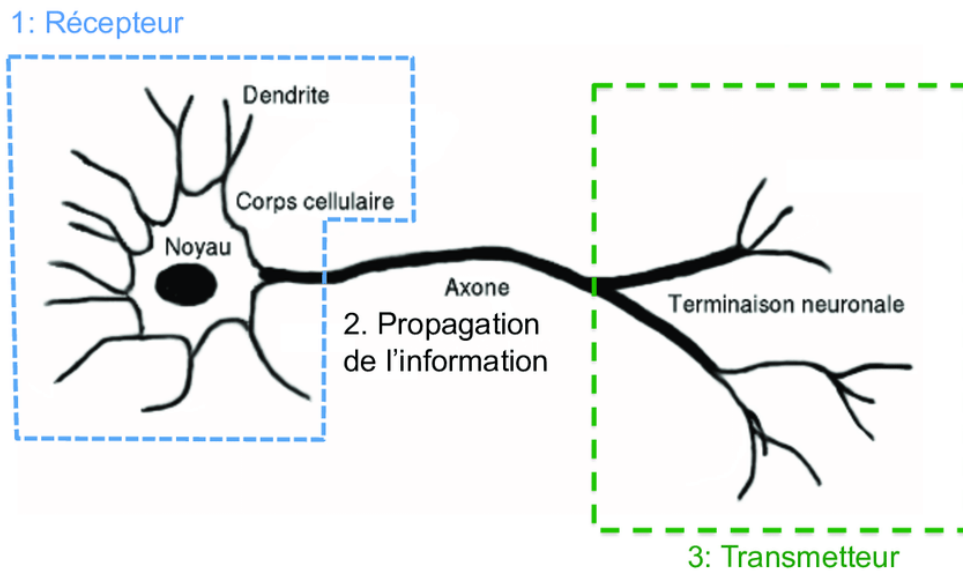


Fig.3.2. Représentation schématique d'un neurone biologique [19]

3.4. Les neurones artificiels

Le premier modèle mathématique de neurone est le neurone formel de McCulloch et Pitts (1943).

Un neurone formel est une représentation artificielle et schématique d'un neurone biologique :

- Les synapses sont modélisées par des poids,
- Le soma ou corps cellulaire est modélisé par la fonction de transfert, appelé aussi fonction d'activation
- L'axone par l'élément de sortie

La Figure 3.3. présente une représentation schématique sur la mise en correspondance de neurone biologique / neurone artificiel

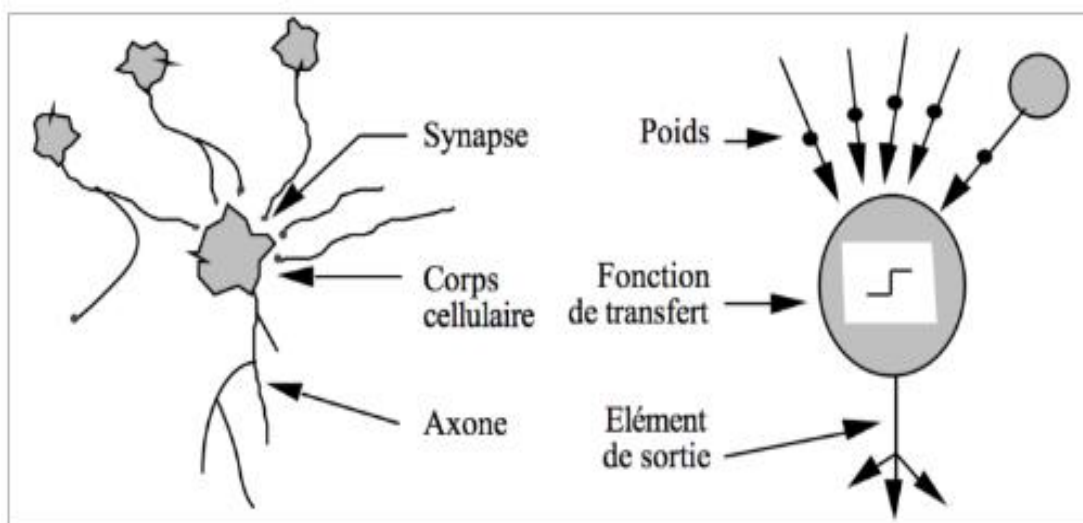


Fig.3.3. Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel [20].

Le neurone formel reçoit et émet des signaux binaires (0/1). La somme pondérée de toutes ses entrées est comparée à un seuil theta. Si ce seuil est dépassé, le neurone s'active, sinon il ne transmet aucun signal.

La somme pondérée des signaux d'entrée (stimuli), constituant l'activation du neurone donc Si elle dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse (sous forme de potentiel d'action) dont la valeur est celle de son activation. Si le neurone n'est pas activé, il ne transmet rien. Cette somme se transforme en sortie après son passage par une fonction de seuillage ou de transfert [20].

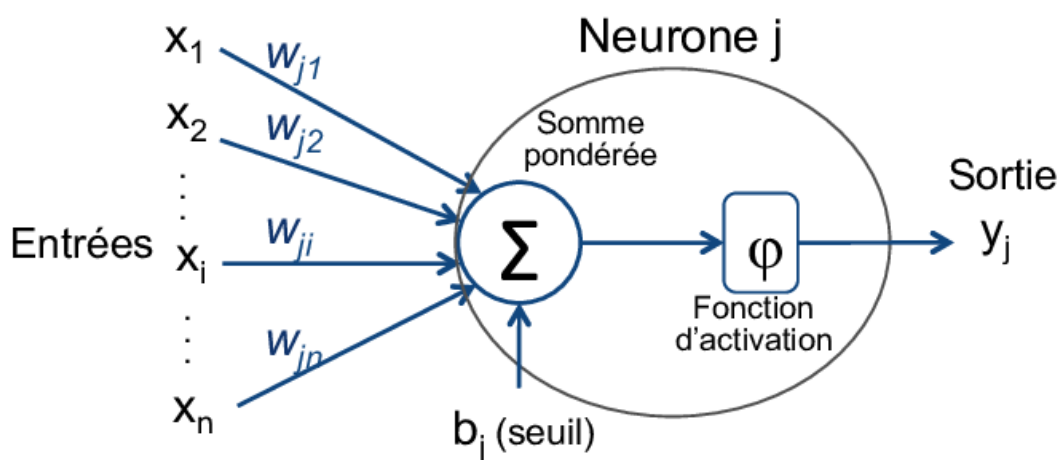


Fig.3.4. representation d'un neurone artificiel [20].

3.5. Fonction d'activation du neurone formel

La fonction f est appelée fonction d'activation (ou fonction de transfert). Elle peut être une fonction à seuil, une fonction linéaire ou non linéaire, elle permet de calculer la valeur de sortie de chaque neurone. C'est ce calcul qui détermine combien de neurones doivent être activés pour résoudre le problème. Un algorithme est ensuite créé. Il fait correspondre un résultat à chacune des entrées.

Le seuil de déclenchement est en général provoqué par une entrée inhibitrice x , parfois appelée biais.

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone, les trois les plus utilisées sont les fonctions « seuil », « linéaire » et « sigmoïde » suivantes [20].

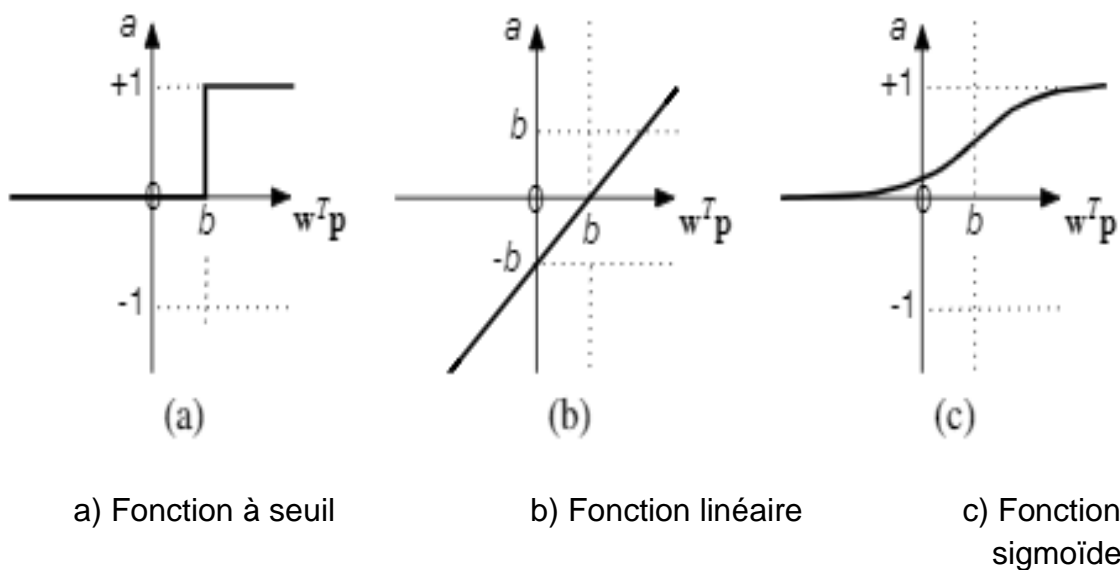


Fig.3.5. Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel [20].

La valeur de la fonction d'activation est la sortie y du neurone.

$$y = f \left(\sum_{i=1}^N w_i * x_i + b \right)$$

3.6. Présentation des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée.

Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. 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. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feed-forward » comme le présente dans la figure 3.6 suivante. [22]

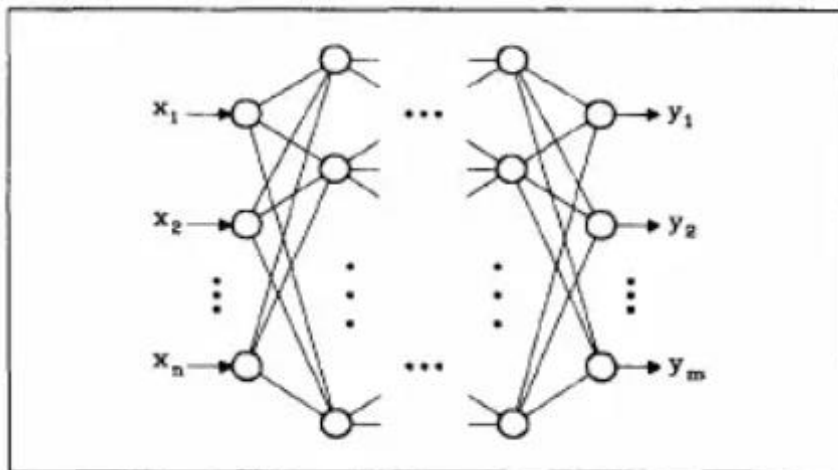


Fig.3.6. Feed-Forward réseaux de neurones [22]

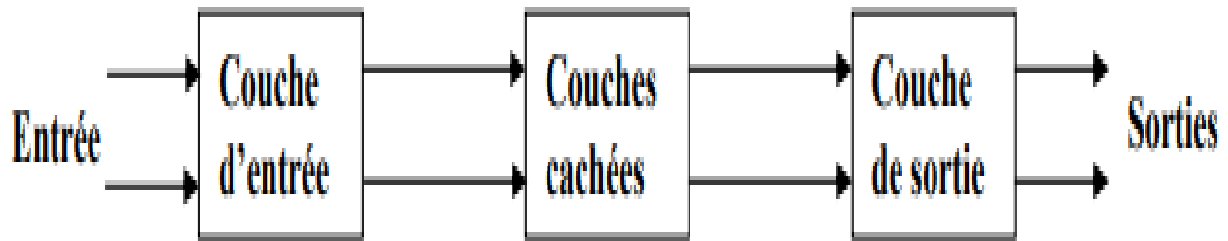


Fig.3.7. Architecture d'un réseau de neurone [22]

3.7. Avantages des réseaux de neurones

Il apparaît qu'un réseau de neurones tire sa puissance de calcul, d'une part, de sa structure distribuée massivement parallèle et, d'autre part, de sa capacité à apprendre et donc à généraliser. La généralisation fait référence au réseau de neurones produisant des sorties raisonnables pour les entrées non rencontrées pendant la formation (apprentissage). Ces deux capacités de traitement de l'information permettent aux réseaux de neurones de résoudre des problèmes complexes (à grande échelle) qui sont actuellement insolubles. En pratique, cependant, les réseaux de neurones ne peuvent pas fournir la solution en travaillant

Individuellement. Au contraire, ils doivent être intégrés dans une approche d'ingénierie système cohérente. Plus précisément, un problème d'intérêt complexe est décomposé en un certain nombre de tâches relativement simples, et les réseaux de neurones se voient attribuer un sous-ensemble de tâches qui correspondent à leurs capacités inhérentes. Il est important de reconnaître, cependant, que nous avons un long chemin à parcourir (si jamais) avant de pouvoir construire une architecture informatique qui imite un cerveau humain.[22]

3.8. Architecture des réseaux de neurones

3.8.1. Les réseaux de neurones bouclés (ou récurrents)

Nous introduisons ici l'architecture la plus générale pour un réseau de neurones, les réseaux bouclés, dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de cycle). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela

n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération. Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, un retard, multiple entier (éventuellement nul) de l'unité de temps choisie. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul [23].

3.8.2. Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonctions algébriques de ses entrées, par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones.

Un réseau de neurones non bouclé est donc représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière : si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les connexions entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique: si l'on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ. La représentation de la topologie d'un réseau par un graphe est très utile, notamment pour les réseaux bouclés, comme nous le verrons. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de fonctions sont les neurones de sortie ; ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés La seule contrainte sur le graphe des connexions d'un réseau de neurones non bouclé est qu'il ne contienne pas de cycle. On peut donc imaginer une grande variété de topologies pour ces réseaux. Néanmoins, pour des raisons que nous développerons plus bas, la très grande majorité des applications des réseaux de neurones mettent en jeu des réseaux à couches [23].

3.9. Apprentissage des RNA

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Le modèle sans apprentissage présente en effet

peu d'intérêt. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience. Il est souvent impossible de décider à priori des valeurs des poids des connexions d'un réseau pour une application donnée. A l'issue de l'apprentissage, les poids sont fixés : c'est alors la phase d'utilisation. Certains modèles de réseaux sont improprement dénommés à apprentissage permanent. Dans ce cas il est vrai que l'apprentissage ne s'arrête jamais, cependant on peut toujours distinguer une phase d'apprentissage (en fait de remise à jour du comportement) et une phase d'utilisation. Cette technique permet de conserver au réseau un comportement adapté malgré les fluctuations dans les données d'entrées.

Il existe essentiellement deux types d'apprentissage, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage supervisé [24].

3.9.1. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage non supervisé consiste à ajuster les poids à partir d'un seul ensemble d'apprentissage formé uniquement de données. Aucun résultat désiré n'est fourni au réseau. Qu'est-ce que le réseau apprend exactement dans ce cas l'apprentissage consiste à détecter les similarités et les différences dans l'ensemble d'apprentissage. Les poids et les sorties du réseau convergent, en théorie, vers les représentations qui capturent les régularités statistiques des données (Fukushima, 1988 ; Hinton, 1992). Ce type d'apprentissage est également dit compétitif et (ou) coopératif (Grossberg, 1988). L'avantage de ce type d'apprentissage réside dans sa grande capacité d'adaptation reconnue comme une auto organisation, « self-organizing » (Kohonen, 1987). L'apprentissage non supervisé est surtout utilisé pour le traitement du signal et l'analyse factorielle [18].

3.9.2. Apprentissage supervisé

Dans ce type d'apprentissage, on cherche à imposer au réseau un fonctionnement donné en forçant à partir des entrées qui sont présentées, les sorties du réseau à prendre des valeurs données en modifiant les poids synaptiques. Le réseau se comporte alors comme un filtre dont les paramètres de transfert sont ajustés à partir des couples entrée/sortie présentés. L'adaptation des paramètres du réseau

s'effectue à partir d'un algorithme d'optimisation, l'initialisation des poids synaptiques étant le plus souvent aléatoire.

On connaît donc, en tous points ou seulement en certains points, les valeurs que doit avoir la sortie du réseau en fonction des entrées correspondantes : c'est en ce sens que l'apprentissage est « supervisé », métaphore qui signifie qu'un « professeur » peut fournir au réseau des « exemples » de ce que celui-ci doit faire [18].

3.10. Classement des RNA

3.10.1. Le Perceptron

Le perceptron, l'un des plus anciens algorithmes de machine Learning, a été inventé en 1957 par Frank Rosenblatt, au sein du Cornell Aeronautical Laboratory. Quelques années plus tôt en 1951, deux mathématiciens américains, Marvin Minsky et Dean Edmonds, avaient réussi à mettre en pratique un réseau de neurones artificiels. Mais c'est le psychologue de formation Frank Rosenblatt qui devient le véritable inventeur du perceptron. Il crée un modèle d'apprentissage, avec une simulation sous la forme d'un logiciel d'abord sur un IBM 704, puis sur une machine spécifique nommée Mark. Cette dernière était destinée à la reconnaissance d'images, le réseau de neurones artificiels permettant de traiter les informations entrées, de les classer et d'obtenir un résultat en toute autonomie. Le premier système de machine Learning efficace repose toutefois sur des perceptrons simples, limitant les possibilités de calculs [29].

Le perceptron permet de faire fonctionner un réseau de neurones artificiels.

Le perceptron est un neurone artificiel, une unité qui appartient à un réseau de neurones artificiel. Pour mieux comprendre ce concept, il est nécessaire de revenir à la définition de réseau de neurones. Un cerveau humain est constitué de milliards de neurones, des cellules nerveuses connectées entre elles, qui permettent de traiter des informations. Le réseau de neurones artificiels tend à copier le fonctionnement du cerveau humain, en recréant des neurones fictifs. Le perceptron est un algorithme qui reçoit des données avec un certain poids, qui les calcule et qui produit un résultat transmis à d'autres perceptrons par des liens interconnectés. Le réseau de neurones artificiels avec une capacité d'apprentissage autonome est à la base du machine Learning et de l'intelligence artificielle (IA) [29].

3.10.2. Perceptron monocouche (simple)

Un réseau de neurones artificiels simple est composé d'entrées et d'une seule sortie. Le cheminement des informations se fait par un circuit de liens qui relie entre eux des perceptrons ou algorithmes traitant les données. Le perceptron simple ou monocouche fonctionne sur un modèle basique de type classifieur linéaire (qui sépare deux classes).

L'inconvénient de ce système tient dans l'impossibilité de travailler sur des données complexes et en grand nombre. Le modèle d'apprentissage basé sur le perceptron monocouche reste basique et limité dans ses applications, car la séparation des classes n'est effective que de manière linéaire [23].

3.10.3. Perceptron Multicouche

Un perceptron multicouche est un modèle de réseaux artificiels, qui comprend plusieurs couches cachées, et permet de produire un séparateur non linéaire. Il est constitué de plusieurs entrées et sorties.

Il s'agit d'un réseau à propagation directe (Feed forward) disposant d'un nombre de neurones artificiels variable, qui compose plusieurs couches du système neuronal. On dépasse alors le machine Learning pour entrer dans l'ère du deep Learning, avec des systèmes d'apprentissage pouvant traiter des données en profondeur [23].

3.11. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté des généralités sur les réseaux de neurones artificiels, des notions de bases tel que le neurone biologique formel et la fonction d'activation, les avantages l'architecture et l'apprentissage.

CHAPITRE 04

Application des RNA au diagnostic de la machine asynchrone

4.1. Introduction

La diversité des défauts et les causes possibles entraînant une panne dans la machine, facilite les erreurs sur la nature et la localisation de cette panne. Un diagnostic fiable, nécessite une bonne connaissance des mécanismes des défauts à surveiller, ainsi que leurs conséquences sur les grandeurs électromagnétiques de la machine. Le grand développement qu'ont connu les équipements et les logiciels du traitement de signal a rendu le diagnostic des défauts dans les machines électriques possible. Le principe des nouvelles techniques du diagnostic est basé sur la détermination de la composition fréquentielle des signaux issus de la machine, puis la localisation de certaines harmoniques qui caractérisent les défauts.

Ce chapitre est une introduction au diagnostic des défauts dans les systèmes physiques. Il est question, dans un premier temps, de mettre en relief les différents concepts et notions rencontrés dans la littérature du diagnostic des défauts car un bon diagnostic nécessite une bonne compréhension de ces notions. Le principe de base du diagnostic sera alors présenté ainsi que la méthode des réseaux de neurones artificiels proposée dans ce mémoire. On doit tester alors la validité de l'application des RNA au diagnostic de défaut (court-circuit d'une phase) de la machine asynchrone, modélisée par un réseau neurone monocouche en utilisant la fenêtre `nnTool` du `matlab` et un programme créé aussi sur `matlab`, puis en comparant les deux méthodes.

4.2. Diagnostic

De nombreuses définitions sont proposées pour le terme de diagnostic, celle du dictionnaire *Robert* est rigoureusement étymologique : « action de déterminer une maladie d'après ses symptômes ». L'origine de ce mot provient de deux mots grecs, « *dia* » qui signifie « par » et « *gnossie* » qui signifie « connaissance ».

Dans l'industrie, le diagnostic est défini par l'ensemble d'actions visant à évaluer un procédé (système) et identifier la cause probable des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test de son fonctionnement.

Le diagnostic est en principe défini comme un processus à trois phases :

- Détection du mode de fonctionnement.

- Qualification du mode de fonctionnement.
- Décision à partir de la reconnaissance du mode de fonctionnement.

Pour effectuer le diagnostic d'une installation industrielle, les opérateurs de la maintenance analysent un certain nombre des signaux issus de la machine. En effet l'évolution temporelle et fréquentielle de ces signaux, peuvent être exploités pour détecter les anomalies qui affectent le bon fonctionnement de la machine. D'après la littérature, les principaux signaux de la machine utilisés pour obtenir des informations sur l'état de santé de la machine sont les suivants :

- Courant statorique.
- Couple électromagnétique.
- Vibration mécanique.
- Puissance instantanée statorique [29].

4.3. Caractéristiques d'un système de diagnostic

L'ensemble des caractéristiques souhaitées qu'un système de diagnostic devrait posséder est :

- a) Détection rapide.
- b) Isolation : c'est l'habilité pour différencier les défauts.
- c) Robustesse vis-à-vis de certains bruits et d'incertitudes.
- d) Identification de nouveauté : on se réfère à la capacité de décider si le processus est en état normal ou anormal. Dans le cas d'anomalie, il faut identifier s'il s'agit d'un défaut connu ou d'un nouveau défaut.
- e) Estimation de l'erreur de classification du défaut (diagnostic) en vue de sa fiabilité.
- f) Adaptabilité : le système de diagnostic devrait être adaptable aux changements de conditions du processus (perturbations, changements d'environnement).
- g) Facilité d'explication de l'origine du défaut et de la propagation de celui-ci. Ceci est important pour la prise de décision en ligne.
- h) Conditions de modélisation : pour le déploiement rapide et facile des classificateurs de diagnostic en temps réel, l'effort de modélisation devrait être aussi minimal que possible.

- i) Facilité de mise en œuvre informatique (faible complexité dans les algorithmes et leur implémentation) et capacité de stockage.
- j) Identification de multiples défauts : pour de grands processus, l'énumération combinatoire de multiples défauts est trop importante et ils ne peuvent être explorés de manière exhaustive [31].

4.5. Les différentes étapes d'un diagnostic

Effectuer un diagnostic nécessite un certain nombre d'étapes qui s'enchaînent.

- **Etape d'acquisition de données**

La procédure de diagnostic nécessite une disponibilité d'informations sur le fonctionnement du système à surveiller. Ces informations sont recueillies lors d'une phase d'acquisition de données suivie d'une validation.

- **Etape d'élaboration d'indicateurs de défauts**

A partir des mesures réalisées et des observations issues des opérateurs en charge de l'installation, il s'agit de construire des indicateurs permettant de mettre en évidence les éventuels défauts pouvant apparaître au sein du système. Dans le domaine du diagnostic, les indicateurs de défauts sont couramment dénommés les résidus ou symptômes.

- **Etape de détection**

Cette étape doit permettre de décider si le système se trouve ou non dans un état de fonctionnement normal. Il ne suffit pas de tester la non nullité des résidus pour décider de l'apparition d'un défaut car, dans la pratique, les grandeurs mesurées sont toujours entachées de bruits et le système à surveiller est toujours soumis à des perturbations. Par conséquent, cette étape fait le plus souvent appel aux tests statistiques ou, de manière plus simple, est réalisée à l'aide d'un seuillage.

- **Etape de localisation**

Il s'agit à partir des résidus non nuls statistiquement, de localiser le défaut, c'est-à-dire de déterminer le ou les éléments défectueux. La procédure de localisation nécessite l'utilisation d'un ensemble (ou vecteur) de résidus, qui doivent avoir des propriétés permettant de caractériser de manière unique chaque défaut.

- **Etape de prise de décision**

Il s'agit de décider de la marche à suivre afin de conserver les performances souhaitées, du système sous surveillance. Cette prise de décision doit permettre de générer, éventuellement sous le control d'un opérateur humain, les actions correctrices nécessaires à un retour à la normale du fonctionnement de l'installation.

En résumé, quelle que soit la méthode employée, la procédure de diagnostic comprend deux principales étapes, une étape de génération de résidus et une étape d'évaluation des résidus [31].

4.6. Les méthodes de diagnostic

Le diagnostic qu'il soit médical ou bien industriel est toujours basé sur la comparaison entre le comportement du procédé défaillant et les connaissances du comportement sain ou de son modèle.

Le graphe suivant présente les différentes méthodes de diagnostic.

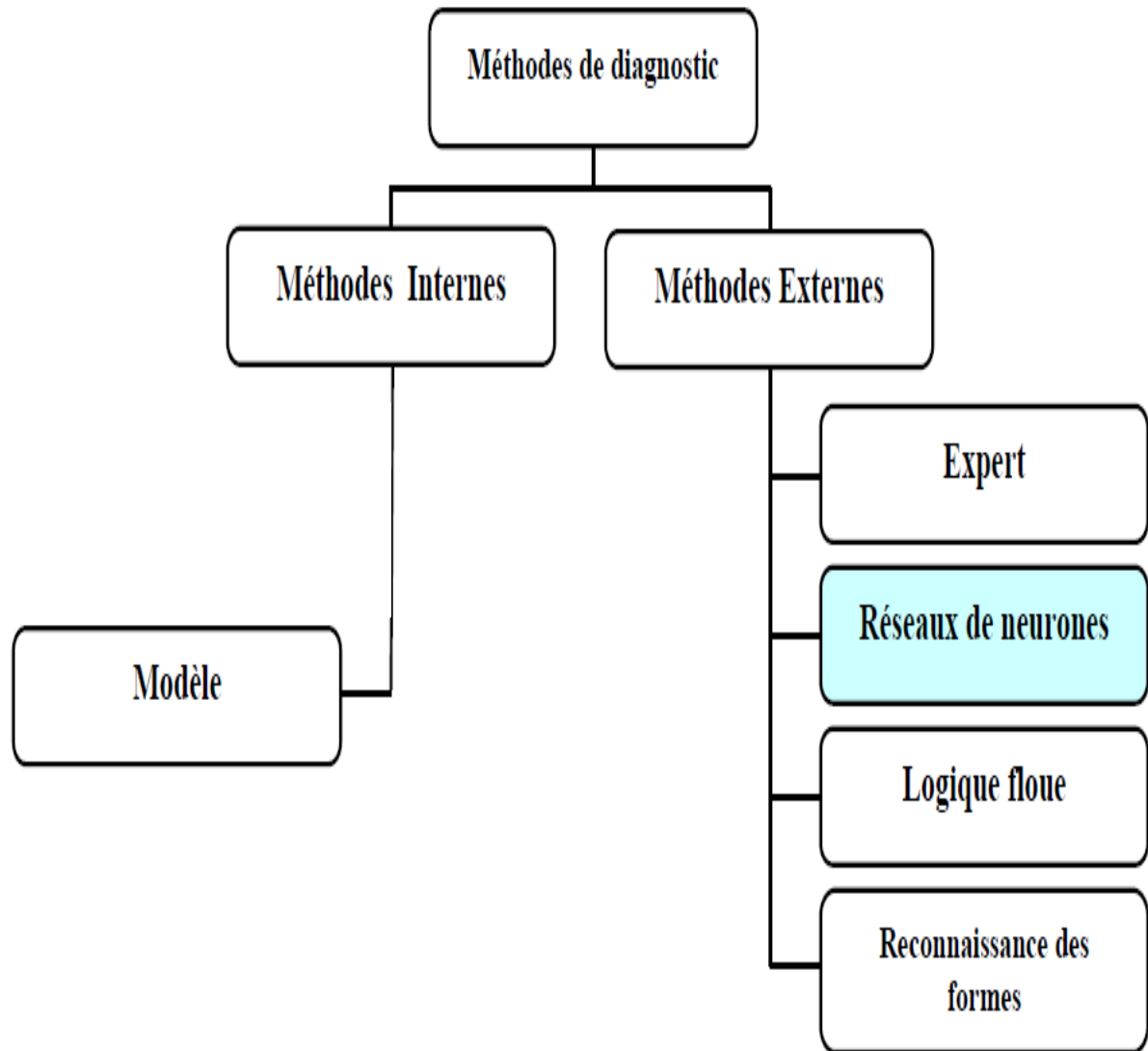


Fig.4.1. Synoptique de classement des méthodes de diagnostic [31].

4.6.1. Les méthodes internes

Cette famille de méthodes est principalement dérivée à des techniques utilisées par les automaticiens. A partir de modèles physiques ou de comportement validé par les techniques d'identification de paramètres, il devient possible de mettre en œuvre la méthode du problème inverse. Le diagnostic de défaillance est possible en suivant en temps réel l'évolution des paramètres physiques ou bien en utilisant l'inversion de modèles de type « boîte noire ». Les méthodes de diagnostic internes se regroupent en deux grandes familles :

- La méthode du modèle.
- La méthode de redondance analytique et matérielle.

4.6.2. Les méthodes externes

Les méthodes de diagnostic externes s'appliquent dans les situations où la modélisation des mécanismes reliant les causes des défaillances et des dégradations ne sont pas techniquement modélisables, ou bien ne présentent pas d'intérêt économique compte tenu des enjeux recherches.

Dans cette catégorie on retrouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle. L'intelligence artificielle est presque vieille que l'informatique, les premiers travaux et réalisation datent de début des années 50, l'expression "intelligence artificielle" a été proposée par "J.Me carthy" en 1956. Parmi ces méthodes on peut citer : les systèmes experts, la logique floue, les reconnaissances des formes et les RNA [32].

4.7. Application des réseaux de neurone au diagnostic de la MAS

Les réseaux de neurone sont l'une des meilleures commandes pour la résolution des problèmes de diagnostic des défaillances en particulier pour le diagnostic des défauts des machines asynchrones : diagnostic du court-circuit, il existe plusieurs études effectuées pour ce réseau de neurone afin de choisir le réseau le plus convenable et le plus performant. Pour la mise en œuvre du système de diagnostic des défaillances donc il y a quatre études principales :

- Choix des variables d'entrées
- Acquisition des données (base d'apprentissage)
- Construction du bloc RNA (réseau de neurone artificielle)
- Test des réseaux sélectionnés.

4.7.1. Choix des variables d'entrées

Pour une implantation réussie d'une technique de diagnostic de défaut basée sur les réseaux de neurones est de la disponibilité appropriée, qui est placée comme donnée pour chaque défaut. Les entrées des réseaux de neurone doivent être des indicateurs du cas sain et du court-circuit qui fournissent la plupart d'information sur l'état du système. Dans notre cas les indicateurs utilisés c'est les amplitudes et la fréquence obtenue par des essais expérimentaux réalisés au niveau du laboratoire d'aéronautique département 20 d'université.

4.7.2. Acquisition des données

Pour construire un modèle, on doit construire une base de données très riche, qui possède Beaucoup d'information sur l'état de la machine. Pour chaque cas on lui associe un code.

D'une façon générale, à la suite d'un court-circuit, apparaissent des vibrations et des oscillations de couple synonymes de présence de nouvelles composantes dans le couple électromagnétique, et par conséquent dans les courants statoriques. Il résulte un champ magnétique additionnel dans la machine de fréquences f_s (où f_s est la fréquence de synchronisme). Ces nouvelles composantes entraînent des harmoniques de fréquences kf_s dans les courants absorbés par la machine.

L'origine des raies dues au défaut statorique dans l'analyse spectrale du courant de ligne peut s'expliquer de la manière suivante. Prenons le cas d'une machine saine à p paires de pôles, lorsque les trois bobinages statoriques sont parcourus par un système sinusoïdal équilibré de courant de pulsation $\omega = 2f_s$, il se crée alors trois excitations magnétiques stationnaires dirigées selon l'axe de chaque phase. C'est la somme de ces excitations qui crée un champ tournant dans l'entrefer.

Lorsqu'un court-circuit apparaît, l'application du théorème d'Ampère montre qu'il se crée en plus du champ principal, une excitation magnétique de pulsation Ω_s due au nouveau bobinage court-circuité parcouru par un courant de court-circuit. C'est l'interaction de ce champ avec celui issu du bobinage statorique qui crée les ondulations de couple et qui induit au stator des forces magnétomotrices de fréquence $2 f_s$, d'où les courants statoriques comportant ces composantes. Ces courants circulant dans les circuits magnétiques et en présence du défaut induisent, par conséquent, des courants de fréquence $3f_s$ selon le même processus. Ainsi, des composantes aux fréquences kf_s (où k est un entier positif) se retrouvent dans les courants statoriques

Dans notre travail, nous avons deux entrées (fréquence et amplitude) qui varient selon l'état de la machine.

- **Le cas sain :**

$F_s = [49-51] \text{ Hz}$

Amp= [1-10] A

- **Cas du court-circuit dans la première phase :**

Fs= [49-51] Hz

Amp= [12-16] A

3Fs= [147-153] Hz

Amp= [0.1-1] A

5Fs= [245-255] Hz

Amp= [0.01-0.1] A

Nous avons créé un programme **matlab** qui génère la base de données à partir de ces intervalles.

Les sorties souhaitées fournies par le RNA sont définies comme ci-dessous :

- **Le cas sain :**

➤ S= 1

- **Cas du court-circuit :**

➤ S= 0

4.7.3. Construction du bloc RNA

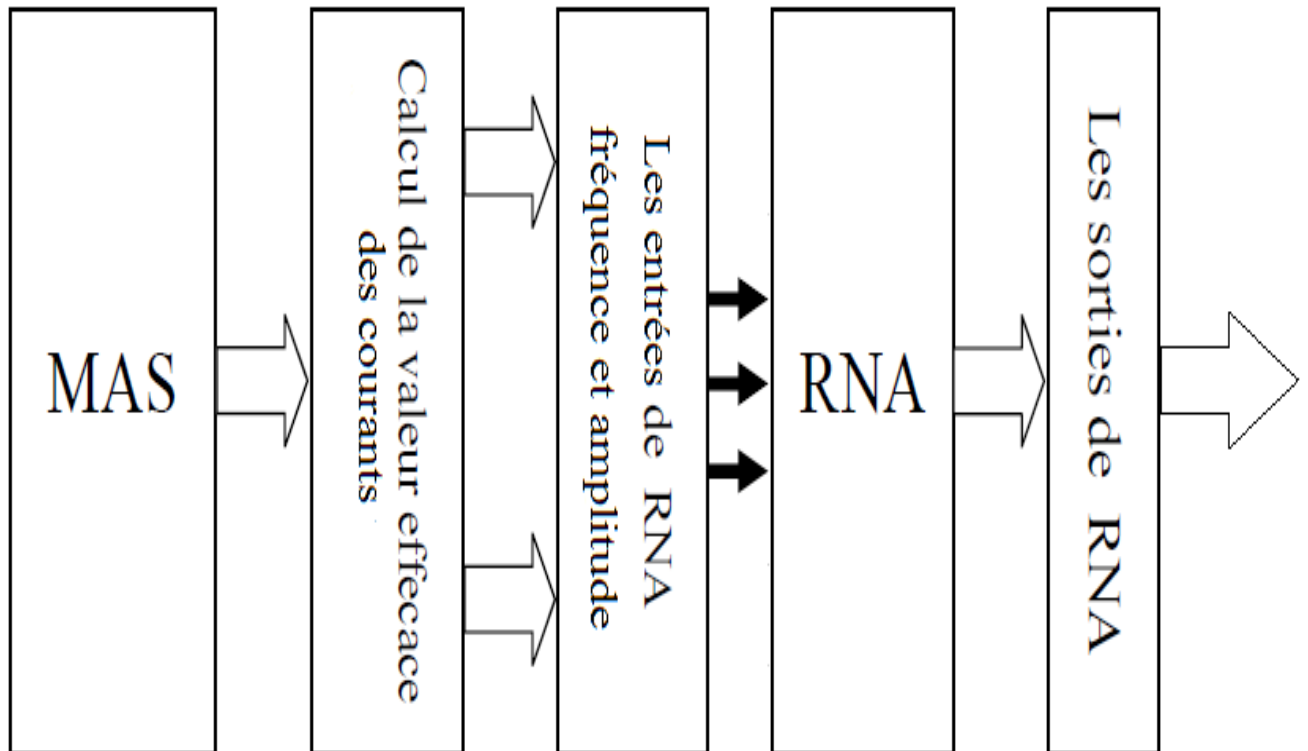


Fig.4.2. Structure du RNA réseau à étudier (les valeurs indicatrices sont les valeurs efficaces)

Après simulation nous avons obtenue la figure suivante .

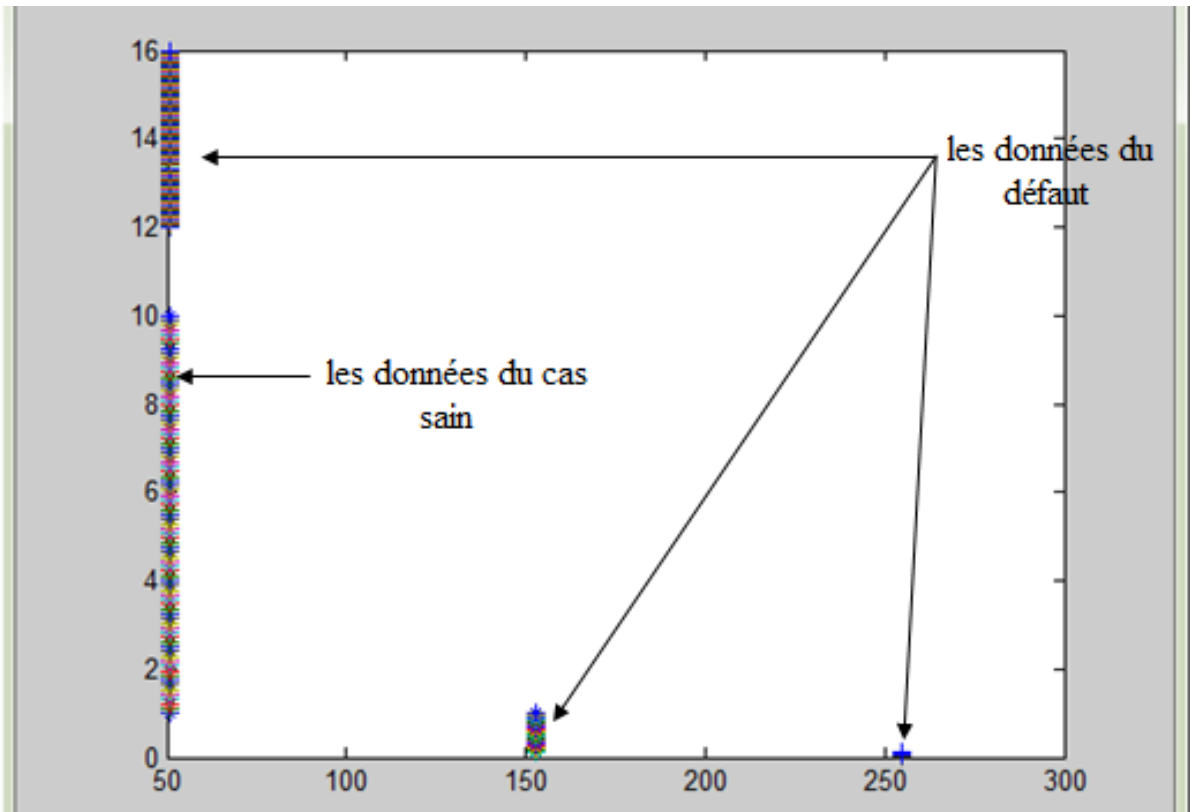


Fig.4.3. Répartition des entrées du RNA.

Les entrées sont linéairement séparées, donc il nous suffit un RNA monocouche pour la classification.

4.8. Première méthode

A l'aide de logiciel de **Matlab** et par l'utilisation de la commande **ntool** on fait des tests, on obtient les résultats si dessus.

Propriétés du réseau :

Network Type : c'est l'onglet où on applique la méthode choisie pour élaborer un réseau neuronal (feed-forwardbackprop, competitive, cacsade, RBF, etc...)

Input data : mettre les données entrées, dans notre cas des courants statoriques mesurés expérimentalement.

Target data : faire valoir l'objectif à atteindre par le réseau neural pour permettre de connaitre les grandeurs relatives au défaut ou non.

Training function : c'est la fonction utilisée pour l'entrainement des données.

Adaptation learning function : la fonction d'apprentissage choisie.

Performance function : La méthode quadratique utilisée ici la méthode erreur quadratique moyenne (means quared error).

Number of Layers : nombre de couches utilisées.

Properties for : layer1

- Number of neurons
- Tranfert function : TANSIG, LOGSIG, PURELIN.

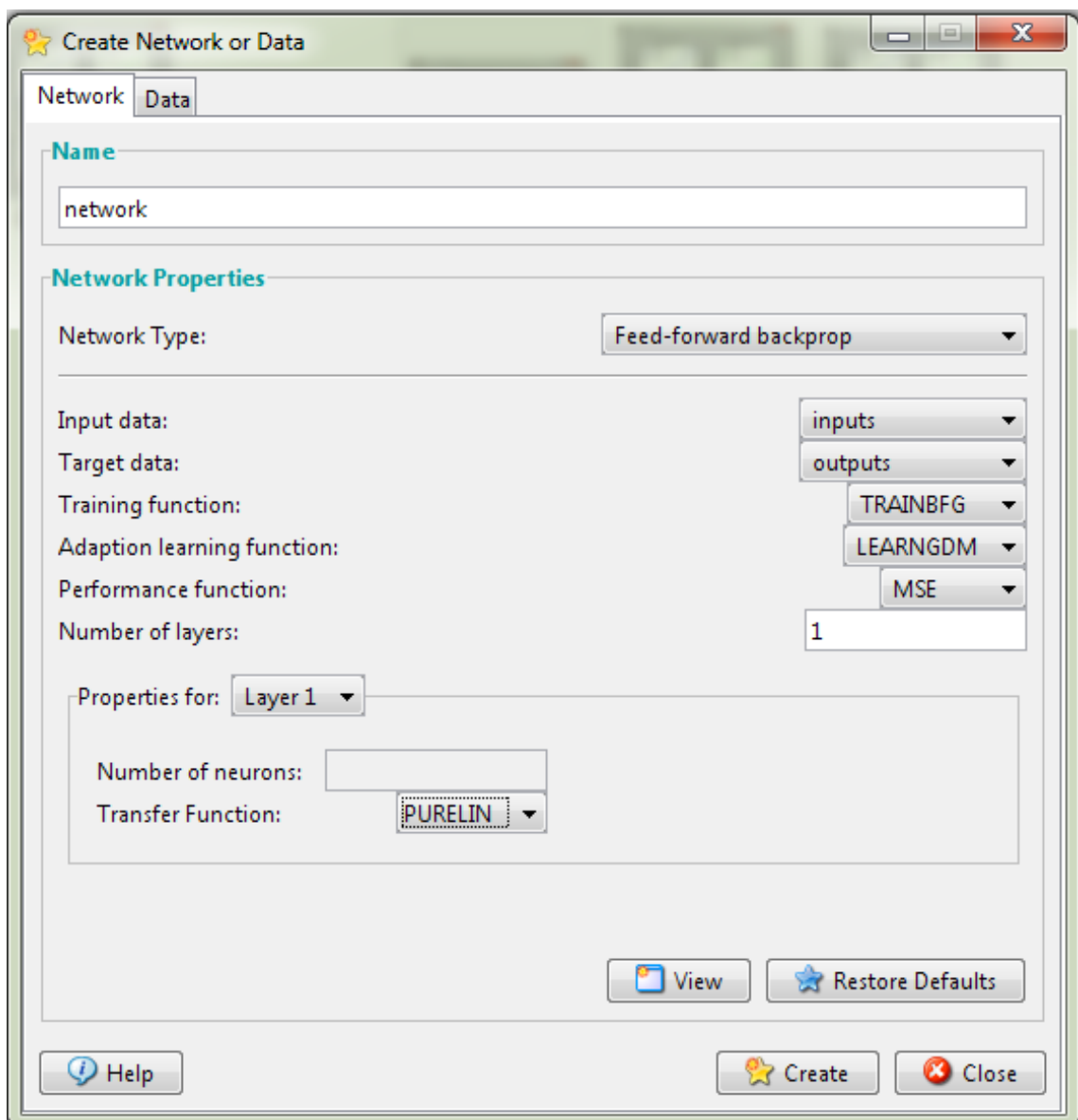


Fig.4.4. Création du réseau neurone.

On réalise le diagnostic commande par modèle rétro propagation après avoir chargé les entrées et les sorties dans des fichiers de données, on a créé un réseau de neurone monocouche.

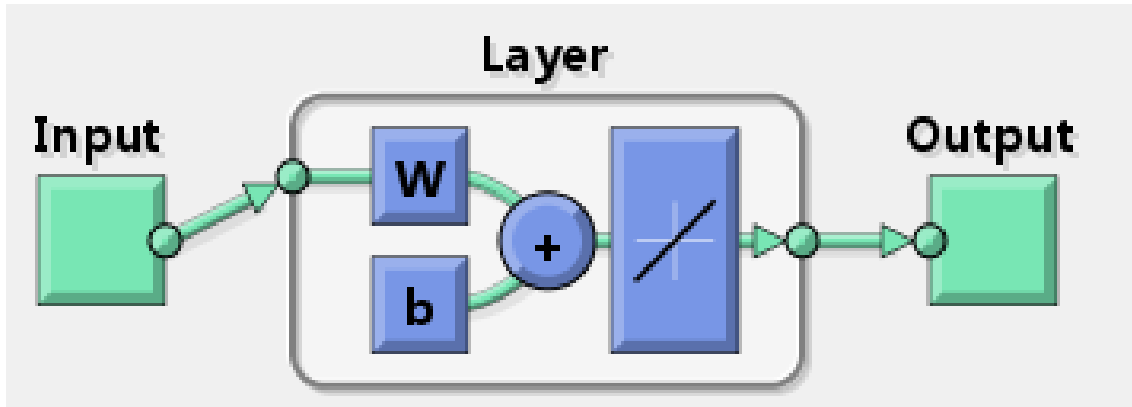


Fig.4.5. structure du réseau de neurones.

4.8.1. Résultats d'apprentissage

La méthode de rétro propagation est la méthode d'apprentissage utilisée et la méthode de calcul de l'erreur est moindre carré (**quared error**) en utilisant la fonction de **Matlab** train. La performance de la classification est basée sur l'erreur globale du vecteur test qui est déterminé à partir de la fonction **performance** du RNA.

L'apprentissage a atteint des performances satisfaisantes, avec un nombre total d'itérations de 24. Le RNA a atteint une valeur de 0.25 au bout de 15 itérations qui est illustré dans la figure suivante. Le réseau a localisé le défaut.

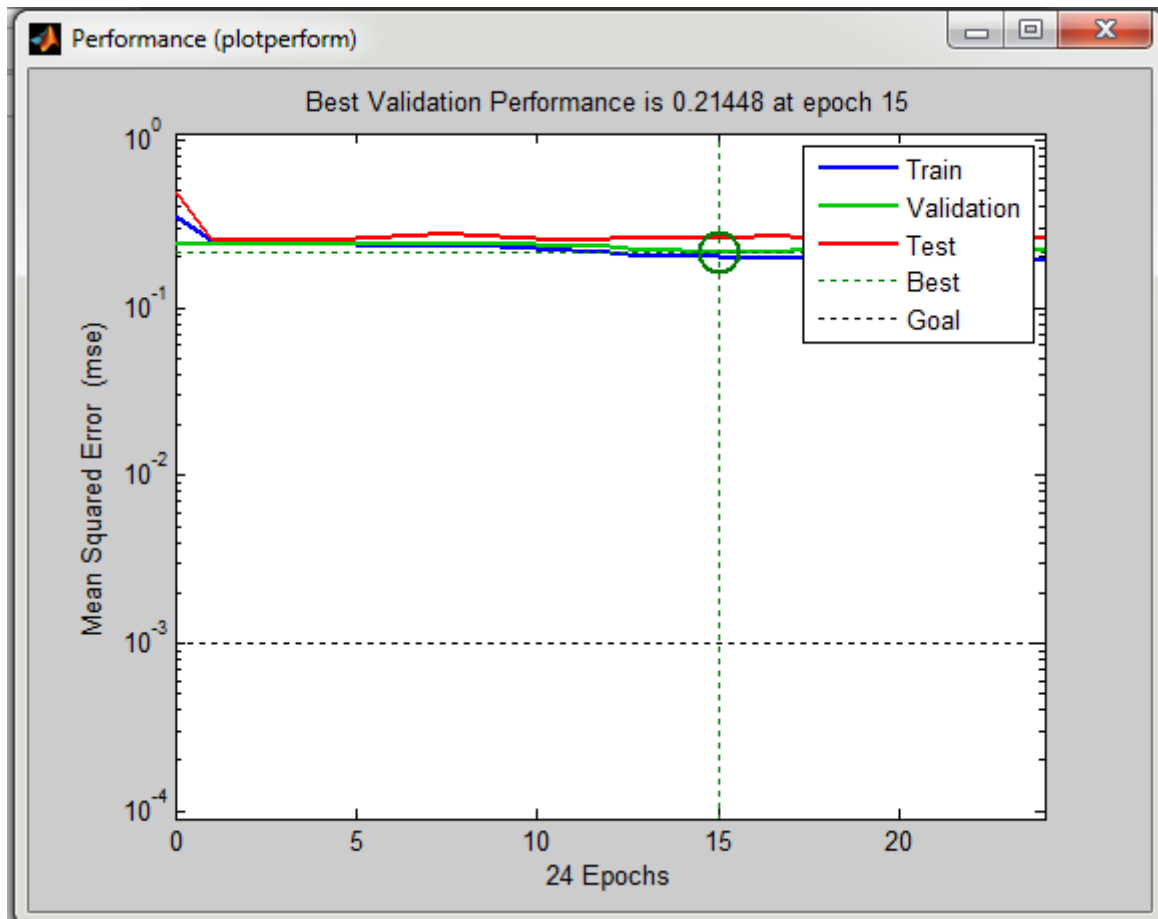


Fig.4.6. Performance du RNA.

4.9. Deuxième méthode

Nous avons développé un programme sur matlab pour l'apprentissage et le test du RNA.

Afin d'obtenir de bons résultats, il faudra passer plusieurs fois les exemples à chaque neurone, de sorte que les poids convergent vers des poids "idéaux", ce qui fait que le réseau ne s'adaptera aux exemples qu'après un certain moment.

Lors de la phase d'apprentissage, nous avons appliqué une technique de rétropropagation de l'erreur. Pour atteindre cet objectif, nous propageons un vecteur d'entrée, puis nous calculons l'erreur à la sortie eu égard au "vecteur de sortie désiré", et ainsi nous corrigeons à chaque fois les poids afin de minimiser cette erreur.

Nous avons commencé l'apprentissage avec vingt entrées (dix du cas sain et dix du court-circuit), puis avec quarante entrées et ainsi de suite.

4.9.1. Résultats d'apprentissage

Les figures ci-dessous sont les résultats de la simulation avec vingt et quarante entrées respectivement.

	Valeur	min	max
alpha	0.5000	0.5000	0.5000
ans	10	10	10
b	276.5000	276.50...	276.50...
err	0	0	0
i	10	10	10
iter	306	306	306
j	2	2	2
patterns	10	10	10
t	[1,1,1,1,1,0,0,0,0]	0	1
taux	100	100	100
theta	0	0	0
w	[-14.6821,443.7105]	-14.68...	443.71...
x	<2x10 double>	0.1000	147.28...
y	0	0	0
yin	-1.8226e+03	-1.822...	-1.822...

Fig.4.7. Résultat de simulation des vingt entrées.

Avec :

alpha = taux (vitesse) d'apprentissage.

b= le biais du neurone.

err =erreur de sortie.

iter= nombre d'itérations.

t= les sorties désirées.

taux = taux de classification.

theta= le seuil.

w= Vecteur poids (poids synaptiques peut varier au cours du temps).

x=les entrées du neurone.

y = la sortie après fonction d'activation.

yin = la sortie calculée.

Le programme a convergé après 306 itérations.

Donc le programme arrive à bien classer les entrées.

alpha	0.5000	0.5000	0.5000
ans	20	20	20
b	279.5000	279.50...	279.50...
err	0	0	0
i	20	20	20
iter	310	310	310
j	2	2	2
patterns	20	20	20
t	<1x20 double>	0	1
taux	100	100	100
theta	0	0	0
w	[-14.7814,446.4017]	-14.78...	446.40...
x	<2x20 double>	0.1000	147.64...
y	0	0	0
yin	-1.8152e+03	-1.815...	-1.815...

Fig.4.8. Résultat de simulation des quarante entrées.

Le programme a convergé après 310 itérations.

On remarque que la valeur de biais et le nombre d'itération ont augmenté par rapport à la première simulation, c'est dû à l'augmentation des entrées.

L'erreur atteint la valeur de 0 et le taux de classification est 100% dans les deux simulations. Presque même nombre d'itérations, même valeur de yin et même valeur de biais.

On fait le même travail avec le reste des données et on obtient toujours la même valeur de l'erreur ainsi que le taux de classification. Donc notre programme fonction très bien.

4.10. Le test des Résultats

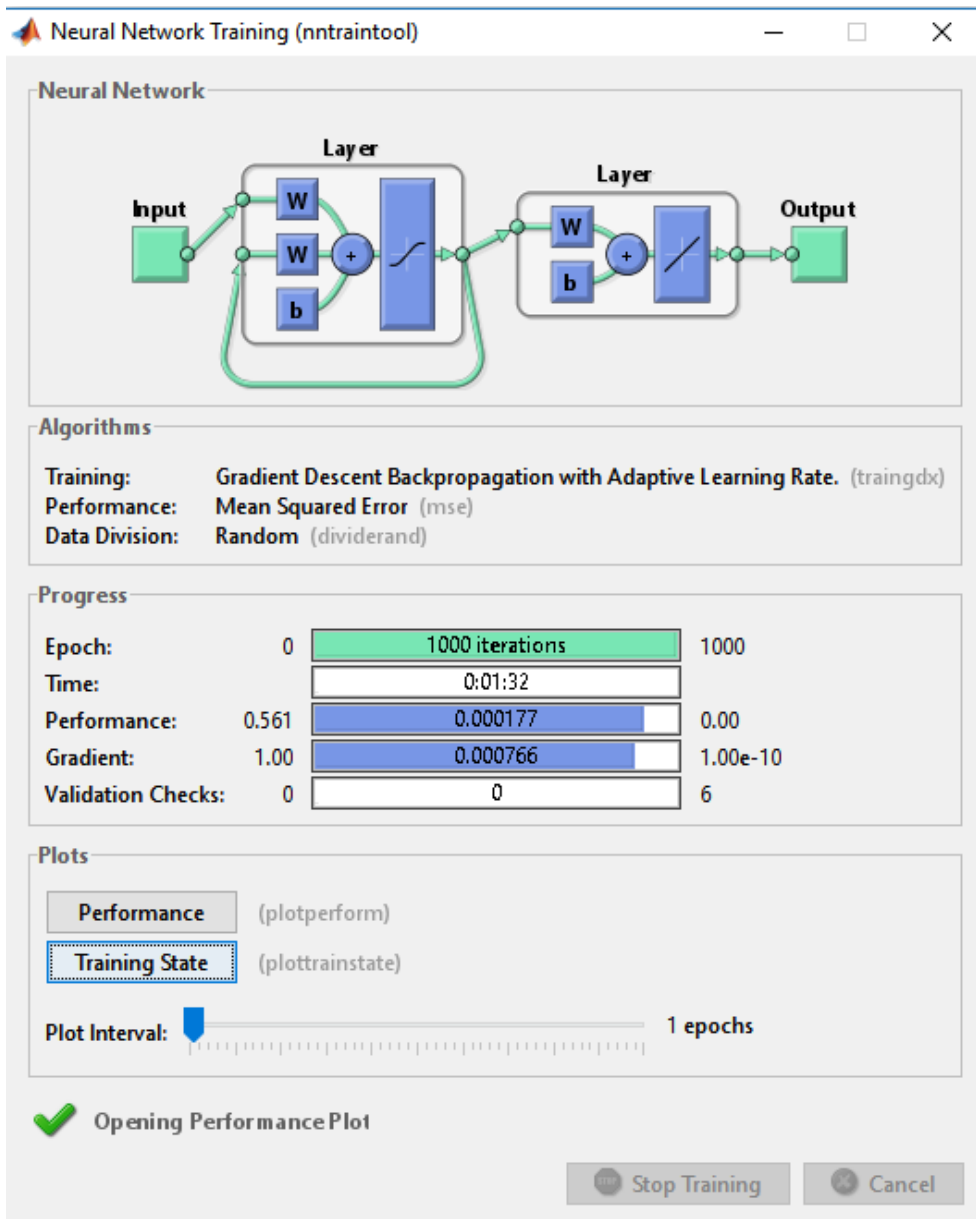


Fig.4.9. Création du réseau neurone.

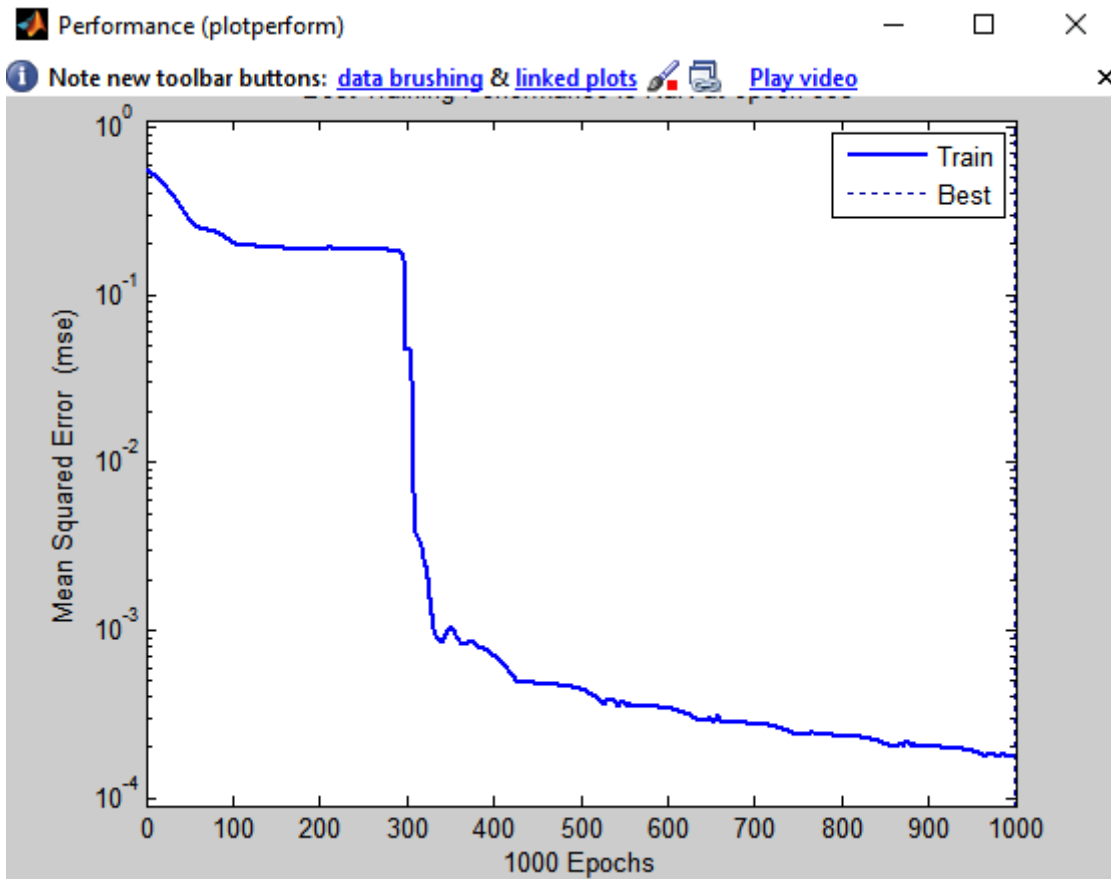


Fig.4.10. l'erreur calculée.

La figure.4.10. Présente l'erreur entre les sorties désirées et les sorties calculées qui est 10^{-4} donc l'erreur entre ces deux valeur est très petite qui prouve la fiabilité de notre réseau de neurone crée.

4.11. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les méthodologies adoptées dans notre travail, nous avons présenté dans un premier temps le diagnostic, ses caractéristiques, ses étapes et ses types. Nous avons choisi les RNA comme méthode de diagnostic alors nous avons énuméré les paramètres nécessaires à la construction d'une base de données.

Nous avons fait ensuite l'analyse du diagnostic de la MAS dans l'environnement du nntool puis avec un programme développé. Nous avons constaté que les performances du programme sont plus satisfaisantes (l'erreur = 0) par rapport aux résultats du la fonction **nntool** (l'erreur = 0.25).

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Dans le travail présenté dans ce mémoire nous avons focalisé notre étude sur l'application des réseaux de neurones pour la détection des défauts statoriques (défaut court-circuit entre spire) dans la machine asynchrone à cage d'écuriel. En premier lieu et dans le premier chapitre nous avons exposé des généralités sur la machine asynchrone nous avons présenté de manière générale les différents défauts qui peuvent altérer le bon fonctionnement de la machine asynchrone et Nous avons cité des défauts qui se produisent au niveau du stator (courts – circuits statoriques), ainsi que des défauts rotoriques (cassures de barres rotoriques).

Ensuite, le deuxième chapitre nous avons développés un modèle de la machine asynchrone dans le logiciel Flux 2D couplé avec un circuit électrique, on a obtenu les figures de courants statoriques la vitesse & le couple en régime sain et en court-circuit entre spires que nous a permis de faire des comparaisons entre les deux cas.

Le troisième chapitre est un aperçu sur les généralités des réseaux de neurones artificiels ses techniques et leurs notions de bases,

& dans le quatrième chapitre nous avons focalisé notre étude sur l'application des réseaux de neurones pour la détection des défauts statoriques (défaut court-circuit entre spire) & concernant la sélection de l'architecture du réseau de neurones utilisé pour le diagnostic c'était le monocouche avec une fonction d'activation linéaire. Nous avons fait le diagnostic avec la fenêtre NNTOOL puis on a fait un programme sous matlab pour faire une petite comparaison par conséquence mieux comprendre les résultats obtenus.

Après quelques tests que nous avons faits, nous avons conclu que les résultats obtenus dans ce chapitre montrent clairement l'efficacité de neurone. Ainsi qu'on a pris de détecter le défaut court-circuit entre spires.

Bibliographie

- [1] : S.Bachir, J.C.Trigeassau, S.Tnani « Diagnostic des défauts statoriques et rotoriques par identification paramétrique sans capteur de vitesse » Conférence Internationale Francophone d'Automatique, Nantes ,2002.
- [2] : E. Gaucheron « Les moteurs électriques... pour mieux les piloter et les protéger » Cahier technique Schneider n° 207 éditions juin 2004.
- [3] : J.C.Trigeassou « Diagnostic des machines électriques », livre, LAVOISIER 2011.
- [4] : O.Ondel « Diagnostic par reconnaissance des formes : Application a un ensemble Convertisseur – machine asynchrone » Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, 2006
- [5] : J.P.Caron, J.P.Hautier « Modélisation et commande de la machine asynchrone » Livre, TECHNIP.1995.
- [6] : A.Chahmi. « Identification paramétrique de la machine asynchrone dédiée au diagnostic » article, Energie électrique. Université des Sciences et Technologie d'Oran 2017.
- [7] : A.Ibrahim, « Contribution au Diagnostic de Machines Electromécaniques : Exploitation des Signaux Electriques et de la Vitesse Instantanée » Thèse de Doctorat, Université de Saint Etienne, France, 2009
- [8]: A.Lebaroud, G.Clerc « Classification of Induction Machine Faults by Optimal Time-Frequency Representations » IEEE Transactions on Industrial Electronics, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2008.
- [9] : M.Oumaamar. « Surveillance et diagnostic des défauts rotoriques et mécaniques de la machine asynchrone avec alimentation équilibrée ou déséquilibrée », article, Université de Lorraine, 2012.
- [10]: P. O.Donnell « Report of Large Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations » IEEE Transaction on Industry Applications, Vol. IA-21, Part 1, N°4, 1985.
- [11] : A.Belbeche « Modélisation, diagnostic et commande d'une machine asynchrone avec rupture d'une phase » mémoire de magister, Université de Batna, 2013.
- [12]: A. H. Bonnett, G.C. Soukup « Cause and Analysis of Stator and Rotor Failures in Three-Phase Squirrel-Cage Induction Motors »IEEE Trans. On industry Applications, Vol. 28, No. 4, 1992.
- [13] : «Synthèse des différents défauts de la machine asynchrone» <https://www.technologie.électronique et technologie.com>, 2011,2022/04/28.

Bibliographie

- [14] : M.Sidki «diagnostic des defauts de la machine asynchrone par analyse spectrale » ; cours, Université Mohamed V-Ecole Mohammadia d'Ingénieurs, Rabat MAROC, 2016.
- [15]: O.V.Thorsen, M.Dalva, « A survey of fault on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gaz terminals, and oil refineries », IEEE industry Application Magazine, vol. 31, no. 5, September 1995
- [16] : G.Bara. « Modélisation des machines électriques dans Flux 3D Overlay 3D ». Sciences de l'ingénieur [physics]. 2015.
- [17]: S.Bensaid « Contribution à la caractérisation et à la modélisation électromagnétique et thermique des matériaux composites anisotropes », thèse de doctorat, Université de Nantes, Année 2006.
- [18] P.Borne, M.Benrejeb et J.Haggège « Les Réseaux de neurones présentation et applications », livre, TECHNIP, 2007.
- [19] M.Mokhtari, M.Marie « Applications de MATLAB 5 et SIMULINK 2 », livre, Springer, 1998.
- [20] A. bernieri, M.D.Apuzzo, L.Sansone, M. Savastano, « a neural, network approach for identification and fault diagnosis on dynamic systems », livre, 564, Italy, 1998.
- [21] G. Dreyfus, J.M. Martinez, M. Samuelides, M. B. Gordon, F. Badran, S. Thiria, L. Hérault : « Réseaux de neurones Méthodologie et applications », livre, 2004.
- [22] M.Parizeau, « Réseaux de neurones présentation et applications », université de laval hiver, livre, 2004.
- [23] G.Dreyfus, j-M.Martinez, M.Samuelides, M.B.Gordon, F.Badran, S.Thiria
« Apprentissage statique », livre, eyrolles, 2003.
- [24] M.R.Khatami, M.H.Torabizadeh, A.Noshadi « Artificial Neural Network-based Fault Diagnostics of an Electric Motor using Vibration Monitoring »,article,2011.
- [25] C.T. Kowalski, T. Orlowska-Kowalska « Neural networks application for induction motor faults diagnosis »,article, Mathematics and Computers in Simulation 63, 2003.
- [26] A.Cornuéjols , L.Miclet « Apprentissage Artificiel, concepts et algorithmes », livre,Eyrolles ,2003.

Bibliographie

[27] W.Chen, D.A.Mlynski «Principales of artificial neural network», article, chicago, 2013.

[28] C.Touzet, « les reseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme »article, eerie, 1992.

[29] M.Y.Ammar « mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu »,article, Université Toulouse, 2007.

[30] M.Sahraoui S.E.Zouzou A.Menacer A. Aboubou A. Derghal. « Courrier du Savoir scientifique et technique» Volume5, Numéro 5, Pages 57-61 2014.

[31] V.Venkatasubramanian, R.Rengaswamy, K.Yin , S.Kavuri «A review of process fault detection and diagnosis » article, Part I: Quantitative model-based methods,2003.

[32] G. Zwinngelsten, « diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels », article, Ed. Hermes paris. 1995.

[33] M.Yahia, « Modélisation Electromagnétique des Structures Complexes par Couplage des Méthodes », thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse), 2010.