الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
People's Democratic Republic of Algeria
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministry of Higher Education and Scientific Research
المدرسة الوطنية العليا للتكنولوجيات المتقدمة
National Higher School of Advanced Technologies
Department of Industrial Engineering & Maintenance

Département Génie Industriel et Maintenance

Mémoire de fin d'étude en vue de l'obtention du diplôme

D'INGENIEUR d'État

-Filière-

Génie Industriel

-Spécialité -

Management et Ingénierie de la Maintenance Industrielle

- Thème -

Apprentissage automatique par réseaux de neurones artificiels pour la maintenance des systèmes électriques : Cas des machines synchrones à aimants permanents.

Réalisé par

CHIABA ABDERRAOUF

Soutenu le **23/ 06** / 2025

Membres de Jury :

Prénom NOM	Université	Grade	Qualité
M.Meddour Ikhlas	ENSTA	MCB	Président
M.Meradi Samir	ENSTA	MCA	Encadrant
M.Amrane Ahmed	ENSTA	MCB	Co-encadrant
M.Amrani Mohamed	ENSTA	MCB	Examinateur

2024/2025

الملخص

تُستخدم الآلات المتزامنة ذات المغناطيس الدائم بشكل شائع في التطبيقات الصناعية لكفاءتها وموثوقيتها العالية. ومع ذلك، فإنها تظل عرضة لأخطاء الجزء الثابت، مثل الدوائر القصيرة بين الملفات، مما قد يؤدي إلى عمليات إيقاف تشغيل غير متوقعة ومكلفة
يقترح هذا العمل نهج الصيانة التنبؤية الذي يجمع بين معالجة الإشارات عن طريق تحويل الموجات والشبكات العصبية الاصطناعية للكشف عن العيوب وتصنيفها تلقائيًا
تم تصميم آلة المغناطيس الدائم المتزامنة في نظام صحي ومعيب لتوليد إشارات تيار الجزء الثابت. سمح تحويل الموجة باستخراج الميزات التمييزية المستخدمة لتدريب الشبكة العصبية الاصطناعية
وتظهر نتائج المحاكاة دقة عالية، مما يسلط الضوء على أهمية هذا النهج الهجين للتشخيص في الوقت الحقيقي وتحسين تخطيط الصيانة في الأنظمة الكهربائية الصناعية

الكلمات المفتاحية : آلة متزامنة ذات مغناطيس دائم، الصيانة التنبؤية، تحويل الموجات، الشبكة العصبية الاصطناعية، التشخيص الذكي

Abstract

Permanent Magnet Synchronous Machines (PMSMs) are widely used in industrial applications due to their high efficiency and reliability. However, they remain sensitive to stator faults such as inter-turn short circuits, which can cause costly unplanned downtimes. This work proposes a predictive maintenance approach combining wavelet-based signal processing and Artificial Neural Networks (ANNs) for automatic fault detection and classification. A PMSM was modeled under healthy and faulty conditions to generate stator current signals. The wavelet transform was applied to extract discriminative features, which were then used to train an ANN. Simulation results show high classification accuracy, confirming the relevance of this hybrid method for real-time fault diagnosis and improved maintenance planning in industrial electrical systems.

Keywords : Permanent Magnet Synchronous Machine, Predictive Maintenance, Wavelet Transform, Artificial Neural Network, Intelligent Diagnosis.

Résumé

Les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) sont couramment utilisées dans les applications industrielles pour leur rendement élevé et leur fiabilité. Cependant, elles restent vulnérables aux défauts statoriques, tels que les courts-circuits inter-spires, pouvant entraîner des arrêts imprévus et coûteux. Ce travail propose une approche de maintenance prédictive combinant le traitement du signal par transformée en ondelettes et les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la détection et la classification automatique des défauts. La MSAP a été modélisée en régime sain et défectueux afin de générer des signaux de courant statorique. La transformée en ondelettes a permis d'extraire des caractéristiques discriminantes utilisées pour entraîner un RNA. Les résultats de simulation montrent une précision élevée, confirmant la pertinence de cette approche hybride pour le diagnostic en temps réel et l'optimisation de la planification de la maintenance dans les systèmes électriques industriels.

Mots-clés : Machine synchrone à aimants permanents, maintenance prédictive, transformée en ondelettes, réseau de neurones artificiel, diagnostic intelligent.

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude à **M. Samir Meradi** et à **M. Ahmed Amrane**, mes encadreurs académiques, pour leurs précieux conseils, leur soutien constant et leurs remarques judicieuses tout au long de ce projet. Leur expertise, leur patience et leurs encouragements ont été déterminants pour la réussite de mon travail.

Je souhaite également adresser mes remerciements à l'ensemble des enseignants et du personnel de **l'École Nationale Supérieure des Technologies Avancées** pour m'avoir offert une formation académique solide ainsi qu'un environnement d'apprentissage stimulant au cours de mes années d'études.

Mes remerciements vont aussi aux professionnels et au personnel technique qui ont contribué, directement ou indirectement, aux aspects pratiques de ce projet grâce à leurs conseils et leur aide.

CHIABA Abderraouf.

Dédicace

En ce jour si significatif, je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à toutes les personnes qui m'ont accompagné avec bienveillance, patience et amour tout au long de mon parcours universitaire. Votre présence, votre soutien constant et vos encouragements ont été des piliers essentiels dans l'accomplissement de ce travail.

À mes chers parents, Vous êtes et resterez mes plus grandes sources d'inspiration. Grâce à vos sacrifices, votre amour inconditionnel et votre appui sans faille, j'ai pu avancer avec confiance et persévérance. Vous avez toujours cru en moi, même dans les moments les plus incertains, et c'est en grande partie grâce à vous que j'ai pu franchir chaque étape. Que cette réussite soit le reflet de votre engagement et de votre générosité.

À ma famille, à mes amis et à mes collègues, Je vous dédie également ce mémoire, en signe de gratitude pour votre présence, vos conseils, vos mots d'encouragement et vos gestes, parfois discrets mais toujours précieux. À tous ceux qui, d'une manière ou d'une autre, ont contribué à mon parcours, même par une simple parole ou un regard bienveillant : merci du fond du cœur.

Je prie Dieu d'accepter sincèrement ce travail et de vous récompenser pour tout le bien que vous m'avez apporté.

CHIABA Abderraouf.

Table des matières

Liste des tableaux **9**

Table des figures **10**

Liste des acronymes **12**

Introduction générale **14**

1 Concepts fondamentaux et approches méthodologiques de la maintenance prédictive, du diagnostic et des réseaux de neurones artificiels **16**

1.1 Introduction 16

1.2 Notions et Définitions : 16

1.3 La maintenance industrielle 17

1.3.1 Les objectifs de la maintenance 17

1.3.1.1 Objectifs financiers : 17

1.3.1.2 Objectifs opérationnels : 18

1.3.2 Les types de maintenance 18

1.3.2.1 Maintenance corrective 18

1.3.2.2 Maintenance préventive 19

1.3.2.3 Maintenance prédictive : 19

1.3.2.4 Les objectifs de la maintenance prédictive : 19

1.3.3 Mise en œuvre de la maintenance prédictive basée sur l'apprentissage automatique 20

1.3.4 Avantages de la maintenance prédictive 20

1.3.5 Contraintes de mise en œuvre de la maintenance prédictive 21

1.4 Diagnostic et surveillance 21

1.4.1 Surveillance 21

1.4.2 Définition du diagnostic 21
1.4.3 Les Phases du Diagnostic en Maintenance Industrielle 22
1.5 Les différents méthodes de diagnostic 23
1.5.1 Méthode à base de modèles 23
1.5.2 Méthodes sans modèles 24
1.6 Apprentissage automatique 24
1.6.1 Les méthodes d'apprentissage automatique 24
1.6.2 Domaines d'applications 25
1.7 Réseau de Neurones Artificiels 25
1.7.1 Principaux Domaines d'Application des Réseaux de Neurones Artificiels 26
1.8 Conclusion 26

2 État de l'art des techniques de diagnostic des défauts dans les les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) 27

2.1 Introduction 27
2.2 Généralité sur la machine synchrone a aimant permanent 27
2.3 Construction de la MSAP 28
2.3.1 Structure des aimants de la machine 29
2.4 Principe de fonctionnement de la MSAP 29
2.5 Domaine d'application de la MSAP 30
2.6 Les avantages 30
2.7 Les limites 30
2.8 Les différents défauts de la MSAP 31
2.8.1 Étude statistique sur les défauts des machines électriques 31
2.8.2 Les défauts au stator 32
2.8.2.1 Défauts d'isolant dans un enroulement 33
2.8.2.2 Court-circuit entre spires 33
2.8.2.3 Court-circuit entre phases 33
2.8.3 Les défauts au rotor 34
2.8.3.1 Défauts des roulements mécaniques 34
2.8.3.2 Défauts d'excentricité 35
2.8.3.3 Défauts des aimants (Désaimantation) 35

2.9 Méthodes de détection des défauts dans les machines électriques 36
2.9.1 Approche avec modèle pour le diagnostic des défauts 36
2.9.2 Approche sans modèle pour le diagnostic des défauts 36
2.9.2.1 Méthode par traitement de signal 37
2.9.2.2 Diagnostic par mesure du courant statorique 37
2.9.2.3 Diagnostic par mesure des vibrations mécaniques 38
2.9.2.4 Diagnostic par l'analyse des tensions statoriques induites 38
2.9.2.5 Diagnostic par analyse du vecteur de Park 38
2.9.2.6 Diagnostic par mesure du couple électromagnétique 39
2.9.2.7 Diagnostic par utilisation des techniques d'intelligence artificielle (IA) 39
2.10 Conclusion 39

3 Modélisation de la MSAP en régime sain et sous défaut de court-circuit entre spires 40

3.1 Introduction 40
3.2 Objectif 40
3.3 Modélisation électrique de la MSAP à l'état sain 41
3.3.1 Mise en équations de la machine dans le repère (abc) 41
3.3.2 Équation de tension 41
3.3.3 Équation mécanique 44
3.3.4 Représentation d'état 45
3.3.5 Résultats de simulation 46
3.4 Modèle électrique d'une MSAP en présence d'un défaut entre spires 48
3.4.1 Modèle de la MSAP en présence d'un défaut entre spires dans le repère *abc* 49
3.4.2 Modèle de défaut dans le repère ($\alpha\beta$) 52
3.4.3 Mise sous forme d'état 54
3.4.4 Résultat de Simulation de la MSAP en présence de défaut 55
3.5 Conclusion 56

4 Application des RNA dans le diagnostic et la classification des défauts dans la MSAP 58

4.1 Introduction 58

4.2 Méthodes de diagnostic intellegents 58
4.3 Réseau de neurone artificiel RNA 58
4.3.1 La fonction d'activation 59
4.3.2 Les différents types de réseaux de neurones 60
4.3.2.1 Réseaux de neurones à propagation directe (Feedforward) . . . 60
4.3.2.2 Réseaux de neurones récurrents 60
4.3.3 Apprentissage supervisé des réseaux de neurones 60
4.3.4 Difference entre classification et régression 61
4.4 Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la détection et l'analyse des défauts 62
4.5 Application des RNA au diagnostic et à la classification des défauts dans une MSAP 62
4.6 Détection et identification des défauts du stator dans une MSAP 63
4.6.1 Sélection des variables d'entrée du réseau de neurones 63
4.6.2 Analyse du courant statorique à l'aide de la transformation en ondelettes discrètes 63
4.6.2.1 Sélection de la fonction d'ondelette mère adaptée à l'analyse fréquentielle 63
4.6.3 Choix du nombre de niveaux de décomposition en ondelettes 63
4.7 Variation de l'énergie de décomposition en ondelettes en présence ou en absence d'un défaut 66
4.8 Génération de la base de données pour l'apprentissage supervisé 66
4.8.1 Les résultats de regression 70
4.8.2 Les résultats de classification de défaut par réseau de neurones 71
4.8.3 Répartition des données 71
4.8.4 Matrice de confusion 71
4.8.5 Évaluation des performances du modèle 73
4.9 Schéma globale de réseau de neurone pour la classification 74
4.10 Conclusion 74

Conclusion générale **75**

A Paramètres de la MSAP **76**

Annexe A : Paramètres de la MSAP **76**

B Génératrice alpha bêta **77**

Annexe B : Génératrice alpha bêta **77**

C Relation entre la MSAP et le réseau de neurones **78**

Annexe C : Relation entre la MSAP et le réseau de neurones **78**

Bibliographie **80**

Liste des tableaux

2.1 Défauts des machines électriques selon leurs origines 31

4.1 Fonctions d'activation classiques et leurs expressions analytiques 60

4.2 Bandes de fréquences par niveau de décomposition 65

A.1 Paramètres utilisés pour la simulation de la MSAP 76

Table des figures

1.1 Les types de maintenance industrielle. 18

1.2 Mise en œuvre de la maintenance prédictive 20

1.3 Composantes de la surveillance industrielle 21

1.4 Étapes de mise en place d'un système de diagnostic 22

1.5 Classification des méthodes de diagnostic 24

2.1 Schéma d'une machine synchrone à aimant permanent 28

2.2 Les types du rotor 29

2.3 Structure des aimants de la machine 29

2.4 Statistiques de pannes de grandes machines électriques. 32

2.5 Les différents défauts statoriques possible 32

2.6 Structure d'un roulement à billes 34

2.7 Défauts d'excentricité 35

3.1 Schéma de la MSAP dans le repère abc. 41

3.2 Les différents couples qui agissent sur le rotor. 45

3.3 Représentation schématique du modèle électrique de la machine synchrone à aimants permanents à l'état sain. 46

3.4 Schéma bloc de la MSAP. 47

3.5 Courant statorique Ia de la phase a. 47

3.6 Couple électromagnétique 48

3.7 La vitesse de rotation 48

3.8 Représentation schématique d'un défaut d'isolation entre spires sur une phase du stator a_s. 49

3.9 Schéma équivalent de la MSAP en présence d'un défaut entre spires dans la phase a_s. 50

3.10 Schéma bloc du modèle de la machine en régime dynamique. 55

3.11 Le courant statorique Ias avec défaut dans la phase a. 55

3.12 le couple électromagnétique. 56

3.13 la vitesse de rotation 56

4.1 Réseau de neurone 59

4.2 Principe de l'apprentissage supervisé 61

4.3 Comparaison entre la régression et la classification 61

4.4 Les variations de l'énergie dans la bande de fréquence (db40) 66

4.5 Architecture du réseau de neurone 68

4.6 Performance du réseau de neurone 69

4.7 Les sorties de l'apprentissage 69

4.8 Résultats de la régression du réseau de neurones pour la détection des défauts . 70

4.9 Réseau de neurones pour la classification 71

4.10 Matrice de confusion pour les données d'entrainement 72

4.11 Matrice de confusion pour les données d'entrainement 73

4.12 Schéma d'implémentation Simulink du réseau de neurones pour la classification des défauts 74

B.1 Modèle Simulink de la génératrice alpha bêta 77

C.1 Schéma explicatif qui représente le lien entre MSAP et RNA 78

Liste des acronymes

- **MSAP** : Machine Synchrone à Aimants Permanents
- **PMSM** : Permanent Magnet Synchronous Machine
- **RNA** : Réseaux de Neurones Artificiels
- **ANN** : Artificial Neural Network
- **MDP** : Maintenance prédictive
- **ML** : Machine Learning
- **IA** : Intelligence Artificielle
- **CC** : Court-circuit
- **MDP** : Maintenance Dépendante de la Prédiction
- **FFT** : Fast Fourier Transform
- **DWT** : Discrete Wavelet Transform
- **MLP** : Multi-Layer Perceptron
- **abc** : Référentiel triphasé
- α,β : Référentiel biphasé $\alpha\beta$
- **trainlm** : Algorithme d'apprentissage Levenberg–Marquardt

Introduction générale

Les systèmes électriques industriels modernes reposent sur des équipements de plus en plus complexes, dont le bon fonctionnement conditionne directement la performance, la qualité et la rentabilité des processus de production. Parmi ces équipements, les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) s'imposent comme un choix privilégié grâce à leur rendement énergétique élevé, leur fiabilité et leurs faibles besoins en maintenance. Elles sont aujourd'hui largement utilisées dans des secteurs variés tels que l'automobile (véhicules électriques et hybrides), les énergies renouvelables, la robotique ou encore les équipements médicaux.

Cependant, malgré leurs nombreux avantages, les MSAP restent exposées à différentes défaillances susceptibles de compromettre la sécurité des installations et d'engendrer des arrêts de production coûteux. Les défauts les plus courants concernent les enroulements statoriques tels que les courts-circuits inter-spires ainsi que le rotor, notamment la désaimantation et les défauts mécaniques comme l'excentricité ou l'usure des roulements.

Face à ces risques, la mise en place de stratégies efficaces de maintenance prédictive et de diagnostic des défauts est devenue une nécessité afin d'anticiper les pannes, limiter les arrêts imprévus et optimiser la disponibilité des équipements. L'émergence des technologies de l'intelligence artificielle, et plus particulièrement de l'apprentissage automatique, ouvre aujourd'hui de nouvelles perspectives pour relever ces défis. En exploitant les données issues des capteurs et des systèmes de surveillance, les réseaux de neurones artificiels (RNA) permettent de concevoir des outils de diagnostic intelligents capables de détecter, identifier et classifier les défauts avec une grande précision, tout en s'adaptant aux conditions réelles d'exploitation des machines.

Cependant, malgré ces avancées technologiques, la détection précoce et la classification précise des défauts dans les MSAP demeurent des problématiques complexes. La variabilité des conditions de fonctionnement, la diversité des défauts et la complexité des signaux électriques rendent souvent les méthodes classiques de diagnostic insuffisantes.

Ainsi, la problématique centrale de ce mémoire est la suivante : comment concevoir une approche intelligente, fondée sur l'apprentissage automatique et les réseaux de neurones artificiels, capable de détecter et de classifier efficacement les défauts statoriques des MSAP afin de contribuer au renforcement de la maintenance prédictive dans les systèmes électriques industriels ?

Pour répondre à cette problématique, ce mémoire repose sur une démarche méthodique articulée autour de trois volets principaux :

la modélisation de la MSAP en régime sain et en présence de défauts statoriques ;

l'extraction et l'analyse des signaux caractéristiques à l'aide de méthodes de traitement du signal, notamment la transformation en ondelettes ;

la conception et l'entraînement d'un réseau de neurones artificiels pour la détection et la classification des défauts.

Ce travail est structuré comme suit :

Chapitre 1 : présentation des notions fondamentales relatives à la maintenance industrielle, à la maintenance prédictive et aux méthodes de diagnostic basées sur l'apprentissage automatique.

Chapitre 2 : état de l'art des techniques de diagnostic des défauts dans les MSAP et description des principaux défauts rencontrés.

Chapitre 3 : développement de la modélisation mathématique de la MSAP en régime sain et en présence d'un court-circuit inter-spires.

Chapitre 4 : application des réseaux de neurones artificiels pour le diagnostic et la classification des défauts dans une MSAP.

Ce travail ambitionne ainsi de contribuer à l'amélioration des stratégies de maintenance intelligente et à la mise en œuvre de solutions pratiques pour une exploitation plus fiable et plus performante des systèmes électriques industriels.

Chapitre 1

Concepts fondamentaux et approches méthodologiques de la maintenance prédictive, du diagnostic et des réseaux de neurones artificiels

1.1 Introduction

Depuis la première révolution industrielle, la maintenance n'a pas toujours été une priorité pour les entreprises. À l'époque, on se concentrait surtout sur la production, et les machines continuaient de fonctionner jusqu'à ce qu'une panne se produise. Ce n'est qu'après l'arrêt de la machine qu'une réparation était faite.Avec les progrès de la technologie, cette façon de faire a changé. Aujourd'hui, on ne se contente plus de réparer après une panne. On cherche à prévenir les problèmes avant qu'ils n'arrivent, grâce à des méthodes plus intelligentes. L'une de ces méthodes est l'apprentissage automatique, qui permet d'analyser les données des machines pour repérer les signes d'un futur dysfonctionnement.Dans ce chapitre, j'introduis les concepts fondamentaux liés à la maintenance industrielle et à l'apprentissage automatique.

1.2 Notions et Définitions :

Fiabilité :

La fiabilité est une caractéristique d'un dispositif exprimé par la probabilité qu'il accomplisse une fonction dans des conditions données pendant un temps donné.[1]

Maintenabilité :

c'est la probabilité de remettre un système en état de fonctionner en un temps donné avec des moyens donnés et dans des conditions données en retrouvant la fiabilité initiale.[1]

La disponibilité :

C'est l'aptitude d'un bien sous les aspects combinés de sa fiabilité, maintenabilité et de l'organisation de la maintenance à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions de temps déterminées. [1]

La sécurité :

aptitude d'un dispositif à éviter de faire apparaître des événements critiques ou catastrophiques.[2]

La détection :

Pour détecter les défaillances du système, il faut être capable de classer les situations observables comme étant normales ou anormales.[3]

Défaillance :

Selon **AFNOR** (Association Française de NORmalisation), la défaillance s'énonce comme : «la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa fonction requises avec les performances définies dans les spécifications techniques .»

Panne :

Une panne est l'inaptitude d'une entité (composant ou système) à assurer une fonction requise.

1.3 La maintenance industrielle

d'après **l'AFNOR** (NF X 60-010) : « Ensemble des actions permettant de maintenir ou rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé ».[4]

La maintenance, longtemps perçue comme une contrainte par les gestionnaires, est en réalité une approche stratégique regroupant diverses actions visant à maintenir les équipements de production à un niveau optimal de performance, tout en maîtrisant les coûts. La maintenance industrielle, aussi appelée maintenance d'usine, repose sur des processus permettant de limiter les pannes, d'augmenter la disponibilité des machines et d'améliorer leur fiabilité. Un plan de maintenance efficace contribue à réduire les dépenses, à maximiser l'utilisation des équipements et à renforcer la rentabilité. Il est préférable d'adopter une maintenance préventive plutôt que de recourir à des réparations après panne, souvent coûteuses et entraînant des interruptions imprévues. Un plan de maintenance bien structuré permet d'anticiper les interventions nécessaires, générant ainsi des économies à long terme. [5],[6]

1.3.1 Les objectifs de la maintenance

L'objectif fondamental de la maintenance industrielle est d'assurer la disponibilité, la fiabilité et la performance optimale des équipements tout en maîtrisant les coûts d'exploitation. Dans une approche moderne, la maintenance vise également à anticiper les défaillances grâce à des méthodes prédictives, à prolonger la durée de vie des actifs, à garantir la sécurité des installations et à contribuer à la qualité globale des produits et services. On peut classer les objectifs de la maintenance on deux catégories :

1.3.1.1 Objectifs financiers :

- Réduire au minimum les dépenses de la maintenance.
- Augmenter au maximum les profits.

• Avoir des dépenses de maintenance en fonction de l'age des installations et de son taux d'utilisation.[4]

1.3.1.2 Objectifs opérationnels :

- Maintenir les équipements.
- Assurer la disponibilité maximale des installations et des équipements.
- Assurer une performance (rendement) de haute qualité.[4]

1.3.2 Les types de maintenance

Il existe deux grands types de maintenance industrielle :

- La maintenance corrective, qui peut être palliative ou curative.
- La maintenance préventive, qui peut être systématique, conditionnelle ou prédictive.

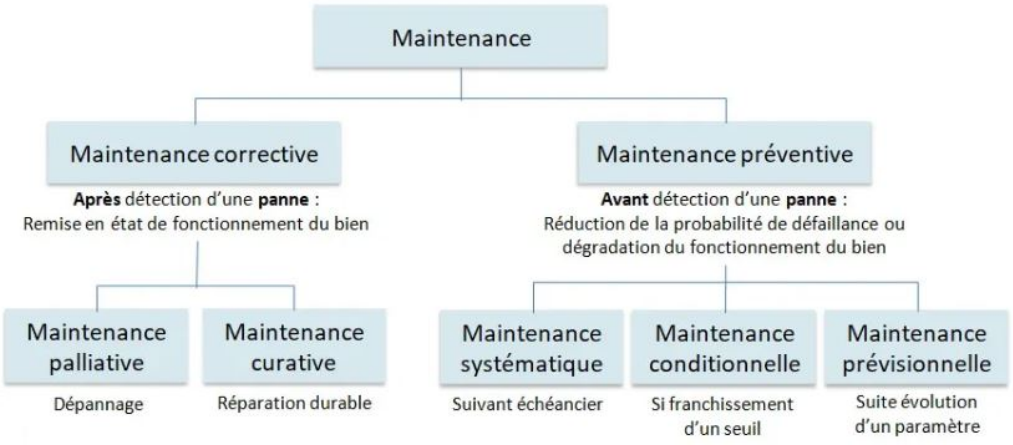


FIGURE 1.1 – Les types de maintenance industrielle.

1.3.2.1 Maintenance corrective

La maintenance corrective est effectuée après qu'une panne a été détectée pour remettre un équipement en état de fonctionnement. Selon la norme SS-EN 13306, elle consiste à réparer un élément pour qu'il puisse remplir à nouveau son rôle. Il existe deux types de réparations : la réparation minimale, où l'équipement est juste remis en état sans améliorer sa fiabilité, et la réparation maximale, où il est restauré comme neuf, réduisant ainsi le risque de panne. Si la panne concerne une fonction critique, la réparation doit être immédiate. Sinon, elle peut être reportée à un moment plus opportun. Cependant, une utilisation excessive de la maintenance corrective dans des situations inadaptées peut entraîner des coûts élevés à long terme.[7]

- **Maintenance palliative :**

Lorsqu'il s'agit d'une solution temporaire pour permettre à l'équipement de continuer à remplir partiellement ou complètement une fonction requise appelée dépannage.[2]

- **Maintenance curative :**

Lorsque l'équipement est définitivement réparé et remis dans son état d'origine ou dans un état lui permettant de remplir sa fonction.[2]

1.3.2.2 Maintenance préventive

La maintenance préventive a été définie comme : « Maintenance effectuée à des intervalles prédéterminés ou en fonction de critères prescrits et destiné à réduire la probabilité de défaillance ou de la dégradation du fonctionnement d'un élément. ». La maintenance préventive est divisée en deux types, maintenance systématique et maintenance conditionnelle. Maintenance systématique est planifiée et organisé sans l'apparition de toutes les activités de surveillance. La planification peut être basée sur le temps d'utilisation, le nombre de fois qu'un article est utilisé. Par exemple, le nombre de kilomètres parcourus par l'élément en fonction des données fournies. L'entretien périodique est préférable pour les articles qui présentent une détérioration au fil du temps ou une usure caractéristique et qui peuvent être entretenus à un moment fiable pour éviter les pannes.[2]

- **Maintenance préventive systématique :**

La maintenance préventive systématique est une maintenance planifiée qui consiste à intervenir régulièrement sur un équipement pour éviter les pannes et prolonger sa durée de vie. Elle inclut des actions comme la lubrification, le nettoyage ou le remplacement périodique de certaines pièces (filtres, courroies, roulements, etc.), indépendamment de leur état réel d'usure. Bien qu'elle permette de réduire les risques de défaillance, elle peut parfois entraîner un remplacement prématuré des composants, augmentant ainsi les coûts.[2]

- **Maintenance préventive conditionnelle :**

La maintenance préventive conditionnelle repose sur des mesures et des contrôles permettant d'évaluer l'état de dégradation des équipements. Elle est réalisée en fonction de relevés effectués par des techniciens ou des capteurs, comme l'analyse vibratoire, le niveau d'huile ou la thermographie infrarouge. Des indicateurs précis sont utilisés pour anticiper les pannes. Par exemple, le remplacement des plaquettes de frein lorsqu'un voyant d'usure s'allume est une application de cette maintenance.[2]

1.3.2.3 Maintenance prédictive :

La maintenance prédictive est une méthode moderne qui permet de réduire les coûts en remplaçant une pièce uniquement lorsque cela est nécessaire[8]. Elle évite ainsi les remplacements trop précoces de la maintenance préventive et les réparations tardives de la maintenance corrective. Cette approche repose sur l'analyse de données recueillies par des capteurs installés sur les équipements, permettant de prévoir les pannes et d'optimiser leur fonctionnement. Elle utilise des technologies avancées comme l'Internet des objets (IoT), le cloud computing et l'intelligence artificielle, notamment l'apprentissage automatique.[9]

1.3.2.4 Les objectifs de la maintenance prédictive :

La maintenance prédictive, également appelée maintenance prévisionnelle, a pour objectif d'optimiser l'utilisation des composants tout en prévenant les pannes. Elle contribue ainsi à réduire

les coûts et à améliorer la disponibilité des équipements en planifiant les interventions de maintenance au moment le plus approprié.[10]

1.3.3 Mise en œuvre de la maintenance prédictive basée sur l'apprentissage automatique

Autrefois basées sur des systèmes experts, les prédictions de pannes utilisent aujourd'hui l'apprentissage automatique. Cela nécessite la collecte et l'analyse de données provenant de capteurs (vibrations, sons, courants, thermographie, etc.). Elles incluent également des informations sur les dysfonctionnements potentiels, servant de référence pour les prédictions. L'essor des objets connectés (IoT) a facilité cette collecte. Grâce à l'apprentissage supervisé, un modèle est entraîné pour anticiper les pannes sur de nouvelles données.

Les algorithmes employés en maintenance prédictive se répartissent en deux catégories :

- Les algorithmes de régression, qui estiment la durée de vie restante d'un équipement avant sa prochaine panne.
- Les algorithmes de classification, qui identifient la cause probable d'une panne.[10]

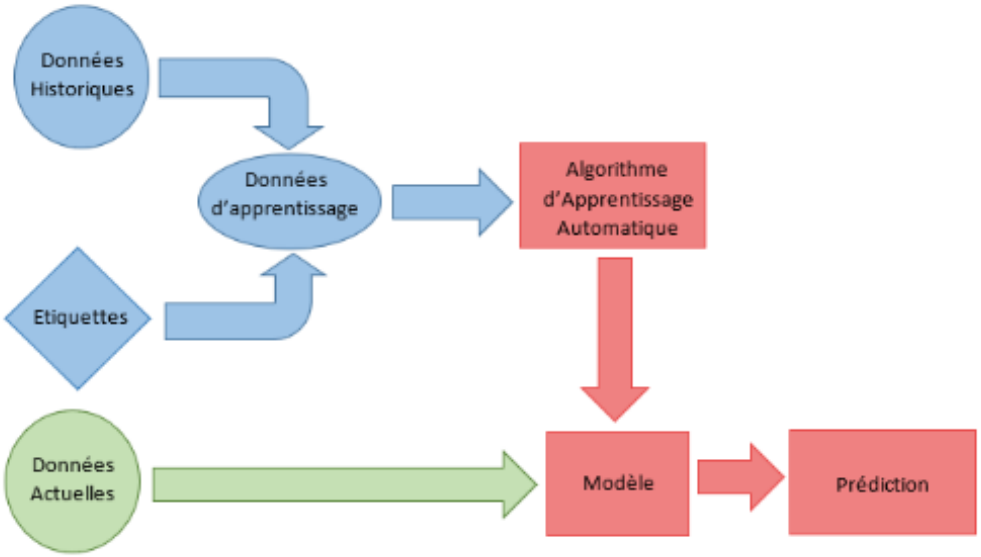


FIGURE 1.2 – Mise en œuvre de la maintenance prédictive

1.3.4 Avantages de la maintenance prédictive

En comparant avec les stratégies de maintenance corrective et préventive, la maintenance prédictive présente les avantages suivants :

- Allonger la durée de vie des équipements.
- Amélioré la fiabilité des équipements permettant ainsi d'optimiser la production.
- Réduire les coûts liés à la maintenance.
- Diminuer le nombre de pannes.

- Mieux planifier les interventions.

1.3.5 Contraintes de mise en œuvre de la maintenance prédictive

Bien que la maintenance prédictive apporte des bénéfices importants, sa mise en place peut rencontrer certaines contraintes liées aux coûts d'investissement, à la gestion des données massives, à la nécessité de compétences spécialisées et au risque de générer des diagnostics inexacts si les modèles sont mal calibrés ou les données de mauvaise qualité.

1.4 Diagnostic et surveillance

1.4.1 Surveillance

La surveillance est un dispositif passif, informationnel qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. Elle repose sur l'examen continu du fonctionnement du système afin de détecter et classifier d'éventuelles défaillances. Une fois une anomalie identifiée, la surveillance permet également de localiser les éléments défectueux et d'en déterminer les causes premières. La surveillance se compose donc de deux fonctions principales qui sont la détection et le diagnostic.

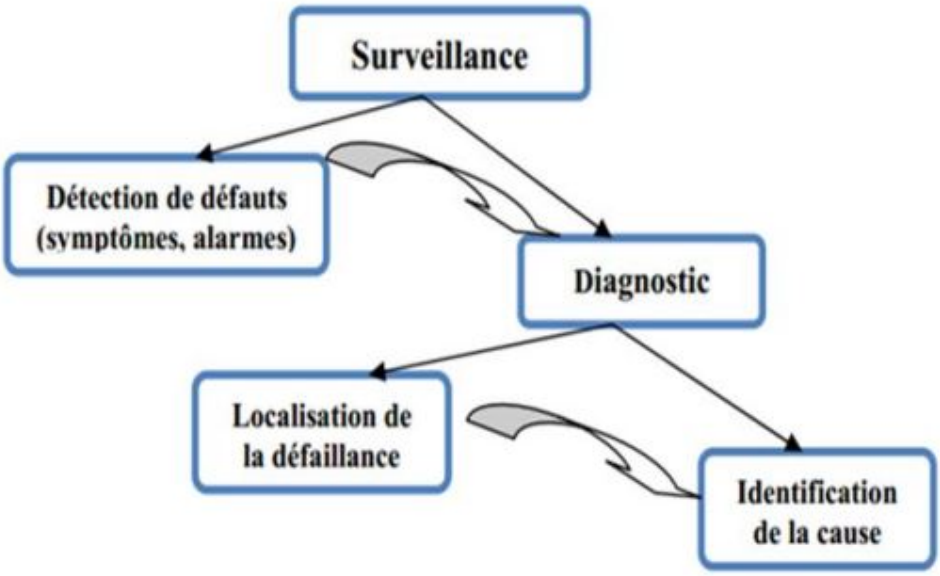


FIGURE 1.3 – Composantes de la surveillance industrielle

1.4.2 Définition du diagnostic

Selon **AFNOR** : « Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou les) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle, ou d'un test ».

Le diagnostic consiste à évaluer l'état d'un système en comparant son fonctionnement à des références connues afin d'identifier les défaillances, leurs origines et leurs causes. Il permet

d'améliorer la qualité et de réduire les coûts en intervenant à des étapes clés du cycle de vie d'un produit.

1.4.3 Les Phases du Diagnostic en Maintenance Industrielle

Les différentes étapes d'un système de diagnostic peuvent être schématisées suivant la figure.[11]

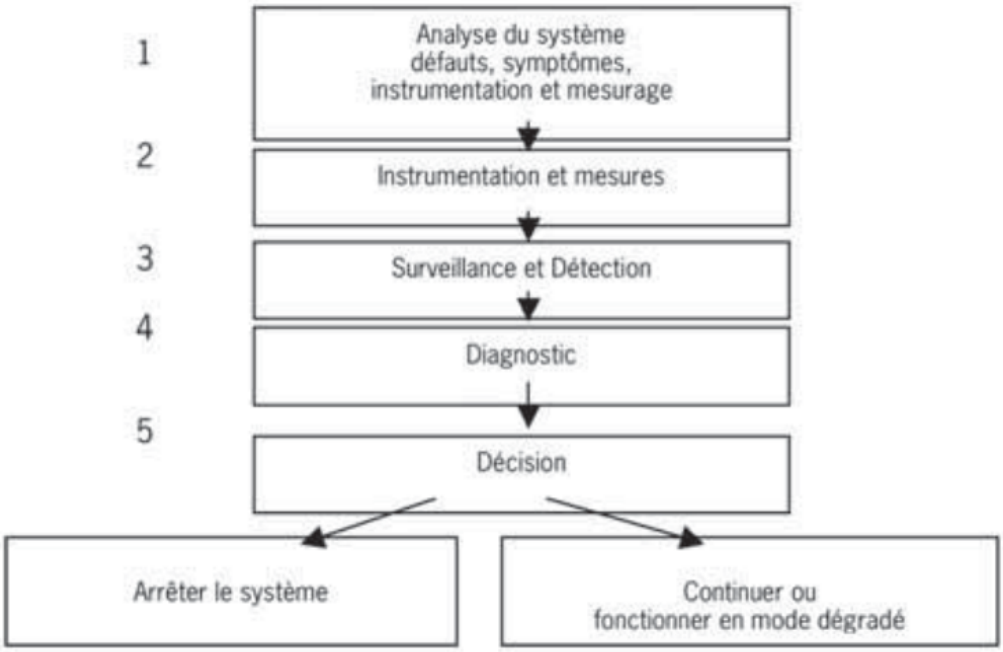


FIGURE 1.4 – Étapes de mise en place d'un système de diagnostic

- Analyse du système

Cette première étape consiste à définir les objectifs du système de diagnostic. Il faut identifier ses caractéristiques, les défauts possibles et leurs symptômes (par exemple, déterminer le nombre de dents d'un engrenage à surveiller). Cette analyse permet de choisir les méthodes adaptées, notamment celles liées au traitement des signaux.[11]

- Instrumentation et mesure

Cette étape consiste à sélectionner les capteurs adéquats, déterminer leur emplacement et effectuer les mesures. Ces relevés peuvent être réalisés en continu, périodiquement ou ponctuellement, comme lors d'un contrôle qualité.[11]

- Surveillance et détection

Une fois les capteurs installés, ils permettent de suivre l'évolution des indicateurs issus des signaux mesurés. Ces indicateurs aident à détecter d'éventuelles anomalies, par exemple lorsqu'une valeur dépasse un seuil prédéfini. Ces seuils sont souvent fixés par l'expérience ou par des méthodes statistiques de traitement du signal.[11]

- Diagnostic

Le diagnostic permet d'identifier précisément l'élément défaillant du système. Grâce à l'analyse des signaux et à la connaissance des symptômes des défauts, il est possible d'extraire des

paramètres spécifiques pour isoler la cause du problème. Cette étape peut aussi utiliser des techniques de reconnaissance de formes pour faciliter la prise de décision.[11]

- Prise de décision

Cette dernière phase permet d'agir en fonction du diagnostic établi. En milieu industriel, elle peut mener à des opérations de maintenance, à l'arrêt d'une machine ou à d'autres mesures correctives pour éviter des pannes plus graves.[11]

1.5 Les différents méthodes de diagnostic

Dans le milieu industriel, diverses méthodes sont employées pour diagnostiquer les défauts. Leur principe repose sur la comparaison des données observées lors du fonctionnement du système avec les références connues, qu'il s'agisse de son comportement normal ou de ses modes de défaillance. Ces méthodes de diagnostic se divisent en deux grandes catégories :

• **Méthodes basées sur un modèle**, qui exploitent une représentation mathématique ou physique du système.

• **Méthodes sans modèle**, qui s'appuient sur l'analyse des données et des signaux sans connaissance préalable du modèle du système. [12]

1.5.1 Méthode à base de modèles

La méthode de diagnostic fondée sur le contrôle repose sur une connaissance détaillée du système étudié. Elle permet d'extraire, d'analyser et de comparer les données avec celles du système réel afin d'identifier d'éventuels défauts, en s'appuyant sur un modèle quantitatif ou qualitatif.[12]

Méthodes à base de modèle quantitatif

Ces modèles, établis sur la base des lois fondamentales de la physique et de la chimie, sont décrits par des relations mathématiques reliant les entrées et les sorties du système. Depuis les années 1970, plusieurs approches ont été développées pour détecter les défaillances à partir de ces modèles mathématiques. Parmi les techniques les plus couramment utilisées pour la génération des résidus à partir des modèles analytiques, on retrouve :

- L'espace de parité
- L'estimation d'états
- L'estimation paramétrique

Méthodes à base de modèle qualitatif

Les méthodes basées sur des modèles qualitatifs permettent de représenter le comportement d'un procédé avec un certain niveau d'abstraction, en utilisant des modèles symboliques plutôt que mathématiques. Ces modèles doivent être capables de décrire qualitativement des systèmes continus, discrets et/ou hybrides afin de détecter les écarts par rapport au fonctionnement

normal, de localiser la défaillance et d'en identifier les causes. L'abstraction qualitative des comportements continus peut être réalisée à l'aide de modèles basés sur des événements discrets (SED). Plusieurs approches ont été développées en s'appuyant sur des outils tels que les automates, les équations logiques ou les Réseaux de Pétri (RdP), avec une observation partielle ou complète du fonctionnement du procédé .[12]

1.5.2 Méthodes sans modèles

Les méthodes de détection et de diagnostic sans modèle de référence sont utilisées pour les systèmes dont il est difficile d'établir un modèle comportemental précis. Elles s'appuient sur l'analyse des données recueillies directement à partir du système, ainsi que sur les connaissances issues de l'expertise humaine. Ces approches intègrent des techniques telles que l'intelligence artificielle, la reconnaissance de formes, les systèmes experts et les systèmes basés sur la connaissance.[1]

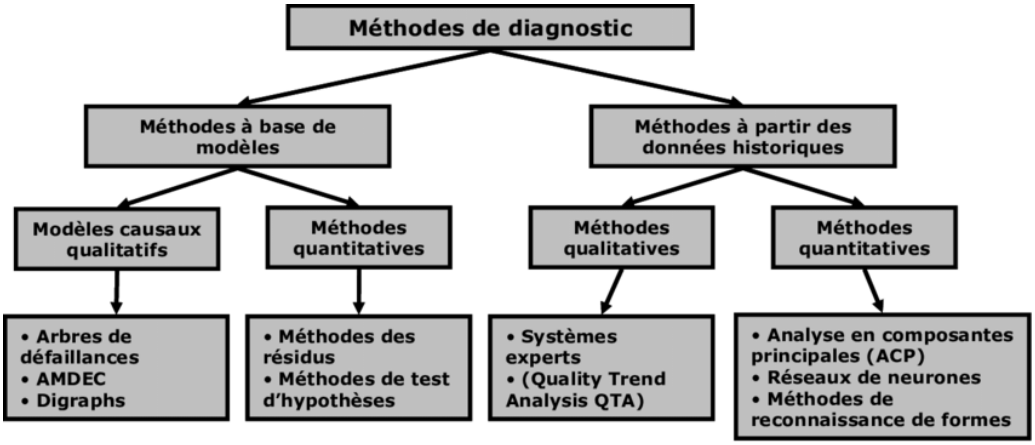


FIGURE 1.5 – Classification des méthodes de diagnostic

1.6 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (en anglais : Machine Learning) est une sous-discipline de l'intelligence artificielle qui se concentre sur le développement d'algorithmes et de modèles permettant aux ordinateurs d'apprendre à partir de données et d'améliorer leur performance sur une tâche spécifique, sans être explicitement programmés. Il comprend plusieurs approches, notamment l'apprentissage supervisé, non supervisé et par renforcement. Parmi les techniques utilisées, on retrouve les réseaux de neurones artificiels (RNA), les arbres de décision, les machines à vecteurs de support (MVS), ainsi que les algorithmes évolutionnaires (AE) comme les algorithmes génétiques et les programmes génétiques.[13]

1.6.1 Les méthodes d'apprentissage automatique

Il existe trois grandes catégories d'apprentissage automatique : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement.

Apprentissage supervisé

L'algorithme est entraîné à partir de données étiquetées, c'est-à-dire des exemples où chaque entrée est associée à une sortie correcte connue. Son objectif est de générer une fonction capable de prédire la sortie pour de nouvelles entrées.[13]

Apprentissage non supervisé

L'algorithme est entraîné sur des données non étiquetées et doit détecter des motifs, des structures ou des relations sans qu'aucune sortie correcte ne soit fournie à l'avance.

Apprentissage par renforcement

L'algorithme apprend en interagissant avec un environnement dynamique, recevant des récompenses ou pénalités en fonction de ses actions. Il cherche ainsi à maximiser une récompense cumulative au fil du temps. Contrairement à l'apprentissage supervisé, il n'a pas de sortie correcte à chaque itération mais apprend par essais et erreurs.[13]

1.6.2 Domaines d'applications

L'apprentissage automatique n'est pas une solution universelle et ne s'applique pas à tous les problèmes. Dans certains cas, des approches classiques peuvent suffire. Toutefois, lorsque les données sont volumineuses, complexes ou comportent de nombreuses variables, le Machine Learning devient un atout majeur. Il permet d'extraire des informations précieuses, d'identifier des tendances cachées et d'effectuer des prédictions fiables sur des événements futurs.

En automatisant les tâches répétitives, l'apprentissage automatique optimise les processus, réduit les erreurs humaines et accélère la prise de décision, notamment grâce à l'analyse des données en temps réel. Il joue également un rôle clé dans plusieurs secteurs, comme la santé (diagnostic médical assisté), la finance (détection de fraudes), l'industrie (maintenance prédictive), la cybersécurité (protection contre les cyberattaques) et le marketing (publicité ciblée et recommandations personnalisées). Ainsi, l'apprentissage automatique s'impose comme un levier essentiel pour les entreprises et organisations souhaitant exploiter intelligemment leurs données et améliorer leur performance.[13]

1.7 Réseau de Neurones Artificiels

Un Réseau de Neurones Artificiels (RNA) est un modèle informatique inspiré du fonctionnement du cerveau humain. Il est composé de neurones artificiels interconnectés selon une topologie spécifique et utilise un algorithme d'apprentissage pour ajuster les poids des connexions et améliorer ses performances.

La structure des interconnexions entre les neurones peut varier :

- Connectivité totale : chaque neurone est relié à tous les autres.
- Connectivité locale : les neurones ne sont connectés qu'à leurs voisins immédiats.

• Réseaux multicouches : une architecture composée d'une couche d'entrée, d'une couche de sortie et d'une ou plusieurs couches cachées, qui permettent d'apprendre des représentations complexes des données.[14]

1.7.1 Principaux Domaines d'Application des Réseaux de Neurones Artificiels

Les réseaux de neurones artificiels, situés à la croisée de plusieurs disciplines (ingénierie, sciences cognitives, neurobiologie et philosophie), constituent une approche prometteuse de l'intelligence artificielle. Leurs applications couvrent de nombreux secteurs :

• Industrie : Contrôle qualité et détection d'anomalies, Diagnostic et prévention des pannes.

• Finance : Prévision des marchés financiers (cours des devises, actions, etc.), Modélisation des risques et attribution de crédits.

• Télécommunications et informatique : Traitement et analyse des signaux , Suppression du bruit dans les transmissions.

• Analyse et modélisation statistique : Traitement de grandes quantités de données.[14]

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, j'ai présenté une vue d'ensemble sur la maintenance industrielle et son évolution vers des approches plus intelligentes. Dans une première partie, j'ai abordé les notions fondamentales liées à la fiabilité, la maintenabilité, la disponibilité et les différents types de maintenance, avec un focus particulier sur la maintenance prédictive. J'ai ensuite expliqué les principes du diagnostic en milieu industriel, ses phases et les principales méthodes utilisées (avec ou sans modèle). Dans la seconde partie, j'ai introduit l'apprentissage automatique, ses principales méthodes (supervisé, non supervisé, par renforcement) et ses domaines d'application, avant de présenter les réseaux de neurones artificiels, leur structure et leurs champs d'application. Le prochain chapitre portera sur l'étude des défauts dans les machines synchrones à aimants permanents et les techniques utilisées pour leur détection.

Chapitre 2

État de l'art des techniques de diagnostic des défauts dans les les machines synchrones à aimants permanents (MSAP)

2.1 Introduction

Les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) sont de plus en plus utilisées dans de nombreux domaines grâce à leur efficacité énergétique, leur simplicité de mise en œuvre ainsi que leurs performances dynamiques et statiques très élevées. Elles présentent des avantages notables par rapport aux autres machines à courant continu et à courant alternatif, notamment par la présence d'une excitation constante assurée par les aimants permanents et par une commande simplifiée qui ne nécessite aucun dispositif auxiliaire au niveau de l'inducteur.

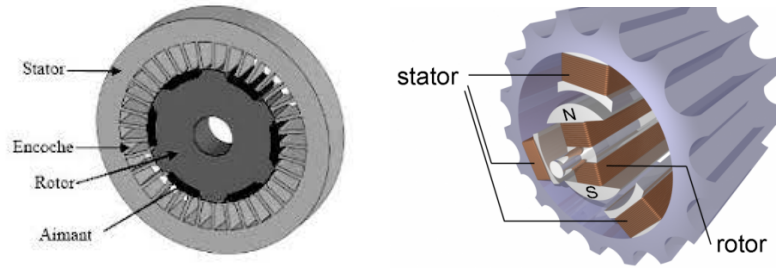
Ce deuxième chapitre a pour objectif de présenter un état de l'art des techniques de diagnostic des défauts dans les machines synchrones à aimants permanents. Il aborde d'abord les caractéristiques générales de la MSAP, sa construction, son fonctionnement et ses domaines d'application, avant de détailler les principaux défauts auxquels ces machines sont exposées ainsi que les méthodes courantes et avancées mises en œuvre pour leur détection et leur analyse.

2.2 Généralité sur la machine synchrone a aimant permanent

Ces dernières années, les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) ont progressivement remplacé les moteurs à courant continu dans l'industrie, en raison de leurs performances élevées et de leur fiabilité accrue. Elles sont aujourd'hui largement utilisées dans des secteurs variés tels que l'aéronautique, la robotique, l'énergie renouvelable, les outils électriques, les équipements médicaux et les véhicules électriques et hybrides. Bien que plus coûteux que les moteurs asynchrones, il offre des performances élevées et une longue durée de vie, justifiant son utilisation dans des systèmes exigeants.

2.3 Construction de la MSAP

Le moteur synchrone à aiment permanent est constitué de deux parties, une partie mobile ou rotor constituant l'inducteur, et une partie fixe ou stator portant des enroulements constituant l'induit. La mince zone localisée entre ces deux éléments est appelée entrefer.[15] La machine synchrone à aimants permanents est un dispositif électromécanique qui comprend un stator et un rotor. Le stator est une partie fixe où se trouvent les enroulements liés à la source. Le rotor est une partie mobile qui est monté sur l'axe de rotation. La figure (2.1), représente la structure de la machine synchrone à aimants en surface.



(a) (b)

FIGURE 2.1 – Schéma d'une machine synchrone à aimant permanent

Stator : Représente la partie fixe de la machine synchrone à aimants permanents (MSAP), il est identique à celui d'une machine asynchrone, il est constitué d'un empilage de tôle magnétique qui contient des encoches dans lesquelles sont logés trois enroulements identiques décalés entre eux de $\frac{2\pi}{3}$.

Le stator présente la partie la plus sensible aux défauts dans la machine synchrone à aimants permanents, en particulier les courts circuits d'un certain nombre de spires du bobinage statoriques. Le stator est constitué de trois bobinages indépendants alimenté par le réseau. Pour créer un champ magnétique tournant le bobinage de cette machine peut être classé en plusieurs catégories :

- Les bobinages dits réguliers, parmi lesquels on trouve les bobinages à pas diamétral.
- Les bobinages à pas raccourcis.
- Les bobinages répartis et les bobinages non réguliers, comme les bobinages à trous ou à nombre fractionnaire d'encoches par pôle et par phase .[16]

Rotor : Représente la partie mobile de la MSAP, formée d'un assemblage de tôles et d'aimants créant le flux d'inducteur, il est généralement de deux types :

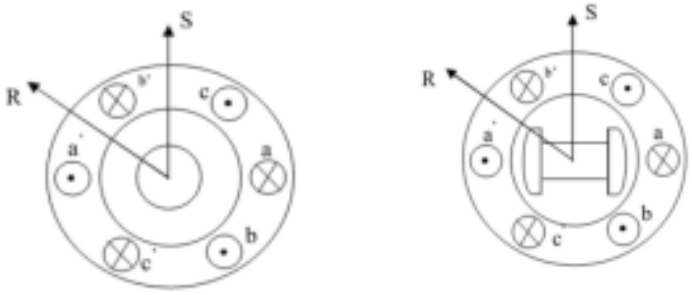
Rotors à pôles lisses : L'entrefer est d'épaisseur constante ; en un point donné, elle ne dépend pas de la position de l'arbre. On les trouve sur les machines [15] :

- à faible nombre de pôles (2 ou 4)
- de faible diamètre,de longueur importante.

Rotors à pôles saillants : L'épaisseur de l'entrefer est variable ; en un point donné, elle dépend de la position de l'arbre. On les trouve sur les machines [15] :

- à nombre de pôles élevés (jusqu'à 40)

- de diamètre élevé, de longueur relativement faible.



(a) Pole lisse (b) Pole saillant

FIGURE 2.2 – Les types du rotor

2.3.1 Structure des aimants de la machine

Les machines à aimants permanents peuvent être construites avec plusieursconfigurations rotoriques. Selon le positionnement des aimants on peut classer les machines synchrones à aimants permanents en trois types :

- **Aimants en surface :** les aimants permanents sont collés sur le rotor, on les insère dans les encoches réalisées au rotor.

- **Aimants enterrés :** les aimants permanents sont démagnétisés et enterrés dans le rotor.

- **Aimants à concentration de flux :** les aimants permanents sont disposés de telle sorte qu'ils fournissent une concentration du flux dans l'entrefer plus grand que le flux individuel de chaque aimant .[16]

(a) aimant en surface (b) aimant enterré (c) aimant à concentration de flux

FIGURE 2.3 – Structure des aimants de la machine

2.4 Principe de fonctionnement de la MSAP

Le fonctionnement des moteurs à aimants permanents repose sur un principe simple : lorsque les bobines du stator sont alimentées par une source triphasée de tensions sinusoïdales, elles génèrent un champ magnétique tournant. Ce champ interagit avec le flux magnétique du rotor,

situé dans l'entrefer qui sépare le stator du rotor, produisant ainsi une force électromagnétique. Cette force entraîne alors la rotation du rotor, assurant le fonctionnement du moteur.

Le terme de machine synchrone regroupe toutes les machines dont la vitesse de rotation de l'arbre de sortie est égale à la vitesse de rotation du champ tournant.[17]

2.5 Domaine d'application de la MSAP

Les moteurs synchrones à aimants permanents sont largement utilisés dans divers domaines grâce à leur efficacité et leur précision. Parmi leurs principales applications, on retrouve :

- Équipements domestiques (machines à laver, électroménagers).
- Industrie automobile (véhicules électriques et hybrides).
- Énergies renouvelables (production d'électricité).
- Technologies de l'information (lecteurs DVD, disques durs).
- Outils électriques et jouets Robotique (servomoteurs, automatisation industrielle).
- Secteur médical (équipements de soins, fraises dentaires).[18]

2.6 Les avantages

les machines synchrones à aimants permanents présentent plusieurs avantages par rapport aux autres types de machines :

- Très bon rendement énergétique, permettant de consommer moins d'électricité.
- Possibilité de tourner à des vitesses très élevées.
- Fiabilité améliorée, avec moins d'usure et moins de besoins en maintenance.
- Absence de contacts glissants.
- Bonne performance en accélération et en freinage, capable de supporter des variations rapides de charge.
- Moins de pertes d'énergie au rotor, ce qui réduit la chaleur produite et évite d'avoir un système de refroidissement supplémentaire.[18]

2.7 Les limites

Malgré leurs nombreux avantages, les MSAP présentent quelques inconvénients et limites :

- Coût élevé, en raison du prix des aimants utilisés.
- Réduction progressive de la puissance magnétique, les aimants perdant naturellement en efficacité avec le temps.

• Sensibilité aux chocs et aux vibrations, pouvant fragiliser la structure et altérer son bon fonctionnement. [18]

2.8 Les différents défauts de la MSAP

Les défauts des machines tournantes électriques peuvent être dus à plusieurs facteurs : conception, fabrication, assemblage, installation, conditions de travail, charge appliquée et entretien. Ils sont classés en deux catégories principales :

• **Défauts internes :** causés par les composants de la machine, comme les bobinages du stator et du rotor, les circuits magnétiques, la cage rotorique ou l'entrefer mécanique.

• **Défauts externes :** liés à des facteurs externes tels que l'alimentation électrique, la charge mécanique et l'environnement d'exploitation.

Ces défauts doivent être identifiés et surveillés pour éviter toute détérioration et garantir la fiabilité des machines électriques[19].

TABLE 2.1 – Défauts des machines électriques selon leurs origines

Catégorie de défaillance	Origine	Exemples de défauts
Défaillances internes	**Mécanique**	• Contact entre le stator et le rotor • Défaut de roulements • Excentricité • Mouvement des enroulements et des tôles
	Électrique	• Défaillance de l'isolation • Rupture de barre • Défauts du circuit magnétique
Défaillances externes	**Mécanique**	• Charge oscillante • Surcharge de la machine • Défaut de montage
	Environnementale	• Humidité excessive • Température élevée • Manque de propreté
	Électrique	• Fluctuations de tension • Sources de tension déséquilibrées

Une classification des défauts qui existent dans les machines électriques selon leurs origines est présentée dans le Tableau 2.1.

2.8.1 Étude statistique sur les défauts des machines électriques

Il est généralement difficile d'obtenir une répartition précise des défaillances affectant les machines électriques, car la collecte systématique des données de pannes n'est pas assurée dans l'ensemble des parcs industriels et ateliers de maintenance.

Depuis les années 1980, de nombreuses études statistiques ont été menées sur ce sujet. L'une de ces études, réalisée dans un atelier de réparation, a montré que certaines catégories de pannes sont beaucoup plus fréquentes que d'autres.

Les résultats indiquent que les défaillances les plus courantes concernent les enroulements du stator, représentant environ 60% des cas de panne (voir figure 2.4). En comparaison, les pannes liées au noyau du stator, aux enroulements du rotor et aux roulements sont moins fréquentes (environ 13%). Les autres types de pannes sont estimés à seulement 1%.[19]

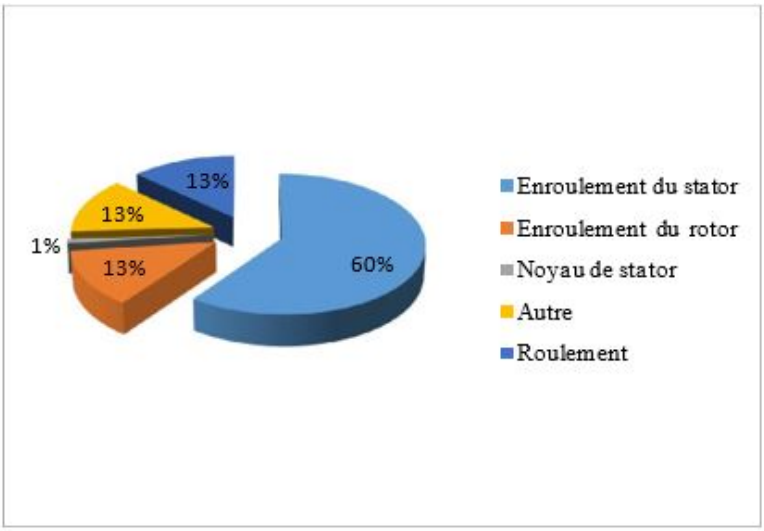


FIGURE 2.4 – Statistiques de pannes de grandes machines électriques.

2.8.2 Les défauts au stator

Les défauts qui sont les plus récurrents, localisés au niveau du stator, peuvent être définis comme suit : défaut d'isolant, court-circuit entre spires, court-circuit entre phases, court-circuit entre phases et bâti, déséquilibre d'alimentation, défauts de circuit magnétique, la figure (2.4) montre les différents défauts statoriques possible.

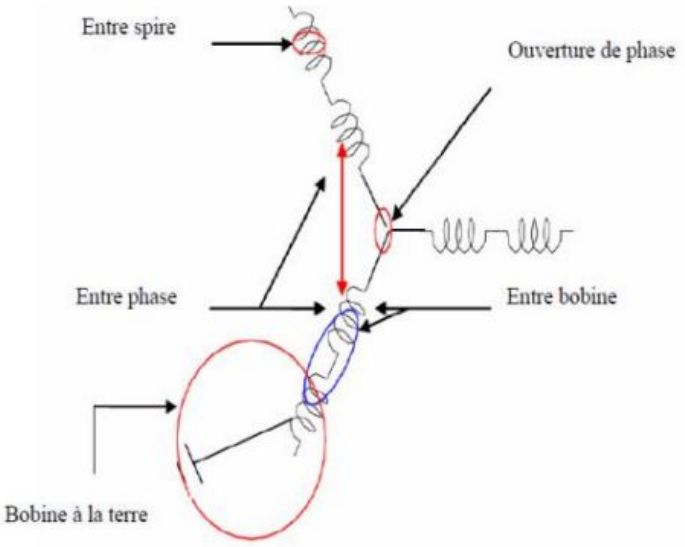


FIGURE 2.5 – Les différents défauts statoriques possible

2.8.2.1 Défauts d'isolant dans un enroulement

Lorsque l'isolant utilisé dans les enroulements se détériore ou perd ses propriétés , cela peut entraîner un court-circuit interne. Cette dégradation est généralement causée par l'augmentation de la température dans la machine, due aux pertes internes telles que les pertes par effet Joule, les pertes magnétiques ou mécaniques. Les matériaux isolants ont des limites précises en matière de température, de tension et de contraintes mécaniques. Si ces limites sont dépassées, l'isolant perd son efficacité, ce qui peut provoquer un court-circuit dans l'enroulement concerné. Les principales causes de ce type de défaillance sont les suivantes :

- Défauts d'isolation survenus dès la fabrication ;
- Application d'une tension dépassant les capacités de l'isolant ;
- Présence d'un courant trop élevé dans l'enroulement (à cause d'un court-circuit, d'un défaut dans le convertisseur ou d'une surcharge) ;
- Vibrations mécaniques importantes ;
- Vieillissement naturel de l'isolant au fil du temps.[20]

2.8.2.2 Court-circuit entre spires

Le court-circuit entre spires d'un même enroulement est un défaut courant, souvent causé par un problème d'isolement dans les bobinages de la machine. Ce type de défaut provoque une augmentation du courant dans la phase concernée, avec de légers changements de l'intensité dans les autres phases. Il modifie également le facteur de puissance et peut entraîner une hausse des courants dans le rotor, surtout dans les machines asynchrones.

En conséquence, la température au niveau du bobinage augmente, ce qui accélère l'usure de l'isolant. Cela peut entraîner l'apparition d'un second court-circuit, formant une défaillance en chaîne. Malgré ce dysfonctionnement, le couple électromagnétique moyen produit par la machine reste globalement stable, à l'exception d'une augmentation des oscillations de couple, dues au déséquilibre des courants entre les phases.[20]

2.8.2.3 Court-circuit entre phases

Un court-circuit entre phases peut se produire à n'importe quel endroit du bobinage, mais ses effets varient selon la position exacte du défaut. Cette variabilité rend l'analyse de ses conséquences plus complexe. Si le court-circuit se produit près de l'alimentation, il peut générer des courants très élevés, susceptibles de faire fondre les conducteurs ou d'activer les protections par disjonction. En revanche, si le défaut est situé près du point neutre, ses effets sont moins graves : il provoque un déséquilibre des courants de phase, mais avec un risque plus faible de fusion des conducteurs.

Ce type de défaut déséquilibre fortement les courants statoriques, et l'ampleur du déséquilibre dépend de l'endroit où le défaut apparaît. Dans les machines asynchrones, il entraîne également une augmentation des courants dans les barres du rotor et dans les anneaux. La détection de cette anomalie repose généralement sur l'analyse du déséquilibre des courants de phase.[20]

2.8.3 Les défauts au rotor

Les défauts les plus fréquents affectant le rotor peuvent être regroupés en plusieurs catégories principales :

Défauts dans les enroulements rotoriques, qui concernent les machines synchrones classiques, les machines à courant continu ainsi que les machines asynchrones équipées d'un rotor bobiné.

Défauts au niveau des aimants, spécifiques aux machines à aimants permanents.

Excentricité du rotor, qui peut survenir dans tout type de machine électrique.

2.8.3.1 Défauts des roulements mécaniques

Les roulements assurent la liaison mécanique entre le rotor et le stator dans une machine électrique. Ils permettent de maintenir l'axe en position tout en facilitant une rotation fluide et régulière du rotor.[19]

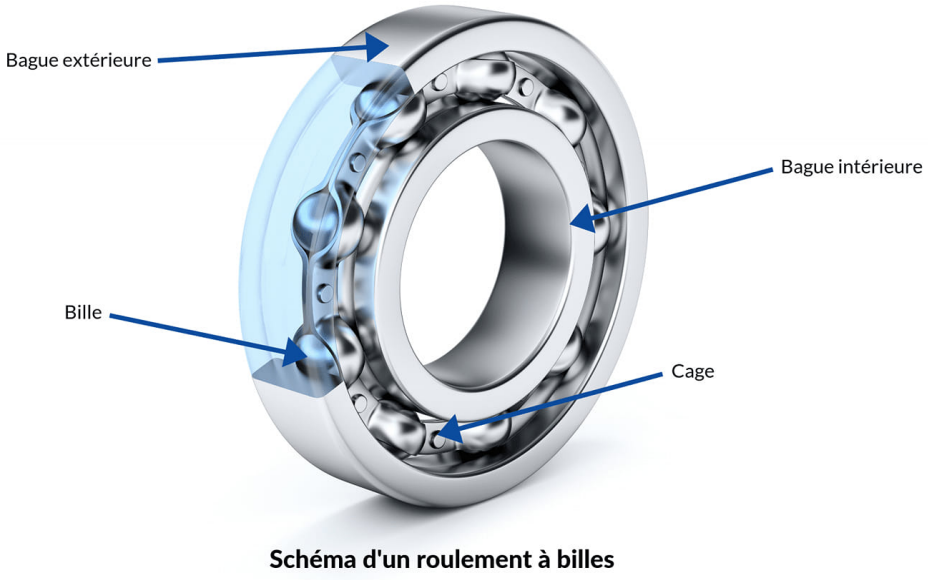


FIGURE 2.6 – Structure d'un roulement à billes

Les défaillances au niveau des roulements représentent entre 40% et 90% de l'ensemble des défauts rencontrés, selon la taille et le type de la machine électrique. Ces défauts peuvent être classés en quatre catégories, selon leur emplacement [19] :

- défaut au niveau de la bague extérieure,
- défaut au niveau de la bague intérieure,
- défaut des éléments roulants (billes),
- défaut de la cage .

2.8.3.2 Défauts d'excentricité

Certaines dissymétries géométriques peuvent apparaître au niveau du rotor, et ce de manière naturelle. Ces irrégularités se répartissent en trois types principaux [19] :

- **Excentricité statique :** se produit lorsque le centre de rotation du rotor ne coïncide pas avec le centre géométrique du stator.
- **Excentricité dynamique :** survient lorsque le centre de rotation du rotor diffère du centre du stator, et qu'en plus, ce centre tourne autour de celui du stator.
- **Excentricité mixte :** combine à la fois les effets de l'excentricité statique et dynamique.

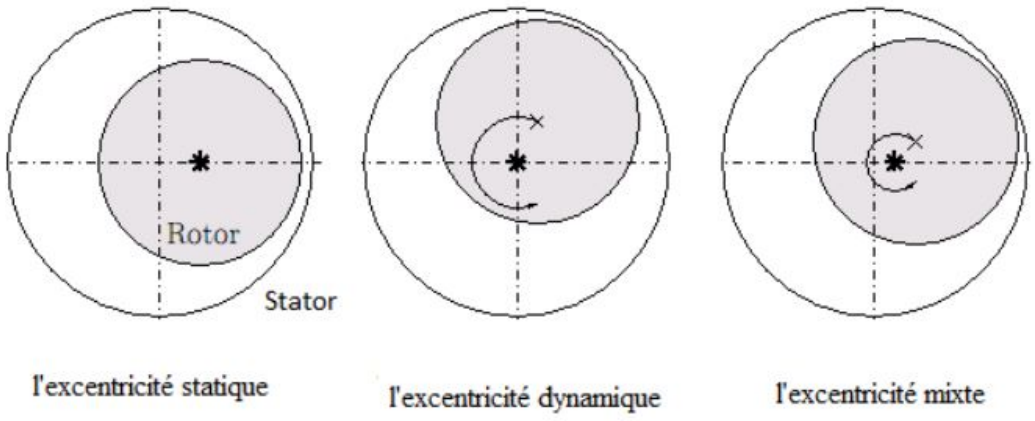


FIGURE 2.7 – Défauts d'excentricité

2.8.3.3 Défauts des aimants (Désaimantation)

La désaimantation est l'un des principaux défauts rencontrés dans les machines à aimants permanents (AP), principalement liée à l'échauffement des aimants. La majorité des études s'intéressent à la capacité des AP à supporter les champs magnétiques intenses générés par de forts courants en charge. Cependant, la désaimantation peut aussi survenir hors charge, notamment dans deux cas :

- **Premier cas :** pour les aimants Nd-Fe-B (frittés ou plasto-néodymes), la polymérisation de la colle utilisée pour leur fixation peut exposer les aimants à des températures supérieures à 100°C, ce qui entraîne une baisse de l'induction rémanente et du champ coercitif, provoquant une démagnétisation partielle sous l'effet du champ magnétique ambiant.
- **Deuxième cas :** dans les moteurs à stator divisé en secteurs, bien que cette structure soit modulaire, elle expose les aimants au champ démagnétisant durant une partie du cycle de fonctionnement. L'usage d'aimants en ferrite ou plasto-ferrite est problématique à basse température, car leur champ coercitif diminue avec l'élévation thermique.[19]

2.9 Méthodes de détection des défauts dans les machines électriques

Pour diagnostiquer un défaut dans une machine électrique, les techniciens de maintenance s'appuient sur l'observation de certains symptômes, comme le bruit, la température ou les vibrations. Ces indicateurs, selon leur expérience, résultent souvent de changements dans les caractéristiques temporelles ou fréquentielles de certaines grandeurs, qu'elles soient mesurables ou non.

Le diagnostic nécessite donc une ou plusieurs analyses afin d'interpréter les signaux provenant des capteurs, à la fois dans le domaine du temps et de la fréquence. Ces signaux peuvent inclure, entre autres, le courant absorbé par le moteur, son carré, la puissance instantanée, ou encore le vecteur de Park.

Il faut noter que les méthodes de diagnostic sont classées en deux grandes catégories selon l'approche utilisée :

- **Les approches sans modèle**, qui ne nécessitent pas de représentation mathématique précise de la machine.

- **Les approches avec modèle**, qui s'appuient sur un modèle théorique ou simulé de son comportement pour détecter les écarts dus aux défauts.

2.9.1 Approche avec modèle pour le diagnostic des défauts

Pour détecter les défauts en s'appuyant sur des modèles paramétriques, on utilise principalement deux méthodes.

La première méthode consiste à suivre l'évolution des paramètres électriques qui caractérisent le modèle de la machine. On cherche à repérer une différence entre le comportement normal de ces paramètres et celui observé en présence d'un défaut. Cette identification des paramètres peut se faire hors ligne, en optimisant l'écart entre les paramètres du modèle et ceux mesurés sur le système réel.

Elle peut aussi être réalisée en temps réel grâce à des observateurs, dont le plus courant est le filtre de Kalman étendu.

La seconde méthode analyse les résidus issus d'un modèle proche du système réel. Ce modèle dynamique relie des variables inconnues (comme les perturbations ou certaines entrées) à des variables mesurées ou fixées.

En fonctionnement normal, ces résidus doivent être proches de zéro, mais ils deviennent différents dès qu'un défaut apparaît. Le principal défi est alors de relier précisément ces résidus à un type de défaut spécifique.[20]

2.9.2 Approche sans modèle pour le diagnostic des défauts

Ces méthodes ne demandent pas nécessairement un modèle analytique détaillé du système. Elles s'appuient surtout sur la reconnaissance de signatures de défaut, qui sont des caractéristiques spécifiques obtenues soit par modélisation, soit par des mesures sur un prototype. Ces signatures

sont généralement stockées dans une base de données. L'analyse des défauts se fait ensuite à travers l'interprétation des signaux ou via un système expert. Plusieurs techniques font partie de cette approche :

2.9.2.1 Méthode par traitement de signal

Cette méthode analyse les grandeurs mesurables principalement dans le domaine fréquentiel, ce qui en fait l'une des approches les plus utilisées pour détecter les défauts. Lors du diagnostic d'une installation industrielle, les techniciens de maintenance étudient divers signaux qui permettent d'identifier et de localiser les anomalies perturbant le fonctionnement normal de la machine. Les techniques de traitement du signal varient selon les conditions de fonctionnement, qui peuvent être très différentes si la vitesse de la machine est constante ou variable. Parmi les méthodes couramment employées pour analyser ces signaux en régime stable ou transitoire, on trouve le spectrogramme, l'analyse par transformée de Fourier rapide (FFT) et l'analyse par ondelettes.[20]

- **Transformée en série de Fourier**

La méthode la plus répandue est la transformée de Fourier, qui réalise une analyse spectrale d'un signal. Chaque type de défaut, qu'il soit au niveau du stator ou du rotor, génère des fréquences caractéristiques spécifiques. Ainsi, appliquer la transformée de Fourier permet de détecter facilement ces fréquences associées aux défauts. Grâce à sa simplicité, cette technique est largement utilisée, car elle est à la fois fiable et peu coûteuse.

- **Transformée d'ondelette (TO)**

Lorsque le signal étudié n'est pas quasi périodique dans le temps, la transformée de Fourier ne peut plus être utilisée efficacement. Dans ce cas, il est nécessaire d'employer un autre outil mathématique : la transformée en ondelettes (TO).

L'analyse par ondelettes consiste à examiner un signal à différentes échelles ou résolutions. Elle utilise une fenêtre pour observer des parties où le signal est approximativement stationnaire, ainsi qu'une autre fenêtre pour détecter les phénomènes transitoires. Cette approche multi-échelle est la particularité principale de l'analyse en ondelettes.

La transformée d'ondelette d'un signal $x(t)$ dépend de deux variables : un paramètre de fréquence et un paramètre temporel. Elle est définie par la formule suivante :

$$TO(\alpha_f, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha_f}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\, g\left(\frac{t-\tau}{\alpha_f}\right) dt$$

Le choix de la fonction ondelette est crucial pour extraire correctement les caractéristiques des défauts. Cette méthode est souvent considérée comme la meilleure option pour détecter les pannes dans les moteurs.

2.9.2.2 Diagnostic par mesure du courant statorique

Parmi tous les signaux que l'on peut utiliser pour détecter des défauts, le courant statorique est l'un des plus utiles. En effet, il est facile à mesurer et permet de repérer aussi bien des problèmes électriques que des défauts mécaniques.

Cette méthode est appelée dans la littérature « Motor Current Signature Analysis » (MCSA). Les défauts dans une machine synchrone apparaissent dans le spectre du courant statorique sous deux formes principales :

La présence de raies spectrales dont les fréquences sont directement liées à la vitesse de rotation de la machine, aux fréquences des champs magnétiques tournants, ainsi qu'aux caractéristiques physiques de la machine, comme le nombre d'encoches sur le rotor ou le nombre de paires de pôles.

Une variation de l'amplitude des raies spectrales déjà visibles dans le spectre du courant.

Pour que cette surveillance soit efficace, il est important de bien connaître les différents défauts ainsi que leurs signatures dans le courant statorique.[20]

2.9.2.3 Diagnostic par mesure des vibrations mécaniques

La méthode la plus courante pour détecter les défauts consiste à mesurer les vibrations mécaniques. En effet, les forces radiales générées par le champ magnétique entre le stator et le rotor créent des vibrations dans la machine. Ces vibrations peuvent être mesurées à l'aide d'accéléromètres. En comparant le spectre des vibrations issues d'une machine en défaut avec celui d'une machine en bon état, il est possible d'identifier les anomalies. Cette technique permet de détecter à la fois des défauts électriques et mécaniques, car la force magnétomotrice reflète les irrégularités du stator ou du rotor.[20]

2.9.2.4 Diagnostic par l'analyse des tensions statoriques induites

Cette méthode utilise l'étude des fréquences présentes dans la tension induite par le flux du rotor dans les enroulements du stator, lorsque la machine est déconnectée du réseau électrique. Cette approche permet d'éviter les perturbations causées par une source d'alimentation non idéale (comme les déséquilibres et les harmoniques) ainsi que les effets liés à la non-linéarité des propriétés magnétiques de la machine.[20]

2.9.2.5 Diagnostic par analyse du vecteur de Park

Cette méthode comprend deux approches principales :

La première consiste à utiliser les grandeurs biphasées i_d et i_q, calculées à partir des trois courants d'alimentation, pour tracer la courbe de Lissajous $i_q = f(i_d)$. Les changements dans l'épaisseur et la forme de cette courbe fournissent des indications sur la présence d'un défaut. La deuxième approche, appelée Vecteur de Park Étendu, analyse le spectre du module du vecteur de Park, donné par

$$\sqrt{i_d^2(t) + i_q^2(t)}.$$

Cette méthode est particulièrement efficace pour détecter non seulement les défauts statoriques et rotoriques, mais aussi les problèmes liés aux roulements.[20]

2.9.2.6 Diagnostic par mesure du couple électromagnétique

Le couple électromagnétique produit dans une machine électrique résulte de l'interaction entre le champ magnétique du stator et celui du rotor. Ainsi, tout problème survenant au niveau du stator ou du rotor influence directement ce couple. En analysant le spectre du signal du couple, qu'il soit mesuré ou estimé, on peut obtenir des informations précieuses sur l'état de fonctionnement du moteur.[20]

2.9.2.7 Diagnostic par utilisation des techniques d'intelligence artificielle (IA)

Les techniques d'intelligence artificielle sont de plus en plus employées dans le domaine du diagnostic. Chercheurs et industriels s'appuient davantage sur ces méthodes pour améliorer la performance des systèmes. En réalité, le terme « intelligence artificielle » regroupe plusieurs approches, comme les systèmes experts, les réseaux de neurones et la logique floue, qui peuvent être utilisées seules ou combinées pour renforcer leur efficacité.[20]

2.10 Conclusion

Dans ce chapitre, j'ai présenté un état de l'art des machines synchrones à aimants permanents (MSAP) et des principales techniques de diagnostic des défauts qui leur sont appliquées. J'ai rappelé leurs caractéristiques, leurs avantages et limites, ainsi que les défauts les plus courants au niveau du stator et du rotor. J'ai également exposé les différentes méthodes de détection, qu'elles soient basées sur des modèles physiques ou sur des techniques de traitement du signal et d'intelligence artificielle. Cette étude me permet d'établir les bases nécessaires pour la suite de ce mémoire, consacrée à la modélisation et au diagnostic des défauts dans les MSAP.

Chapitre 3

Modélisation de la MSAP en régime sain et sous défaut de court-circuit entre spires

3.1 Introduction

La modélisation des machines électriques constitue une étape essentielle pour comprendre leur comportement dynamique, prédire leurs performances et développer des méthodes efficaces de détection et de diagnostic des défauts. Dans le cadre de ce mémoire, il est indispensable de disposer d'un modèle mathématique fiable de la machine synchrone à aimants permanents (MSAP), à la fois en régime sain et en présence de défauts, afin d'étudier l'influence de ces derniers sur les grandeurs électriques et mécaniques caractéristiques.

Ce chapitre a pour objectif de présenter la modélisation de la MSAP en conditions normales de fonctionnement, puis en présence d'un court-circuit entre spires au niveau du stator. Je décris tout d'abord les équations électriques et mécaniques qui régissent le fonctionnement sain de la machine, ainsi que leur mise sous forme d'état pour permettre la simulation numérique. Ensuite, j'introduis le modèle en présence de défaut, en détaillant l'impact du court-circuit entre spires sur les équations et sur le comportement de la machine. Ces modèles serviront de base pour les analyses et les techniques de diagnostic développées dans les chapitres suivants.

3.2 Objectif

La modélisation mathématique de la machine synchrone à aimants permanents (MSAP) constitue une étape fondamentale de ce travail. Elle permet de reproduire le comportement réel de la machine en conditions de fonctionnement normal et en présence de défauts statoriques, notamment les courts-circuits inter-spires.

L'objectif principal de cette modélisation est de générer des signaux électriques représentatifs (courants statoriques) qui serviront de base à l'analyse et au diagnostic. Grâce à ces équations, il est possible de simuler différents scénarios de défauts, de comprendre leur impact sur les signaux mesurés et d'identifier des indicateurs caractéristiques des anomalies.

Ces signaux modélisés sont ensuite traités (notamment par transformée en ondelettes) pour extraire des paramètres pertinents, qui alimentent le réseau de neurones artificiels conçu pour

détecter et classifier les défauts. Ainsi, la modélisation mathématique constitue le socle de l'approche proposée, reliant la théorie du fonctionnement de la machine aux techniques d'apprentissage automatique pour la maintenance prédictive.

3.3 Modélisation électrique de la MSAP à l'état sain

3.3.1 Mise en équations de la machine dans le repère (abc)

La Figure (3.1) donne la représentation des enroulements pour une machine synchrone triphasée à aimants permanents. MSAP comporte au stator un enroulement triphasé représenté par les trois axes (a, b, c) déphasés, l'un par rapport à l'autre, de 120° électrique et au rotor des aimants permanents assurant son excitation.

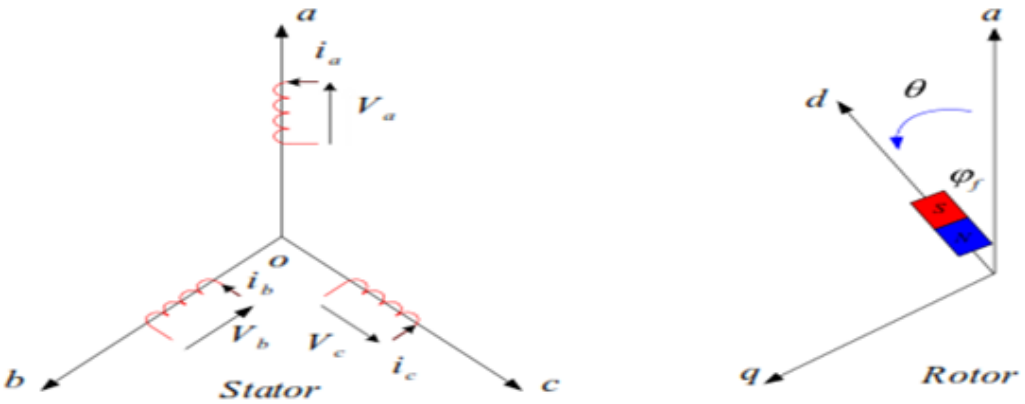


FIGURE 3.1 – Schéma de la MSAP dans le repère abc.

3.3.2 Équation de tension

L'équation de tension dans le référentiel statorique **abc** est donnée par :

$$[V_s] = [R_s]\,[I_s] + \frac{d}{dt}\,[\Phi_s] \tag{3.1}$$

où :

$$[V_s] = \begin{bmatrix} v_{as} \\ v_{bs} \\ v_{cs} \end{bmatrix} : \text{vecteur des tensions de phase statorique (en volts)}$$

$$[I_s] = \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} : \text{vecteur des courants de phase statorique (en ampères)}$$

$$[\Phi_s] = \begin{bmatrix} \Phi_{as} \\ \Phi_{bs} \\ \Phi_{cs} \end{bmatrix} : \text{vecteur des flux statoriques (en Weber)}$$

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} : \text{matrice des résistances de phase (en ohms)}$$

Cette équation indique que la tension de chaque phase est composée de deux parties :

- une chute de tension ohmique due à la résistance de phase,
- une variation du flux magnétique lié au circuit inductif.

Équation du flux magnétique

Le flux statorique total est la somme du flux produit par les courants statoriques et du flux des aimants permanents :

$$[\Phi_s] = [L_s]\,[I_s] + [\Phi_m] \tag{3.2}$$

avec :

$$[\Phi_m] = \begin{bmatrix} \Phi_{ma} \\ \Phi_{mb} \\ \Phi_{mc} \end{bmatrix} : \text{flux des aimants permanents (Weber)}$$

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L & M & M \\ M & L & M \\ M & M & L \end{bmatrix} : \text{matrice d'inductance statorique (H)}$$

Dans le cas d'une machine avec aimants en surface (SPMSM), on a :

$$L_{aa} = L_{bb} = L_{cc} = L \quad \text{et} \quad L_{ab} = L_{ac} = L_{ba} = L_{bc} = L_{ca} = L_{cb} = M$$

Si les trois phases sont connectées en étoile :

$$i_{as} + i_{bs} + i_{cs} = 0 \tag{3.3}$$

alors la matrice d'inductance se simplifie :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s \end{bmatrix} \quad \text{où } L_s = L - M$$

Équation de tension développée

En injectant (3.2) dans (3.1), on obtient :

$$[V_s] = [R_s]\,[I_s] + [L_s]\,\frac{d}{dt}\,[I_s] + \frac{d}{dt}\,[\Phi_m] \tag{3.4}$$

On définit la f.é.m (force électromotrice) comme suit :

$$[E_s] = -\frac{d}{dt}\,[\Phi_m] \tag{3.5}$$

L'équation de tension finale devient donc :

$$[V_s] = [R_s]\,[I_s] + [L_s]\,\frac{d}{dt}\,[I_s] + [E_s] \tag{3.6}$$

où :

$$[E_s] = \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} : \text{vecteur des f.é.m. (V)}$$

Le flux Φ_m produit par les aimants permanents est lié à la position angulaire électrique θ du rotor. En supposant que les enroulements statoriques sont placés régulièrement avec un déphasage de $\frac{2\pi}{3}$, et que la distribution de flux est sinusoïdale, on peut exprimer le vecteur de flux des aimants permanents comme suit :

$$[\Phi_m] = \Phi_{mp} \begin{bmatrix} \cos(\theta) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \tag{3.7}$$

où :

- Φ_{mp} : amplitude constante du flux créé par les aimants (Wb),
- θ : position angulaire électrique du rotor (rad).

La dérivée temporelle de ce vecteur de flux donne le vecteur des f.é.m (forces électromotrices) :

$$[E_s] = -\frac{d}{dt}[\Phi_m] = \Phi_{mp} \cdot \omega_r \begin{bmatrix} \sin(\theta) \\ \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \tag{3.8}$$

où :

- ω_r : pulsation mécanique du rotor (rad/s),
- $[E_s] = \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix}$: vecteur des forces électromotrices induites dans chaque phase (V).

Cependant, les équations (3.1) et (3.4) ne prennent pas en compte le fait que la composante homopolaire du courant est nulle, conformément à la relation (3.3). Pour cela, il est possible d'appliquer la transformation de Concordia (aussi appelée transformation de Clarke) à l'équation électrique générale de la machine synchrone.

Cela permet de réduire l'ordre du système et de travailler dans un repère diphasé équivalent :

$$\begin{bmatrix} V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = R_s \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} + L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \end{bmatrix} \tag{3.9}$$

où :

- V_α, V_β : tensions dans le plan $\alpha\beta$ (en V),
- i_α, i_β : courants dans le plan $\alpha\beta$ (en A),
- e_α, e_β : f.é.m. dans le plan $\alpha\beta$ (en V),
- R_s : résistance statorique (en Ω),
- L_s : inductance statorique (en H).

La transformation de Concordia (ou Clarke) permettant de passer d'un vecteur triphasé à un vecteur diphasé s'écrit :

$$\begin{bmatrix} \chi_\alpha \\ \chi_\beta \end{bmatrix} = T_{32}^t \begin{bmatrix} \chi_a \\ \chi_b \\ \chi_c \end{bmatrix}, \quad T_{32}^t = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix} \tag{3.10}$$

La grandeur généralisée χ peut représenter un courant (i), une tension (v) ou une f.é.m (e).

3.3.3 Équation mécanique

Le couple électromagnétique d'une machine synchrone à aimants permanents (MSAP) à rotor lisse peut s'exprimer par :

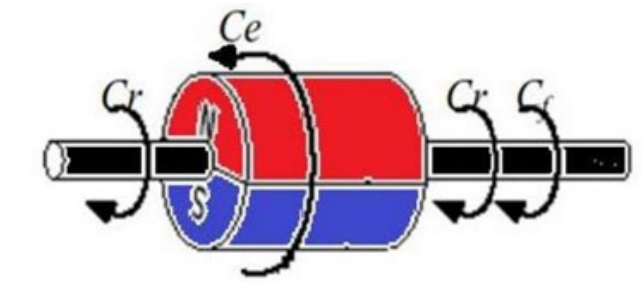


FIGURE 3.2 – Les différents couples qui agissent sur le rotor.

$$C_e = j\frac{d\Omega}{dt} + f\Omega + C_r \tag{3.11}$$

La dynamique de la vitesse de la machine et de sa charge est décrite par la relation fondamentale de la dynamique des solides en rotation :

$$\sum M = j\frac{d\Omega}{dt} \tag{3.12}$$

Pour une machine comportant p paires de pôles, la vitesse est liée à la position angulaire électrique θ du rotor par la relation :

$$\frac{d\theta}{dt} = p\Omega \tag{3.13}$$

Avec :

- Ω : vitesse angulaire mécanique du rotor (rad/s),
- f : coefficient de frottement visqueux (Nm · s/rad),
- j : moment d'inertie de la machine (kg · m^2),
- C_e : couple électromagnétique délivré par la machine (Nm),
- C_r : couple résistant ou de charge (Nm).

3.3.4 Représentation d'état

Le modèle général d'entrée-sortie d'une machine synchrone à aimants permanents (MSAP) dépend du choix du vecteur d'état. Dans le repère tournant (lié au rotor), les *tensions statoriques* v_α et v_β constituent les *entrées* du système, tandis que les *courants statoriques* i_α et i_β en sont les *sorties*.

Afin de simuler le fonctionnement de la machine en régime transitoire, on regroupe les équations différentielles du système sous forme d'état. L'équation différentielle vectorielle s'écrit :

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} = -\frac{R_s}{L_s}\begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} + \frac{1}{L_s}\begin{bmatrix} v_\alpha - e_\alpha \\ v_\beta - e_\beta \end{bmatrix} \tag{3.14}$$

Cette équation peut être exprimée sous la forme d'un système linéaire d'état classique :

$$\dot{x} = Ax + Bu \tag{3.15}$$

où le vecteur d'état x est défini par :

$$x = \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} \tag{3.16}$$

et le vecteur d'entrée u est :

$$u = \begin{bmatrix} v_\alpha - e_\alpha \\ v_\beta - e_\beta \end{bmatrix} \tag{3.17}$$

Les matrices A et B sont données par :

$$A = -\frac{R_s}{L_s}\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \qquad B = \frac{1}{L_s}\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3.18}$$

où :

- R_s est la résistance statorique (en Ω),
- L_s est l'inductance statorique (en H),
- e_α, e_β sont les composantes α et β de la force électromotrice,
- v_α, v_β sont les tensions appliquées au stator.

La figure 3.3 donne une représentation du modèle électrique de la MSAP à l'état sain.

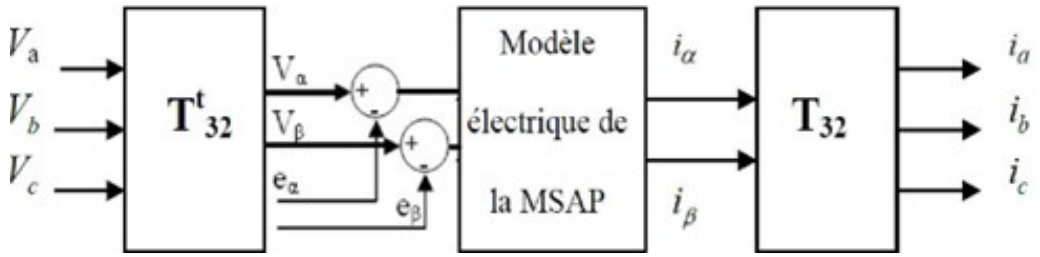


FIGURE 3.3 – Représentation schématique du modèle électrique de la machine synchrone à aimants permanents à l'état sain.

3.3.5 Résultats de simulation

Dans ce travail, nous avons utilisé le logiciel **MATLAB Simulink** pour simuler le comportement dynamique d'une machine synchrone triphasée à aimants permanents (MSAP). La simulation a été effectuée pour un démarrage à vide, avec l'application d'un couple de charge de

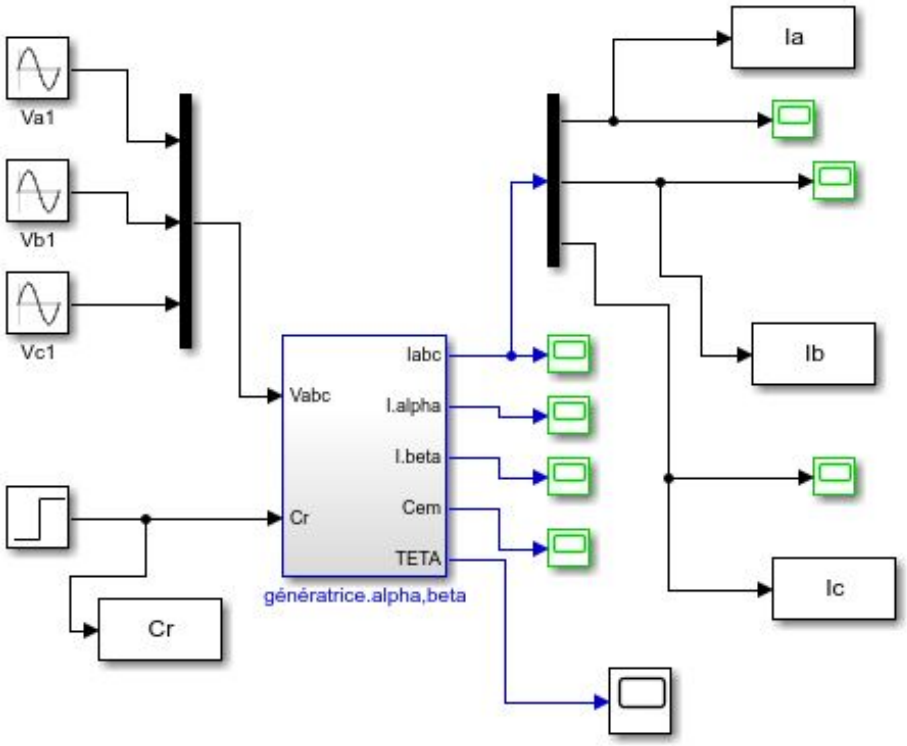


FIGURE 3.4 – Schéma bloc de la MSAP.

$C_r = 5$ N·m à l'instant $t = 3$ s.(Les paramètres nominaux de la machine utilisée sont présentés en annexe A.)

Les figures suivantes présentent les résultats de simulation obtenus pour un fonctionnement de la machine à vide, alimentée par une tension sinusoïdale de $V = 50$ V et de fréquence $f = 66{,}67$ Hz.

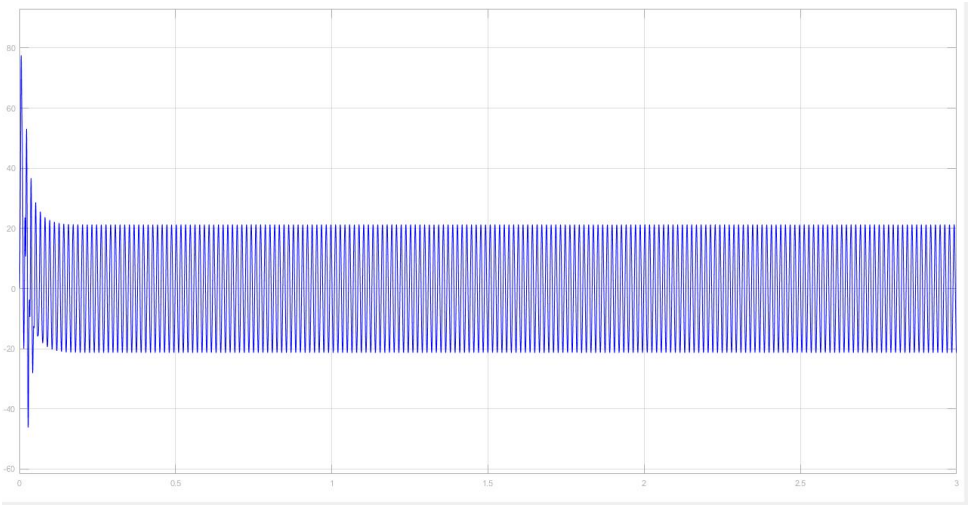
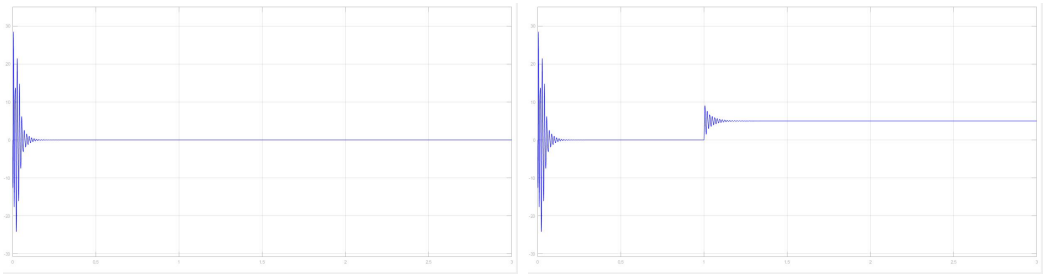
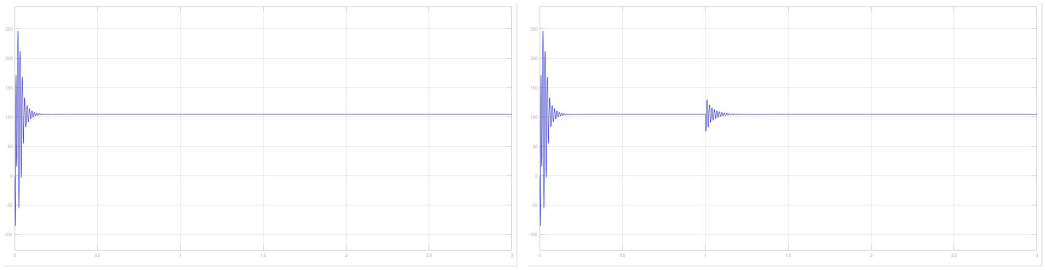


FIGURE 3.5 – Courant statorique Ia de la phase a.



(a) Cem à vide (b) Cem avec charge

FIGURE 3.6 – Couple électromagnétique



(a) vitesse de rotation à vide (b) vitesse de rotation avec charge

FIGURE 3.7 – La vitesse de rotation

- **Figure 3.5** : elle montre l'évolution du *courant statorique de la phase a*. On observe une phase transitoire au démarrage, suivie d'un régime permanent stable. Ce comportement est typique d'un fonctionnement sain à vide.
- **Figure 3.6** : elle représente le *couple électromagnétique* dans deux cas :
  - (a) *Sans charge* : un pic initial est observé, suivi d'une chute vers zéro, indiquant l'absence de charge mécanique.
  - (b) *Avec charge* : le couple augmente progressivement pour compenser le couple résistant appliqué à $t = 1\,\text{s}$, puis atteint un régime stable.
- **Figure 3.7** : elle illustre la *vitesse de rotation* de la MSAP :
  - (a) *À vide* : la vitesse atteint rapidement sa valeur nominale.
  - (b) *En charge* : la montée est plus progressive, avec une légère réduction de la vitesse de régime, due à la charge appliquée.

Ces résultats confirment le bon fonctionnement du modèle de la MSAP en régime sain et sa réponse conforme en présence d'une perturbation mécanique.

3.4 Modèle électrique d'une MSAP en présence d'un défaut entre spires

Le court-circuit entre spires*désigne un défaut d'isolation pouvant apparaître entre deux spires appartenant à une même phase du stator. Ce défaut n'est pas nécessairement franc. Il peut être modélisé par une résistance équivalente représentant ce qu'il reste de l'isolant entre les spires en défaut. La valeur de cette résistance, notée r_f, est un indicateur du niveau de sévérité du défaut : plus r_f est faible, plus le défaut est important.

Lorsque le défaut apparaît dans un enroulement, celui-ci peut être divisé en deux parties :

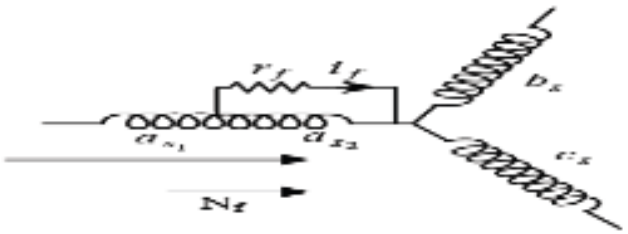


FIGURE 3.8 – Représentation schématique d'un défaut d'isolation entre spires sur une phase du stator a_s.

- a_{s1} : partie saine de la bobine,
- a_{s2} : sous-bobine court-circuitée.

En pratique, la résistance r_f peut varier d'une valeur infinie (machine saine) à zéro dans le cas d'un court-circuit franc. L'étude du comportement de la machine pour des valeurs intermédiaires de r_f permet d'analyser les effets d'un défaut progressif, suffisamment faible pour ne pas détruire l'enroulement, mais assez significatif pour influencer les courants absorbés par la machine.

Pour quantifier la gravité du défaut, on introduit un coefficient μ, représentant la proportion de spires concernées par le court-circuit. Ainsi, le nombre de spires défectueuses N_f est exprimé par :

$$N_f = N_{as2} = \mu\,(N_{as1} + N_{as2}) = \mu N_s \tag{3.19}$$

où :

- N_s : nombre total de spires par phase,
- $N_f = N_{as2}$: nombre de spires court-circuitées dans la sous-bobine a_{s2}.

3.4.1 Modèle de la MSAP en présence d'un défaut entre spires dans le repère *abc*

En référence à la nomenclature précédemment définie, les équations électriques associées aux deux parties de l'enroulement de la phase a_s (sous-bobines a_{s1} et a_{s2}), comme illustré sur la figure 3.8, s'écrivent comme suit :

$$\begin{cases} V_{as1} = R_{a1}\cdot i_{a1} + L_{a1}\cdot \dfrac{di_{as}}{dt} + M_{a1a2}\cdot \dfrac{d(i_{as}-i_f)}{dt} + M_{a1b}\cdot \dfrac{di_{bs}}{dt} + M_{a1c}\cdot \dfrac{di_{cs}}{dt} + e_{a1} \\ V_{as2} = R_{a2}\cdot (i_{as}-i_f) + L_{a2}\cdot \dfrac{d(i_{as}-i_f)}{dt} + M_{a1a2}\cdot \dfrac{di_{as}}{dt} + M_{a2b}\cdot \dfrac{di_{bs}}{dt} + M_{a2c}\cdot \dfrac{di_{cs}}{dt} + e_{a2} \end{cases}$$

où :

- R_{a1}, L_{a1} : résistance et inductance propre de la sous-bobine saine a_{s1} ;
- R_{a2}, L_{a2} : résistance et inductance propre de la sous-bobine défectueuse a_{s2} ;
- M_{a1a2} : inductance mutuelle entre les deux sous-bobines a_{s1} et a_{s2} ;
- M_{a1b}, M_{a1c} : inductances mutuelles entre a_{s1} et les phases b_s, c_s ;
- M_{a2b}, M_{a2c} : inductances mutuelles entre a_{s2} et les phases b_s, c_s ;
- i_f : courant circulant dans la boucle de défaut (court-circuit partiel) ;

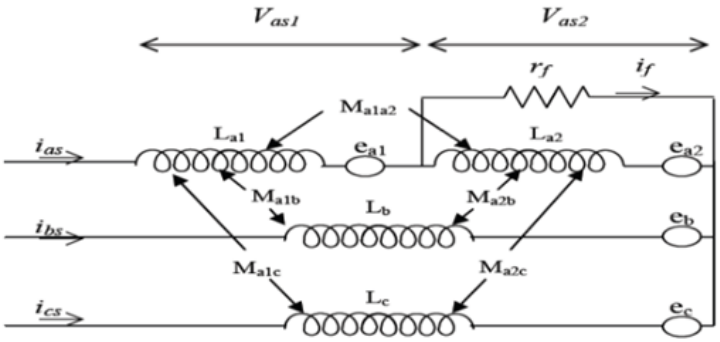


FIGURE 3.9 – Schéma équivalent de la MSAP en présence d'un défaut entre spires dans la phase a_s.

- e_{a1}, e_{a2} : f.é.m. induites dans les sous-bobines.

Les résistances des deux sous-bobines sont notées respectivement R_{a1} (sous-bobine saine) et R_{a2} (sous-bobine court-circuitée). Elles sont proportionnelles au nombre de spires qu'elles contiennent. Par conséquent, elles peuvent être exprimées en fonction de la résistance totale de la phase R_a et du coefficient de gravité du défaut μ, représentant la fraction de spires court-circuitées :

$$\begin{cases} R_{a1} = (1-\mu)R_a \\ R_{a2} = \mu R_a \end{cases} \tag{3.20}$$

L'analyse élémentaire du circuit de la phase a_s permet d'établir les relations suivantes :

$$\begin{cases} V_{as} = V_{as1} + V_{as2} \\ i_{as1} = i_{as} \\ V_{as2} = R_f i_f \\ i_{as2} = i_{as} - i_f \end{cases} \tag{3.21}$$

Les équations électriques des trois phases s'écrivent alors :

$$\begin{cases} V_{as} = (R_{a1}+R_{a2})i_{as} + (L_{a1}+L_{a2}+2M_{a1a2})\dfrac{di_{as}}{dt} + (M_{a1b}+M_{a2b})\dfrac{di_{bs}}{dt} \\ \qquad + (M_{a1c}+M_{a2c})\dfrac{di_{cs}}{dt} + (e_{a1}+e_{a2}) - R_{a2}i_f - (L_{a2}+M_{a1a2})\dfrac{di_f}{dt} \\ V_{bs} = R_s i_{bs} + L_s\dfrac{di_{bs}}{dt} + e_{bs} + (M_{a1b}+M_{a2b})\dfrac{di_{as}}{dt} + M_s\dfrac{di_{cs}}{dt} + M_{a2b}\dfrac{di_f}{dt} \\ V_{cs} = R_s i_{cs} + L_s\dfrac{di_{cs}}{dt} + e_{cs} + (M_{a1c}+M_{a2c})\dfrac{di_{as}}{dt} + M_s\dfrac{di_{bs}}{dt} + M_{a2c}\dfrac{di_f}{dt} \end{cases} \tag{3.22}$$

Certaines relations de symétrie et d'équivalence permettent de simplifier l'écriture :

$$\begin{cases} R_s = R_a = R_{a1} + R_{a2} \\ L_s = L_{a1} + L_{a2} + 2M_{a1a2} \\ M_s = M_{a1b} + M_{a2b} = M_{a1c} + M_{a2c} \\ e = e_{a1} + e_{a2} \end{cases} \tag{3.23}$$

En remplaçant les équations précédentes dans le système (3.22), on obtient la forme matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \end{bmatrix} = R_s \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s & 0 & 0 \\ 0 & L_s & 0 \\ 0 & 0 & L_s \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_a \\ e_b \\ e_c \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R_{a2} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} i_f - \begin{bmatrix} L_{a2} + M_{a1a2} \\ M_{a2b} \\ M_{a2c} \end{bmatrix} \frac{di_f}{dt} \tag{3.24}$$

L'équation matricielle (3.24) met en évidence que le modèle électrique de la machine en présence d'un défaut entre spires conserve la structure générale d'une machine saine (voir équations (3.1) ou (3.4)), mais inclut des termes supplémentaires dus à la maille de défaut. La résolution du système nécessite donc soit la connaissance explicite du courant de défaut i_f, soit l'ajout d'une équation décrivant le comportement de cette boucle de court-circuit.

En présence d'un court-circuit entre spires, une maille supplémentaire apparaît dans le circuit, ce qui augmente l'ordre du système. L'équation décrivant cette maille s'écrit :

$$-R_{a1} i_{as} - (L_{a2} + M_{a1a2}) \frac{di_{as}}{dt} - M_{a2b} \frac{di_{bs}}{dt} - M_{a2c} \frac{di_{cs}}{dt} - e_{a2} + (R_{a2} + r_f) i_f + L_{a2} \frac{di_f}{dt} = 0 \tag{3.25}$$

Pour modéliser la machine avec cette nouvelle maille, nous introduisons une matrice d'inductance de dimension 4. En regroupant l'équation matricielle électrique et la maille de défaut, on obtient :

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & -R_{a2} \\ 0 & R_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_s & 0 \\ -R_{a2} & 0 & 0 & R_{a2} + r_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s & 0 & 0 & -L_{a2} - M_{a1a2} \\ 0 & L_s & 0 & -M_{a2b} \\ 0 & 0 & L_s & -M_{a2c} \\ -L_{a2} - M_{a1a2} & -M_{a2b} & -M_{a2c} & L_{a2} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{as} \\ e_{bs} \\ e_{cs} \\ -e_{a2} \end{bmatrix} \tag{3.26}$$

avec :

$$e_f = e_{as2} \tag{3.27}$$

Remarque : Dans les machines comportant plusieurs encoches par pôle et par phase, les axes magnétiques des sous-bobines a_{s1} et a_{s2} peuvent être désalignés, entraînant :

$$M_{a1b} \neq M_{a2b}, \quad M_{a1c} \neq M_{a2c}$$

En revanche, pour une machine à **une seule encoche par pôle et par phase**, les axes sont alignés, et on peut supposer :

$$M_{a2b} = M_{a2c}$$

Cela permet de simplifier les équations précédentes comme suit :

$$-R_{a2}i_{as} - (L_{a2} + M_{a1a2} - M_{a2b})\frac{di_{as}}{dt} - e_{a2} + (R_{a2} + r_f)i_f + L_{a2}\frac{di_f}{dt} = 0 \tag{3.28}$$

Et la forme matricielle devient :

$$\begin{bmatrix} V_{as} \\ V_{bs} \\ V_{cs} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 & -R_{a2} \\ 0 & R_s & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_s & 0 \\ -R_{a2} & 0 & 0 & R_{a2} + r_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s & 0 & 0 & -L_{a2} - M_{a1a2} \\ 0 & L_s & 0 & -M_{a2b} \\ 0 & 0 & L_s & -M_{a2b} \\ -L_{a2} - M_{a1a2} & -M_{a2b} & -M_{a2b} & L_{a2} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \\ i_{cs} \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{as} \\ e_{bs} \\ e_{cs} \\ e_{a2} \end{bmatrix} \tag{3.29}$$

Modèle mécanique associé

L'expression du couple électromagnétique d'une MSAP en présence d'un défaut entre spires est donnée par :

$$C_e = \frac{e_a i_a + e_b i_b + e_c i_c - e_f i_f}{\Omega} \tag{3.30}$$

La dynamique de la vitesse de rotation de la machine est décrite par :

$$C_e - C_r = j\frac{d\Omega}{dt} - f\Omega \tag{3.31}$$

Enfin, pour une machine comportant p paires de pôles, la relation entre l'angle électrique θ et la vitesse mécanique est :

$$\frac{d\theta}{dt} = p\Omega \tag{3.32}$$

3.4.2 Modèle de défaut dans le repère ($\alpha\beta$)

Les phases du stator étant connectées en étoile sans liaison du neutre, nous avons :

$$i_{as} + i_{bs} + i_{cs} = 0 \tag{3.33}$$

Dans ces conditions, la composante homopolaire du courant est nulle et seules les composantes α, β du courant interviennent dans la conversion électromécanique d'énergie. Cependant, les équations (3.24) et (3.25) (ainsi que 3.26 ou 3.29) n'intègrent pas le fait que la composante homopolaire du courant est nulle (3.33). Pour cela, il suffit d'appliquer la transformation de Concordia (Clark) à l'équation électrique (3.24) ou de remplacer les composantes abc du courant par leurs expressions en fonction des composantes $\alpha\beta$ du courant (la composante homopolaire étant nulle).

$$\begin{bmatrix} V_\alpha \\ V_\beta \end{bmatrix} = R_s \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} + L_s \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \sqrt{\frac{2}{3}} R_{a2} \\ 0 \end{bmatrix} i_f - \begin{bmatrix} \sqrt{\frac{2}{3}} \left(L_{a2} + M_{a1a2} - \frac{M_{a2b} + M_{a2c}}{2} \right) \\ \frac{1}{2}(M_{a2b} - M_{a2c}) \end{bmatrix} \frac{di_f}{dt} \tag{3.34}$$

$$\begin{aligned} 0 = & -\frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}} R_{a2}\, i_{as} - \frac{\sqrt{2}}{\sqrt{3}} \left(L_{a2} + M_{a1a2} - \frac{M_{a2b} + M_{a2c}}{2} \right) \frac{di_{as}}{dt} \\ & - \frac{1}{\sqrt{2}} (M_{a2b} - M_{a2c}) \frac{di_{\beta s}}{dt} - e_{a2} + (R_{a2} + r_f)\, i_f + L_{a2} \frac{di_f}{dt} \end{aligned} \tag{3.35}$$

Les équations (3.34) et (3.35) peuvent être regroupées pour obtenir le modèle matriciel de la MSAP avec défaut de court-circuit électrique entre-spires :

$$\begin{bmatrix} V_\alpha \\ V_\beta \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & -R'_{a2} \\ 0 & R_s & 0 \\ R'_{a2} & 0 & R'_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s & 0 & M_{f\alpha} \\ 0 & L_s & M_{f\beta} \\ M_{f\alpha} & M_{f\beta} & L_{a2} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \\ -e_f \end{bmatrix} \tag{3.36}$$

Où :

$$\begin{aligned} & R'_{a2} = \frac{2}{3} R_{a2}, \quad R'_f = R_{a2} + r_f, \quad e_f = e_{a2} \\ & M_{f\alpha} = -\frac{2}{3} \left(L_{a2} + M_{a1a2} - \frac{M_{a2b} + M_{a2c}}{2} \right), \quad M_{f\beta} = -\frac{1}{2} (M_{a2b} - M_{a2c}) \end{aligned} \tag{3.37}$$

Dans cette partie, nous introduisons une matrice de transformation basée sur la transformation de Concordia à laquelle nous ajoutons une ligne et une colonne représentant le courant de défaut. Cette grandeur ne subit pas de projection spéciale sur un autre système de coordonnées. Nous appellerons cette transformation : transformation de Concordia étendue définie comme suit :

$$\begin{bmatrix} \chi_\alpha \\ \chi_\beta \\ \chi_f \end{bmatrix} = [T] \begin{bmatrix} \chi_a \\ \chi_b \\ \chi_c \\ \chi_f \end{bmatrix} \tag{3.38}$$

$$[T]^t = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 \\ 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$$

Pour un couplage en étoile des trois phases statoriques équilibrées, la composante homopolaire du courant est nulle. La composante homopolaire des autres grandeurs statoriques ne participe donc pas à l'échange d'énergie électromécanique. L'application de cette transformation

aux équations de la machine avec défaut (3.26), en éliminant la ligne homopolaire, conduit évidemment à l'équation matricielle (3.39).

Remarque :

Pour les MSAP à une encoche par pôle et par phase ($M_{a2b} = M_{a2c}$), l'équation (3.26) se simplifie et devient :

$$\begin{bmatrix} V_\alpha \\ V_\beta \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_s & 0 & -R'_{a2} \\ 0 & R_s & 0 \\ R'_{a2} & 0 & R'_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s & 0 & M_{f\alpha} \\ 0 & L_s & 0 \\ M_{f\alpha} & 0 & L_{a2} \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \\ -e_f \end{bmatrix} \tag{3.39}$$

Avec :

$$M_{f\alpha} = -\frac{2}{3}(L_{a2} + M_{a1a2} - M_{a2b}), \quad M_{f\beta} = 0 \tag{3.40}$$

Dans ce cas, et d'après l'équation (3.39), le courant i_f est indépendant de i_β. Il dépend uniquement de i_α. Ceci est dû au fait que le défaut est supposé survenir sur la phase a_s et que les mutuelles avec les deux autres phases sont identiques. Autrement dit, la phase en défaut est considérée comme la première phase (a), et θ est l'angle électrique désignant la position de l'axe d'excitation (symétrie de l'aimant et de la phase a).

Suivant le modèle présenté, le couple électromagnétique est donné par :

$$T_e = \frac{e_\alpha i_\alpha + e_\beta i_\beta - e_f i_f}{\Omega} \tag{3.41}$$

3.4.3 Mise sous forme d'état

Pour analyser la machine en régime dynamique, nous exprimons les équations dans le repère ($\alpha\beta$) sous forme d'état. Dans le cas d'une MSAP à une encoche par pôle et par phase, l'équation (3.31) se simplifie et peut être écrite comme suit :

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_f \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M_{f\alpha} \\ 0 & L_s & 0 \\ M_{f\alpha} & 0 & L_{a2} \end{bmatrix}^{-1} \left(\begin{bmatrix} R_s & 0 & -R'_{a2} \\ 0 & R_s & 0 \\ -R'_{a2} & 0 & R'_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} V_\alpha \\ V_\beta \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} e_\alpha \\ e_\beta \\ -e_f \end{bmatrix} \right) \tag{3.42}$$

Cette équation est de la forme générale :

$$\dot{x} = Ax + Bu \tag{3.43}$$

où l'on définit :

$$x = \begin{bmatrix} i_\alpha \\ i_\beta \\ i_f \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} V_\alpha - e_\alpha \\ V_\beta - e_\beta \\ e_f \end{bmatrix}$$

Ainsi, les matrices A et B sont données par :

$$A = -\begin{bmatrix} L_s & 0 & M_{f\alpha} \\ 0 & L_s & 0 \\ M_{f\alpha} & 0 & L_{a2} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} R_s & 0 & -R'_{a2} \\ 0 & R_s & 0 \\ -R'_{a2} & 0 & R'_f \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} L_s & 0 & M_{f\alpha} \\ 0 & L_s & 0 \\ M_{f\alpha} & 0 & L_{a2} \end{bmatrix}^{-1} \tag{3.44}$$

Les équations d'état ainsi obtenues peuvent être représentées sous forme de blocs, en y intégrant la transformation de Concordia. Cette représentation permet d'utiliser les grandeurs de phase comme variables d'entrée et de sortie.

Le schéma bloc correspondant est présenté à la figure (3.10), et il est particulièrement adapté à une simulation numérique dans un environnement comme *Matlab Simulink*.

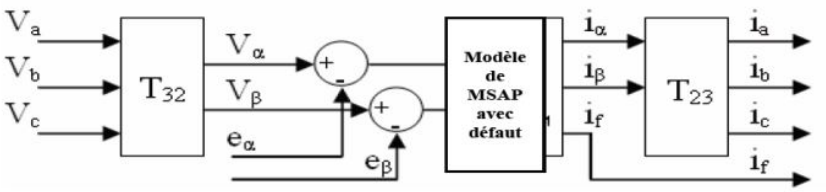


FIGURE 3.10 – Schéma bloc du modèle de la machine en régime dynamique.

3.4.4 Résultat de Simulation de la MSAP en présence de défaut

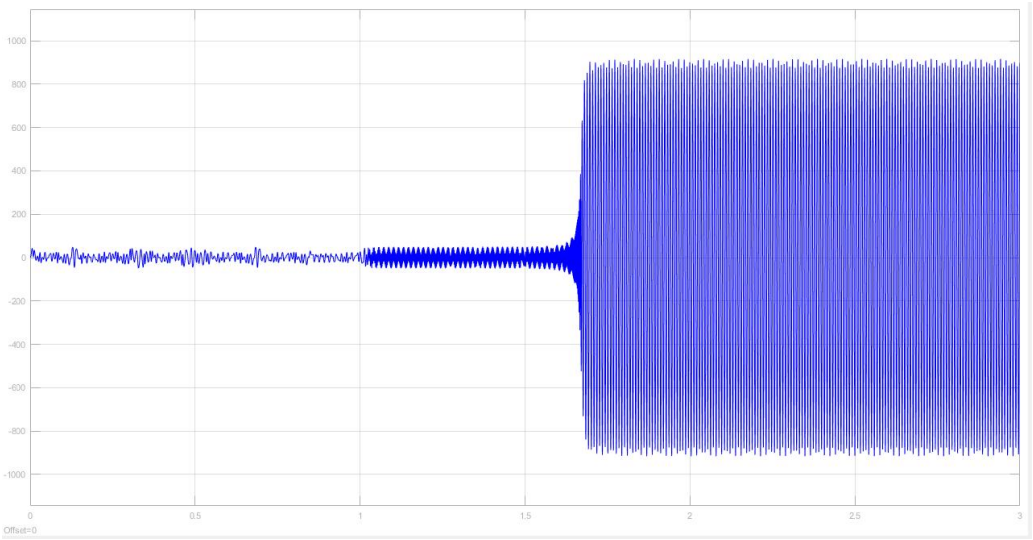


FIGURE 3.11 – Le courant statorique Ias avec défaut dans la phase a.

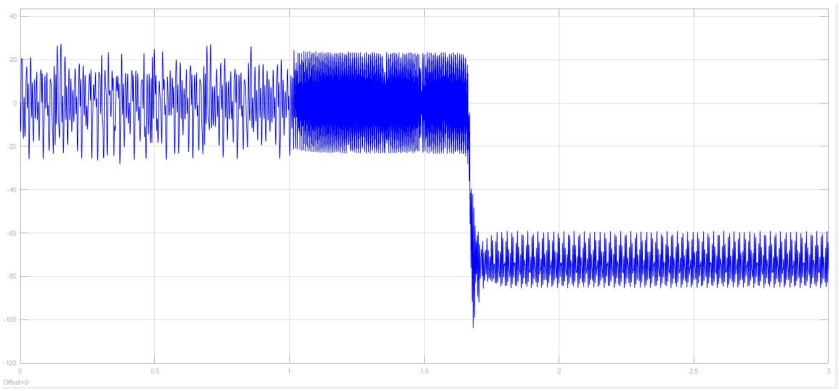


FIGURE 3.12 – le couple électromagnétique.

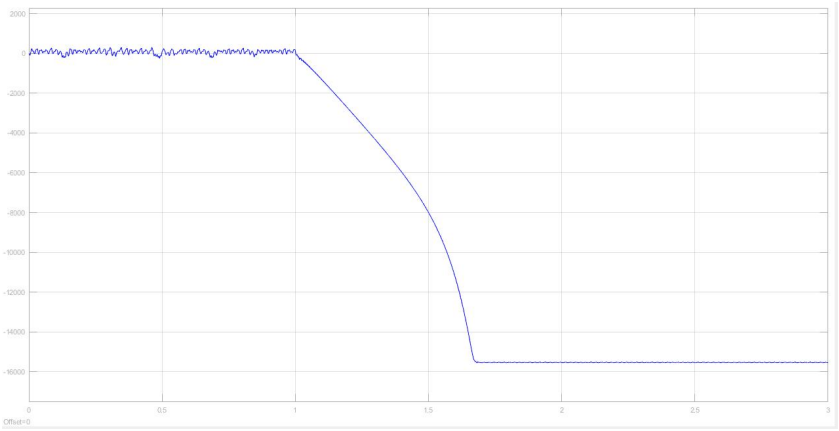


FIGURE 3.13 – la vitesse de rotation .

Les figures suivantes présentent le comportement de la MSAP lorsqu'un court-circuit entre spires apparaît sur la phase statorique a.

- **Figure 3.11** : le courant statorique i_a de la phase affectée présente une déformation importante. L'onde devient non sinusoïdale, ce qui traduit clairement l'effet du défaut entre spires sur cette phase.
- **Figure 3.12** : le couple électromagnétique devient instable et présente des oscillations après apparition du défaut, contrairement au cas sain où il reste constant et régulier.
- **Figure 3.13** : la vitesse de rotation diminue légèrement et présente des irrégularités, sous l'effet du déséquilibre introduit par le défaut.

Ces résultats confirment que le défaut entre spires entraîne des perturbations électriques et mécaniques détectables, et peut ainsi être identifié à partir des grandeurs mesurées.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, j'ai modélisé la machine synchrone à aimants permanents (MSAP) en régime sain et en présence d'un court-circuit entre spires, afin d'analyser l'impact du défaut sur ses paramètres électriques et mécaniques. Les résultats de simulation ont permis d'observer les perturbations induites sur le courant statorique, le couple électromagnétique et la vitesse de rotation. Ce travail a fourni une base solide pour la génération des données nécessaires au diagnostic.

Ces modèles seront exploités dans le chapitre suivant pour développer un système de diagnostic intelligent basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA), en utilisant des caractéristiques extraites des signaux par transformation en ondelettes.

Chapitre 4

Application des RNA dans le diagnostic et la classification des défauts dans la MSAP

4.1 Introduction

Ce chapitre présente l'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la détection, la localisation et la classification des défauts de court-circuit entre spires affectant le stator d'une machine synchrone à aimants permanents (MSAP). L'efficacité du modèle développé repose sur la qualité des données utilisées en entrée, notamment les composantes d'énergie extraites des courants statoriques à l'aide de la transformée en ondelettes discrète (DWT). Une fois le réseau entraîné, celui-ci est en mesure d'identifier automatiquement l'état de la machine ainsi que la phase concernée (a, b ou c). Les performances du modèle ont été évaluées en comparant les sorties du réseau aux valeurs de référence, en s'appuyant sur des indicateurs tels que l'erreur quadratique moyenne (MSE), le coefficient de corrélation RRR et la matrice de confusion.

4.2 Méthodes de diagnostic intellegents

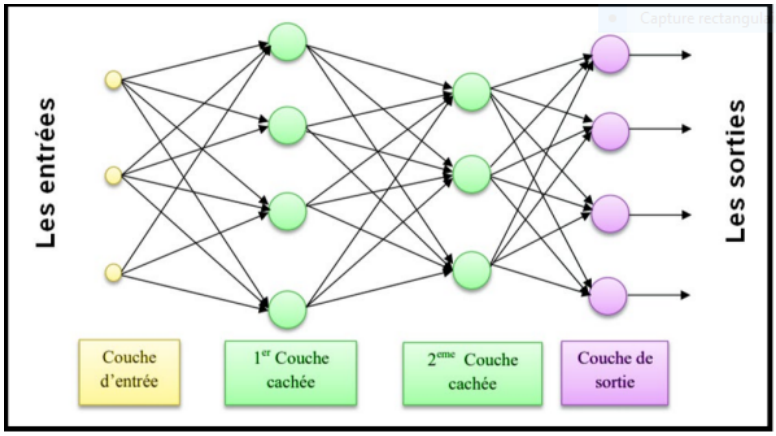
Les techniques de diagnostic dites intelligentes s'appuient sur les outils de l'intelligence artificielle pour analyser et interpréter des données en vue de détecter d'éventuelles anomalies ou défaillances dans les systèmes. Ces approches englobent notamment l'apprentissage automatique, les réseaux de neurones artificiels, les algorithmes génétiques, les systèmes experts ou encore les réseaux bayésiens. Leur finalité est de concevoir des modèles prédictifs et des algorithmes capables de poser un diagnostic fiable à partir de données collectées en temps réel ou extraites de bases de données historiques. Ces méthodes présentent l'avantage de pouvoir traiter des ensembles de données complexes, de détecter précocement les dégradations éventuelles et d'accroître la précision des diagnostics [21].

4.3 Réseau de neurone artificiel RNA

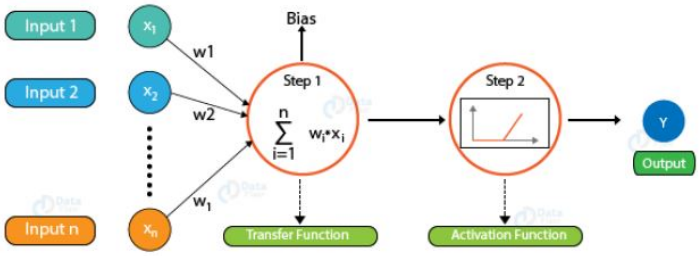
Un réseau de neurones artificiels (RNA) est un système constitué d'un ensemble d'opérateurs non linéaires interconnectés, capable de recevoir des signaux en entrée et de produire des si-

gnaux en sortie. Inspirés du fonctionnement du cerveau humain, ces réseaux reproduisent un mode de traitement parallèle et distribué de l'information, reposant sur des unités élémentaires appelées neurones. Chaque neurone traite l'information localement, ce qui confère au réseau une architecture fortement interconnectée et hautement parallèle.

Contrairement aux systèmes de traitement classiques, les connaissances dans un réseau de neurones ne sont pas stockées sous forme explicite dans une mémoire, mais sont réparties de manière implicite dans les poids des connexions synaptiques. Les RNA ne sont pas programmés de manière déterministe pour exécuter une tâche donnée ; ils acquièrent leurs compétences par un processus d'apprentissage fondé sur l'ajustement itératif de leurs paramètres internes en réponse aux données d'apprentissage, dans le but d'optimiser les performances sur la tâche cible [22].



(a) Architecture d'un réseau de neurone



(b) Principe de calcul du RNA

FIGURE 4.1 – Réseau de neurone

4.3.1 La fonction d'activation

La fonction d'activation constitue un composant fondamental des réseaux de neurones. Appliquée à la sortie de chaque neurone, elle joue un rôle déterminant dans l'introduction de la non-linéarité au sein du modèle. Son objectif est de décider si un neurone doit être activé ou non, en fonction de la somme pondérée de ses entrées. En intégrant cette non-linéarité, la fonction d'activation permet au réseau de modéliser des relations complexes entre les données. Elle rend ainsi possible l'exécution de tâches variées telles que la classification, la régression, ou d'autres formes de traitement de données.[23]

TABLE 4.1 – Fonctions d'activation classiques et leurs expressions analytiques

Désignation de la fonction	**Expression mathématique**
Fonction Heaviside	$h(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases}$
Fonction Signe	$sgn(x) = \begin{cases} -1, & x < 0 \\ +1, & x \geq 0 \end{cases}$
Fonction linéaire à seuil	$F(x) = \begin{cases} u, & x \leq u \\ x, & u < x < v \\ v, & x \geq v \end{cases}$
Fonction sigmoïde	$f(x) = \dfrac{1}{1+e^{-x}}$

4.3.2 Les différents types de réseaux de neurones

4.3.2.1 Réseaux de neurones à propagation directe (Feedforward)

Un réseau de neurones à propagation directe, également appelé réseau statique, se présente sous la forme d'un graphe dans lequel les nœuds représentent les neurones. Dans cette architecture, les informations circulent uniquement dans un sens, de la couche d'entrée vers la couche de sortie, sans rétroaction ni mémoire des états précédents. Ce type de réseau est couramment utilisé pour des tâches telles que l'interpolation non linéaire, la modélisation de processus statiques non linéaires, ou encore la classification supervisée.[24]

4.3.2.2 Réseaux de neurones récurrents

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) se caractérisent par la présence de boucles dans leur architecture, ce qui permet aux informations de circuler non seulement vers l'avant, mais également de revenir en arrière. Leur fonctionnement repose sur une ou plusieurs équations différentielles, résultant de la composition des fonctions réalisées par chaque neurone et des délais introduits par les connexions internes.[25]

4.3.3 Apprentissage supervisé des réseaux de neurones

Dans le cadre de l'apprentissage supervisé, le réseau reçoit simultanément un ensemble d'entrées et les sorties souhaitées correspondantes. Cela permet de comparer les sorties générées par le réseau avec les sorties attendues, et ainsi de calculer l'erreur de prédiction. Les poids des connexions (également appelés coefficients synaptiques) sont alors ajustés de manière itérative afin de réduire cette erreur et de minimiser une fonction de coût prédéfinie. Ce processus se poursuit jusqu'à ce qu'un critère de performance spécifié soit atteint[23]. Cette figure illustre le principe d'apprentissage supervisé.

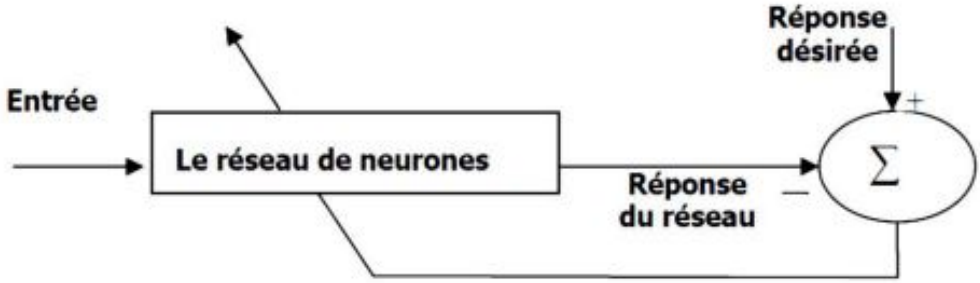


FIGURE 4.2 – Principe de l'apprentissage supervisé

4.3.4 Difference entre classification et régression

Dans le domaine de l'apprentissage automatique, on distingue principalement deux grandes familles de problèmes : la régression et la classification.

La régression consiste à prédire une valeur numérique continue à partir d'un ensemble de variables d'entrée. Par exemple, dans le contexte de la maintenance prédictive, la régression peut être utilisée pour estimer la durée de vie résiduelle d'un composant, la température future d'un moteur ou la probabilité de défaillance dans un intervalle de temps donné.

La classification, quant à elle, a pour objectif d'assigner chaque observation à une catégorie ou à une classe prédéfinie. Dans ce travail, la classification est utilisée pour détecter la présence d'un défaut et identifier son type, en attribuant à chaque jeu de signaux mesurés une étiquette correspondante (état sain ou type de défaut statorique).[23]

Dans notre étude, l'approche retenue relève exclusivement de la classification, car il s'agit de distinguer entre différents états de fonctionnement de la machine (sain ou défectueux) et de catégoriser les défauts détectés. La régression, qui aurait consisté par exemple à estimer le nombre exact de spires court-circuitées ou la durée avant panne, n'a pas été mise en œuvre ici mais peut constituer une piste pour des travaux futurs.

Ainsi, le modèle développé relève uniquement de la classification supervisée, dont l'architecture et les résultats sont détaillés dans les sections suivantes.

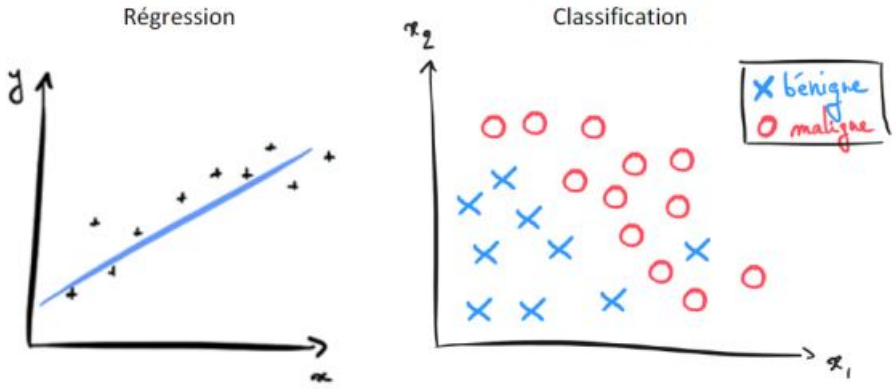


FIGURE 4.3 – Comparaison entre la régression et la classification

4.4 Utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la détection et l'analyse des défauts

Les réseaux neuronaux artificiels sont un moyen pratique et efficace pour repérer, diagnostiquer et classer les défauts d'une machine synchrone à aimant permanent. À la manière du cerveau humain, ils apprennent à partir d'un grand nombre de données et savent détecter des motifs très fins ; ils conviennent donc parfaitement pour reconnaître les anomalies propres à ce type de machine.

Cette démarche consiste à entraîner un réseau de neurones sur des mesures collectées,par exemple les niveaux de vibration, les courants statoriques ou la température de la machine. Au fil de l'apprentissage, le modèle associe chaque signature de mesures à un défaut particulier. Ainsi préparé, il est ensuite capable, dès qu'il reçoit de nouvelles données brutes, de reconnaître la présence d'un défaut et d'indiquer aussitôt sa catégorie, sans qu'il soit nécessaire de préétiqueter ces données.

Parmi les avantages de cette approche, il y a sa capacité à détecter les défauts tôt, ce qui permet à une intervention rapide de prévenir les dommages supplémentaires et de minimiser les temps d'arrêt. De plus, les réseaux de neurones artificiels sont capables de traiter efficacement des données complexes et hétérogènes provenant de différentes sources de surveillance de la machine, ce qui les rend très polyvalents pour le diagnostic des défauts.

Cependant, il est essentiel de noter que l'efficacité de cette méthode repose sur la disponibilité de données de haute qualité et en quantité suffisante pour entraîner le modèle. Par ailleurs, une expertise en modélisation et en gestion des données est indispensable pour obtenir des résultats à la fois précis et fiables. Malgré ces défis, l'utilisation des réseaux de neurones artificiels représente un potentiel considérable pour améliorer le diagnostic et la détection des défauts dans les machines synchrones a aimant permanent , contribuant ainsi à une maintenance préventive plus efficace et à une performance globale optimisée de ces machines.

4.5 Application des RNA au diagnostic et à la classification des défauts dans une MSAP

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la classification, la détection et le diagnostic des défauts dans une machine synchrone à aimant permanent met en lumière l'importance cruciale d'une identification précoce des anomalies. Cette approche insiste sur les conséquences que peuvent entraîner des défauts non détectés, tant sur le plan de la fiabilité que de la continuité de fonctionnement.

Les réseaux de neurones apparaissent comme une solution performante grâce à leur capacité à apprendre à partir de vastes ensembles de données et à identifier des schémas de comportement complexes caractéristiques de différents types de défauts. Les bénéfices attendus incluent une détection anticipée des anomalies, une réduction significative des temps d'arrêt et des coûts de maintenance, ainsi qu'une amélioration de la fiabilité et de la performance globale de la machine.

4.6 Détection et identification des défauts du stator dans une MSAP

4.6.1 Sélection des variables d'entrée du réseau de neurones

Pour garantir la fiabilité de l'application d'une méthode de diagnostic fondée sur les réseaux de neurones, il m'a été indispensable de constituer une base de données suffisamment riche et représentative, adaptée à chaque scénario de défaut simulé. Les variables fournies en entrée au réseau doivent impérativement être des indicateurs pertinents, capables de refléter avec précision les caractéristiques des défauts à identifier. Ainsi, j'ai procédé à une sélection rigoureuse des paramètres les plus informatifs sur l'état du système étudié, conformément aux recommandations de la littérature.[26]

Dans le cas particulier du court-circuit affectant les différentes phases du stator d'une machine synchrone à aimant permanent, les résultats expérimentaux que j'ai obtenus ont mis en évidence que les performances de classification et de localisation de la phase défectueuse étaient optimales lorsqu'on utilise l'énergie issue de la décomposition en ondelettes comme variable représentative [27]. Cette approche m'a permis de conclure que cette forme d'énergie constitue un indicateur robuste et discriminant pour détecter efficacement la phase touchée par un court-circuit.

4.6.2 Analyse du courant statorique à l'aide de la transformation en ondelettes discrètes

La transformation en ondelettes discrètes **(DWT)** constitue un outil puissant pour examiner les signaux électriques sur plusieurs niveaux de résolution. Contrairement aux méthodes classiques, elle repose sur l'utilisation de filtres à coupures fréquentielles variées, permettant ainsi de décomposer le signal en différentes échelles temporelles et fréquentielles. Cette technique repose sur l'emploi d'ondelettes de courtes fonctions oscillantes, limitées dans le temps qui sont dérivées d'un modèle de base appelé ondelette mère. En appliquant des opérations de dilatation (étirement ou compression) et de translation sur cette ondelette mère, il devient possible de reconstruire le signal original tout en mettant en évidence ses composantes localisées dans le temps.

4.6.2.1 Sélection de la fonction d'ondelette mère adaptée à l'analyse fréquentielle

La fonction d'ondelette **Daubechies 40 (db40)** est fréquemment retenue comme ondelette mère dans les analyses en transformée en ondelettes. Ce choix s'explique par sa capacité à réduire les interférences inévitables entre les différentes bandes de fréquences. En effet, sa fonction d'échelle permet une séparation plus nette des composantes fréquentielles, ce qui améliore la précision de l'analyse des signaux, notamment dans les applications de diagnostic de défauts [28].

4.6.3 Choix du nombre de niveaux de décomposition en ondelettes

Le choix du nombre de niveaux de décomposition en ondelettes dépend directement de la fréquence d'échantillonnage du signal analysé. Pour que l'analyse soit efficace, notamment dans

un contexte de diagnostic, ce nombre doit être défini de manière à ce que les signaux obtenus à chaque niveau (composantes d'approximation et de détail) couvrent l'ensemble de la plage fréquentielle d'intérêt. Cela permet de capturer les variations dues aux défauts qui peuvent apparaître au fil du temps dans un système en fonctionnement. Afin de déterminer le nombre minimal de niveaux requis, il est possible de se baser sur une condition permettant d'assurer que la bande de fréquence de l'approximation reste inférieure ou proche de la fréquence fondamentale. Cette condition s'écrit [26] :

$$2^{-(n_{LS}+1)} f_e < f \tag{4.1}$$

où *fe* est la fréquence d'échantillonnage , f la fréquence fondamentale, et n le niveau de décomposition. En pratique, le nombre optimal de niveaux peut être estimé à partir de la formule suivante [29] :

$$n_{LS} = \left\lfloor \frac{\log\left(\frac{f_e}{f}\right)}{\log(2)} \right\rfloor \tag{4.2}$$

Cette relation permet de cibler un niveau de décomposition qui englobe les composantes fréquentielles pertinentes autour du fondamental pour une analyse plus précise des défauts. Pour une fréquence d'échantillonnage de 10kHz et une fréquence d'alimentation de 50Hz, le nombre optimal de niveaux de décomposition peut être calculé à l'aide de la relation logarithmique, ce qui donne un total de 9 niveaux. Un tel niveau de décomposition permet une lecture précise du signal, en particulier pour repérer les variations harmoniques associées aux défauts en régime transitoire.

$$n_{LS} = \left\lfloor \frac{\log\left(\frac{10^4}{50}\right)}{\log(2)} \right\rfloor + 2 = 9 \text{ niveaux} \tag{4.3}$$

La décomposition par ondelettes repose sur un processus itératif qui consiste à décomposer successivement le signal d'origine en versions approchées et détaillées. À chaque itération, les composantes de plus en plus fines sont extraites, permettant une analyse fréquentielle plus poussée. Cette approche, connue sous le nom d'arbre de décomposition en ondelettes, peut théoriquement se poursuivre jusqu'à ce que les moindres détails du signal soient isolés, bien que dans la pratique, elle s'arrête lorsque chaque segment est réduit à un échantillon unique.

Le signal temporel discret S est ainsi transformé en une série de composantes, à savoir a1 (approximative) et d1 (détaillée) lors de la première itération. À mesure que la décomposition progresse, ces composantes représentent des bandes de fréquences de plus en plus spécifiques. Plus précisément, chaque composante détaillée dj couvre la bande.[30]

Les composantes détaillées issues de la décomposition en ondelettes discrètes occupent des bandes de fréquences spécifiques. Plus précisément, la bande fréquentielle associée à une composante détaillée d_j est donnée par :

$$f(d_j) \in \left[2^{-(j+1)} f_e,\ 2^{-j} f_e\right] \tag{4.4}$$

Tandis que la composante approchée a_n couvre la plage fréquentielle suivante :

$$f(a_n) \in \left[0,\ 2^{-(n+1)} f_e\right] \tag{4.5}$$

Ces bandes permettent une localisation fine en fréquence, facilitant l'identification des signatures caractéristiques des défauts dans les signaux de surveillance de la machine. Un tableau associé permet généralement de visualiser les différentes bandes couvertes par chaque niveau de décomposition.

Avec :

- n : entier naturel représentant le niveau maximal de décomposition ;
- d_j : composante détaillée au niveau j, avec $j \in [1, n]$.

Le tableau suivant indique les différentes bandes de fréquence obtenues par la décomposition en ondelettes discrète.

TABLE 4.2 – Bandes de fréquences par niveau de décomposition

Niveau	D_j	**Bande D_j (Hz)**	A_j	**Bande A_j (Hz)**
$J = 1$	D_1	5000–10000	A_1	0–5000
$J = 2$	D_2	2500–5000	A_2	0–2500
$J = 3$	D_3	1250–2500	A_3	0–1250
$J = 4$	D_4	625–1250	A_4	0–625
$J = 5$	D_5	312,5–625	A_5	0–312,5
$J = 6$	D_6	156,25–312,5	A_6	0–156,25
$J = 7$	D_7	78,125–156,25	A_7	0–78,125
$J = 8$	D_8	39,0625–78,125	A_8	0–39,0625
$J = 9$	D_9	19,531–39,0625	A_9	0–19,531

Lorsqu'un court-circuit apparaît, les signes de ce défaut se répartissent dans les différentes bandes de fréquence obtenues après la décomposition en ondelettes du courant statorique. En calculant l'énergie présente à chaque niveau de cette décomposition, on peut construire un outil de diagnostic simple et efficace.

L'énergie de chaque bande est déterminée en faisant la somme des carrés des coefficients obtenus à ce niveau, selon la formule suivante [31] :

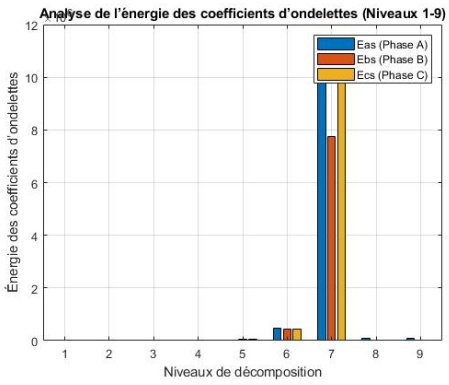
$$E_j = \sum_{k=1}^{n} D_{j,k}^2 \tag{4.6}$$

où j correspond au niveau de décomposition, et n au nombre de coefficients obtenus à ce niveau.

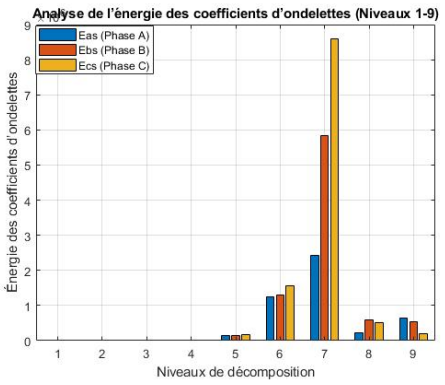
Ces énergies contiennent des informations utiles issues des signaux relevés par les capteurs de la machine. En les analysant, on peut non seulement détecter un défaut, mais également en évaluer la gravité. Plus la valeur d'énergie s'écarte de la normale, plus le défaut est significatif.

4.7 Variation de l'énergie de décomposition en ondelettes en présence ou en absence d'un défaut

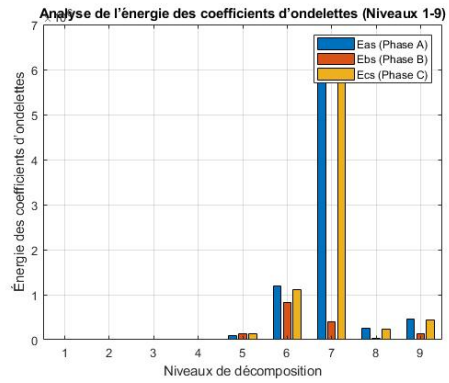
Les figures illustrent la variation de l'énergie dans les différentes bandes de fréquence issues de la décomposition en ondelettes multiniveaux, pour une machine synchrone en état sain et en présence d'un défaut de type court-circuit appliqué sur les phases as, bs et cs .



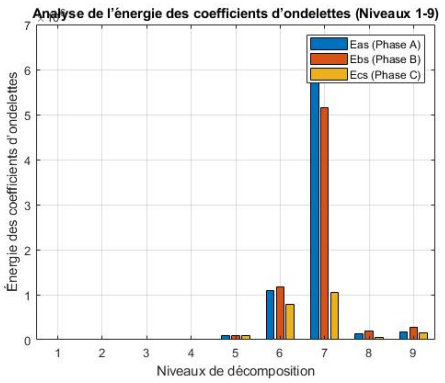
(a) Machine saine



(b) Machine avec défaut dans la phase a



(c) Machine avec défaut dans la phase b



(d) Machine avec défaut dans la phase c

FIGURE 4.4 – Les variations de l'énergie dans la bande de fréquence (db40)

• La décomposition en ondelettes révèle une variation significative de l'énergie au niveau 7 en cas de court-circuit, localisée principalement sur la phase défectueuse.

• Cette sensibilité énergétique fait de la transformée en ondelettes un outil pertinent pour la détection et la localisation des défauts statoriques.

4.8 Génération de la base de données pour l'apprentissage supervisé

Afin d'entraîner efficacement le réseau de neurones pour la détection des défauts statoriques, une base de données d'apprentissage a été constituée à partir de simulations réalisées sous MATLAB/Simulink. Ces simulations reproduisent le comportement d'une machine synchrone à aimants permanents (MSAP) dans différents états de fonctionnement.

Deux types d'états ont été modélisés :

- **Fonctionnement sain** : 11 conditions de charge différentes, allant de 0 % à 100 %, par paliers de 10 %.
- **Fonctionnement défectueux** : simulé en appliquant un court-circuit sur chaque phase statorique (*as*, *bs*, *cs*), pour les mêmes 11 niveaux de charge.

Ainsi, pour chaque état (sain, défaut sur *as*, défaut sur *bs*, défaut sur *cs*), 11 échantillons ont été générés, soit un total de :

$$N_{\text{total}} = 11 \times 4 = 44 \quad \text{échantillons} \tag{4.7}$$

Chaque échantillon est représenté par un vecteur de trois composantes d'énergie (E_{as}, E_{bs}, E_{cs}) extraites via la **transformée en ondelettes discrètes (DWT)** appliquée aux courants statoriques des trois phases.

7.1 Répartition des données

Pour entraîner et évaluer le réseau, la base de données a été divisée selon la méthode classique suivante :

- 70 % pour l'apprentissage (*training*),
- 15 % pour la validation (*validation*),
- 15 % pour le test (*testing*).

7.2 Résultats de l'apprentissage

Dans le cadre de ce travail, un réseau de neurones artificiels (RNA) de type *feedforward* a été conçu et entraîné à l'aide de l'outil **Neural Network Training** de MATLAB, en vue d'identifier et de classifier les défauts de court-circuit au sein des enroulements statoriques d'une machine synchrone à aimants permanents (PMSM).

Le réseau repose sur une architecture multicouche de type **3–6–3**, définie à l'aide de la fonction fitnet. Il se compose de trois neurones en entrée, correspondant aux énergies extraites par décomposition en ondelettes des courants statoriques des phases a, b et c (notées respectivement Eas, Ebs et Ecs), d'une couche cachée de six neurones, et d'une couche de sortie comportant trois neurones. La fonction d'activation **tansig (sigmoïde hyperbolique)** est utilisée dans la couche cachée pour modéliser les relations non linéaires entre les caractéristiques d'entrée et les états de défaut. Quant à la couche de sortie, elle utilise une fonction d'activation **linéaire (purelin)**, adaptée à la représentation de sorties continues interprétables sous forme de vecteurs binaires, permettant d'indiquer directement l'état de la machine :

- (0 0 0) : fonctionnement sain,
- (1 0 0) : défaut sur la phase as,
- (0 1 0) : défaut sur la phase bs,
- (0 0 1) : défaut sur la phase cs.

L'apprentissage du modèle est réalisé à l'aide de l'algorithme **Levenberg–Marquardt (trainlm)**, réputé pour sa rapidité de convergence dans les réseaux de taille modérée.

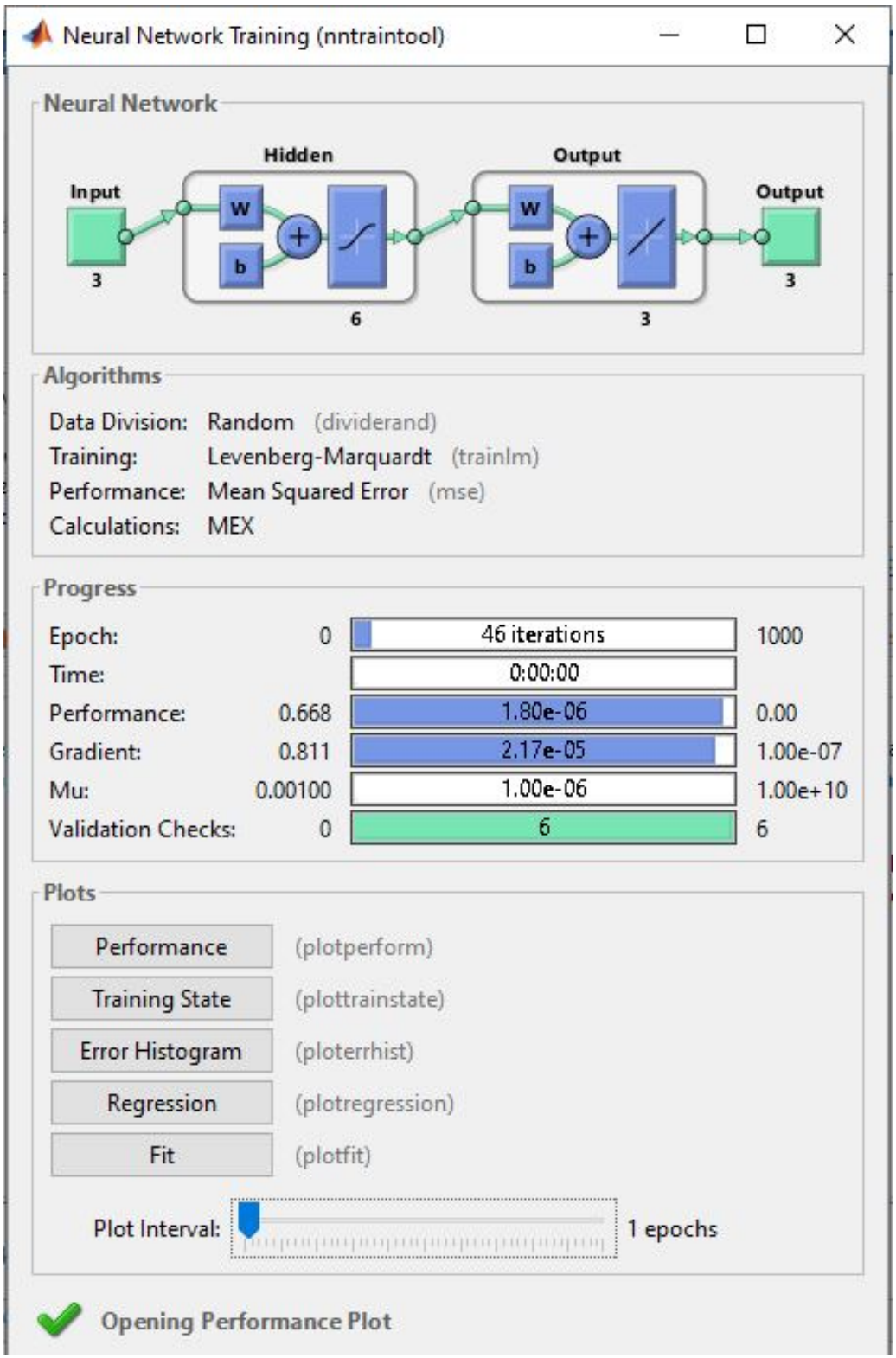


FIGURE 4.5 – Architecture du réseau de neurone

Ce choix d'architecture et de fonctions d'activation permet d'assurer un bon compromis entre expressivité du modèle et stabilité numérique, tout en maintenant une faible complexité computationnelle. Le réseau s'est révélé capable de détecter et localiser de manière fiable les défauts de court-circuit , grâce à une capacité de généralisation adéquate, même dans des conditions de fonctionnement variables.

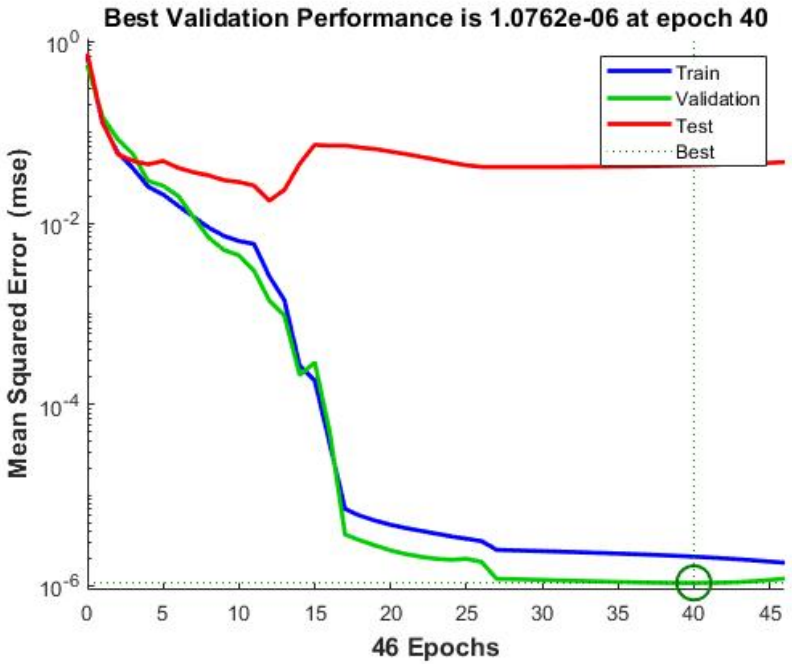


FIGURE 4.6 – Performance du réseau de neurone

Cette figure montre l'évolution de l'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error - MSE) au cours des différentes phases d'apprentissage du réseau. On y observe une décroissance régulière de l'erreur pour les ensembles d'apprentissage, de validation et de test, jusqu'à atteindre une valeur minimale à l'epoch 40. Cette performance indique que le modèle s'adapte bien aux données tout en conservant une capacité de généralisation satisfaisante, sans surajustement aux données d'entraînement.

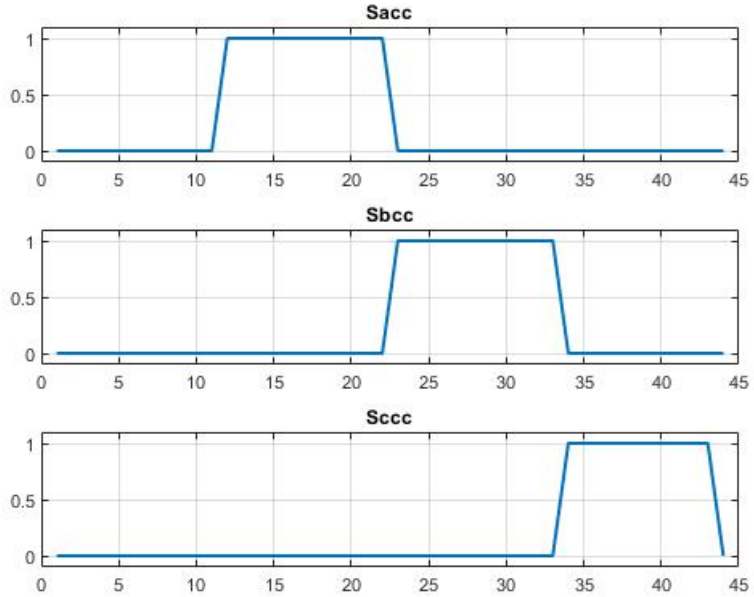


FIGURE 4.7 – Les sorties de l'apprentissage

Une autre figure présente les sorties binaires générées par le réseau de neurones en réponse aux différents scénarios simulés. Chaque vecteur de sortie passe de l'état binaire (0 0 0), représentant

un fonctionnement sain, à un vecteur binaire indiquant la phase concernée par le défaut (ex. : **(1 0 0)** pour un défaut sur la phase as).

Ces sorties reflètent la capacité du réseau à identifier avec précision l'état de la machine, et à localiser la phase affectée par un court-circuit. La correspondance entre les sorties du modèle et les étiquettes cibles démontre l'efficacité du codage binaire adopté pour le diagnostic automatique.

4.8.1 Les résultats de regression

La figure ci-dessous illustre les résultats de la régression entre les sorties prédites par le réseau de neurones et les valeurs cibles, pour les phases d'apprentissage, de validation et de test.

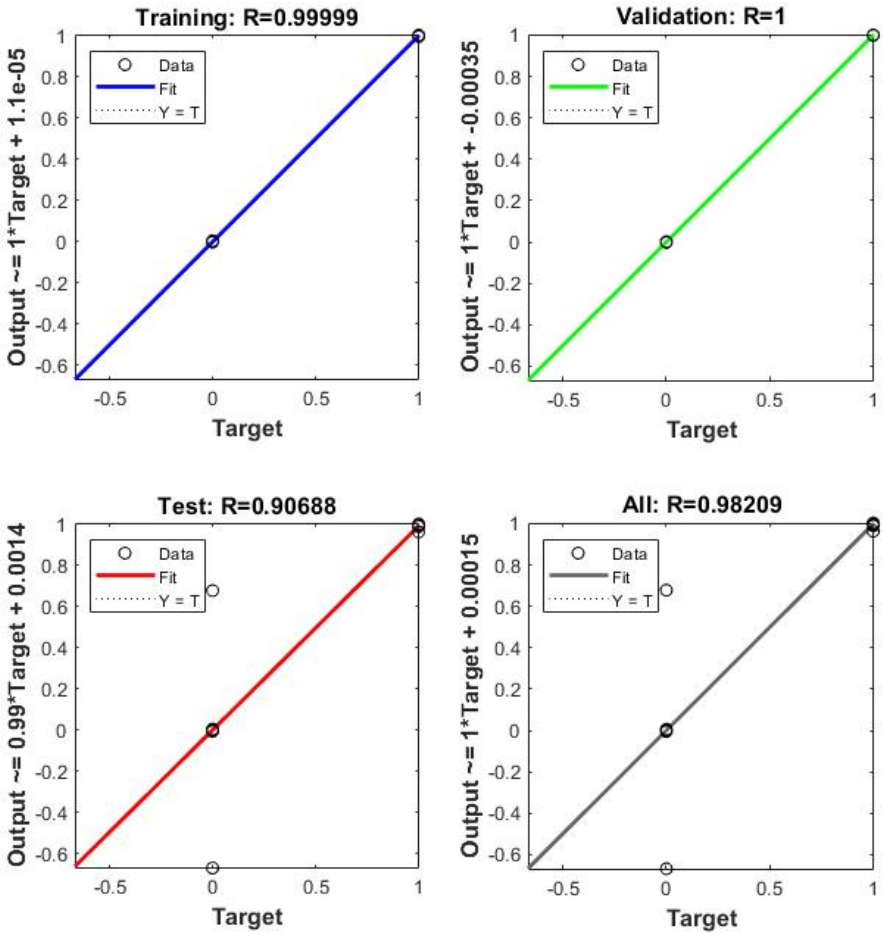


FIGURE 4.8 – Résultats de la régression du réseau de neurones pour la détection des défauts

Les performances du réseau ont également été évaluées à l'aide d'une analyse de régression entre les sorties prédites par le modèle et les cibles attendues. Cette évaluation a été menée pour les trois phases de l'apprentissage : jeu d'entraînement, validation et test.

La figure de régression montre que les points sont fortement concentrés autour de la diagonale idéale, traduisant une excellente concordance entre les valeurs prédites et les valeurs cibles. Le coefficient de corrélation R, très proche de 1 (R = 0,98209), confirme la qualité d'ajustement du modèle et son aptitude à généraliser les données même en dehors de l'ensemble d'apprentissage.

4.8.2 Les résultats de classification de défaut par réseau de neurones

Le second réseau de neurones artificiels, utilisé pour la reconnaissance de formes et la classification automatique des défauts statoriques, est construit à l'aide de la fonction patternnet de MATLAB. Ce réseau repose sur une architecture multicouche de type **3–10–4**, comprenant trois neurones en entrée (énergies extraites des trois phases du courant statorique), une couche cachée de dix neurones, et une couche de sortie composée de quatre neurones, chacun représentant un état de fonctionnement possible de la machine : état sain ou défaut sur l'une des trois phases.

Le réseau emploie comme algorithme d'apprentissage **le Scaled Conjugate Gradient (trainscg)**, particulièrement adapté aux problèmes de classification à grande échelle ou aux environnements à ressources mémoire limitées. La fonction d'activation **tansig** est utilisée dans la couche cachée afin de modéliser les relations non linéaires entre les entrées et les classes cibles, tandis que la fonction **softmax** est implicite en sortie pour produire une distribution de probabilité sur les classes, facilitant ainsi la classification multiclasse.

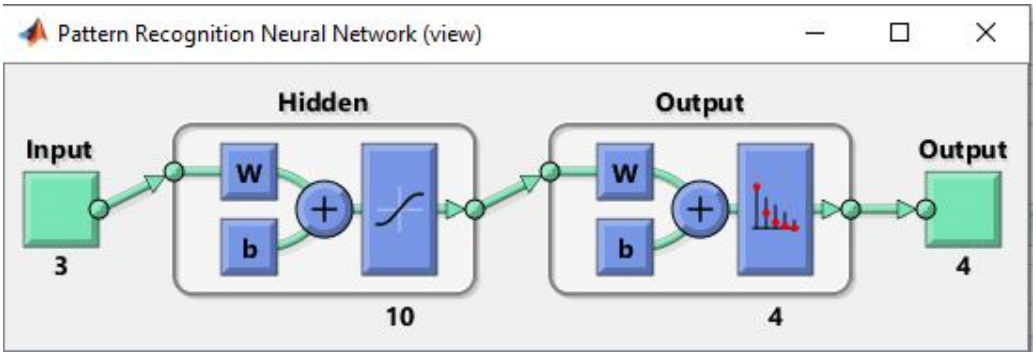


FIGURE 4.9 – Réseau de neurones pour la classification

Cette architecture est spécifiquement adaptée à des tâches de classification supervisée, où le réseau apprend à associer chaque vecteur d'énergie d'entrée à une classe binaire codée, permettant ainsi de déterminer automatiquement l'état de la machine.

4.8.3 Répartition des données

Pour entraîner et évaluer le réseau, la base de données a été divisée selon la méthode classique suivante :

- 70 % pour l'apprentissage (training),
- 15 % pour la validation (validation),
- 15 % pour le test (testing).

4.8.4 Matrice de confusion

La figure suivante présente la matrice de confusion obtenue, permettant d'évaluer la capacité du réseau de neurones à classer correctement les différents états de la machine.

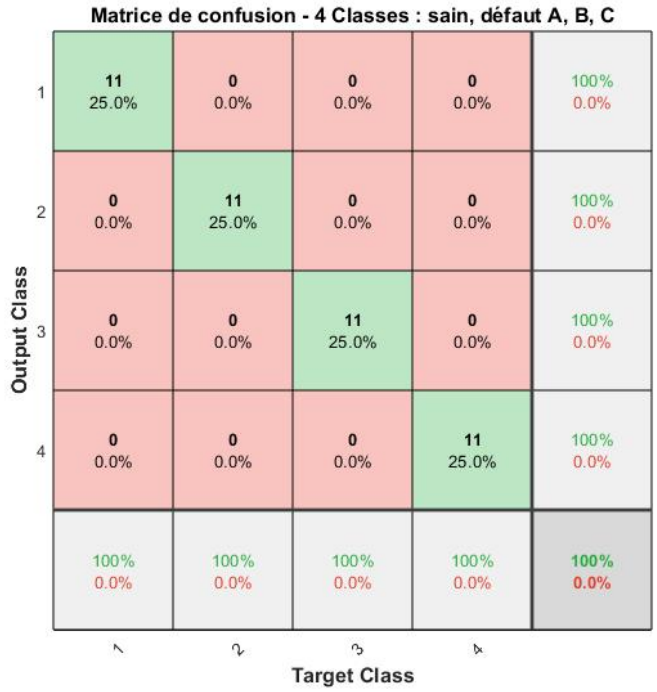


FIGURE 4.10 – Matrice de confusion pour les données d'entrainement

La matrice de confusion obtenue pour le réseau de neurones montre une précision de classification parfaite. Chaque échantillon a été correctement identifié, sans aucune confusion entre les différentes classes. Les 11 cas de machine saine ont tous été classés comme **"sain"**, de même que les 11 cas de **défaut** sur la phase as, bs et cs ont été correctement classés dans leur catégorie respective.

L'absence de valeurs hors de la diagonale principale indique que le réseau ne commet aucune erreur de classification. Cette distribution parfaite des résultats reflète la capacité du modèle à distinguer clairement les états de la machine, même dans des configurations similaires, grâce à la qualité des données d'entrée et à l'architecture bien adaptée du réseau.

Les résultats obtenus au cours de cette étude démontrent l'efficacité des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la détection, la localisation et la classification des défauts statoriques de type court-circuit entre spires dans une machine synchrone à aimants permanents (MSAP). L'approche développée a montré une précision élevée dans la reconnaissance des différents états de la machine, ainsi qu'une bonne capacité de généralisation, même dans des conditions de charge variables.

FIGURE 4.11 – Matrice de confusion pour les données d'entrainement

4.8.5 Évaluation des performances du modèle

À l'issue de l'évaluation du modèle de classification fondé sur le réseau de neurones, une analyse des performances a été réalisée à l'aide de la **matrice de confusion globale**, construite à partir de l'ensemble des données (incluant les jeux d'apprentissage, de validation et de test).

Les métriques de performance suivantes ont été calculées :

- **Exactitude (Accuracy)** : elle représente le pourcentage de prédictions correctes sur l'ensemble des échantillons. Dans ce cas, tous les échantillons ont été correctement classés, ce qui donne :

$$\text{Exactitude} = \frac{11 + 11 + 11 + 11}{44} = 1 = 100\,\% \tag{4.8}$$

- **Taux d'erreur (Error Rate)** : il indique la proportion de classifications incorrectes parmi toutes les prédictions.

$$\text{Taux d'erreur} = 1 - \text{Exactitude} = 1 - 1 = 0{,}0 \tag{4.9}$$

Ces résultats démontrent que le réseau de neurones possède une excellente capacité à identifier et classifier les défauts statoriques, y compris dans des configurations multiples. L'exactitude de 100 % témoigne de la fiabilité élevée du modèle, tandis que l'absence d'erreurs de classification confirme sa robustesse et sa précision.

Le modèle peut ainsi être considéré comme particulièrement adapté aux applications de **maintenance prédictive** dans les systèmes électriques à base de machines synchrones à aimants permanents.

4.9 Schéma globale de réseau de neurone pour la classification

La figure suivante illustre le processus complet de classification des défauts statoriques dans la MSAP, tel qu'il a été modélisé dans l'environnement MATLAB/Simulink. Cette implémentation intègre la génération des signaux triphasés de la machine, l'extraction des composantes d'énergie par transformée en ondelettes discrète (DWT), puis leur injection dans un réseau de neurones artificiels de type multicouche pour classifier automatiquement l'état de la machine.

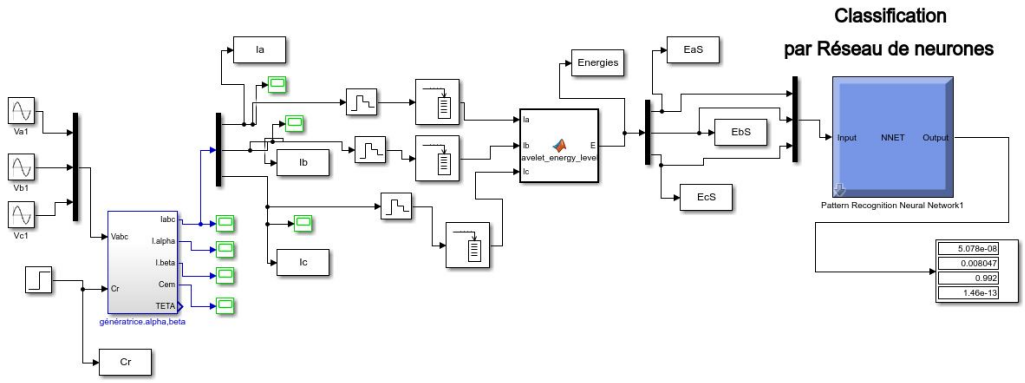


FIGURE 4.12 – Schéma d'implémentation Simulink du réseau de neurones pour la classification des défauts

4.10 Conclusion

Les algorithmes de réseaux de neurones artificiels développés dans le cadre de cette étude ont démontré une efficacité remarquable pour la détection, la localisation et la classification des défauts de court-circuit entre spires dans les enroulements statoriques d'une machine synchrone à aimants permanents (PMSM). Les résultats obtenus confirment le fort potentiel de cette approche pour le diagnostic intelligent, grâce à une précision élevée, une capacité de généralisation satisfaisante et une robustesse face à la variabilité des conditions de fonctionnement. En combinant l'extraction de caractéristiques par transformée en ondelettes avec l'apprentissage supervisé par réseaux de neurones, cette méthode offre une solution fiable et performante dans le contexte de la maintenance prédictive. Elle permet notamment une détection précoce des anomalies, une réduction significative des arrêts non planifiés et une amélioration globale de la fiabilité et des performances des systèmes électriques industriels.

Conclusion générale

Ce travail a consisté à développer un outil intelligent pour détecter et reconnaître les défauts statoriques dans une machine synchrone à aimants permanents (MSAP). Pour cela, nous avons combiné une modélisation mathématique de la machine, une analyse des signaux de courant grâce à la transformée en ondelettes, et l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels (RNA) pour automatiser le diagnostic.

La modélisation a permis de simuler la machine en état normal et avec différents scénarios de défauts. Les signaux obtenus ont été traités pour extraire des informations utiles, qui ont servi à entraîner le réseau de neurones afin qu'il puisse détecter un défaut et déterminer son type automatiquement.

Les résultats montrent que cette méthode fonctionne bien et qu'elle peut contribuer à rendre la maintenance plus prédictive et plus efficace dans un contexte industriel. Malgré ces bons résultats, il serait intéressant de tester cette approche avec des données réelles, d'étudier d'autres types de défauts comme ceux du rotor ou des roulements, et d'améliorer encore la structure du réseau de neurones pour rendre le diagnostic plus fiable.

Ce mémoire ouvre donc la voie à de nouvelles pistes pour renforcer la maintenance intelligente et la fiabilité des systèmes électriques modernes.

Annexe A

Paramètres de la MSAP

Table A.1 – Paramètres utilisés pour la simulation de la MSAP

Symbole	**Valeur**	**Description**
L	3,1 mH	Inductance générique
R_s	0,44 Ω	Résistance de phase statorique ($R_a = R_s$)
L_d	3,1 mH	Inductance directe
L_q	3,1 mH	Inductance en quadrature
L_s	3,1 mH	Inductance équivalente de phase
J	0,00032 kg · m^2	Moment d'inertie
ϕ_f	0,124 Wb	Flux de l'aimant permanent
F_c	0,00001 Nm · s	Coefficient de frottement visqueux
f	66,67 Hz	Fréquence d'alimentation
ω_s	$2\pi f \approx 418{,}88$ rad/s	Vitesse de synchronisme
V	50 V	Tension d'alimentation
P	4	Nombre de paires de pôles
C_n	10,5 Nm	Couple nominal
N_s	40	Nombre de spires par encoche
U	0,175	Coefficient de défaut
N_d	$N_s \times U = 7$	Nombre de spires défectueuses

Annexe B

Génératrice alpha bêta

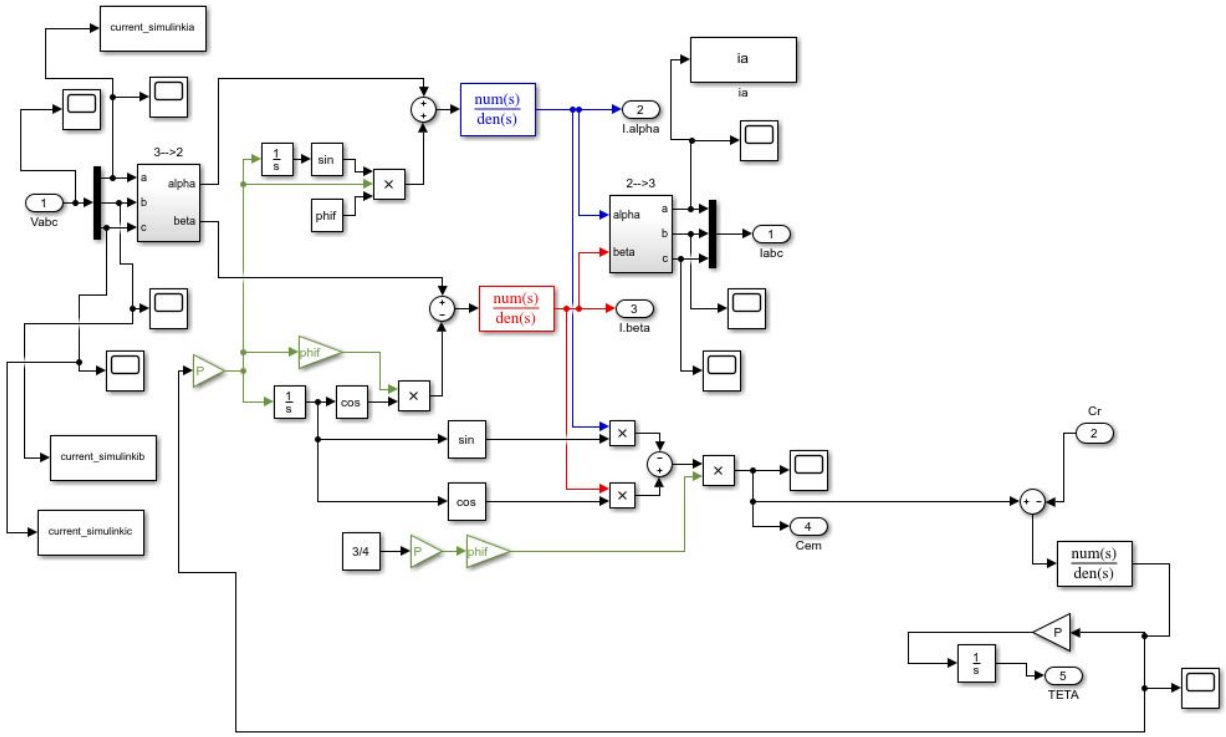


FIGURE B.1 – Modèle Simulink de la génératrice alpha bêta

Annexe C

Relation entre la MSAP et le réseau de neurones

Dans ce schéma explicatif, je décris un processus en plusieurs étapes visant à détecter des défauts, en particulier les **courts-circuits partiels dans les enroulements statoriques**, au sein d'une machine synchrone à aimants permanents (MSAP). Voici une description détaillée des principales étapes :

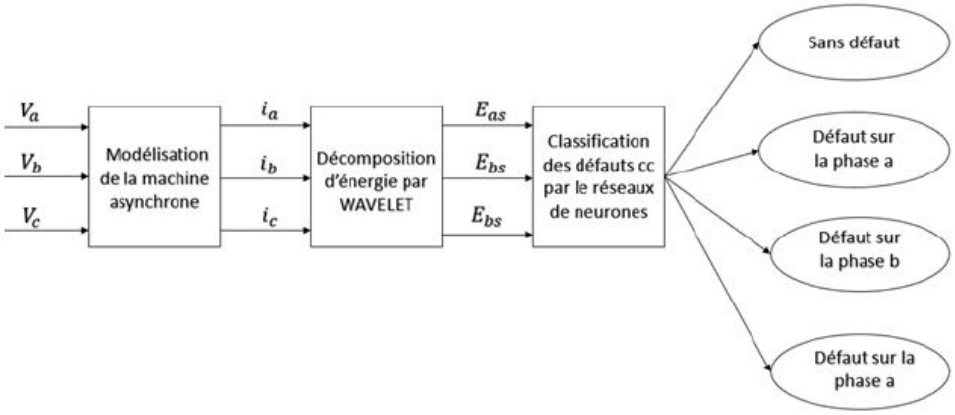


FIGURE C.1 – Schéma explicatif qui représente le lien entre MSAP et RNA

Modélisation de la machine : J'injecte des tensions triphasées dans la MSAP afin de simuler son comportement en fonctionnement normal ou dégradé. Cela revient à modéliser le comportement électrique de la machine à l'aide d'un modèle mathématique basé sur ses équations caractéristiques. Ce modèle prend en compte les tensions, courants statoriques, flux magnétiques, ainsi que les paramètres spécifiques à la machine, tels que les inductances L_d, L_q, la résistance R_s, et le flux de l'aimant permanent ϕ_f.

Analyse par ondelettes : Je transforme les courants de phase en composantes α-β à l'aide d'une transformation de Clarke, puis je les analyse par une **décomposition en ondelettes discrètes (DWT)**. Cette technique me permet de décomposer les signaux en différentes bandes fréquentielles, afin d'extraire les énergies associées à chaque niveau. Cela me permet de mettre en évidence les caractéristiques fréquentielles et énergétiques du signal, qui varient selon l'état de santé de la machine (présence ou non de défaut).

Classification par réseau de neurones : J'introduis les énergies extraites dans un **réseau**

de neurones artificiels (RNA), utilisé comme classificateur. Ce réseau est préalablement entraîné à reconnaître différents profils énergétiques correspondant à des états normaux ou défectueux de la MSAP. Grâce à sa capacité d'apprentissage, le RNA permet de détecter et classer les défauts, notamment les **courts-circuits partiels dans le stator**, à partir des données issues du traitement du signal.

Mon objectif final à cette étape est d'identifier le type de défaut spécifique. Une fois correctement entraîné, le réseau de neurones que j'ai conçu est capable de prendre les énergies extraites en entrée et de déterminer, avec un certain degré de précision, la nature du défaut.

En résumé, ce schéma explicatif décrit l'ensemble du processus que je suis pour détecter les défauts, notamment les courts-circuits, dans une machine. Il comprend les étapes suivantes : l'entrée des tensions triphasées, la modélisation de la machine synchrone à aimants permanents, la décomposition de l'énergie par ondelettes, puis la classification des défauts à l'aide d'un réseau de neurones.

Bibliographie

[1] S Bensaada, MT BOUZIANE, F MOHAMMEDI, and D FELLIACHI. La disponibilité et les concepts fmd en maintenance industrielle. 2012.

[2] Farida Mazouz. Cours de maintenance des systèmes électromécaniques. https://elt.univ-batna2.dz/sites/default/files/elct/files/cours_maintennace_des_systemes_electromecanique.pdf, 2023. Licence électromécanique - S6.

[3] Ryad Zemouri. *Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance*. PhD thesis, Université de Franche-Comté, 2003.

[4] Djamel FRIHI. Maintenance industrielle. 2015.

[5] Meradi Samir. *Estimation des paramètres et des états de la machine asynchrone en vue de diagnostic des défauts rotoriques*. PhD thesis, 2007.

[6] Vladimir Polotski, Jean-Pierre Kenne, and Ali Gharbi. Optimal production and corrective maintenance in a failure-prone manufacturing system under variable demand. *Flexible services and manufacturing journal*, 31 :894–925, 2019.

[7] Hamdi Mostapha and Abed Kader Hamia. Diagnostic des défauts de roulement par les descripteurs statistiques. Mémoire de master, département de génie Électrique, Université Mohamed Khider – Biskra, Biskra, Algérie, 2022. Soutenu le 20 juin 2022.

[8] Martin Pech, Jaroslav Vrchota, and Jiří Bednář. Predictive maintenance and intelligent sensors in smart factory. *Sensors*, 21(4) :1470, 2021.

[9] Tiago Zonta, Cristiano André Da Costa, Rodrigo da Rosa Righi, Miromar Jose de Lima, Eduardo Silveira Da Trindade, and Guann Pyng Li. Predictive maintenance in the industry 4.0 : A systematic literature review. *Computers & Industrial Engineering*, 150 :106889, 2020.

[10] M. Robert. Intelligence artificielle : maintenance prédictive et brevets. Newsletter, Plasseraud IP, November 03 2020. Publié le 3 novembre 2020.

[11] Jérôme Antoni and Menad Sidahmed. Contrôle et diagnostic à partir des signaux acoustiques et vibratoires. In *Conférence sur les Méthodes de Surveillance et Techniques de Diagnostic Acoustiques et Vibratoire*, 2004.

[12] GHEZZAL Oum Keltoum, TARMOUNE Oum El'kheir, and CHAKOUR Chouaib. Modélisation et diagnostic des systèmes incertains par analyse en composantes principales.

[13] Abdelfattah AOUADJ. Intelligence artificielle en géotechnique–application de l'apprentissage automatique dans les projets de fondations artificial intelligence in geotechnics-application of machine learning in foundation engineering.

[14] R. Saifi. Techniques de l'intelligence artificielle. Cours (4 année Génie Électrique) – HNS Renewable Energies, Environment Sustainable Development, 2023–2024. © Dr.R. Saifi.

[15] AISSA ZIDANE HADJ and MOKHTAR ZOUDJI. *Utilisation de l'intelligence artificielle pour le diagnostic des systèmes Applications au Moteur Synchrone à Aimants Permanent*. PhD thesis, Université Ibn Khaldoun, 2023.

[16] Ibtissam BAKHTI. *Commande et Diagnostic des Défauts dans les Machines Synchrones à Aimants Permanents*. PhD thesis, Université de Batna 2, 2019.

[17] Lamari M'hamed. *Modélisation et détection de défauts de courts-circuits statotriques dans une machine synchrone à aiments permanents*. PhD thesis, Université Mouloud Mammeri, 2018.

[18] Lahcene BELLAHCENE and Mohamed DJAOUANI. Commande vectorielle en vitesse du moteur synchrone à aimants permanents dotée d'un observateur mras. *mémoire master, Université Aboubakr Belkaïd–Tlemcen*, 2017, 2016.

[19] Yacine MAANANI. *Commande non linéaire de la machine synchrone à aimants permanents en vue du diagnostic des défauts statoriques de type court circuit.* PhD thesis, Université Mohamed Khider–Biskra, 2020.

[20] Sarra Zouzou. *Détection des défauts statoriques dans la machine synchrone à aimants permanents par les techniques avancées*. PhD thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2015.

[21] Medoued Ammar. *Surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques : applications aux moteurs asynchrones*. PhD thesis, Université du 20 Août 1955, Skikda, Algeria, 2012.

[22] François Blayo and Michel Verleysen. *Les réseaux de neurones artificiels*. 1996.

[23] R. Saifi. Techniques de l'intelligence artificielle – chapitre 3 : Réseaux de neurones artificiels. Cours de 4 année Génie Électrique, 2023–2024. Document pédagogique interne.

[24] Isabelle Rivals, L Personnaz, G Dreyfus, and JL Ploix. Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles. *Les réseaux de neurones pour la modélisation et la commande de procédés, JP Corriou, ed.(Lavoisier Tec & Doc, 1995)*, 1995.

[25] Olivier Nerrand, Pierre Roussel-Ragot, Léon Personnaz, Gérard Dreyfus, and Sylvie Marcos. Neural networks and nonlinear adaptive filtering : Unifying concepts and new algorithms. *Neural computation*, 5(2) :165–199, 1993.

[26] Besma Bessam. *Analyse et détection des défauts dans la machine asynchrone à base des techniques intelligentes*. PhD thesis, Université Mohamed Khider-Biskra, 2016.

[27] Besma Bessam, Arezki Menacer, Mohamed Boumehraz, and Hakima Cherif. Wavelet transform and neural network techniques for inter-turn short circuit diagnosis and location in induction motor. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 8 :478–488, 2017.

[28] BOURDIM SAMIA. Contribution au diagnostic des générateurs utilisés dans les systèmes éoliens. doctorat thesis (2015), université de batna 2. 2017.

[29] Martin Riera-Guasp, Jose A Antonino-Daviu, Manuel Pineda-Sanchez, Ruben Puche-Panadero, and Juan Pérez-Cruz. A general approach for the transient detection of slip-dependent fault components based on the discrete wavelet transform. *IEEE transactions on Industrial electronics*, 55(12) :4167–4180, 2008.

[30] Hicham Talhaoui, Arezki Menacer, Abdelhalim Kessal, and Ridha Kechida. Fast fourier and discrete wavelet transforms applied to sensorless vector control induction motor for rotor bar faults diagnosis. *ISA transactions*, 53(5) :1639–1649, 2014.

[31] Ahcène Bouzida, Omar Touhami, Rachid Ibtiouen, Adel Belouchrani, Maurice Fadel, and Abderrezak Rezzoug. Fault diagnosis in industrial induction machines through discrete wavelet transform. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 58(9) :4385–4395, 2010.