الجمهورية الجزائرية الديمقر اطية الشعبية République Algérienne démocratique et populaire

وزار ةالتعليما<u>ا حاليو</u>البحثالع<u>امي</u> Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

> جامعة سعدد حلبالبليدة Université SAAD DAHLAB de BLIDA

> > كليةالتكنولوجيا Faculté de Technologie

قسم أوتوماتيك وكهروتقني

Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Electrotechnique Spécialité Machines Electriques

Présenté par :

CHERRATI ABDELKARIM

&

BELMOKHTAR BOUCHRA

Discrimination des Défauts Statoriques d'une GADA à l'aide des Techniques de l'IA

Proposé par :

M. KOUCHIH Djilali

M. HACHELAF Redouane

Année Universitaire 2024-2025

Remerciement

Avant tout, nous remercions du fond du cœur Allah, qui nous a guidés, renforcés et permis d'aller au bout de ce travail. Sans Sa volonté, rien de tout cela n'aurait été possible.

Nous exprimons notre profonde gratitude à Monsieur KOUCHIH, notre encadreur, pour sa patience, ses conseils précieux et sa disponibilité tout au long de ce projet. Grâce à son accompagnement bienveillant, nous avons pu avancer sereinement et progresser dans notre travail.

Un grand merci également à Monsieur HACHELAF, pour son soutien technique, ses orientations durant les essais expérimentaux et l'intérêt qu'il a porté à notre sujet.

Nous n'oublions pas toutes les personnes qui nous ont soutenus durant notre parcours : enseignants, techniciens, camarades, amis et bien sûr nos familles. Chacun, à sa manière, a contribué à notre réussite, que ce soit par un conseil, un mot d'encouragement, une aide concrète ou simplement une présence rassurante.

À tous ceux qui ont marché à nos côtés, merci infiniment.

DEDICACE

Avant tout, je dédie ce mémoire à mes parents, mes piliers, mes repères. À mon père et à ma mère, pour leurs sacrifices silencieux

 \grave{A} mon frère, ma sœur, et à ma petite étoile Djidji, dont le rire pendant les moments de fatigue.

Je dédie aussi ce travail, du plus profond de mon cœur, à mon grand-père Abdelkrim (Allah yerahmo). Son absence est immense, mais son esprit, sa sagessedu savoir vivent toujours en moi. C'est en pensant à lui que je me suis accrochée, que j'ai tenu bon. Puisse Dieu l'entourer de Sa miséricorde et lui accorder la paix éternelle.

Et surtout, je n'oublierai jamais Bouchra, ma collègue mais surtout une vraie partenaire dans cette aventure. Merci pour ta patience, ton aide précieuse, ton écoute et tous les moments partagés, du stress aux fous rires. On a traversé cette étape main dans la main, et pour ça, je te serai toujours reconnaissante.

Ce mémoire, c'est bien plus que des pages d'un document académique. C'est un morceau de vie, rempli d'émotions, de souvenirs, de personnes chères. À vous tous, merci du fond du cœur.

DEDICACE

À ceux qui portent mon cœur, à ceux qui l'ont protégé, élevé, aimé...

À ma mère, mon refuge, ma lumière dans l'ombre, celle dont l'amour est un manteau qui ne m'a jamais quitté. Tes prières sont les ailes invisibles qui m'ont porté jusque-là. À mon père, mon repère, dont la discrétion cache un amour immense. Tu as semé en moi la patience, la force, et le respect. À ma sœur Ikram, douce présence, bras ouverts dans mes silences. Tu as souvent été mon équilibre, mon rappel à l'essentiel.

À Khadidja, ma petite étoile, dont l'innocence et le rire sont les plus beaux remèdes aux jours gris. Tu m'as donné bien plus que tu ne le crois.

À ma grand-mère Nabi Douja, qui me manque au-delà des mots... Que Dieu t'enveloppe de Sa miséricorde. Tu vis encore dans mes gestes, dans mes pensées, dans mon cœur.

Et à toi, Abdelkarim, mon binôme, mais tellement plus que ça... Merci pour ta présence vraie, pour ta bienveillance, pour ces moments où tout devenait plus léger simplement parce que tu étais là. Merci pour ton écoute, pour ta patience, pour ton implication sans relâche. Tu as su transformer ce travail en un partage sincère, en une aventure humaine pleine de respect et de complicité.

Dans ce mémoire, il y a nos efforts, nos idées, nos doutes..., ce chemin parcouru à deux restera gravé, et je ne l'aurais échangé pour rien au monde.

« Ce n'est pas la destination qui compte, mais le chemin parcouru et ceux qui l'ont partagé avec nous ».

Bauchra

Résumé

Résumé:

La génératrice asynchrone à double alimentation (GADA) est largement utilisée dans les systèmes éoliens grâce à sa capacité à fonctionner à vitesse variable. Cependant, elle reste sujette à certains défauts statoriques pouvant affecter sa fiabilité. Ce travail propose une méthode de diagnostic automatique basée sur l'intelligence artificielle pour détecter et classifier ces défauts. À partir de grandeurs électriques mesurées, des algorithmes de classification, dont le SVM et l'ANN, sont appliqués. L'étude montre que ces approches permettent une détection efficace, rapide et fiable des anomalies statoriques, ouvrant la voie à une maintenance prédictive avancée.

Mots-clés: GADA, SVM, ANN, Diagnostic, Énergie éolienne.

Abstract:

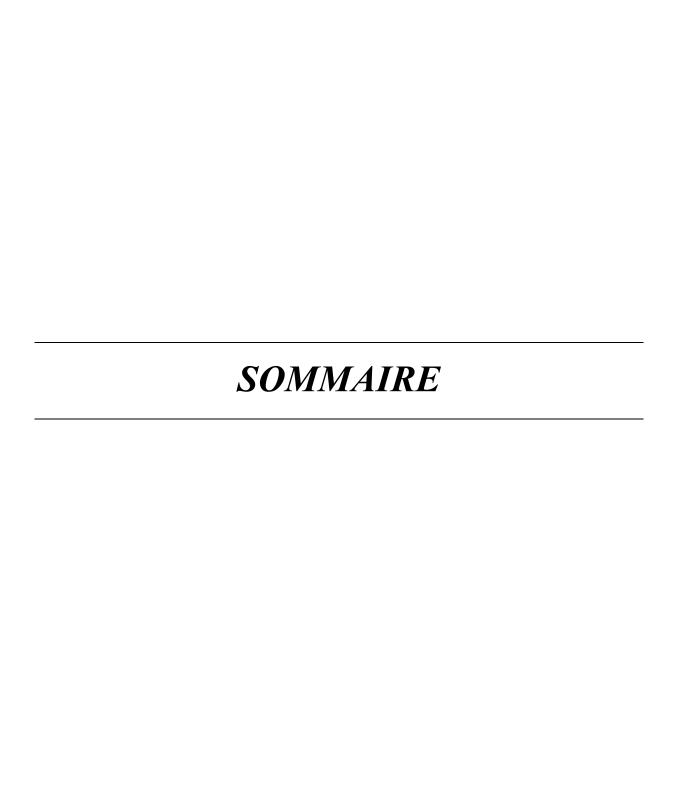
The Doubly-Fed Induction Generator (DFIG) is widely used in wind energy systems due to its ability to operate at variable speed. However, it remains susceptible to stator faults, which can affect its reliability. This work proposes an automatic diagnostic method based on artificial intelligence to detect and classify these faults. Using measured electrical quantities, classification algorithms such as SVM and ANN are applied. The study demonstrates that these approaches enable efficient, fast, and reliable fault detection, paving the way for advanced predictive maintenance.

Keywords: DFIG, SVM, ANN, Diagnosis, Wind energy

ملخّص:

تُستخدم المولدات غير المتزامنة مزدوجة التغذية (GADA) على نطاق واسع في أنظمة الطاقة الريحية بفضل قدرتها على العمل بسرعات متغيرة. ومع ذلك، فهي معرّضة لظهور أعطال في الجزء الثابت مما قد يؤثر على موثوقيتها. يقترح هذا العمل طريقة تشخيص تلقائية تعتمد على تقنيات الذكاء الاصطناعي للكشف عن هذه الأعطال وتصنيفها. بالاعتماد على القياسات الكهربائية، يتم تطبيق خوارزميات تصنيف مثل SVM و ANN. و شاهرت الدراسة فعالية هذه الأساليب في الكشف السريع والموثوق للأعطال، مما يمهد لتطبيقات متقدمة في مجال الصيانة التنبؤية.

الكلمات المفتاحية: GADA SVM ANN) التشخيص، الطاقة الربحية



CHAPITRE 1 : Généralités	19
Introduction	20
1.1. Présentation de la Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA)	21
1.1.1. Principe de fonctionnement	21
1.1.2. Structure et composants	21
1.1.3. Avantages et domaines d'application	23
1.2. Les régimes de fonctionnement de la GADA	23
1.2.1. Régime sain	24
1.2.2. Régime déséquilibre de charge	24
1.2.3. Régime de court-circuit	25
1.3. Types de défauts dans la GADA	26
1.3.1. Défauts électriques du stator	26
1.3.2. Défauts du rotor	27
1.3.3. Déséquilibre de charge	27
1.3.4. Défauts au niveau du convertisseur de puissance	28
1.3.5. Défauts mécaniques	28
1.4. Méthodes classiques de détection des défauts	29
1.4.1. Analyse des courants statoriques	30
1.4.2. Analyse spectrale (FFT)	30
1.4.3. Analyse de la tension	30
1.4.4. Mesures de température et de vibration	31
1.4.5. Limitations des méthodes classiques	31
1.5. Introduction aux méthodes d'intelligence artificielle pour le diagnostic	31
1.5.1. Motivation de l'utilisation de l'IA	31
1.5.2. Étapes d'un diagnostic intelligent	33
1.5.3. Avantages et défis	33
Conclusion	34
CHAPITRE 2 : Modélisation de la GADA dans le régime sain	35
Introduction	36
2.1. Technologie de la GADA	36
2.1.1. Description de la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA)	36
2.2. Caractéristique d'une machine asynchrone à rotor bobiné	38

2.2.1. Partie électrique :	38
2.2.2. Partie mécanique :	38
2.3. Avantages et inconvénients de la GADA :	38
2.3.1. Avantages :	38
2.3.2. Inconvénients :	39
2.4. Modélisation de la GADA	39
2.4.1. Hypothèses simplificatrices :	40
2.4.2. GADA dans le système triphasé (a, b, c)	41
2.4.3. Equations électriques :	41
2.4.4. Equation mécanique :	43
2.4.5. Modelé d'état dans le repère triphasé :	43
2.4.6. Transformation de PARK	44
2.4.7. Choix du repère d-q :	46
2.4.8. Equation électriques dans un référentiel lié au champ tournant	46
2.5. Résultats de simulation	50
2.5.1. Interprétation des résultats de simulation	53
Conclusion	53
CHAPITRE 3 : Modélisation de la GADA dans le régime défaillant	54
Introduction	55
3.1. Définition du déséquilibre de charge	55
3.1.1. Conséquences sur la GADA	56
3.1.2. Modélisation de la GADA en régime déséquilibré	56
3.1.3. Hypothèses simplificatrices [25]	57
3.1.4. Description de la Méthodologie de Modélisation par État	57
3.1.5. Avantage de cette approche	57
3.1.6. Equations de la GADA	58
3.1.7. Modèle d'état de la GADA :	61
3.2. Résultats de la simulation	61
3.2.1. Analyse des résultats de la simulation	64
3.2.2. Interprétation	65
3.3. Le défaut de court-circuit de spires	65
3.3.1. Nature du défaut	65
3.3.2. Effets sur le fonctionnement	66

	3.4. Modélisation du court-circuit de spires	67
	3.5. Résultats de la simulation	68
	3.6. Interprétation des résultats	71
	Conclusion	72
C	CHAPITRE 4 : Discrimination des défauts de la GADA par les méthodes de l'IA	73
	Introduction	74
	4.1. Aperçu des méthode classiques de diagnostic	74
	4.1.1. Analyse spectrale (FFT)	75
	4.1.1. Transformation de Park	75
	4.2. Méthodologie de classification par intelligence artificielle	75
	4.3. La classification par la méthode SVM	75
	4.3.1. Introduction à la classification automatique	75
	4.3.2. Choix du noyau SVM	78
	4.3.3. Prétraitement des données	79
	4.3.4. Entraînement du modèle SVM	80
	4.3.5. Évaluation des performances	80
	4.3.6. Implémentation de la classification SVM à partir d'un vecteur de test (newData)	82
	4.3.7. Construction du vecteur de caractéristiques	
	4.3.8. Prédiction de la classe avec le modèle SVM	
	4.3.9. Évaluation pratique de la robustesse du modèle SVM	
	Conclusion	
	4.4. Classification avec les Réseaux de Neurones	
	4.4.1. Présentation des réseaux de neurones	
	4.4.2. Les éléments fondamentaux dans un réseau de neurones	87
	4.4.3. Architecture utilisée	
	4.4.4. Prétraitement des données	89
	4.4.5. Évaluation et interprétation	90
	4.4.6. Test du modèle sur de nouvelles données	
	Conclusion	93
	4.5. Comparaison entre SVM et Réseaux de neurones	93
	4.5.1. Tableau comparatif entre SVM et Réseaux de Neurones pour la classifica des défauts dans une GADA	tion
	Conclusion	
	CVIICIUJIVII	····)3

CHAPITRE 5 : Etude Expérimentale
Introduction98
5.1. Caractéristiques techniques de la machine testée
5.2. Rebobinage du stator
5.2.1. Démontage du stator Le stator a d'abord été soigneusement démonté de la carcasse de la machine pour permettre l'accès aux anciennes bobines
5.2.2. Débobinage Les anciens enroulements ont été retirés avec précaution pour éviter tout dommage aux tôles du circuit magnétique100
5.2.3. Nettoyage et préparation des encoches Toutes les encoches statoriques (au nombre de 36) ont été nettoyées et vérifiées pour assurer une bonne isolation et un passage facile des conducteurs
5.2.4. Rebobinage
5.2.5. Capteur de flux
5.2.6. Montage final Le stator rebobiné a été remonté dans la carcasse de la machine, prêt à être testé
5.2.7. Schéma du montage
5.3. Mise en marche et essais expérimentaux110
5.4. Classification d'un vecteur mesuré expérimentalement
5.4.1. Les résultats des vecteurs
5.5. Interprétation des résultats
Conclusion
Conclusion Générale
Bibliographie122



Abréviation	Signification
DFIG	Doubly-Fed Induction Generator
GADA	Génératrice Asynchrone à Double Alimentation
SVM	Support Vector Machine (Machine à Vecteurs de Support)
ANN	Artificial Neural Network (Réseau de Neurones Artificiel)
FFT	Fast Fourier Transform (Transformation de Fourier Rapide)
THD	Total Harmonic Distortion (Distorsion Harmonique Totale)
IA	Artificial Intelligence
MCSA	Motor Current Signature Analysis
MCC	Moteur à Courant Continu
Vas	Tension statorique de la phase a
Abc	Système triphasé (phases a, b, c)
d-q	Référentiel direct-quadrature
RBF	Radial Basis Function



Chapitre 1 : Généralités

Fig 1.1 : Structure du stator de la GADA5
Fig 1.2 : Structure du rotor de la GADA5
Fig 1.3 : Système de conversion d'énergie éolienne à base d'une GADA6
Fig 1.4 : GADA en régime sain
Fig 1.5 : GADA en régime déséquilibré8
Fig1.6 : Défaut du court-circuit entre spires9
Fig 1.7 : Types ds courts-circuits dans le stator10
Fig 1.8: Défaut de désalignement d'arbres11
Fig 1.9 : Jeu des roulements
Fig 1.10: Types d'éxcentricité
Fig 1.11 : L'analyse FFT
Fig 1.12 : Support vector machines
Fig 1.13 : Réseau de neurones artificiels
Fig 1.14 : Random Forest
Chapitre 2 : Modélisation de la GADA dans le régime sain
Fig 2.1 : Symbole de la machine asynchrone à double alimentation (MADA)20
Fig 2.2 : Principe du rotor bobiné
Fig 2.3 : La GADA dans le système triphasé
Fig 2.4 : Schéma des axes rotorique et statorique de la machine dans le plan a, b, c24
Fig 2.5: Principes de la transformation de Park appliquent sur GADA27
Fig 2.6 : Tensions statoriques en régime sain
Fig 2.7 : Courant statoriques en régime sain

Fig 2.8: Spectre FFT de la tension statorique en régime sain35
Chapitre 3 : Modélisation de la GADA dans le régime défaillant
Fig 3.1 : Générateur asynchrone à double alimentation (GADA)41
Fig 3.2 : Flux rotoriques en régime déséquilibré45
Fig 3.3 : Tensions statoriques en régime déséquilibré
Fig 3.4 : Flux statoriques en régime déséquilibré46
Fig 3.5 : Courants statoriques en régime déséquilibré47
Fig 3.6 : Spectre FFT de la tension statorique en régime déséquilibré47
Fig 3.7 : Flux statoriques en régime court-circuite52
Fig 3.8 : Flux rotorique en régime court-circuite52
Fig 3.9 : Tension statoriques en régime court-circuité53
Fig 3.10 : Courants statoriques en régime court-circuite
Fig 3.11 : Spectre FFT de la tension statorique en régime de court-circuit54
Chapitre 4 : Discrimination des défauts de la GADA par les méthodes de l'IA
Fig 4.1 : Schéma de principe SVM avec hyperplan59
Fig 4.2 : Comparaison entre les deux cas60
Fig 4.3 : Matrice de confusion (Noyau RBF)65
Fig 4.4 : Architecture d'un réseau de neurones69
Fig 4.5 : La géométrie d'un réseau de neurones70
Fig 4.6 : Architecture d'un réseau de nos réseau neurones71
Fig 4.7 : Matrice de confusion (ANN)73

Chapitre 5 : Etude Expérimentale

Fig 5.1 : Ancien bobinage du stator82
Fig 5.2 : Stator sans enroulements82
Fig 5.3 : Stator nettoyé et préparé83
Fig 5.4 : Le papier isolant découpé
Fig 5.5 : Stator avec le papier isolant
Fig 5.6 : Ancien schéma du bobinage (Pas : 3 moules de 1-9)85
Fig 5.7 : Nouveau schéma du bobinage (Pas : 8-10-12)85
Fig 5.8 : Encochement du premier enroulement statorique86
Fig5.9 : Le stator avec tous les enroulements86
Fig5.10 : Le stator après l'isolation87
Fig 5.11 : Schéma du capteur du flux
Fig 5.12 : L'enroulement du capteur de flux88
Fig 5.13 : Insertion du capteur dans le stator
Fig 5.14 : Le montage de la GADA avec le MCC89
Fig 5.15 : Montage de la plaque a bornes
Fig 5.16 : Schéma de câblage de la GADA90
Fig 5.17 : Les résistance utilisées dans les essais91
Fig 5.18 : Les tensions statoriques dans le régime sain92
Fig 5.19 : Les tensions rotoriques dans le régime sain92
Fig 5.20 : Le flux statoriques dans le régime sain93
Fig 5.21 : Le spectre FFT dans le régime sain93

Fig 5.22 : Les tensions statoriques dans le régime déséquilibré	94
Fig 5.23 : Le spectre FFT dans le régime déséquilibré	94
Fig 5.24 : Les tensions statoriques dans le régime court-circuité (15%)	95
Fig 5.25 : Le spectre FFT dans le régime court-circuité	95
Fig 5.26 : Classification réelle du régime sain par SVM	97
Fig 5.27 : Classification réelle du régime sain par ANN	97
Fig 5.28 : Classification réelle du régime déséquilibré par SVM	98
Fig 5.29 : Classification réelle du régime déséquilibré par ANN	98
Fig 5.30 : Classification réelle du régime court-circuité par SVM	98
Fig 5.31 : Classification réelle du régime court-circuité par ANN	99

Introduction générale

La transition énergétique mondiale repose de plus en plus sur l'intégration des sources d'énergie renouvelables, parmi lesquelles l'énergie éolienne occupe une place de choix. Ce type de production énergétique nécessite des systèmes de conversion performants, flexibles et capables de s'adapter aux variations naturelles du vent. Dans ce contexte, la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA) s'impose comme une solution optimale. Grâce à sa capacité à fonctionner à vitesse variable, tout en maintenant une fréquence et une tension de sortie stables, elle répond parfaitement aux exigences des réseaux modernes.

Cependant, comme toute machine tournante, la GADA est soumise à différents types de défauts pouvant perturber son fonctionnement normal. Parmi les plus fréquents, on retrouve les déséquilibres de charge et les courts-circuits de spires dans le stator. Ces défauts, s'ils ne sont pas détectés et corrigés rapidement, peuvent entraîner une baisse de performance, des échauffements anormaux, voire des dommages irréversibles à la machine et aux composants électroniques associés. D'où l'intérêt croissant pour des méthodes de diagnostic précises, fiables et réactives.

Les méthodes classiques de détection des défauts, telles que l'analyse du courant, de la tension ou du spectre fréquentiel (FFT), restent largement utilisées. Toutefois, elles présentent plusieurs limitations face à la complexité croissante des systèmes électriques et à la nature souvent non linéaire des défauts. Ces approches nécessitent souvent une interprétation experte, ne permettent pas toujours une détection précoce, et sont peu robustes en présence de variations de charge ou de bruit.

C'est dans cette optique que les techniques d'intelligence artificielle (IA) ont trouvé toute leur pertinence dans le domaine du diagnostic des machines électriques. Elles permettent de traiter de grandes quantités de données, d'en extraire automatiquement des caractéristiques discriminantes, et de classer les différents états de fonctionnement sans intervention humaine. Parmi ces techniques, les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones artificiels (ANN) se distinguent par leur efficacité dans les tâches de classification.

Ce mémoire s'inscrit dans cette dynamique. Il vise à étudier, modéliser et diagnostiquer les défauts statoriques d'une GADA en utilisant des approches d'intelligence artificielle. Après une modélisation de la machine en régimes sain et défaillant, une base de

données de signaux électriques est construite. Les méthodes SVM et ANN sont ensuite appliquées pour classifier automatiquement les états de la machine. Une validation expérimentale sur un banc réel vient renforcer la pertinence des résultats obtenus.

Ce travail contribue ainsi à améliorer la fiabilité des systèmes de conversion éolienne, à réduire les risques d'arrêt non planifié, et à poser les bases d'une maintenance prédictive intelligente et autonome.

CHAPITRE 1 : Généralités

Introduction

La production d'électricité à partir des sources renouvelables, en particulier l'énergie éolienne, nécessite l'utilisation des systèmes de conversion robustes, flexibles et performants. Dans ce contexte, la Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA) s'impose comme une machine largement utilisée, notamment dans les parcs éoliens de moyenne et grande puissance, en raison de sa capacité à fonctionner à vitesse variable tout en maintenant une fréquence de sortie stable, grâce à l'utilisation d'un convertisseur de puissance entre le rotor et le réseau.

Cependant, comme toute machine tournante, la GADA est sujette à divers types de défauts pouvant affecter sa fiabilité et ses performances : déséquilibres de charge, défauts de court-circuit rotorique ou statorique, échauffement anormal, ou encore défaillances dans les composants électroniques de commande. Une détection précoce et précise de ces anomalies est indispensable pour éviter des pannes majeures, et améliorer la durée de vie de l'installation.

Les approches classiques de diagnostic reposent principalement sur l'analyse des grandeurs électriques (courant, tension, puissance) ou sur la surveillance vibratoire et thermique. Néanmoins, ces méthodes montrent rapidement leurs limites face à la complexité croissante des systèmes et à la nature non linéaire de nombreux défauts.

C'est dans ce cadre que les techniques d'intelligence artificielle (IA), notamment les algorithmes de classification comme les machines à vecteurs de support (SVM) et les réseaux de neurones artificiels (ANN), trouvent toute leur utilité. Elles permettent de traiter des grandes quantités des données issues de la machine, d'en extraire des caractéristiques pertinentes (features) et de prendre des décisions automatisées sur l'état de fonctionnement.

Ce travail s'inscrit dans cette logique et propose une approche de classification des défauts dans une GADA en utilisant des techniques d'IA. Avant de détailler la modélisation, la mise en œuvre des algorithmes de classification et les résultats expérimentaux, ce chapitre présente les notions fondamentales liées à la GADA, les types de défauts rencontrés, les méthodes classiques de diagnostic et les principes des approches intelligentes appliquées dans ce domaine.

1.1. Présentation de la Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA)

1.1.1. Principe de fonctionnement

La Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA), ou Doubly-Fed Induction Generator (DFIG) en anglais, est une machine asynchrone dont le stator est directement connecté au réseau électrique, tandis que le rotor est alimenté via un convertisseur de puissance bidirectionnel (généralement un convertisseur de type back-to-back). Cette configuration permet un contrôle indépendant de la puissance active et réactive injectée dans le réseau, même lorsque la vitesse de rotation varie autour de la vitesse synchrone.

Le convertisseur rotorique, dimensionné généralement pour environ 30% de la puissance nominale de la machine, permet un fonctionnement dans une plage de vitesses relativement large (typiquement ±30% autour de la vitesse synchrone). Cela rend la GADA particulièrement adaptée aux applications éoliennes, où la vitesse du rotor varie en fonction de la vitesse du vent.

En règle générale, la machine asynchrone à double alimentation (MADA) peut fonctionner en tant que moteur ou générateur. Cependant, grâce à la commande des tensions rotorique, elle offre la possibilité de contrôler le champ magnétique à l'intérieur de la machine. Cela lui confère la flexibilité de fonctionner en hyper-synchronisme ou en hyposynchronisme, que ce soit en mode moteur ou en mode générateur [1].

1.1.2. Structure et composants

La GADA est constituée des éléments suivants :

• **Stator** : connecté directement au réseau triphasé, il échange la puissance active et réactive avec le réseau.

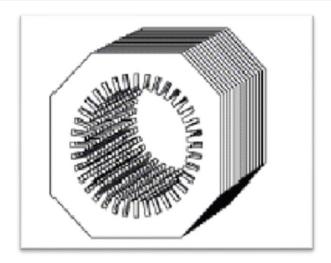


Fig 1.1 : Structure du stator de la GADA

• Rotor : bobiné et alimenté par un convertisseur à fréquence variable via des bagues collectrices.

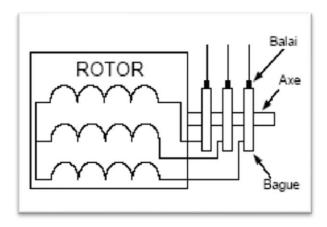


Fig 1.2 : Structure du rotor de la GADA

- **Convertisseur** : composé d'un redresseuret d'un onduleur, il permet le contrôle de la tension et de la fréquence appliquées au rotor.
- Balais et bagues collectrices : assurent le transfert d'énergie entre le convertisseur et le rotor.

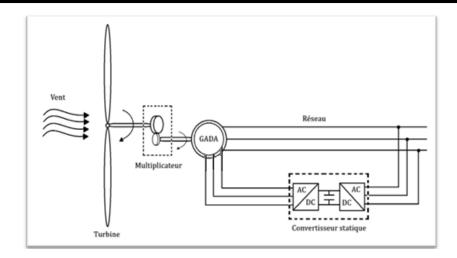


Fig 1.3 : Système de conversion d'énergie éolienne à base d'une GADA

1.1.3. Avantages et domaines d'application

La GADA présente plusieurs avantages techniques qui expliquent sa large adoption dans les éoliennes de moyenne et grande puissance :

- Mesurer les courants au niveau du stator et du rotor, contrairement à ce qui est pratiqué avec la machine à cage, confère une flexibilité et une précision accrues dans le contrôle du flux et du couple électromagnétique [2].
- La machine asynchrone à double alimentation peut opérer en tant que moteur ou générateur, avec un contrôle du champ magnétique qui offre une souplesse de fonctionnement significative en mode hyper ou hypo synchronisme [1].
- La machine asynchrone à double alimentation a une densité de puissance légèrement supérieure à celle des autres machines de grande puissance [3].
- La possibilité de fonctionner à couple constant au-delà de la vitesse nominale [2].
- La double alimentation permet une reconfiguration flexible, offrant ainsi à cette machine une grande variété d'applications [5].

Elle est principalement utilisée dans les systèmes de production d'énergie éolienne, mais on la retrouve également dans d'autres applications industrielles nécessitant un fonctionnement flexible et un bon contrôle de la puissance.

1.2. Les régimes de fonctionnement de la GADA

La Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA) peut être soumise à différents régimes de fonctionnement, en fonction des conditions d'exploitation et des

perturbations du système. Pour une étude approfondie de son comportement et une détection efficace des anomalies, il est essentiel de distinguer les principaux régimes suivants : régime sain, régime déséquilibré (lié à un déséquilibre de charge), et régime de défaut sévère tel que le court-circuit.

1.2.1. Régime sain

Le régime sain correspond à un fonctionnement normal de la GADA. La machine opère dans ses conditions nominales, avec une charge équilibrée sur les trois phases, une tension stable, et une fréquence constante. Le rotor est alimenté par un convertisseur de puissance qui permet de réguler la tension rotorique et d'optimiser la production d'énergie, notamment dans les systèmes éoliens.

Dans ce régime, les courants statoriques et rotoriques sont équilibrés, les flux magnétiques sont symétriques, et les performances globales de la machine sont stables.

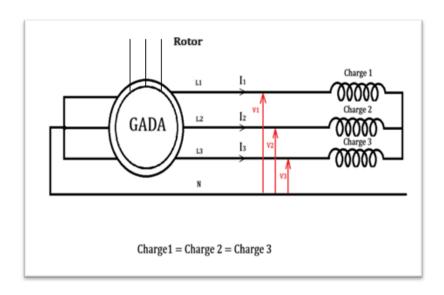


Fig 1.4 : GADA en régime sain

1.2.2. Régime déséquilibre de charge

Le régime de déséquilibre de charge survient lorsque les charges connectées aux différentes phases du système ne sont pas identiques, ce qui engendre une circulation des courants déséquilibrés dans les enroulements statoriques. Ce phénomène peut être causé, par exemple, par une répartition inégale des charges en aval du réseau ou par une déconnexion partielle d'unité de charge.

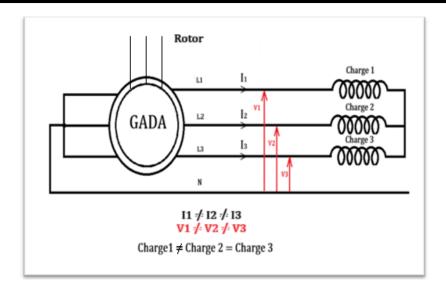


Fig 1.5 : GADA en régime déséquilibré

Les conséquences de ce déséquilibre sont multiples :

Ce régime entraîne donc une dégradation progressive des performances et peut favoriser l'apparition des défauts plus graves s'il n'est pas détecté et corrigé à temps.

1.2.3. Régime de court-circuit

Le régime de court-circuit constitue une défaillance sévère, pouvant toucher soit le stator (court-circuit entre spires, entre enroulements ou vers la masse), soit le rotor. Il peut être provoqué par une dégradation de l'isolation, une surtension, ou un contact physique entre conducteurs.

Les effets sont généralement:

- Des surintensités immédiates et dangereuses.
- Des pics thermiques rapide.
- Des perturbations majeures sur le couple électromagnétique.
- Un déclenchement automatique des protections.

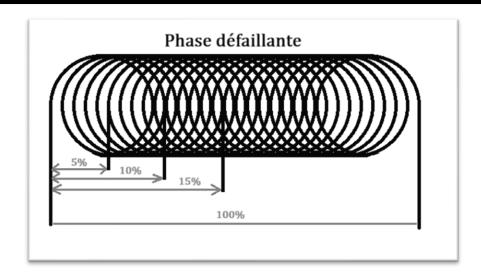


Fig1.6: Défaut du court-circuit entre spires

Une détection rapide, basée sur une surveillance continue des grandeurs électriques, est indispensable pour isoler le défaut et protéger à la fois la machine, le convertisseur et le réseau.

1.3. Types de défauts dans la GADA

Comme toute machine électrique, la GADA est exposée à divers types de défauts pouvant affecter sa performance, réduire sa durée de vie, ou entraîner des arrêts de production. Ces défauts peuvent être classés en plusieurs catégories selon leur origine : électrique, mécanique ou liée aux composants électroniques de puissance. Une connaissance approfondie de ces défauts est indispensable pour mettre en place une stratégie efficace de surveillance et de diagnostic.

1.3.1. Défauts électriques du stator

Les défauts les plus fréquents dans les enroulements statoriques sont :

- Court-circuit entre spires : généralement dû à une dégradation de l'isolation. Il engendre des échauffements localisés et des déséquilibres de flux.
- Court-circuit entre phases : plus sévère, provoque des courants très élevés pouvant endommager le circuit magnétique et les protections.
- Court-circuit à la masse : souvent associé à une fuite du courant à travers l'isolation, avec des risques d'arc électrique.

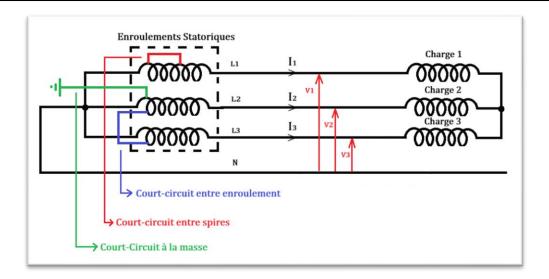


Fig 1.7: Types des courts-circuits dans le stator

Ces défauts se traduisent par une augmentation soudaine des courants, une perte de couple, et une instabilité de la machine.

1.3.2. Défauts du rotor

Le rotor de la GADA étant alimenté par un convertisseur, il est aussi exposé à des défauts spécifiques :

- Court-circuit entre enroulements du rotor : entraîne une perte de contrôle du flux rotorique, un échauffement et une désynchronisation.
- Mauvais contact au niveau des bagues collectrices : provoque des arcs électriques, une usure prématurée, et des perturbations dans la commande.
- Rupture de l'alimentation rotorique : due à une défaillance du convertisseur ou des connexions, elle empêche tout contrôle actif de la machine.

1.3.3. Déséquilibre de charge

Le déséquilibre de charge se manifeste par une répartition inégale des courants dans les trois phases statoriques. Ce type d'anomalie est souvent causé par :

- Une mauvaise distribution des charges dans le réseau.
- Une déconnexion partielle de certains consommateurs.
- Des défauts en aval du point du couplage.

Il en résulte l'apparition de composantes du courant asymétriques, un couple pulsatoire, et une augmentation de l'échauffement de la machine.

1.3.4. Défauts au niveau du convertisseur de puissance

Le convertisseur rotorique est un élément clé dans le fonctionnement de la GADA. Il peut être sujet à :

- **Défauts de commutation** (IGBT en court-circuit ou en circuit ouvert).
- Surchauffe des composants de puissance.
- Problèmes de régulation liés à la boucle de commande.

Ces défaillances ont des conséquences immédiates sur le contrôle de la machine et peuvent conduire à une perte totale de l'alimentation rotorique.

1.3.5. Défauts mécaniques

Bien que ce travail soit principalement centré sur les défauts électriques, il convient de mentionner que des problèmes mécaniques tels que :

• Désalignement d'arbres.

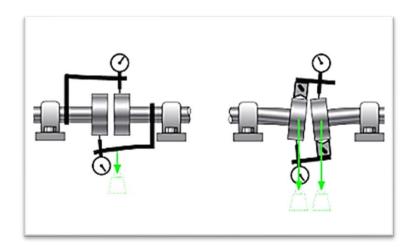


Fig 1.8: Défaut de désalignement d'arbres.

• Jeu ou usure des paliers.

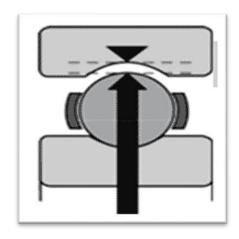


Fig 1.9: Jeu des roulements

• Excentricité du rotor.

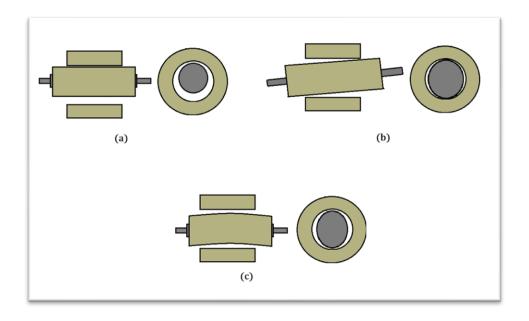


Fig 1.10: Types d'éxcentricité

1.4. Méthodes classiques de détection des défauts

La détection des défauts dans les machines électriques comme la GADA repose historiquement sur l'analyse des grandeurs électriques ou mécaniques mesurées durant le fonctionnement. Ces méthodes dites « classiques » ou « conventionnelles » permettent d'identifier certains types de dysfonctionnements, bien qu'elles puissent présenter des limites face à des défauts complexes, incertains ou faiblement prononcés [6].

1.4.1. Analyse des courants statoriques

L'analyse des courants statoriques constitue l'une des approches les plus répandues. En observant les composantes fréquentielles du courant, on peut identifier des signatures caractéristiques de différents défauts. Cette technique, connue sous le nom de MCSA (Motor Current Signature Analysis), permet par exemple de détecter :

- Des courts-circuits entre spires (par l'apparition des fréquences latérales autour de la fréquence de rotation).
- Des défauts du rotor (glissements anormaux).
- Des déséquilibres de charge ou de tension.

Elle présente l'avantage d'être non intrusive et relativement simple à mettre en œuvre.

1.4.2. Analyse spectrale (FFT)

L'utilisation de la transformation de Fourier rapide (FFT) permet d'obtenir une représentation fréquentielle des signaux électriques (courant, tension). Les défauts créent souvent des harmoniques ou des bandes latérales spécifiques qui sont identifiables par cette méthode.

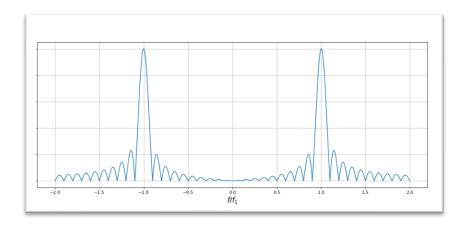


Fig 1.11: L'analyse FFT

1.4.3. Analyse de la tension

Bien que moins sensible que le courant, la tension statorique peut également être surveillée pour détecter certains défauts, notamment ceux liés à des déséquilibres du réseau ou à des anomalies dans le convertisseur. Les variations anormales de tension peuvent indiquer une mauvaise régulation ou des défauts d'isolation.

1.4.4. Mesures de température et de vibration

Les capteurs de température permettent de détecter les échauffements anormaux dus à des défauts internes (court-circuit, surcharge, déséquilibre de flux). De même, les capteurs de vibration sont utilisés pour surveiller l'état mécanique de la machine, mais ils peuvent également signaler des défauts électriques.

1.4.5. Limitations des méthodes classiques

Bien que largement utilisées, ces techniques présentent certaines limites :

- Difficulté à séparer des signatures proches ou superposées.
- Manque de robustesse en environnement variable (comme l'éolien).
- Besoin d'expertise humaine pour interpréter les résultats.

Ces limitations ont conduit au développement de techniques plus avancées basées sur l'intelligence artificielle, permettant un diagnostic plus précis et autonome.

1.5. Introduction aux méthodes d'intelligence artificielle pour le diagnostic

Face aux limites des méthodes classiques de détection des défauts, l'utilisation des techniques issues de l'intelligence artificielle (IA) s'est progressivement imposée dans le domaine du diagnostic des machines électriques. Ces méthodes offrent une meilleure capacité d'analyse dans des environnements complexes, dynamiques et non linéaires, comme c'est le cas des systèmes intégrant des GADA, en particulier dans des applications éoliennes[7].

1.5.1. Motivation de l'utilisation de l'IA

Les principales raisons qui motivent le recours à l'intelligence artificielle dans le diagnostic sont :

- Capacité à traiter des données complexes: Les algorithmes d'IA sont capables d'analyser des signaux complexes ou perturbés, même lorsqu'ils sont enregistrés dans des conditions instables.
- Apprentissage à partir des données réelles : Les modèles peuvent apprendre les comportements normaux et anormaux de la machine à partir d'un grand nombre d'exemples.
- **Détection des défauts naissants** : Les algorithmes sont capables de reconnaître des modèles faibles avant qu'un défaut ne devienne critique.

• Automatisation du diagnostic : Une fois entraîné, le système peut prendre des décisions en temps réel sans intervention humaine.

Principales techniques utilisées

Les méthodes d'intelligence artificielle les plus couramment appliquées au diagnostic des machines électriques incluent :

• Les SVM (Support Vector Machines): Très efficaces pour la classification binaire ou multi-classe des défauts à partir de caractéristiques extraites des signaux.

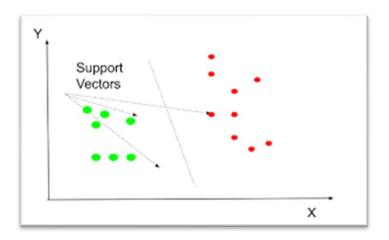


Fig 1.12: Support vector machines

• Les réseaux de neurones artificiels (ANN) : Capables de modéliser des relations non linéaires complexes entre les entrées (signaux) et les sorties (types de défauts).

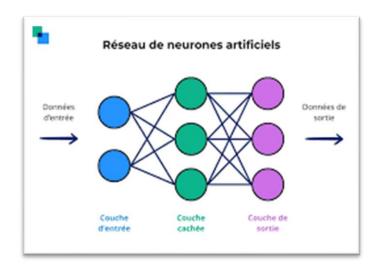


Fig 1.13 : Réseau de neurones artificiels

• Les forêts aléatoires (Random Forest) et arbres de décision : Simples à interpréter et utiles pour les systèmes embarqués.

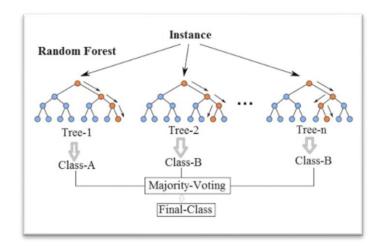


Fig 1.14: Random Forest

• Les méthodes d'apprentissage profond (Deep Learning) : Particulièrement performantes dans les contextes riches en données.

1.5.2. Étapes d'un diagnostic intelligent

Le processus global du diagnostic intelligent suit généralement les étapes suivantes :

- 1. Acquisition des signaux (courant, tension, etc.).
- 2. Prétraitement (filtrage, normalisation).
- 3. Extraction des caractéristiques (statistiques, fréquentielles, temps-fréquence).
- 4. Apprentissage du modèle à partir des données étiquetées (régime sain / défectueux).
- 5. Classification en ligne des nouveaux cas observés.

1.5.3. Avantages et défis

Avantages:

- Précision élevée dans la détection et la classification.
- Capacité d'adaptation à différents types de machines ou défaut.
- Réduction des temps d'arrêt grâce à une détection précoce.

Défis:

- Besoin d'un jeu de données représentatif pour l'entraînement.
- Complexité de mise en œuvre dans un environnement industriel.
- Risque de surapprentissage si le modèle n'est pas bien généralisé.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un aperçu général sur la Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA), son principe de fonctionnement, ses applications, ainsi que les principaux types des défauts susceptibles d'altérer ses performances. Nous avons également exposé les méthodes classiques de détection des défauts, tout en mettant en lumière leurs limites dans des environnements complexes comme celui des systèmes éoliens.

Face à ces limites, l'intégration de l'intelligence artificielle dans le processus de diagnostic constitue une évolution majeure. Grâce à ses capacités d'apprentissage, d'adaptation et d'automatisation, l'IA permet une classification plus précise et plus rapide des défauts, offrant ainsi des nouvelles perspectives en termes de maintenance prédictive et de fiabilité des machines.

Les chapitres suivants aborderont en détail la modélisation de la GADA dans différents régimes de fonctionnement, la mise en œuvre des algorithmes de classification (notamment le SVM et ANN), ainsi que les résultats expérimentaux obtenus dans le cadre de ce travail.

CHAPITRE2 : Modélisation de la GADA dans le régime sain

Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la modélisation de la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA) en régime sain, c'est-à-dire en conditions normales de fonctionnement, sans défaut. L'objectif est de comprendre le comportement électrique et mécanique de la machine lorsque tous les paramètres sont équilibrés.

Une charge équilibrée est appliquée à la machine, ce qui permet d'obtenir des grandeurs électriques stables et régulières. À partir des équations de la machine dans le système triphasé, nous effectuons une transformation de Park pour passer au repère **d-q**, plus adapté à l'analyse et au contrôle.

Les résultats obtenus dans ce chapitre serviront de base de comparaison pour détecter les défauts dans les chapitres suivants.

2.1. Technologie de la GADA

2.1.1. Description de la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA)

La machine asynchrone à double alimentation (MADA) est une machine triphasée à courant alternatif équipée de deux enroulements triphasés indépendants : l'un sur le stator et l'autre sur le rotor. Cette configuration permet d'injecter ou de soutirer de la puissance électrique via les enroulements du rotor, en plus de ceux du stator.

Un des principaux avantages de cette machine réside dans sa capacité à être alimentée simultanément des deux côtés, tout en nécessitant une seule source d'alimentation principale. Cette caractéristique la rend particulièrement adaptée aux applications à vitesse variable, notamment dans les systèmes éoliens.

En effet, le glissement de la machine peut être contrôlé de manière efficace grâce à l'utilisation des convertisseurs de puissance connectés au stator, au rotor, ou aux deux, ce qui permet une régulation optimale de la vitesse dans le fonctionnement moteur et de la puissance dans le fonctionnement génératrice.

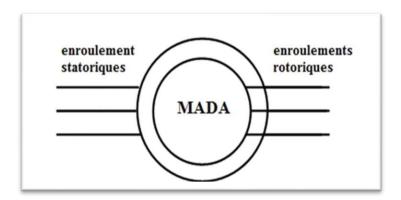


Fig 2.1 : Symbole de la machine asynchrone à double alimentation (MADA).

Le stator de cette machine est similaire à celui d'une machine asynchrone à cage. Par contre, le rotor de cette machine est de type bobiné. Si les enroulements rotoriques de la MADA sont court-circuités, son fonctionnement s'apparente alors à celui-ci d'une machine asynchrone à cage [8].

La machine asynchrone à double alimentation possède un stator similaire à celui des machines triphasées classiques, qu'elles soient asynchrones à cage ou synchrones.

Il est généralement constitué de tôles magnétiques empilées, pourvues d'encoches destinées à recevoir les enroulements statoriques. Ce qui distingue la GADA, c'est la configuration de son rotor : au lieu d'une cage d'écureuil classique, celui-ci est composé de trois enroulements bobinés connectés en étoile. Les extrémités de ces enroulements sont raccordées à des bagues collectrices, sur lesquelles des balais assurent le contact électrique pendant la rotation de la machine.

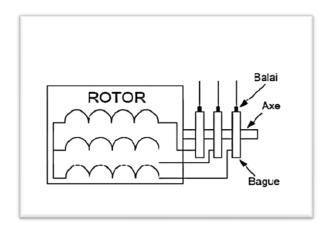


Fig 2.2 : Principe du rotor bobiné

2.2. Caractéristique d'une machine asynchrone à rotor bobiné

2.2.1. Partie électrique :

- Enroulement statorique.
- Enroulement rotorique.

2.2.2. Partie mécanique :

- Les flasques.
- · Carcasse du stator.
- Ventilateur pour refroidissement.
- L'arbre du rotor.
- Les tiges ou les boulonnes.
- Plaque à borne pour l'alimentation.
- Les roulements à billes [1].

2.3. Avantages et inconvénients de la GADA:

Comme toute machine électrique, la MADA présente à la fois des avantages et des inconvénients, liés à différents facteurs tels que sa conception, sa stratégie de commande, ainsi que les domaines dans lesquels elle est utilisée.

2.3.1. Avantages :

- Mesurer les courants au niveau du stator et du rotor, contrairement à ce qui est pratiqué avec la machine à cage, confère une flexibilité et une précision accrues dans le contrôle du flux et du couple électromagnétique [2].
- La machine asynchrone à double alimentation a une densité de puissance légèrement supérieure à celle des autres machines de grande puissance [3].
- La machine asynchrone à double alimentation est capable de fonctionner aussi bien en mode moteur qu'en mode générateur, tout en permettant un contrôle précis du champ magnétique, Cette caractéristique lui confère une grande flexibilité de fonctionnement, notamment en régimes hypersynchrone et hyposynchrone.

2.3.2. Inconvénients:

Tout d'abord, la MADA étant une machine de type asynchrone, elle présente une structure non linéaire, ce qui complique considérablement sa commande.

À cela s'ajoutent d'autres inconvénients notables, parmi lesquels on peut citer :

- Structure non linéaire nécessitant des stratégies de commande avancées.
- Présence de balais et de bagues collectrices pouvant s'abîmer à l'usage.
- Nous utilisons un nombre plus élevé de convertisseurs (deux redresseurs et deux onduleurs ou un redresseur et deux onduleurs) par rapport à la machine à cage (un redresseur et un onduleur) [5].
- Le cout plus élevé que à la machine asynchrone à cage [1].

2.4. Modélisation de la GADA

Le modèle mathématique d'une Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA) constitue un outil essentiel pour la simulation et l'analyse du comportement dynamique de cette machine. Ce modèle permet de décrire de manière précise les interactions complexes entre le stator et le rotor, ainsi que leur réponse aux variations des paramètres de commande. Grâce à une représentation adéquate des équations électriques et mécaniques, il est possible de simuler le fonctionnement de la GADA dans divers régimes, qu'il s'agisse du mode générateur ou moteur.

L'objectif est de développer un modèle suffisamment précis pour évaluer les performances et diagnostiquer les défauts, tout en conservant une simplicité suffisante pour que les simulations soient exécutées efficacement. Ce modèle prend en compte les caractéristiques non linéaires de la machine et les effets des différentes conditions de fonctionnement, notamment en ce qui concerne le contrôle du champ magnétique et la variation du glissement.

En régime sain, la génératrice opère dans des conditions normales, sans dysfonctionnement ou défaillance, ce qui garantit un fonctionnement stable et sûr du système électrique dans lequel elle est intégrée [1].

2.4.1. Hypothèses simplificatrices:

- Entre fer constant.
- Effet des encoches néglige.
- Circuit magnétique non saturé.
- Perméabilité constante [1].

Les hypothèses retenues supposent que les flux magnétiques s'additionnent, que les inductances propres restent constantes, et que les inductances mutuelles varient de manière sinusoïdale en fonction de l'angle électrique séparant les axes magnétiques.

La machine asynchrone à double alimentation comporte six enroulements répartis dans l'espace électrique.

Les axes des enroulements statoriques et rotoriques sont décalés entre eux d'un angle électrique équivalent à $2\pi/3$. L'angle θ désigne la position relative entre l'axe de la phase rotorique et celui de la phase statorique.

Les axes du rotor tournent à la vitesse ω_r par rapport à ceux du stator.

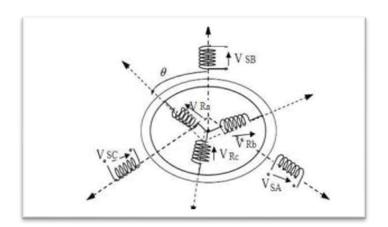


Fig 2.3 : La GADA dans le système triphasé

2.4.2. GADA dans le système triphasé (a, b, c)

Les équations de base de la machine asynchrone à double alimentation exprimées dans un repère triphasé.

2.4.3. Equations électriques :

Le stator est composé de trois enroulements uniformément répartis dans l'espace, avec un décalage électrique de 120° entre chaque phase. La même configuration s'applique au rotor, qu'il soit de type à cage d'écureuil ou constitué de trois enroulements bobinés.

Les repères associés au stator et au rotor sont définis comme suit :

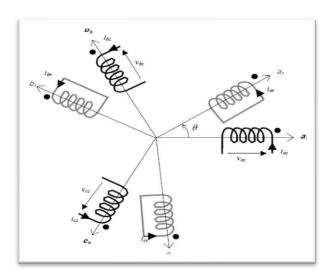


Fig 2.4 : Schéma des axes rotorique et statorique de la machine dans le plan a, b, c.

L'axe de la phase a_s est généralement choisi comme axe de référence, et l'angle θ représente la position angulaire du rotor par rapport au stator. En tenant compte des hypothèses précédemment énoncées, les équations électriques des tensions statoriques et rotoriques peuvent être formulées sous forme matricielle en appliquant la loi d'Ohm, comme suit :

Au stator:

$$\frac{d}{dt}[\emptyset_{abcs}] = [R_s][i_{abcs}] + [V_{abcs}]$$
(II. 1)

Au rotor:

$$\frac{d}{dt}[\emptyset_{abcr}] = [R_s][i_{abcr}] + [V_{abcr}]$$
(II. 2)

Avec:

$$[\emptyset_{abcs}] = \begin{bmatrix} \emptyset_{as} \\ \emptyset_{bs} \\ \emptyset_{cs} \end{bmatrix} \text{ et } [\emptyset_{abcr}] = \begin{bmatrix} \emptyset_{ar} \\ \emptyset_{br} \\ \emptyset_{cr} \end{bmatrix}$$
(II. 3)

Les matrices de résistance associées au stator et au rotor sont définies de la manière suivante :

$$[R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \text{ et } [R_r] = \begin{bmatrix} R_r & 0 & 0 \\ 0 & R_r & 0 \\ 0 & 0 & R_r \end{bmatrix}$$
 (II. 4)

Les flux de la machine sont en relation avec les courants par l'intermédiaire des équations suivantes :

$$\begin{cases}
[\emptyset_{abcs}] = -[L_s][i_{abcs}] - [L_{sr}][i_{abcr}] \\
[\emptyset_{abcs}] = -[L_r][i_{abcr}] - [L_{rs}][i_{abcs}]
\end{cases}$$
(II. 5)

Avec:

$$[L_{rs}] = [L_{sr}]^t$$

Les matrices d'inductance, représentant les inductances propres et mutuelles des enroulements statoriques et rotoriques, s'expriment comme suit :

$$[L_s] = \begin{bmatrix} L_{ls} + L_{ms} & -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ls} + L_{ms} & -\frac{L_{ms}}{2} \\ -\frac{L_{ms}}{2} & -\frac{L_{ms}}{2} & L_{ls} + L_{ms} \end{bmatrix}$$
(II. 6)

$$[L_r] = \begin{bmatrix} L_{lr} + L_{mr} & -\frac{Lmr}{2} & -\frac{L_{mr}}{2} \\ -\frac{L_{mr}}{2} & L_{lr+L_{mr}} & -\frac{L_{mr}}{2} \\ -\frac{L_{mr}}{2} & -\frac{L_{mr}}{2} & L_{lr+L_{mr}} \end{bmatrix}$$
(II. 7)

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\theta \end{bmatrix}$$
(II.8)

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

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

[Lsr]: Matrice des inductances mutuelles entre phases statoriques et rotoriques.

Lsr: Maximum de l'inductance mutuelle entre une phase du stator et une phase de rotor.

θ: Position angulaire du rotor.

2.4.4. Equation mécanique :

$$J\frac{d\Omega}{dt} = Ce - Cr - fv\Omega \tag{II.9}$$

Tels que:

Ce: Couple électromagnétique.

J: Moment d'inertie de la partie tournante.

Cr : Couple résistant.

fv : Coefficient de frottement visqueux.

Le couple électromagnétique développé par la machine dépend des inductances mutuelles entre le stator et le rotor, ainsi que des courants qui y circulent. Il peut être exprimé à partir de la matrice des inductances mutuelles stator-rotor comme suit :

$$C_e = p[i_{abds}] \frac{d\Omega}{dt} [i_{abcr}]$$
 (II. 10)

Tels que:

P : Nombre de paires de pôles.

2.4.5. Modelé d'état dans le repère triphasé :

À partir des équations électriques et de l'équation mécanique de la machine, on obtient le système différentiel suivant décrivant sa dynamique :

$$\begin{cases}
\frac{d[\emptyset abcs]}{dt} = [Rs][iabcs] + [Vabcs] \\
\frac{d[\emptyset abcr]}{dt} = [Rr][iabcr] + [Vabcr] \\
Ce = p[iabcs] \frac{d\Omega}{dt}[iabcr]
\end{cases}$$
(II. 11)

A partir des expressions des flux magnétiques (II. 5):

$$\begin{aligned} [\emptyset_{abcs}] &= -[L_s][i_{abcs}] - [L_{sr}][i_{abcr}] \\ [\emptyset_{abcr}] &= -[L_r][i_{abcr}] - [L_{rs}][i_{abcs}] \end{aligned}$$

Il est possible d'exprimer les courants électriques en fonction des flux magnétiques à l'aide de la relation suivante :

$$[i_{abcs}] = (-[L_s] + [L_{sr}][L_r]^{-1}[L_{sr}]^t)^{-1}([\emptyset_{abcs}] - [L_{sr}][L_r]^{-1}[\emptyset_{abcr}])$$
(II. 12)

$$[i_{abcs}] = (-[L_r] + [L_{rs}][L_s]^{-1}[L_{rs}]^t)^{-1}([\emptyset_{abcr}] - [L_{rs}][L_s]^{-1}[\emptyset_{abcs}])$$
(II. 13)

Finalement, en remplaçant dans les équations (II.11), on peut établir le modèle d'état de la machine dans le repère triphasé sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \frac{d[\emptyset_{abcs}]}{dt} = [R_s](-[L_s] + [L_{sr}][L_r]^{-1}[L_{sr}]^t)^{-1}([\emptyset_{abcs}] - [L_{sr}][L_r]^{-1}[\emptyset_{abcr}]) + [V_{abcs}] \\ \frac{d[\emptyset_{abcr}]}{dt} = [R_r](-[L_r] + [L_{rs}][L_s]^{-1}[L_{rs}]^t)^{-1}([\emptyset_{abcr}] - [L_{rs}][L_s]^{-1}[\emptyset_{abcs}]) + [V_{abcr}] \\ J\frac{d[\Omega]}{dt} = C_e - C_r - fv\Omega \end{cases}$$

2.4.6. Transformation de PARK

C'est la transformation des enroulements de phase a, b, c de la machine originelle en des Enroulements disposés selon deux axes appelés d et q et équivalents du point de vue électrique et magnétique [9].

La figure ci-dessus met en évidence l'axe direct \mathbf{d} et l'axe en quadrature \mathbf{q} du référentiel de Park.

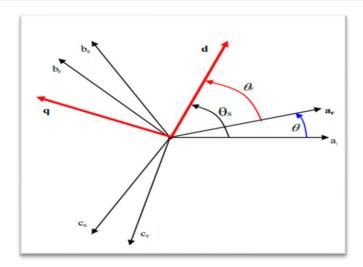


Fig 2.5: Principes de la transformation de Park appliquent sur GADA

La matrice de transformation de Park $[K_s]$ appliquée aux grandeurs statoriques, est définie comme suit :

$$[K_s] = 2/3 \begin{bmatrix} \cos\theta_s & \cos(\theta_s - 2\pi/3) & \cos(\theta_s + 2\pi/3) \\ \sin\theta_s & \sin(\theta_s - 2\pi/3) & \sin(\theta_s + 2\pi/3) \\ 1/2 & 1/2 & 1/2 \end{bmatrix}$$
 (II. 15)

Le coefficient 2/3 est introduit afin de préserver les amplitudes des grandeurs électriques telles que les tensions, les courants et les flux lors de la transformation.

 θ_s représente l'angle entre l'axe direct d et l'axe de référence du système triphasé.

La transformée de Park inverse est utilisée pour revenir des grandeurs dans le repère d-q aux grandeurs triphasées. Elle est définie comme suit :

$$[K_s]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos\theta_s & -\sin\theta_s & 1\\ \cos(\theta_s - 2\pi/3) & -\sin(\theta_s - 2\pi/3) & 1\\ \cos(\theta_s + 2\pi/3) & -\sin(\theta_s + 2\pi/3) & 1 \end{bmatrix}$$
(II. 16)

La matrice de transformation de Park $[K_r]$ appliquée aux grandeurs rotoriques, est définie comme suit :

$$[K_r] = 2/3 \begin{bmatrix} \cos\theta_r & \cos(\theta_r - 2\pi/3) & \cos(\theta_r + 2\pi/3) \\ \sin\theta_r & \sin(\theta_r - 2\pi/3) & \sin(\theta_r + 2\pi/3) \\ 1/2 & 1/2 & 1/2 \end{bmatrix}$$
 (II. 17)

La transformée de Park inverse est utilisée pour revenir des grandeurs dans le repère d-q aux grandeurs triphasées. Elle est définie comme suit :

$$[K_r]^{-1} = \begin{bmatrix} \cos\theta_r & -\sin\theta_r & 1\\ \cos(\theta_r - 2\pi/3) & -\sin(\theta_r - 2\pi/3) & 1\\ \cos(\theta_r + 2\pi/3) & -\sin(\theta_r + 2\pi/3) & 1 \end{bmatrix}$$
(II. 18)

2.4.7. Choix du repère d-q:

Trois choix principaux s'offrent pour la fixation du repère d-q, il peut être attaché au stator, au rotor ou au champ tournant, en fonction des objectifs spécifiques de l'application :

- Repère d'axes d-q fixe lier au stator ou repère stationnaire (θ s = 0). Les grandeurs électriques évoluent en régime permanent électrique à la pulsation statorique ω s[10].
- Repère d'axes d-q lié au rotor (θ s = θ). Les grandeurs évoluent en régime permanent électrique à la pulsation des courants rotoriques ω sl[11].
- Repère d'axes d-q lié au champ tournant ($d\theta s$ $dt = \omega s$). Le modèle est simplifié par l'utilisation d'équations plus simples. En régime permanent électrique les grandeurs du modèle sont continuées. Cette méthode est souvent utilisée dans l'étude de la commande [12].

2.4.8. Equation électriques dans un référentiel lié au champ tournant

Le champ tournant, représenté par le vecteur de flux statorique, est produit par les enroulements du stator avec une pulsation ω_s . En fixant le repère d-q par rapport à ce champ tournant, on obtient alors :

$$\omega_s = \omega_r + \omega \tag{II. 19}$$

Avec:

 ω_s : Pulsation statorique.

 ω_r : Pulsation rotorique.

 $\omega = p\Omega$: Pulsation mécanique.

Equations électriques:

On peut vérifier que :

$$[V_{dqos}] = -[R_s][i_{dqos}] + [K_s]\frac{d}{dt}([K_s]^{-1}[\emptyset_{dqos}])$$

$$\begin{cases}
[V_{dqos}] = -[R_s][i_{dqos}] + [K_s]\frac{d}{dt}([K_s]^{-1}[\emptyset_{dqos}]) \\
[V_{dqor}] = -[R_r][i_{dqor}] + [K_r]\frac{d}{dt}([K_r]^{-1}[\emptyset_{dqor}])
\end{cases}$$
(II. 20)

C'est-à-dire:

$$\begin{cases}
[V_{dqos}] = -[R_s][i_{dqos}] + [K_s]\frac{d}{dt}([K_s]^{-1})[\emptyset_{dqos}] + \frac{d}{dt}[\emptyset_{dqos}] \\
[V_{dqor}] = -[R_r][i_{dqor}] + [K_r]\frac{d}{dt}([K_r]^{-1})[\emptyset_{dqor}] + \frac{d}{dt}[\emptyset_{dqor}]
\end{cases}$$
(II. 21)

On peut démontrer que :

$$\begin{cases}
[K_s] \frac{d}{dt} ([K_s]^{-1}) = \frac{d\theta_s}{dt} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \omega_s \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \\
[K_r] \frac{d}{dt} ([K_r]^{-1}) = \frac{d\theta_r}{dt} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = (\omega_s - \omega) \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}
\end{cases}$$
(II. 22)

On peut écrire :

$$\begin{cases} v_{ds} = -R_{s}i_{ds} - \omega_{s}\phi_{qs} + \frac{d\phi_{ds}}{dt} \\ v_{qs} = -R_{s}i_{qs} + \omega_{s}\phi_{ds} + \frac{d\phi_{qs}}{dt} \\ v_{os} = -R_{s}i_{os} + \frac{d\phi_{os}}{dt} \\ v_{dr} = -R_{r}i_{dr} - \omega_{r}\phi_{qr} + \frac{d\phi_{dr}}{dt} \\ v_{qr} = -R_{r}i_{qr} - \omega_{r}\phi_{dr} + \frac{d\phi_{qr}}{dt} \\ v_{or} = -R_{r}i_{os} + \frac{d\phi_{or}}{dt} \end{cases}$$

$$(II. 23)$$

Pour les flux, on peut écrire :

$$\begin{cases}
[\emptyset_{dqos}] = -[K_s][L_s][K_s]^{-1}[i_{abcs}] - [K_s][L_{sr}][K_s]^{-1} - [i_{abcr}] \\
[\emptyset_{dqor}] = -[K_r][L_r][K_r]^{-1}[i_{abcr}] - [K_r][L_{rs}][K_r]^{-1} - [i_{abcs}]
\end{cases}$$
(II. 24)

Nous pouvons vérifier que :

$$[K_s][L_s][K_s]^{-1} = \begin{bmatrix} L_s & 0 & 0\\ 0 & L_s & 0\\ 0 & 0 & L_s \end{bmatrix}$$
 (II. 25)

$$[K_r][L_r][K_r]^{-1} = \begin{bmatrix} L_r & 0 & 0\\ 0 & L_r & 0\\ 0 & 0 & L_r \end{bmatrix}$$
 (II. 26)

$$[K_s][L_{sr}][K_s]^{-1} = [K_r][L_{rs}][K_r]^{-1} = \begin{bmatrix} L_m & 0 & 0\\ 0 & L_m & 0\\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$
 (II. 27)

On a:

$$L_s = L_{ls} + \frac{3}{2}L_{ms}$$
; $L_r = L_{lr} + \frac{3}{2}L_{mr}$; $L_m = \frac{3}{2}L_{sr}$

Tels que:

 L_s : Inductance cyclique statorique.

 L_r : Inductance cyclique rotorique.

 L_m : Inductance cyclique statorique.

Après développement des expressions simplifiées des flux magnétiques, on obtient les relations suivantes :

$$\begin{cases}
\phi_{ds} = -L_{s} i_{ds} - L_{m} i_{dr} \\
\phi_{qs} = -L_{s} i_{qs} - L_{m} i_{qr} \\
\phi_{os} = -L_{ls} i_{os} \\
\phi_{dr} = -L_{m} i_{ds} - L_{r} i_{dr} \\
\phi_{qr} = -L_{m} i_{qs} - L_{r} i_{qr} \\
\phi_{os} = -L_{lr} i_{os}
\end{cases}$$
(II. 28)

Modèle d'état

Afin de simuler le comportement de la machine, il est essentiel d'établir son modèle d'état sous la forme suivante :

$$\begin{cases}
X = f(X, U) \\
Y = h(X, U)
\end{cases}$$

X: Vecteur d'état.

U: Vecteur de commande.

Y: Vecteur de sortie.

f et h: Fonctions d'état.

Pour la définition des composantes du vecteur d'état, plusieurs approches sont possibles : on peut opter pour une représentation en termes de flux, de courants, ou encore adopter une combinaison des deux.

Dans le cadre de ce travail, le vecteur d'état est défini comme suit :

$$X = \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ \emptyset_{dr} \\ \emptyset_{qr} \\ 0 \end{bmatrix}$$
(II. 29)

Commençons par remplacer les courants rotoriques et les flux statoriques à l'aide des équations de la relation (II.27). On obtient alors :

$$\begin{cases}
\mathbf{i}_{dr} = -\frac{1}{L_r} \emptyset_{dr} - \frac{L_m}{L_r} \mathbf{i}_{ds} \\
\mathbf{i}_{qr} = -\frac{1}{L_r} \emptyset_{qr} - \frac{L_m}{L_r} \mathbf{i}_{qs}
\end{cases}$$
(II. 30)

$$\begin{cases}
\phi_{ds} = \left(\frac{L_m^2}{L_r} - L_s\right) i_{ds} + \frac{L_m}{L_r} \phi_{dr} \\
\phi_{qs} = \left(\frac{L_m^2}{L_r} - L_s\right) i_{qs} + \frac{L_m}{L_r} \phi_{qr}
\end{cases}$$
(II. 31)

Avec le remplacement dans les équations (I. 23) :

$$v_{dr} = -R_r i_{dr} - \omega_r \phi_{qr} + \frac{d}{dt} \phi_{qr}$$
 Et $v_{qr} = -R_r i_{qr} - \omega_r \phi_{dr} + \frac{d}{dt} \phi_{dr}$

Nous donnons:

$$\frac{d\phi_{dr}}{dt} = -\frac{R_r}{L_r}\phi_{dr} - \frac{R_rL_m}{L_r}i_{ds} + \omega_r\phi_{qr} + v_{dr}$$

$$\frac{d\phi_{qr}}{dt} = -\frac{R_r}{L_r}\phi_{qr} - \frac{R_rL_m}{L_r}i_{qs} + \omega_r\phi_{dr} + v_{qr}$$

Le développement de l'expression suivante :

$$v_{ds} = -R_s i_{ds} - \omega_s \phi_{qs} + \frac{d\phi_{ds}}{dt}$$

Nous donnons:

Où $\sigma = (1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r})$ C'est le coefficient de dispersion de Blondel.

On a:

$$\frac{di_{ds}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left(-R_r - \frac{R_r L_m^2}{L_r^2} \right) i_{ds} + \omega_s i_{qs} - \frac{\omega L_m}{\sigma L_s L_r} \emptyset_{qr} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} v_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \emptyset_{dr} + \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \psi_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s} \psi_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s} \psi_$$

Le développement de l'expression suivante :

$$v_{qs} = -R_s i_{qs} + \omega_s \phi_{qs} + \frac{d\phi_{ds}}{dt}$$

En définitive, le modèle d'état représentatif de la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA) dans le repère triphasé s'écrit comme suit :

$$\begin{cases} \frac{di_{ds}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left(-R_r - \frac{R_r L_m^2}{L_r^2} \right) i_{ds} + \omega_s i_{qs} - \frac{\omega L_m}{\sigma L_s L_r} \phi_{qr} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} v_{dr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{ds} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \phi_{dr} \\ \frac{di_{qs}}{dt} = \frac{1}{\sigma L_s} \left(-R_r - \frac{R_r L_m^2}{L_r^2} \right) i_{qs} - \omega_s i_{ds} + \frac{\omega L_m}{\sigma L_s L_r} \phi_{dr} + \frac{L_m}{\sigma L_s L_r} v_{qr} - \frac{1}{\sigma L_s} v_{qs} - \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r^2} \phi_{qr} \\ \frac{d\phi_{dr}}{dt} = -\frac{R_r}{L_r} \phi_{dr} - \frac{R_r L_m}{L_r} i_{ds} + \omega_r \phi_{qr} + v_{dr} \\ \frac{d\phi_{qr}}{dt} = -\frac{R_r}{L_r} \phi_{qr} - \frac{R_r L_m}{L_r} i_{qs} + \omega_r \phi_{dr} + v_{qr} \\ J \frac{d[\Omega]}{dt} = C_e - C_r - f v \Omega \end{cases}$$

2.5. Résultats de simulation

La simulation de la machine asynchrone à double alimentation (MADA) en mode générateur a été réalisée à l'aide du logiciel MATLAB. Le modèle utilisé repose sur les

équations issues de la transformation de Park dans le plan d-q, associée aux champs tournants.

Les résultats obtenus, illustrés dans les figures ci-dessous, correspondent à une machine de puissance nominale 4 kW, alimentée sous une tension de 220/380 V à une fréquence de 50 Hz. La vitesse de rotation mécanique est fixée à 3050 tr/min.

Les paramètres retenus pour la simulation sont :

$$r_{as}=r_{bs}=r_{cs}=1.595\Omega$$

$$r_{ar}=r_{br}=r_{cr}=1.3053\varOmega$$

$$L_m = 0.301 H$$
; $L_{ls} = 0.004 H$; $L_{lr} = 0.0033 H$

Vrmax=12V; Fr=9Hz

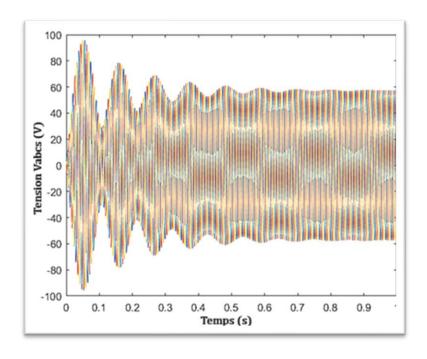


Fig 2.6: Tensions statoriques en régime sain

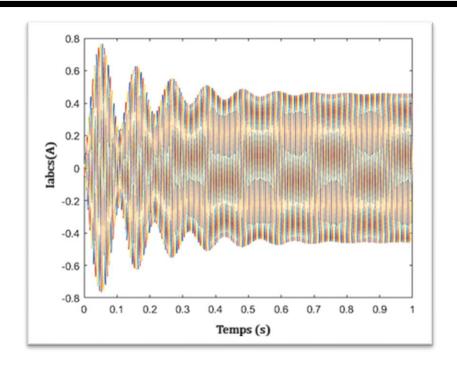


Fig 2.7 : Courant statoriques en régime sain

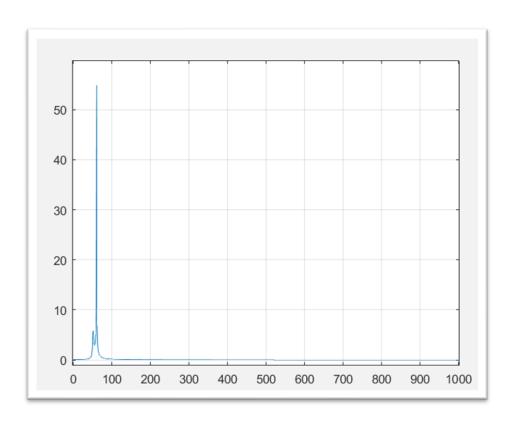


Fig 2.8: Spectre FFT de la tension statorique en régime sain

2.5.1. Interprétation des résultats de simulation

Les résultats obtenus à travers la simulation de la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA) montrent un comportement stable et conforme aux attentes théoriques, tant en régime sain qu'en présence de défauts.

Dans le régime sain, les courants statoriques et rotoriques présentent une forme sinusoïdale régulière, sans oscillations parasites ni pics anormaux. Cette stabilité traduit le bon équilibre du système et la synchronisation adéquate entre la machine et le réseau. La tension statorique est quasi constante et bien régulée.

L'analyse fréquentielle de la tension statorique à l'aide de la transformée de Fourier (FFT) révèle un spectre propre, centré uniquement sur la fréquence fondamentale (50 Hz).

Aucun harmonique d'ordre impair, notamment les harmoniques d'ordre 3 ou 5, n'est présent dans le spectre. Ce résultat confirme la bonne qualité de la tension générée. De plus, le taux de distorsion harmonique (THD) est 0 %, ce qui témoigne d'une forme d'onde purement sinusoïdale et d'un fonctionnement optimal de la machine en régime sain.

Conclusion

Ce chapitre a présenté le fonctionnement de la GADA en régime sain, en détaillant sa structure, ses avantages, ainsi que sa modélisation dans les repères triphasé et dq via la transformation de Park. La simulation sous MATLAB a montré un comportement stable, avec des grandeurs sinusoïdales et un spectre propre, validant le bon fonctionnement de la machine.

Ce modèle sain constitue une référence essentielle pour la détection de défauts. Il permettra de comparer les résultats obtenus en présence d'anomalies, dans le but de développer des méthodes de diagnostic, notamment basées sur l'intelligence artificielle.

Le chapitre suivant portera sur l'étude du comportement de la GADA en cas de défauts, tels que le déséquilibre et le court-circuit

Introduction

Parmi les défauts fréquemment rencontrés au GADA, on distingue notamment le déséquilibre decharge causé par une répartition inégale des charges sur les trois phases et les courts-circuits de spires qui constituent un type de défaut interne apparaissant au sein des enroulements statoriques. Ces perturbations modifient de manière significative le comportement électrique et électromagnétique de la machine, ce qui peut entraîner des échauffements, des vibrations mécaniques ou des pertes de rendement.

L'objectif de ce chapitre est de modéliser le comportement de la GADA en présence de ces deux types de défauts : un déséquilibre de charge au niveau des bornes statoriques, et un court-circuit de spires dans un enroulement statorique. À travers cette modélisation, nous mettrons en évidence les signatures caractéristiques de chaque régime perturbé, dans le but de faciliter leur détection et classification ultérieure à l'aide des méthodes d'intelligence artificielle.

3.1. Définition du déséquilibre de charge

Le déséquilibre de charge survient lorsque les charges connectées aux trois phases d'un système triphasé ne sont pas identiques, en termes de puissance ou de nature (résistive, inductive, capacitive). Contrairement au déséquilibre de tension, qui provient du réseau ou des sources d'alimentation, le déséquilibre de charge est dû à la distribution inégale de la consommation sur les trois phases.

Dans le contexte de la GADA, ce phénomène peut apparaître dans plusieurs situations :

- Présence de charges monophasées non uniformément réparties.
- Défaut ou dysfonctionnement sur une ligne de charge.
- Mauvais équilibrage lors de la planification du réseau local.

Le déséquilibre est souvent quantifié par un taux d'asymétrie, défini comme suit :

$$Taux\ de\ desequilibre = \frac{(Imax - Imin)}{Imoy} \ge 100\%$$

Où Imax, Imin et Imoy représentent respectivement les valeurs maximale, minimale et moyenne des courants des trois phases.

3.1.1. Conséquences sur la GADA

Le déséquilibre de charge entraîne plusieurs effets négatifs sur le fonctionnement de la GADA. En effet, la présence de courants asymétriques dans les enroulements statoriques conduit à la formation de composantes de séquence négative, qui génèrent un champ magnétique tournant en sens inverse du champ principal produit par les composantes directes

Les principales conséquences de ce phénomène sont :

- Échauffement anormal des enroulements statoriques et du rotor, dû à l'augmentation des pertes par effet Joule.
- Vibrations mécaniques accrues, en raison du couple oscillant produit par les composantes déséquilibrées.
- Dégradation du rendement global de la machine, liée à la dissipation énergétique supplémentaire.
- Perturbation du contrôle vectoriel, notamment dans les systèmes à convertisseurs, car les signaux de retour deviennent moins fiables.
- Usure prématurée des composants mécaniques et électriques (palier, roulements, isolants...).

Ces effets sont d'autant plus critiques que la GADA fonctionne dans un environnement à variation de charge rapide, comme c'est le cas dans les systèmes éoliens. Il devient alors essentiel de modéliser précisément ce déséquilibre pour comprendre son influence et identifier des indicateurs fiables pour une détection précoce.

3.1.2. Modélisation de la GADA en régime déséquilibré

La modélisation d'une génératrice asynchrone à double alimentation en régime déséquilibré permet de prédire le comportement de la génératrice dans des situations réalistes, où les déséquilibres de tension ou de charge peuvent survenir en raison de divers facteurs tels que des variations dans la charge connectée. Cette modélisation est essentielle pour évaluer la performance de la génératrice dans de telles conditions et pour concevoir des systèmes électriques robustes et fiables[13].

3.1.3. Hypothèses simplificatrices [14]

Cette approche est basée sur des hypothèses bien connues :

- Les enroulements du stator sont supposés distribués de manière sinusoïdale.
- Les enroulements de stator triphasés sont identiques avec des tours équivalents N et une résistance r.
- Seul le fondamental est pris en compte, les harmoniques de la distribution des enroulements de stator sont négligés.
- Les pertes fer, l'effet de peau, l'inclinaison du rotor et l'effet de rainurage sont négligés pour simplifier l'étude.
- Le courant de stator et la tension sont utilisés comme signaux de surveillance pour détecter les conditions asymétriques.

3.1.4. Description de la Méthodologie de Modélisation par État

La modélisation par équations d'état consiste à élaborer un modèle mathématique décrivant le comportement dynamique de la machine, en s'appuyant sur ses équations d'état. Ce modèle permet de prendre en compte les effets des conditions de fonctionnement déséquilibrées, notamment au niveau des charges. Les équations d'état font intervenir des variables telles que les courants et tensions des différentes phases, et sont résolues en temps réel afin de simuler avec précision la réponse dynamique de la machine.

- Les équations d'état de la machine sont formulées en utilisant les principes de base des circuits électriques et du magnétisme.
- Les conditions initiales de la machine, y compris les courants et tensions initiales, sont définies pour démarrer la simulation.
- Les équations d'état sont intégrées numériquement pour obtenir les réponses temporelles des courants et tensions sous conditions déséquilibrées[1].

3.1.5. Avantage de cette approche

- Cette méthode peut être généralisée à l'analyse des génératrices asynchrones présentant des défauts.
- Elle présente l'avantage d'offrir une bonne précision tout en réduisant le temps de calcul lors des simulations.

3.1.6. Equations de la GADA

3.1.6.1. Equations de tension du stator

En présence de conditions déséquilibrées, les tensions de phase statoriques deviennent difficiles à déterminer en raison de la variation de la tension du point neutre. Pour pallier cette incertitude, les tensions de ligne sont utilisées comme grandeurs d'entrée dans le modèle d'état de la machine.

Il est également convenu, pour des raisons de cohérence, de considérer que le courant statorique positif circule en sortant des bornes du stator, comme illustré dans la figure 2.2 cidessous.

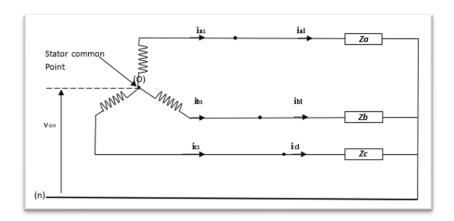


Fig 3.1: Générateur asynchrone à double alimentation (GADA).

Za, Zb et Zc sont l'impédance de la charge.

Avec cette convention, l'équation de tension de stator peut être exprimée par (III. 1) :

$$\frac{d\phi_{sd}}{dt} = [R_{sd}][i_{sd}] + [u_{sd}] \tag{III. 1}$$

La matrice des résistances statoriques est déterminée à partir de l'équation (II.2) :

$$[R_{sd}] = \begin{bmatrix} r_{as} & -r_{bs} & 0\\ 0 & r_{bs} & -r_{cs}\\ -r_{as} & 0 & r_{cs} \end{bmatrix}$$
(III. 2)

Le vecteur de flux statorique composé est déterminé à partir des équations (III.3) à (III.4).

$$[\emptyset_{sd}] = [T][\emptyset_s] \tag{III. 3}$$

$$[T] = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 (III. 4)

On a aussi:

$$[\emptyset_s] = [\emptyset_{as}\emptyset_{bs}\emptyset_{cs}]^t$$
 et $[u_{sd}] = [u_{ab}u_{bc}u_{ca}]^t$

 u_{ab} , u_{bc} et u_{ca} Sont les tensions de ligne à ligne.

$$[V_s] = [V_{an}V_{bn}V_{cn}]^t$$

 v_{an} , v_{bn} et v_{cn} Sont les tensions par rapport au point neutre « n ».

$$[i_{sd}] = [i_{as}i_{bs}i_{cs}]^t$$

i_{as}, *i_{bs}eti_{cs}*Sont les courants de ligne.

En adoptant la convention de sens positif pour les courants statoriques et rotoriques, l'équation du flux statorique s'exprime selon la relation (III.5) :

$$[\emptyset_s] = -[L_{ss}][i_s] - [L_{sr}][i_r]$$
 (III. 5)

3.1.6.2. Équation de la tension rotorique

Le rotor bobiné est constitué de trois enroulements symétriques, analogues à ceux du stator. Lors de l'établissement des équations de tension rotorique, les variables rotoriques sont souvent référencées au stator, et sont alors appelées variables équivalentes. En adoptant la convention de sens positif pour les courants statoriques et rotoriques, l'équation de la tension rotorique s'écrit comme suit :

$$\frac{d[\emptyset_r]}{dt} = [R_r][i_r] + [u_{rd}] \tag{III. 6}$$

Le flux rotorique est déterminé à partir des équations (III.7) à (III.8).

$$[\phi_r] = -[L_{rs}][i_s] - [L_{rr}][i_r]$$
 (III. 7)

$$[L_{rs}] = [L_{sr}]^t \tag{III.8}$$

Tels que:

 $[R_r]$: La matrice de la résistance rotorique équivalente.

 $[i_r]$: Le vecteur du courant rotorique équivalent.

 $[\boldsymbol{L_{rs}}]$: La matrice de l'inductance mutuelle rotor-stator.

 $[\boldsymbol{L_{rr}}]$: La matrice de l'inductance rotorique équivalente.

3.1.6.3. Détermination des courants de la machine

Pour déterminer les courants statoriques, il est judicieux de former un vecteur constitué des deux composantes indépendantes $i_{as}eti_{bs}$, à l'aide des équations (III.9) à (III.11).

$$[i_{sd}] = [B_{sd}][i_{abs}] \tag{III. 9}$$

Avec:

$$[B_{sd}] = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}$$
 (III. 10)

$$[i_{abs}] = \begin{bmatrix} i_{as} \\ i_{bs} \end{bmatrix} \tag{III. 11}$$

Le flux statorique est représenté à l'aide d'un vecteur composé de deux composantes indépendantes, tel que défini par l'équation (III.12).

$$[\emptyset_{abs}] = [A_{sd}][\emptyset_s] \tag{III. 12}$$

À partir de l'équation (III.12), les flux statoriques et rotoriques peuvent être exprimés conformément aux équations (III.13) à (III.18).

$$[\emptyset_{abs}] = -[L_{sd}][i_{abs}] - [L_{srd}][i_r]$$
(III. 13)

$$[\emptyset_r] = -[L_{rsd}][i_{abs}] - [L_{rr}][i_r]$$
 (III. 14)

Tels que:

$$[A_{sd}] = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$
 (III. 15)

$$[L_{sd}] = [A_{sd}][L_{ss}][B_{sd}]$$
 (III. 16)

$$[L_{srd}] = [A_{sd}][L_{sr}] \tag{III. 17}$$

$$[L_{sd}] = [B_{sd}][L_{rs}] \tag{III. 18}$$

En utilisant sur les équations (III.13) et (III.14), les courants statoriques et rotoriques sont déterminés à l'aide des expressions données par les équations (III.19) à (III.22).

$$[i_{abs}] = [C_{sd}]([\emptyset_{abs}] - [L_{srd}][L_{rr}]^{-1}[\emptyset_r])$$
(III.19)

$$[i_r] = [C_{rd}]([\emptyset_r] - [L_{rsd}][L_{sd}]^{-1}[\emptyset_{abs}])$$
 (III.20)

Avec:

$$[C_{sd}] = -([L_{sd}] - [L_{srd}][L_{rr}]^{-1}[L_{rsd}])^{-1}$$
(III. 21)

$$[C_{rd}] = -([L_{rr}] - [L_{rsd}][L_{sd}]^{-1}[L_{srd}])^{-1}$$
(III. 22)

3.1.7. Modèle d'état de la GADA:

En combinant les équations (III.1), (III.6), (III.19) et (III.20), le modèle d'état de la GADA en régime de charge déséquilibrée est établi tel qu'indiqué par l'équation (III.23).

$$\begin{cases}
\frac{d[\emptyset_{sd}]}{dt} = [R_{sd}][B_{sd}][C_{sd}]([\emptyset_{abs}] - [L_{srd}][L_{rr}]^{-1}[\emptyset_r]) + [u_{sd}] \\
\frac{d[\emptyset_r]}{dt} = [R_r][C_{rd}]([\emptyset_r] - [L_{rsd}][L_{sd}]^{-1}[\emptyset_{abs}]) + [u_{rd}] \\
J\frac{d[\Omega]}{dt} = Tm - Te - fv\Omega
\end{cases}$$
(III. 23)

Le couple électromagnétique est exprimé par :

$$Te = p[i_s]^t \frac{\partial [L_{sr}]}{\partial \theta}[i_r]$$
 (III. 24)

Avec:

P: Nombre de pair de pôles.

3.2. Résultats de la simulation

En utilisant l'environnement MATLAB, le modèle d'état présenté a été simulé pour une machine asynchrone à double alimentation (MADA) de puissance 4 kW, alimentée en 220/380V – 50 Hz, fonctionnant à une vitesse mécanique de 3050 tr/min.

Contrairement aux cas classiques, la simulation commence directement avec une charge équilibrée définie par : $R_a=R_b=R_c=125\,\Omega$, à t=3s on applique une charge déséquilibrée définie par : $R_a=R_b=125\,\Omega$ et $R_c=440\,\Omega$, afin de mieux observer les effets la charge déséquilibrée.

Les paramètres utilisés pour la simulation sont :

- $R_{ar}=R_{br}=R_{cr}=1,3053 \Omega$
- $R_{as}=R_{bs}=R_{cs}=1,595 \Omega$
- $L_m = 0.301 \text{ H}$
- L_{ls} =0,004 H
- $L_{lr}=0,0033 \text{ H}$
- Vrmax=60; Fr=9

Les figures suivantes présentent les résultats de simulation, notamment les courants et tensions statoriques ainsi que les flux rotoriques, dans ces conditions de fonctionnement déséquilibré.

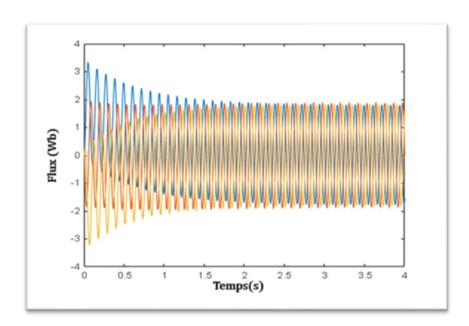


Fig 3.2 : Flux rotoriques en régime déséquilibré

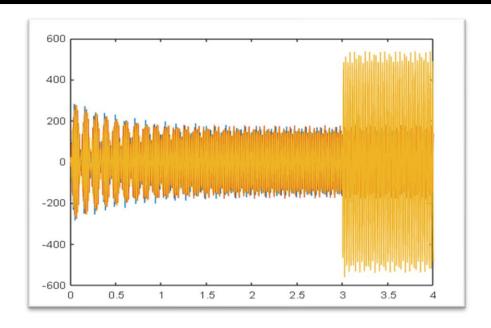


Fig 3.3 : Tensions statoriques en régime déséquilibré

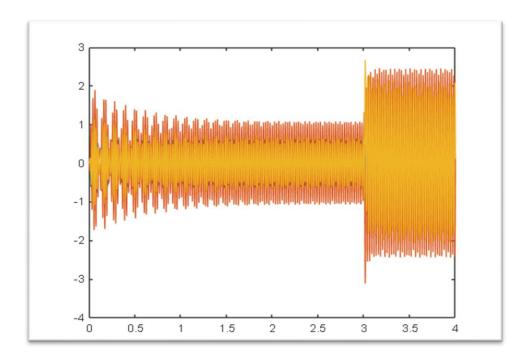


Fig 3.4 : Flux statoriques en régime déséquilibré

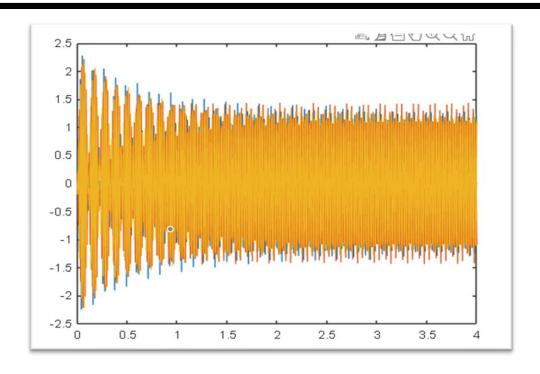


Fig 3.5 : Courants statoriques en régime déséquilibré

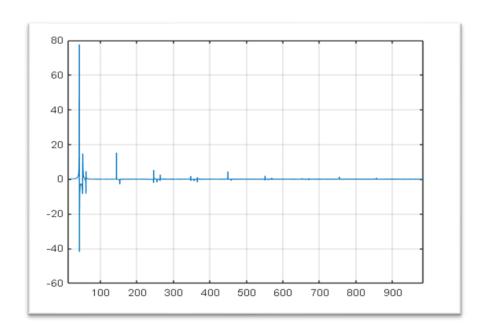


Fig 3.6 : Spectre FFT de la tension statorique en régime déséquilibré

3.2.1. Analyse des résultats de la simulation

Les résultats obtenus montrent des signaux proches de la forme sinusoïdale, correspondant à une fréquence rotorique Fr et une tension maximale **Vrmax=60V** appliquée au rotor.

Ces signaux tendent vers un état quasi-stable à allure sinusoïdale, avant de redevenir instables suite à l'introduction d'une charge déséquilibrée.

L'analyse des résultats de simulation met en évidence l'impact significatif du déséquilibre de charge appliqué à $\mathbf{t}=3$ s. Dans un premier temps, les tensions statoriques apparaissent équilibrées et relativement stables. Cependant, dès l'application de la charge déséquilibrée, on observe une déformation notable des formes d'onde, traduisant une perturbation du régime de fonctionnement. Cette perturbation se manifeste également au niveau des flux statoriques, qui deviennent instables.

L'analyse fréquentielle à travers la transformée de Fourier (FFT) révèle la présence d'harmoniques supplémentaires dans le spectre des tensions statoriques, confirmant l'effet du déséquilibre sur la qualité du signal électrique. Ces composantes harmoniques traduisent une dégradation du régime sinusoïdal nominal et mettent en évidence les déséquilibres électromagnétiques internes causés par la différence de charges entre les phases.

3.2.2. Interprétation

Ces résultats confirment que le déséquilibre de charge provoque des perturbations visibles dans les grandeurs électriques de la GADA. Ces signatures temporelles et fréquentielles peuvent servir de critères de diagnostic pour la détection automatique de défauts via des méthodes d'intelligence artificielle.

3.3. Le défaut de court-circuit de spires

Après avoir étudié l'effet d'un déséquilibre de charge sur le comportement de la GADA, nous nous intéressons à présent à un défaut interne plus difficile à détecter : le court-circuitde spires. Contrairement au déséquilibre de charge, qui est externe à la machine, ce type de défaut affecte directement les enroulements statoriques et peut compromettre le fonctionnement de la GADA de manière progressive mais grave.

3.3.1. Nature du défaut

Le court-circuit de spires est un défaut interne au niveau du stator d'une machine asynchrone, comme la GADA.

Il se produit lorsqu'un petit nombre de spires appartenant à un même enroulement se mettent en court-circuit, généralement à cause :

- Vieillissement de l'isolant.
- Surchauffes répétées.
- Surtensions ou d'un stress mécanique excessif.

Ce type de défaut est progressif et difficile à détecterà ses débuts, car il n'entraîne pas immédiatement une chute brutale des performances globales de la machine. Cependant, s'il n'est pas repéré à temps, il peut rapidement évoluer vers un défaut grave, comme un court-circuit entre phases ou un endommagement irréversible du stator.

Le court-circuit de spires provoque un déséquilibre local du champ magnétique dans la machine, ainsi qu'une augmentation des courants locaux dans la portion court-circuitée. Il en résulte une surchauffe locale, une distorsion des courants statoriques, et parfois l'apparition de vibrations mécaniques anormales.

Dans le cas de la GADA, ce défaut affecte principalement le côté statorique, qui est directement connecté au réseau. Les signaux mesurés (courants, tensions) contiennent alors des signatures caractéristiques, souvent subtiles, qui peuvent être exploitées pour le diagnostic.

3.3.2. Effets sur le fonctionnement

Le court-circuit de spires modifie localement les caractéristiques électriques de l'enroulement statorique affecté. Cette modification se traduit par plusieurs effets notables sur le fonctionnement de la GADA :

- Déséquilibre des flux magnétiques : la circulation anormale de courant dans les spires court-circuitées crée un champ magnétique parasite, perturbant la distribution homogène du flux dans l'entrefer.
- Augmentation locale de la température : la forte intensité du courant de défaut provoque une surchauffe au niveau du point de court-circuit, ce qui accélère la dégradation de l'isolant et peut entraîner des dommages irréversibles.
- Distorsion des courants statoriques: les courants mesurés aux bornes statoriques présentent des harmoniques supplémentaires et un déséquilibre, même si la tension d'alimentation reste équilibrée.

- Vibrations mécaniques anormales: la perturbation magnétique se traduit souvent par des vibrations accrues, qui peuvent être détectées par des capteurs mécaniques.
- Baisse de la performance globale: la machine subit une perte de rendement, une réduction du couple maximal disponible, et une augmentation des pertes électriques.

3.4. Modélisation du court-circuit de spires

La modélisation du court-circuit de spires dans la GADA suit la même logique que celle adoptée pour le déséquilibre de charge : les équations dynamiques générales de la machine ne sont pas modifiées. Le modèle d'état conserve donc sa forme structurelle, ce qui permet une cohérence dans l'analyse et la simulation.

Le défaut est pris en compte à travers une modification paramétrique dans :

- La matrice de résistances statoriquesRsd, où un coefficient de court-circuitkce est appliqué pour représenter la chute de résistance locale dans la phase affectée.
- Les matrices d'inductances Ls et Lsr , où un facteur d'affaiblissement magnétiqueb∈[0,1] est introduit pour simuler la perturbation du couplage magnétique.

Ces ajustements permettent d'introduire l'effet du court-circuit de spires sans toucher à la structure des équations d'état. Ainsi, la dynamique globale est conservée, tandis que le comportement local de la phase endommagée est correctement modélisé.

Dans le cas d'un court-circuit de spires dans la phase "a", La matrice des résistances statoriques est donnée par :

$$[R_{sd}] = \begin{bmatrix} r_c & -r_s & 0 \\ 0 & r_s & -r_s \\ -r_s & 0 & r_s \end{bmatrix}$$

Ou:
$$r_c = K_{cc} \cdot r_s$$
; $K_{cc} = \frac{n_{cc}}{N_s}$

Dans le cas d'un court-circuit de spires dans la phase "a", les inductances statorique et mutuelle sont données par :

$$[L_s] = egin{bmatrix} b^2 (L_{ls} + L_{ms}) & -b rac{L_{ms}}{2} & -b rac{L_{ms}}{2} \ -b rac{L_{ms}}{2} & L_{ls} + L_{ms} & -rac{L_{ms}}{2} \ -b rac{L_{ms}}{2} & -rac{L_{ms}}{2} & (L_{ls} + L_{ms}) \end{bmatrix}$$

$$[L_{sr}] = \begin{bmatrix} bcos\theta & bcos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & bcos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \\ cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & cos\theta & cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & cos\theta \end{bmatrix}$$

Avec:

b = (1-Kcc)

3.5. Résultats de la simulation

Dans cette section, nous présentons la simulation du défaut de court-circuit de spires dans l'enroulement statorique d'une génératrice asynchrone à double alimentation (GADA), à l'aide de l'environnement MATLAB. La machine étudiée est de puissance 4 kW, 220/380 V – 50 Hz, et fonctionnant à une vitesse mécanique de 3050 tr/min.

Contrairement aux simulations de régime déséquilibré, le défaut de court-circuit de spires est introduit à l'instant (t = 2 s). Ce court-circuit est simulé dans la phase "a" du stator.

Avec un facteur de court-circuit fixé à $K_{cc}=30\%$, représentant la portion de l'enroulement affectée par le défaut. Ce type de défaut génère une asymétrie interne au sein de la machine, influençant le comportement électromagnétique dès les premières secondes de fonctionnement.

Les paramètres utilisés pour cette simulation sont les suivants :

- $R_{ar}=R_{br}=R_{cr}=1,3053 \Omega$
- $R_{as}=R_{bs}=R_{cs}=1,595 \Omega$
- $L_m = 0.301 \text{ H}$
- $L_{ls}=0,004 \text{ H}$
- $L_{Ir}=0.0033 \text{ H}$
- Tension rotorique maximale : $V_{rmax} = 60 V$
- Fréquence rotorique :fr=9 Hz
- Facteur de court-circuit : $K_{cc} = 30\%$

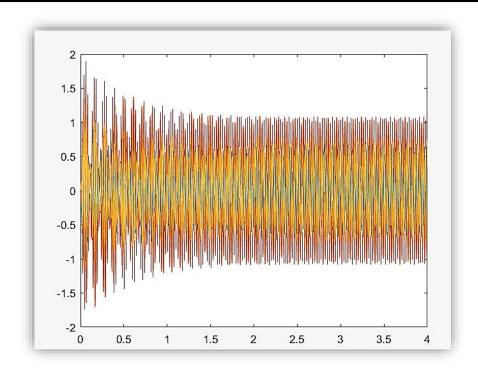


Fig 3.7 : Flux statoriques en régime court-circuite

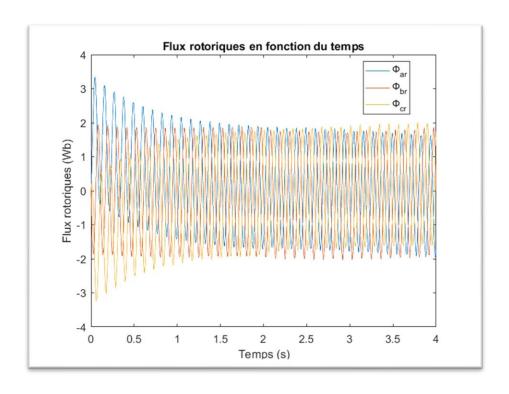


Fig 3.8 : Flux rotorique en régime court-circuite

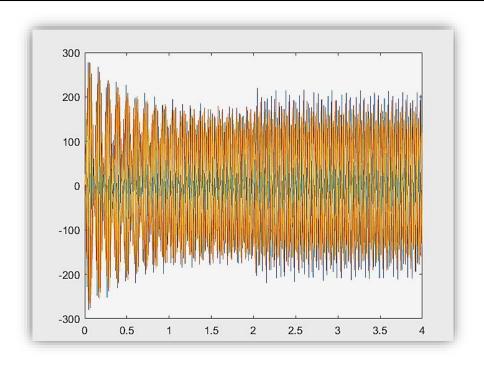


Fig 3.9 : Tension statoriques en régime court-circuité

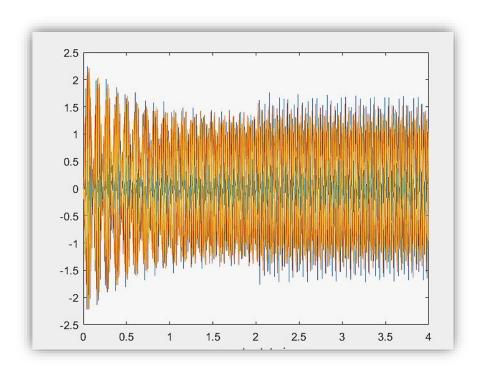


Fig 3.10 : Courants statoriques en régime court-circuite

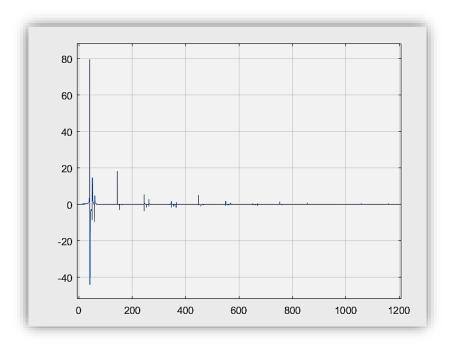


Fig 3.11 : Spectre FFT de la tension statorique en régime de court-circuit

3.6. Interprétation des résultats

La simulation du court-circuit de spires appliqué à partir de 2 secondes met en évidence des perturbations caractéristiques. Avant le défaut, le système reste stable. Dès l'apparition du court-circuit sur la première phase statorique, une augmentation du flux statorique et du courant dans la phase affectée est observée, traduisant une perturbation magnétique locale. Le flux rotorique reste inchangé, indiquant que le défaut est limité au stator. La tension de la phase concernée augmente, tandis que les autres phases conservent un comportement normal. L'analyse FFT révèle l'apparition d'harmoniques d'ordre 3 et 5, signes d'un déséquilibre électromagnétique. Ces résultats valident la simulation et illustrent clairement l'impact du court-circuit de spires sur le comportement de la GADA.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la modélisation de la GADA en présence de deux défauts courants : le déséquilibre de charge et le court-circuit de spires.

Le déséquilibre de charge a été introduit par une modification de la matrice de résistance de charge, reflétant une répartition inégale des charges sur les phases, sans altérer les équations dynamiques fondamentales du modèle.

En ce qui concerne le court-circuit de spires, le défaut a été modélisé en appliquant un coefficient de court-circuit sur la résistance statorique de la phase affectée et un facteur de réduction sur ses inductances, traduisant ainsi les perturbations électromagnétiques locales induites par le défaut.

Les résultats des simulations ont permis d'observer des comportements caractéristiques tels que l'augmentation du courant et du flux dans la phase défectueuse, ainsi que l'apparition d'harmoniques spécifiques détectables par analyse fréquentielle.

Ces travaux de modélisation constituent une base solide pour la mise en œuvre d'outils de diagnostic et de classification automatique, qui seront abordés dans le chapitre suivant.

Introduction

Aujourd'hui, dans le domaine des machines électriques, et plus particulièrement dans les systèmes liés aux énergies renouvelables comme l'éolien, anticiper les défauts avant qu'ils ne deviennent critiques est devenu un véritable enjeu. C'est ce qu'on appelle la maintenance prédictive. Parmi ces systèmes, la génératrice asynchrone à double alimentation, ou GADA, est très utilisée, notamment pour sa capacité à fonctionner sur une large plage de vitesses.

Traditionnellement, pour détecter les défauts, on utilise des méthodes classiques comme la transformée de Park, la FFT, ou l'analyse des courants statoriques. Elles ont fait leurs preuves, mais dans des conditions réelles avec du bruit, des perturbations, ou des déséquilibres complexes leur efficacité peut rapidement chuter.

C'est là que les techniques d'intelligence artificielle entrent en jeu. Contrairement aux méthodes classiques, elles sont capables d'apprendre à partir des données, de repérer des comportements inhabituels, et surtout, de classer automatiquement les états de fonctionnement, même quand les signaux sont très compliqués à analyser.

Dans notre travail, nous nous sommes concentrés sur deux approches : la machine à vecteurs de support, ou SVM, et les réseaux de neurones. Toutes deux sont connues pour leur grande capacité à reconnaître des défauts, même subtils. Nous avons comparé leur performance dans le cadre d'un diagnostic automatique des défauts statoriques de la GADA, à partir de simulations. L'idée est de voir laquelle est la plus adaptée pour ce type de machine, dans un contexte réaliste.

4.1. Aperçu des méthode classiques de diagnostic

Avant l'arrivée des techniques d'intelligence artificielle, le suivi de l'état des machines électriques reposait principalement sur ce qu'on appelle des méthodes « classiques ».

Ces approches utilisaient des outils mathématiques appliqués aux signaux mesurés sur la machine comme les courants, les tensions ou les flux magnétiques dans le but de repérer tout comportement inhabituel. L'idée était simple : en analysant finement ces signaux, on pouvait détecter les premiers signes de défauts, parfois bien avant qu'ils ne deviennent visibles ou critiques.

4.1.1. Analyse spectrale (FFT)

La transformée de Fourier est très utilisée pour analyser les systèmes linéaires invariants dans le temps, car elle permet de représenter un signal dans le domaine fréquentiel. Mais cette méthode suppose que le signal est stationnaire, ce qui n'est pas toujours vrai, notamment en présence de défauts. C'est pourquoi certains travaux, comme celui de l'École Nationale Polytechnique d'Alger, soulignent ses limites face aux signaux non stationnaires [15].

4.1.1. Transformation de Park

La transformation de Park (abc \rightarrow dq) permet de ramener les grandeurs triphasées à un repère tournant (axes d et q), simplifiant les équations électromagnétiques et permettant une analyse temps-fréquence plus claire. En régime normal, les composantes d et q sont quasi constantes, mais dès qu'un défaut comme une cassure de barre apparaît, on observe des variations nettes dans ce repère simplifié [16].

4.2. Méthodologie de classification par intelligence artificielle

Aujourd'hui, l'intelligence artificielle change la situation dans le diagnostic des machines électriques. Plutôt que de tout calculer avec des équations compliquées, elle apprend en observant des cas réels, comme le ferait un technicien qui prend de l'expérience sur le terrain.

Dans notre travail, nous avons utilisé deux méthodes principales d'intelligence artificielle pour identifier les défauts dans une génératrice asynchrone à double alimentation (GADA):

- La méthode SVM (Support Vector Machine), qui est notre méthode principale.
- Les réseaux de neurones, pour faire une comparaison simple et voir les différences de performance.

4.3. La classification par la méthode SVM

4.3.1. Introduction à la classification automatique

La Support Vector Machine (SVM) est une méthode d'apprentissage supervisé inventée par Cortes et Vapnik en 1995. Elle se montre très efficace aussi bien pour la classification que la régression. Son principe est simple : trouver un **hyperplan optimal** pour séparer les classes, en maximisant la marge(la distance entre l'hyperplan et les points de données les plus

proches), appelés vecteurs de support. Cette stratégie permet une excellente capacité de généralisation, même avec des données bruitées ou complexes [17].

Dans notre étude, la SVM est utilisée pour classifier les régimes de fonctionnement d'une Génératrice Asynchrone à Double Alimentation (GADA). Les régimes considérés incluent :

- Le régime sain.
- Le déséquilibre de charge.
- Le court-circuit des spires.

La classification automatique permet de détecter rapidement les anomalies dans le fonctionnement de la GADA, ce qui est essentiel pour éviter les pannes coûteuses et les arrêts imprévus. La GADA étant particulièrement sensible aux défauts de court-circuit ou aux déséquilibres de charge, une surveillance intelligente et automatisée est indispensable.

Le choix de la SVM est motivé par plusieurs avantages clés :

- Sa robustesse vis-à-vis du surapprentissage, même sur de petits jeux de données.
- Sa capacité à traiter efficacement les relations non linéaires grâce à l'utilisation de noyaux adaptés.
- Son efficacité démontrée dans des nombreuses applications de détection des défauts électriques.

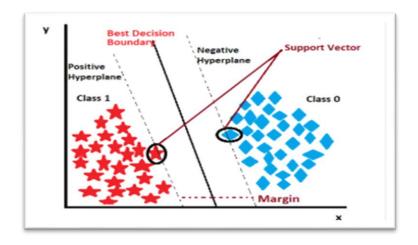


Fig 4.1 : Schéma de principe SVM avec hyperplan

Cas linéaire :

La SVM cherche la ligne (ou le plan) qui sépare les deux groupes avec la plus grande marge possible (distance entre la ligne et les points les plus proches des deux groupes).

Cas nonlinéaire :

La SVM utilise une astuce intelligente, elle transforme les données dans un espace plus grand (appelé espace des caractéristiques) où elles deviennent séparables. C'est ce qu'on appelle la méthode du noyau (kernel trick).

Noyaux fréquents :

- RBF (radial basis function) très utilisé pour les cas non linéaires.
- Polynomial.
- Sigmoïde.

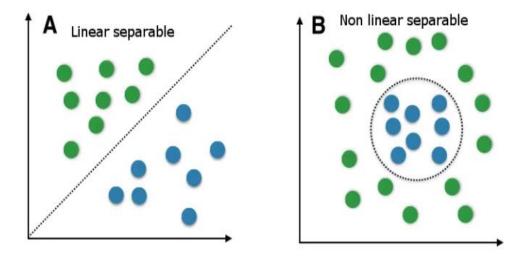


Fig 4.2: Comparaison entre les deux cas

4.3.2. Choix du noyau SVM

Le noyau joue un rôle fondamental dans le fonctionnement de la SVM. Il permet de transformer les données d'un espace d'entrée de dimension « **n** » vers un espace de caractéristiques de dimension plus élevée où une séparation linéaire peut être trouvée, même si les données ne sont pas linéairement séparables dans l'espace original [18].

Nous avons choisi le noyau RBF (Radial Basis Function), également appelé noyau gaussien.

Il est défini par :

$$K(x_i, x_i) = \exp(-\gamma \times ||x_i - x_i||^2)$$
 (IV.1)

- x_i et x_j sont deux vecteurs de données.
- $\|\mathbf{x}_i \mathbf{x}_i\|^2$ est la distance euclidienne entre eux.
- γ est un paramètre qui contrôle l'influence locale des points d'entraînement.

Les avantages du noyau **RBF** incluent :

- Il gère efficacement les frontières de décision non linéaires.
- Il ne dépend que d'un seul paramètre (γ) , facilitant l'optimisation.
- Il a montré des bonnes performances sur des jeux de données de taille moyenne comme les nôtres.
- MATLAB permet de spécifier ce noyau via :

templateSWM('KernelFunction', 'rbf', 'KernelScale', 'auto')

4.3.3. Prétraitement des données

Le fichier de données utilisé, **Results.csv**, contient un ensemble de caractéristiques extraites à partir de simulations de la GADA dans différents régimes de fonctionnement.

```
% 1. Charger les données
T = readtable('Results.csv');
```

Les variables retenues sont :

- F_r : Fréquence rotorique (Hz)
- V_r : Tension rotorique (V)
- I_{as} , I_{bs} , I_{cs} : Les courants statoriques (A)
- V_{as} , V_{bs} , V_{cs} : Les tensions statoriques (V)
- Classe: étiquette de régime (0 = sain, 1 = déséquilibre de charge, 2 = court-circuit)

Avant l'entraînement du modèle, les étapes suivantes ont été appliquées :

 Normalisation : Les caractéristiques ont été normalisées afin de garantir que toutes les variables soient sur une échelle comparable, ce qui améliore la convergence de la SVM. Cela est réalisé en MATLAB par :

```
X = normalize([T.Fr, T.Vr, T.Ias, T.Ibs,T.Ics, T.Vas, T.Vbs, T.Vcs]);
```

• Conversion des étiquettes : La colonne "Classe" est convertie en variable catégorielle avec la fonction par :

```
Y = categorical(T.Classe);
```

• **Division du jeu de données** : Un échantillonnage stratifié est réalisé avec un ratio de 60 % pour l'apprentissage et 40 % pour le test. Cette division garantit que la proportion de chaque classe est conservée dans les deux sous-ensembles.

```
rng(42); % pour reproductibilité
c = cvpartition(Y, 'HoldOut', 0.4, 'Stratify', true);
Xtrain = X(c.training, :); Ytrain = Y(c.training);
Xtest = X(c.test, :); Ytest = Y(c.test);
```

4.3.4. Entraînement du modèle SVM

La classification multi-classe est gérée via la fonction **fitcecoc**, qui implémente la stratégie One-vs-One. Cela signifie que plusieurs classificateurs binaires sont entraînés, chacun différenciant deux classes à la fois. Pour trois classes (0, 1, 2), cela génère trois modèles : (0 vs 1), (0 vs 2), et (1 vs 2). Chaque modèle prédit une classe, et la classe finale est obtenue par vote majoritaire [19].

```
svm = templateSWM('KernelFunction', 'rbf', 'KernelScale', 'auto');
model = fitcecoc(Xtrain, Ytrain, 'Learners', svm, 'Coding', 'onevsone', ...
'CrossVal', 'on', 'KFold', 5);
```

Le modèle est ensuite évalué sur les données de test avec :

```
Ypred = predict(model.Trained{1}, Xtest);
```

4.3.5. Évaluation des performances

L'évaluation des performances des modèlesde classification repose sur les métriques telles que la précision, le rappel, la sensibilité, la spécificité et la F-mesure [20].

Précision globale (accuracy) :

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{Total} \times 100$$
 (IV.2)

Avec:

- Accuracy : mesure la proportion de prédictions correctes faites par le modèle, exprimée en pourcentage.
- TP (True Positives): nombre de cas positifs correctement prédits comme positifs.
- TN (TrueNegatives) : nombre de cas négatifs correctement prédits comme négatifs.
- **Total**: nombre total de prédictions, c'est-à-dire la somme des vrais positifs (TP), vrais négatifs (TN), faux positifs (FP), et faux négatifs (FN)

Elle est calculée par:

```
accuracy = 100 * sum(diag(C)) / sum(C(:));
```

Résultat obtenu:

```
Précision : 100.00 %
```

Matrice de confusion : Elle permet de visualiser les bonnes et mauvaises prédictions pour chaque classe. La diagonale représente les prédictions correctes ; les valeurs hors-diagonale indiquent les erreurs [21].

Elle est exprimée par :

```
[C, G] = confusionmat(Ytest, Ypred);
```

Pour afficher la matrice de confusion sous forme graphique (chart), Cela s'exprime par :

confusionchart(Ytest, Ypred, 'Title','Matrice de confusion');

Résultat obtenu:

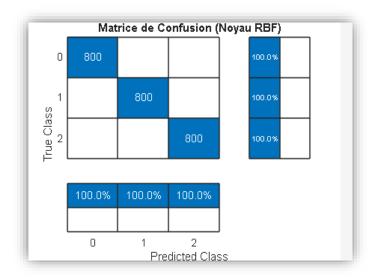


Fig 4.3: Matrice de confusion (Noyau RBF)

4.3.6. Implémentation de la classification SVM à partir d'un vecteur de test (newData)

Dans cette section, nous présentons une application pratique de la méthode SVM pour prédire la classe d'un nouveau régime de fonctionnement de la GADA, en utilisant un vecteur de caractéristiques (newData).

4.3.7. Construction du vecteur de caractéristiques

Pour chaque état de la machine (sain, déséquilibre, court-circuit), nous avons extrait un ensemble de caractéristiques physiques simulées ou mesurées.

Le vecteur utilisé contient les informations suivantes :

• Fr : fréquence rotorique

• Vr : tension rotorique

• Vas, Vbs, Vcs: tensions statoriques des trois phases

• Ias, Ibs, Ics: courants statoriques des trois phases

Ce vecteur peut être représenté comme suit :

```
newData = [Fr, Vr, Vas, Vbs, Vcs, Ias, Ibs, Ics];
```

Ce vecteur de dimension 8 est ensuite normalisé avec les mêmes paramètres de normalisation utilisés lors de l'entraînement du modèle.

4.3.8. Prédiction de la classe avec le modèle SVM

Une fois le vecteur prêt, on l'introduit dans le modèle SVM entraîné pour effectuer la classification :

```
predictedClass = predict(SVMModel, newData);
```

La sortie predictedClass est une étiquette représentant la classe du régime correspondant à ce vecteur :

- 0 : régime sain.
- 1 : régime déséquilibré.
- 2 : régime court-circuite.

4.3.9. Évaluation pratique de la robustesse du modèle SVM

Après l'entraînement du modèle SVM à noyau RBF sur les données extraites de la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA), nous avons souhaité tester son efficacité réelle en simulant des cas concrets à travers des vecteurs de caractéristiques typiques.

Pour cela, trois essais distincts ont été réalisés, chacun correspondant à un régime bien défini de fonctionnement de la machine :

• Essai 1 : Régime sain

On a fait une simulation MATLAB avec :

Fr = 24 Hz et Vr = 44 V

Et on a obtenu ce vecteur:

newData = [24, 44, 0.7217,0.7190, 0.7202,90.2127, 89.8792,90.0210]

Précision: 100.00% Machine en regime: sain >>

Ce vecteur représente un état stable et équilibré de la machine. Le modèle SVM l'a correctement classé comme sain, prouvant sa capacité à reconnaître un fonctionnement normal.

• Essai 2 : Déséquilibre de charge

On a fait une simulation MATLAB avec :

Fr = 34 Hz et Vr = 6V

On a obtenu ce vecteur:

newData = [34, 6, 0.2910, 0.6911, 0.7156, 128.0459, 86.3930, 89.4471];

```
Precision: 100.00%
Machine en regime: déséquilibre de charge
>>
```

Ce vecteur simule un déséquilibre, avec des courants et tensions légèrement perturbés. Le modèle a donné comme sortie un déséquilibre de charge, ce qui confirme la sensibilité du classificateur aux variations asymétriques.

• Essai 3 : Court-circuit de spires

On a fait une simulation MATLAB avec :

```
Fr = 34 \text{ Hz et Vr} = 6V
```

On a obtenu ce vecteur:

newData = [47, 20, 1.8189, 0.92, 1.286, 227.3604, 114.99, 160.7451];

```
Précision: 100.00%
Machine en regime: court-circuitè
>>
```

Ce dernier vecteur illustre un état dégradé typique d'un court-circuit partiel. Le SVM a identifié correctement le régime de la machine, confirmant ainsi sa capacité à détecter les défauts sévères.

Conclusion

Les trois essais réalisés mettent en évidence la fiabilité et la précision de la méthode SVM employée. Le modèle a démontré sa capacité à différencier efficacement les trois régimes de fonctionnement, en s'appuyant uniquement sur des grandeur sélectriques facilement

mesurables telles que les tensions, les courants, la fréquence et la tension rotorique. Ces résultats soulignent la pertinence de cette approche pour une intégration en temps réel dans un système de surveillance intelligent des générateurs. Elle constitue ainsi une solution efficace, à la fois pratique et performante, pour le diagnostic automatisé des défauts.

4.4. Classification avec les Réseaux de Neurones

4.4.1. Présentation des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels (ANN – Artificial Neural Networks) sont inspirés du fonctionnement du cerveau humain. Tout comme les neurones biologiques, ils sont capables de recevoir des signaux, de les traiter, et de produire une réponse. Cette analogie biologique leur permet de simuler des mécanismes intelligents tels que la perception, l'apprentissage ou la prise de décision.

Concrètement, un réseau de neurones est composé de couches interconnectées de neurones artificiels. Chaque neurone reçoit plusieurs entrées, pondérées par des poids, et leur ajoute un biais. Le résultat est ensuite transformé par une fonction d'activation, qui permet de modéliser des relations non linéaires [22]. Les neurones sont organisés en trois types de couches :

- La couche d'entrée, qui reçoit les données brutes du problème étudié.
- Une ou plusieurs couches cachées, qui apprennent à extraire des représentations pertinentes.
- La couche de sortie, qui fournit la prédiction finale du réseau (classe, valeur, etc.).

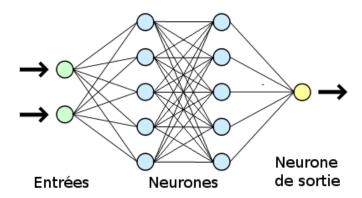


Fig 4.4 : Architecture d'un réseau de neurones

4.4.2. Les éléments fondamentaux dans un réseau de neurones

> Poids (weight)

Un poids est un nombre associé à chaque connexion entre les neurones. Il sert à ajuster l'influence d'une entrée sur la sortie du neurone.

Biais (biais)

Le biais est une valeur fixe ajoutée à la somme des entrées pondérées. Il permet au neurone de produire une sortie même si les entrées sont nulles.

> Fonction d'activation

La fonction d'activation est une formule mathématique appliquée à la sortie du neurone.

Elle décide si le neurone doit s'activer ou non.

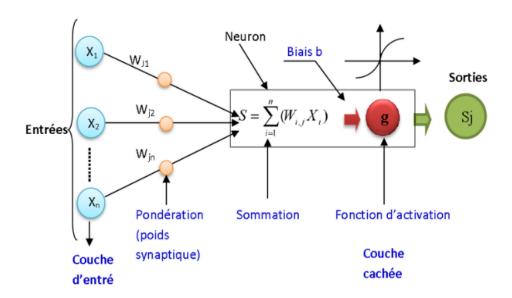


Fig 4.5 : La géométrie d'un réseau de neurones

4.4.3. Architecture utilisée

Dans notre travail, nous avons mis en place un réseau de type perceptron multicouche (MLP – Multilayer Perceptron), qui est l'une des architectures les plus simples et les plus courantes des réseaux de neurones.

Voici la configuration adoptée :

- Couche d'entrée : elle contient 8 neurones, correspondant aux 8 variables mesurées ou extraites de notre système (par exemple : (fréquence rotorique, tension rotorique, courants et tensions statoriques).
- Couche cachée : nous avons testé une couche cachée, comprenant 10 neurones, selon les essais. Ces couches sont essentielles pour permettre au réseau de capturer des relations complexes dans les données.
- Couche de sortie : elle comprend 3 neurones, correspondant aux trois classes de régimes de fonctionnement à distinguer (régime sain, défaut de déséquilibre, courtcircuit).

Cette architecture a été retenue car elle offre un bon équilibre entre simplicité de mise en œuvre et capacité d'apprentissage. Le perceptron multicouche (MLP), bien qu'il soit plus

souple que la méthode SVM, demande un réglage précis de plusieurs paramètres comme le taux d'apprentissage, la fonction d'activation. Deplus, il nécessite un volume de données d'entraînement suffisant et représentatif, afin d'éviter les risques de surapprentissage (overfitting) et garantir une bonne généralisation.

Le schéma suivant illustre l'architecture de nos réseaux :

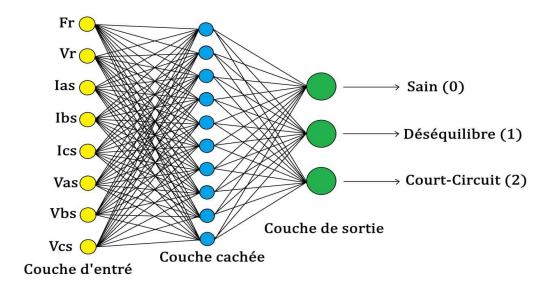


Fig 4.6 : Architecture d'un réseau de nos réseau neurones

4.4.4. Prétraitement des données

Les données utilisées dans cette étude sont les mêmes qui sont utilisées dans la SVM . Chaque ligne représente un échantillon mesuré ou simulé, caractérisé par les grandeurs suivantes :

- Fréquence rotorique Fr
- Tension rotorique Vr
- Courants statoriques: Ias, Ibs, Ics
- Tensions statoriques: Vas, Vbs, Vcs

Ces 8 paramètres sont regroupés dans un vecteur d'entrée pour alimenter le réseau.

Les sorties cibles sont catégorielles, codées selon trois régimes :

- **0**: fonctionnement sain.
- 1 : déséquilibre de charge.
- 2 : court-circuit de spires.

Avant l'entraînement du réseau, les données ont été divisées aléatoirement de façon stratifiée :

- 80 % des échantillons sont utilisés pour l'entraînement.
- 20 % sont réservés pour les tests.

Les données d'entrée sont normalisées en utilisant la moyenne et l'écart type calculés uniquement à partir du jeu d'apprentissage, afin d'éviter toute fuite d'information vers les données de test. Cette étape de prétraitement est essentielle pour aider le réseau de neurones à apprendre plus efficacement et à converger plus rapidement.

4.4.5. Évaluation et interprétation

Une fois le réseau entraîné, nous avons évalué sa performance sur le jeu de test. Le modèle retourne pour chaque échantillon une probabilité d'appartenance à chaque classe. La classe ayant la probabilité la plus élevée est choisie comme prédiction.

Le tableau de confusion (ou matrice de confusion) est utilisé pour évaluer la qualité de classification :

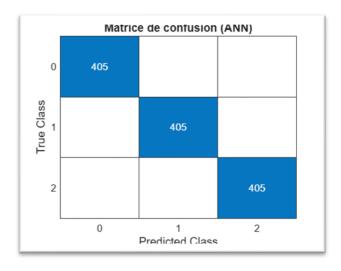


Fig 4.7: Matrice de confusion (ANN)

La précision globale est calculée par le ratio des bonnes prédictions sur le total des échantillons testés. Cette valeur est affichée dans la console à l'issue du test.

```
accuracy = mean(Ytest == Ypred) * 100;
fprintf('\nPrécision (réseau de neurones) : %.2f%\n', accuracy);
```

4.4.6. Test du modèle sur de nouvelles données

Pour vérifier la capacité de généralisation du modèle, nous avons testé le réseau sur les mêmes données qu'on a testé dans la méthode SVM :

• Essai 1 : Régime sain

On a fait une simulation MATLAB avec:

```
Fr = 24 \text{ Hz et Vr} = 44
```

Et on a obtenu ce vecteur:

newData = [24, 44, 0.7217, 0.7190, 0.7202, 90.2127, 89.8792, 90.0210];

```
Précision (réseau de neurones) : 100.00%

=== Résultat de la classification ===
Nouvelles données: [24.0 44.0 0.7 0.7 0.7 90.2 89.9 90.0 ]
Classe prédite : 0 (0)

Probabilités par classe:
Classe 0 (0) : 100.00%
Classe 1 (1) : 0.00%
Classe 2 (2) : 0.00%
>>
```

Ce vecteur correspond à un état de fonctionnement stable et équilibré de la machine. Le modèle l'a correctement identifié comme sain, démontrant ainsi sa capacité à reconnaître une situation normale.

• Essai 2 : Déséquilibre de charge

On a fait une simulation MATLAB avec :

$$Fr = 34 \text{ Hz et } Vr = 6V$$

On a obtenu ce vecteur:

newData = [34, 6, 0.2910, 0.6911, 0.7156, 128.0459, 86.3930, 89.4471];

```
Précision (réseau de neurones) : 100.00%

=== Résultat de la classification ===
Nouvelles données: [34.0 6.0 0.3 0.7 0.7 128.0 86.4 89.4 ]
Classe prédite : 1 (1)

Probabilités par classe:
Classe 0 (0) : 0.00%
Classe 1 (1) : 100.00%
Classe 2 (2) : 0.00%
>>
```

Ce vecteur simule un déséquilibre, caractérisé par de légères perturbations dans les courants et tensions. Le modèle a prédit la classe 1 (déséquilibre), ce qui confirme sa sensibilité aux variations asymétriques.

• Essai 3 : Court-circuit de spires

On a fait une simulation MATLAB avec :

$$Fr = 34 \text{ Hz et Vr} = 6V$$

On a obtenu ce vecteur:

newData = [47, 20, 1.8189,0.92, 1.286,227.3604, 114.99,160.7451];

```
Précision (réseau de neurones) : 100.00%

=== Résultat de la classification ===
Nouvelles données: [47.0 20.0 1.8 0.9 1.3 227.4 115.0 160.7 ]
Classe prédite : 2 (2)

Probabilités par classe:
Classe 0 (0) : 0.00%
Classe 1 (1) : 0.00%
Classe 2 (2) : 100.00%
>>
```

Ce dernier vecteur reflète un état de dégradation typique d'un court-circuit partiel. Le réseau de neurones a correctement détecté la classe 2(court-circuit de spires), validant son aptitude à identifier les défauts sévères.

Conclusion

Les réseaux de neurones se sont montrés très efficaces pour identifier automatiquement les différents régimes de fonctionnement de la GADA. Leur capacité à apprendre des comportements complexes et non linéaires leur permet de produire des résultats plus précis et nuancés que les approches classiques.

Par rapport aux SVM, ils offrent une meilleure adaptabilité aux données. En revanche, ils exigent un plus grand volume d'exemples pour bien apprendre, ainsi qu'un réglage précis de certains paramètres comme le nombre de neurones, la structure du réseau ou le taux d'apprentissage, afin d'éviter qu'ils ne s'adaptent trop aux données d'apprentissage au détriment de leur performance générale.

4.5. Comparaison entre SVM et Réseaux de neurones

Dans cette section, nous comparons les deux approches d'intelligence artificielle utilisées pour la classification des défauts statoriques dans une GADA : la machine à vecteurs desupport(SVM) et les réseaux de neurones artificiels (ANN). L'objectif est d'évaluer leurs performances respectives en termes de précision, de sensibilité aux défauts, de robustesse et de facilité d'implémentation.

4.5.1. Tableau comparatif entre SVM et Réseaux de Neurones pour la classification des défauts dans une GADA

Critère	SVM (Support Vector Machine)	Réseaux de Neurones (ANN)
Principe	Trouve un hyperplan optimal pour séparer les classes.	Apprentissage inspiré du cerveau, via couches de
		neurones.

CHAPITRE 4 : Discrimination des défauts de la GADA par les méthodes de l'IA

Capacité de généralisation	Très bonne, même avec peu de données.	Bonne si le volume de données est suffisant.
Sensibilité au surapprentissage	Faible (surtout avec un noyau RBF bien réglé).	Élevée si mal paramétré ou données insuffisantes.
Prétraitement requis	Normalisation des données + choix du noyau (RBF ici).	Normalisation + réglages de l'architecture + fonction d'activation.
Paramètres à ajuster	Type de noyau, paramètre γ.	Nombre de couches, neurones, taux d'apprentissage, activation.

Pour un problème de classification bien défini avec peu de classes, comme ici (sain, déséquilibre, court-circuit), le SVM avec noyau RBF est plus adapté grâce à sa simplicité, sa rapidité et sa robustesse.

Les réseaux de neurones restent une alternative puissante et évolutive, surtout pour des projets futurs avec des données plus complexes ou des classes supplémentaires.

Conclusion

Ce chapitre a présenté l'utilisation de l'intelligence artificielle pour détecter automatiquement les défauts statoriques d'une génératrice asynchrone à double alimentation

(GADA). Deux approches ont été comparées : les machines à vecteurs de support (SVM) avec noyau RBF et les réseaux de neurones artificiels (ANN).

Après un rappel des méthodes classiques, comme la transformée de Park, nous avons mis en place une stratégie basée sur l'extraction de caractéristiques électriques (fréquence et tension rotorique, courants et tensions statoriques). Ces données ont permis d'entraîner des modèles capables de distinguer trois régimes : sain, déséquilibre de charge et court-circuit de spires.

Les résultats ont montré que les deux techniques sont fiables, avec un léger avantage pour le SVM en précision et rapidité. Le réseau de neurones s'est montré plus flexible, mais plus sensible aux réglages. Les tests sur de nouvelles données ont confirmé la capacité des modèles à bien généraliser.

En conclusion, cette étude valide l'intérêt des approches IA pour un diagnostic automatisé et ouvre la voie à leur intégration dans des systèmes de surveillance intelligents.

CHAPITRE 5 : Etude Expérimentale **CHAPITRE 5 : Etude Expérimentale**

Introduction

Après avoir établi une modélisation théorique de la génératrice asynchrone à double

alimentation (GADA) et validé les résultats par simulation, ce chapitre est consacré à la

validation expérimentale. L'objectif est de confronter les résultats obtenus par modélisation

avec ceux issus de mesures réelles, réalisées en laboratoire de l'aéronautique (Pav20).

Dans ce cadre, un moteur asynchrone à rotor bobiné a été acquis, rebobiné, puis

équipé d'un capteur de flux pour permettre une analyse approfondie de son comportement en

différents régimes de fonctionnement. Une série d'essais a été menée afin d'observer les

réponses de la machine dans trois cas distincts : le régime sain, le régime déséquilibré et le

court-circuit de spires.

Cette étude expérimentale vise également à appliquer la méthode de classification

SVM sur les données collectées, afin de vérifier l'efficacité de l'approche dans des conditions

réelles. Les résultats permettront ainsi de valider le potentiel des techniques d'intelligence

artificielle dans le cadre de la maintenance prédictive des machines électriques.

5.1. Caractéristiques techniques de la machine testée

La machine utilisée pour l'étude expérimentale est un moteur asynchrone à rotor bobiné

de la marque BAUMULLER NÜRNBERG, sélectionné pour sa configuration adaptée aux

essais de classification des défauts. Ses caractéristiques techniques sont détaillées ci-dessous :

Marque: BAUMULLER NÜRNBERG

Type : DSV 433

Numéro de série : 387584

Puissance nominale: 2.4 kW

Tension d'alimentation: 220/380 V (connexion triangle/étoile)

Courant nominal: 9.7 / 5.6 A

Vitesse nominale: 1400 tr/min

 $Cos \phi : 0.81$

Nombre d'encoches statoriques : 36

98

CHAPITRE 5 : Etude Expérimentale

• Pas d'enroulement : 8-10-12

• **Section du fil** : 2×0.65 mm

• Nombre de spires par enroulement : 40

• Longueur du stator (Ls) : 105 mm

• Diamètre intérieur du stator (Ds) : 115 mm

• Largeur d'encoche : 35 mm

Cette machine a été choisie pour sa compatibilité avec les techniques de rebobinage manuel et la possibilité d'ajouter un capteur de flux statorique. Elle représente un modèle type de machine utilisée dans les systèmes de production décentralisée d'énergie (comme l'éolien), ce qui en fait un excellent candidat pour valider expérimentalement les approches de classification des défauts.

5.2. Rebobinage du stator

Dans le cadre de cette étude expérimentale, un rebobinage complet du stator de la machine testée a été réalisé afin d'adapter l'enroulement aux besoins des essais et d'améliorer la qualité des mesures. Cette étape est cruciale pour garantir une bonne symétrie des phases et permettre l'ajout d'un capteur de flux auxiliaire.

5.2.1. Démontage du stator

Le stator a d'abord été soigneusement démonté de la carcasse de la machine pour permettre l'accès aux anciennes bobines.



Fig 5.1: Ancien bobinage du stator

5.2.2. Débobinage

Les anciens enroulements ont été retirés avec précaution pour éviter tout dommage aux tôles du circuit magnétique.



Fig 5.2 : Stator sans enroulements

5.2.3. Nettoyage et préparation des encoches

Toutes les encoches statoriques (au nombre de 36) ont été nettoyées et vérifiées pour assurer une bonne isolation et un passage facile des conducteurs.



Fig 5.3 : Stator nettoyé et préparé

Après avoir nettoyé le stator, nous avons préparé et découpé le papier isolant afin de l'insérer soigneusement dans les encoches, assurant ainsi une bonne isolation des conducteurs.



Fig 5.4 : Le papier isolant découpé



Fig 5.5: Stator avec le papier isolant

5.2.4. Rebobinage

Un nouvel enroulement triphasé a été réalisé, selon un pas d'enroulement de 8-10-12, avec :

Nombre de spires : 40 spires par bobine

Section du conducteur : $2 \times 0.65 \text{ mm}$

Forme des enroulements : bobines insérées manuellement, assurant un bon équilibrage entre les phases

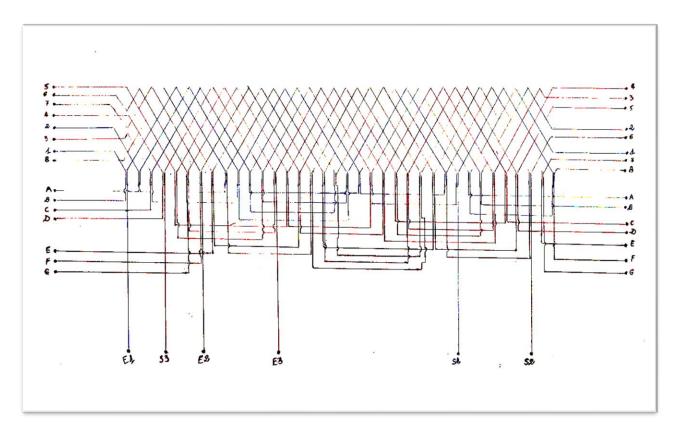


Fig5.6: Ancien schéma du bobinage (Pas: 3 moules de 1-9)

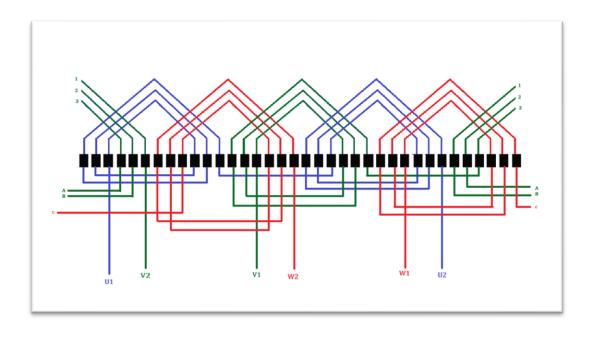




Fig5.7 : Nouveau schéma du bobinage (Pas : 8-10-12)

Fig5.8: Encochement du premier enroulement statorique



Fig5.9: Le stator avec tous les enroulements

5.1.1. Isolation et calage

Les enroulements ont été isolés avec du papier isolant et calés à l'aide de coins d'encoches pour éviter tout mouvement lors du fonctionnement.



Fig5.10: Le stator après l'isolation

5.2.5. Capteur de flux

Un capteur de flux a été ajouté, enroulé selon un pas de 2 modules (1-7), conformément au schéma ci-dessous.

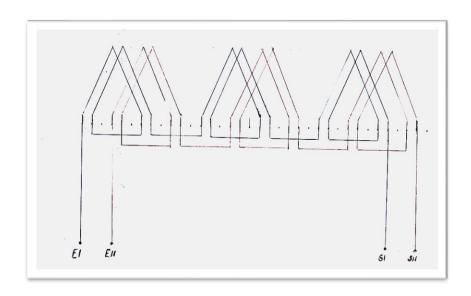


Fig 5.11 : Schéma du capteur du flux

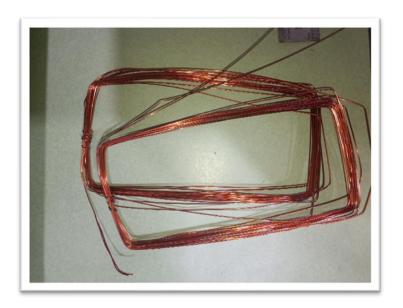


Fig 5.12 : L'enroulement du capteur de flux

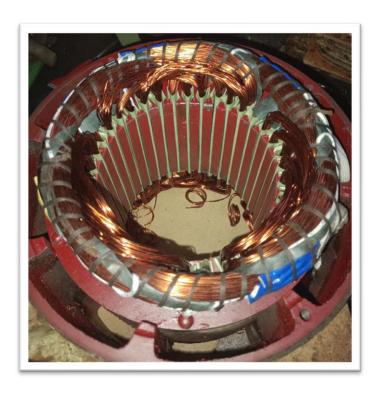


Fig 5.13: Insertion du capteur dans le stator

5.2.6. Montage final

Le stator rebobiné a été remonté dans la carcasse de la machine, prêt à être testé.



Fig 5.14: Le montage de la GADA avec le MCC

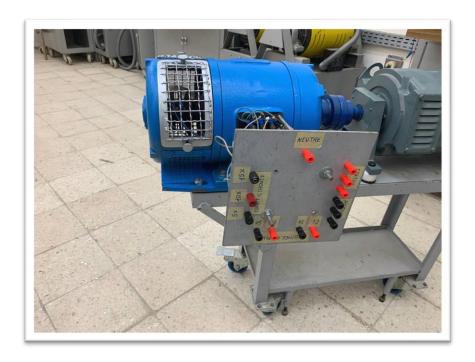


Fig 5.15 : Montage de la plaque a bornes

5.2.7. Schéma du montage

La GADA a été correctement installée et soigneusement alignée avec la machine à courant continu (MCC). Nous l'avons ensuite raccordée au banc d'essai comme illustré dans la figure ci-dessous. Durant les tests, une charge équilibrée de 110 Ohms a été appliquée dans les trois phases. Pour simuler une situation de déséquilibre, nous avons modifié la charge en maintenant deux phases à 110 Ohms, tandis que la troisième phase a été réduite à 25 Ohms, afin de reproduire un déséquilibre typique entre les phases.

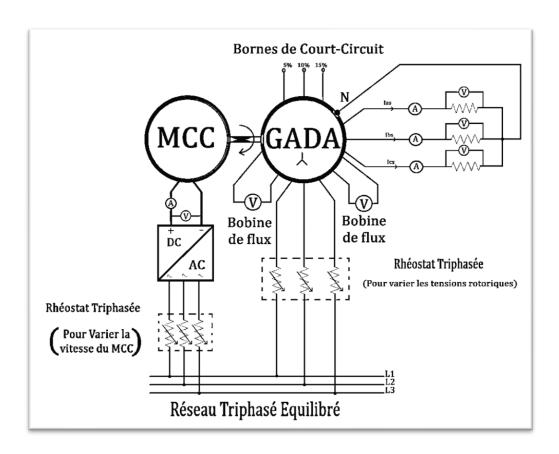


Fig 5.16 : Schéma de câblage de la GADA

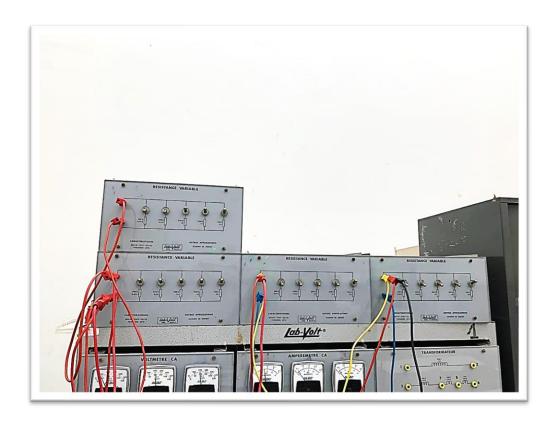


Fig 5.17 : Les résistance utilisées dans les essais

5.3. Mise en marche et essais expérimentaux

Après l'opération de rebobinage et l'intégration du capteur de flux, la génératrice asynchrone à rotor bobiné a été mise en service dans le laboratoire d'électrotechnique. Pour entraîner mécaniquement la machine, un moteur à courant continu a été utilisé comme entraîneur. Cette configuration permet de contrôler précisément la vitesse de rotation de la génératrice, et ainsi de simuler différents régimes de fonctionnement.

Les essais expérimentaux ont été réalisés dans trois régimes distincts :

• **Régime sain** : fonctionnement normal avec des charges équilibrées sur les trois phases.

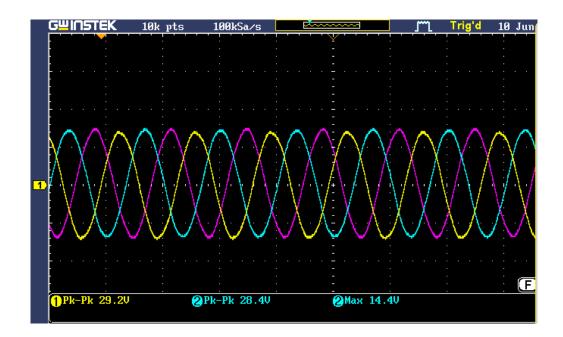


Fig 5.18 : Les tensions statoriques dans le régime sain

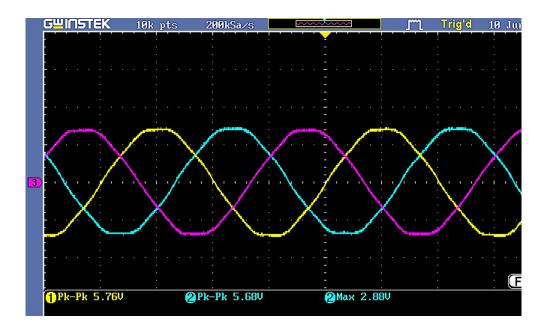


Fig 5.19 : Les tensions rotoriques dans le régime sain

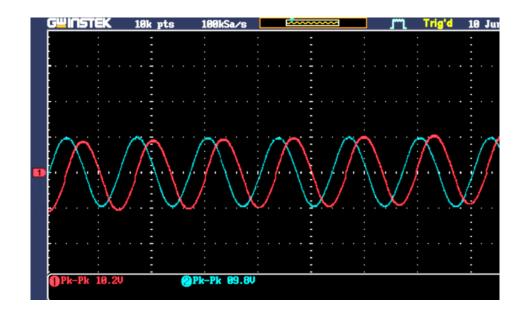


Fig 5.20 : Le flux statoriques dans le régime sain

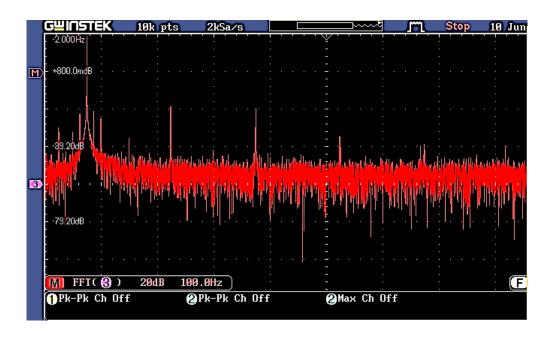


Fig 5.21 : Le spectre FFT dans le régime sain

• Régime avec déséquilibre de charge :

Une résistance différente est appliquée à l'une des phases pour simuler un déséquilibre réel souvent rencontré dans les systèmes électriques.



Fig 5.22 : Les tensions statoriques dans le régime déséquilibré

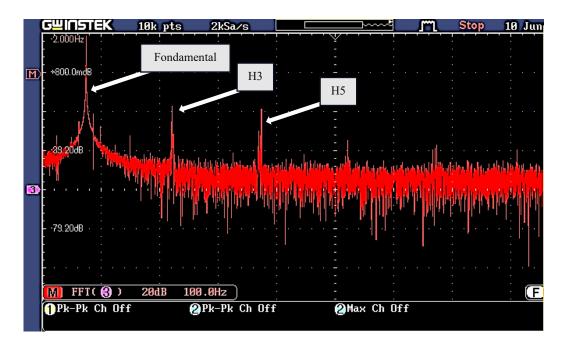


Fig 5.23 : Le spectre FFT dans le régime déséquilibré

• Régime avec court-circuit de spires :

Un défaut est introduit au niveau de l'enroulement statorique pour observer son impact sur les grandeurs électriques.

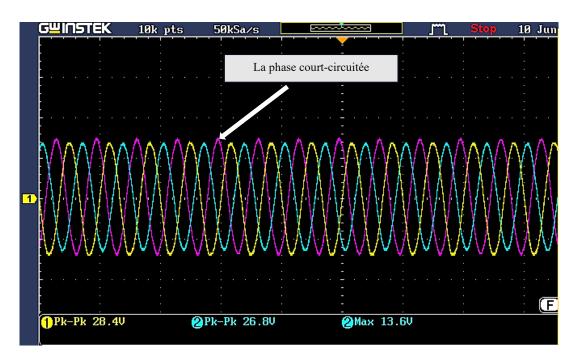


Fig 5.24 : Les tensions statoriques dans le régime court-circuité (15%)

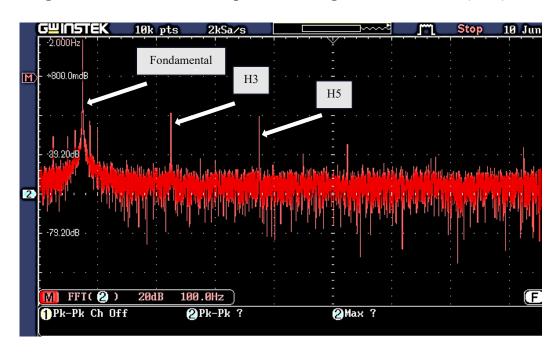


Fig 5.25 : Le spectre FFT dans le régime court-circuité

CHAPITRE 5 : Etude Expérimentale

Durant chaque essai, plusieurs grandeurs électriques ont été mesurées et enregistrées,

notamment les tensions statoriques (Vas, Vbs, Vcs), les courants statoriques (Ias, Ibs, Ics)

sont calculés par la loi d'ohmset les signaux issus du capteur de flux.

Ces données ont servi par la suite à l'analyse du comportement dynamique de la

génératrice et à la classification automatique des régimes à l'aide d'algorithmes d'intelligence

artificielle (SVM).

L'ensemble de ces essais vise à reproduire des conditions réalistes de fonctionnement et

du défaut, afin de valider expérimentalement la capacité des méthodes de classification à

détecter et identifier les anomalies dans une génératrice asynchrone à rotor bobiné.

5.4. Classification d'un vecteur mesuré expérimentalement

Afin de vérifier la fiabilité et la robustesse du modèle d'intelligence artificielle développé,

nous avons réalisé un test basé sur des données réelles mesurées lors des essais expérimentaux

de la GADA.

Les grandeurs physiques relevées (fréquence rotorique, tension rotorique, tensions et

courants statoriques) ont été rassemblées dans un vecteur nommé newData, que nous avons

ensuite soumis au modèle SVM et ANN pour prédiction. L'objectif est de comparer la sortie

du classificateur avec l'état réel observé sur la machine, et ainsi valider l'applicabilité du

modèle sur des données réelles en dehors de l'ensemble d'apprentissage.

5.4.1. Les résultats des vecteurs

Dans le régime sain :

newData = [50, 21, 10.1, 10.35, 10.63, 0.0918, 0.0941, 0.0967]

115

```
Command Window

Le vecteur utilisé:
newData =

50.0000 21.0000 10.1000 10.3500 10.6300 0.0918 0.0941 0.0967

Machine en regime: sain
>> |
```

Fig 5.26 : Classification réelle du régime sain par SVM

```
Command Window

Précision (réseau de neurones) : 100.00%

=== Résultat de la classification ===
Nouvelles données: [50.0 21.0 10.1 10.3 10.6 0.1 0.1 0.1 ]
Classe prédite : 0 (0)

Probabilités par classe:
Classe 0 (0) : 100.00%
Classe 1 (1) : 0.00%
Classe 2 (2) : 0.00%
>>
```

Fig 5.27 : Classification réelle du régime sain par ANN

Dans le régime déséquilibré :

newData = [50, 21, 10.78, 9.36, 7.09, 0.43, 0.0851, 0.0644]

```
Command Window

Précision: 100.00%

Le vecteur utilisé :
newData =

50.0000 21.0000 10.7800 9.3600 7.0900 0.4300 0.0851 0.0644

Machine en regime: Déséquilibré
>>
```

Fig 5.28 : Classification réelle du régime Déséquilibré par SVM

```
Command Window

Précision (réseau de neurones) : 100.00%

=== Résultat de la classification ===
Nouvelles données: [50.0 21.0 10.8 9.4 7.1 0.4 0.1 0.1 ]
Classe prédite : 1 (1)

Probabilités par classe:
Classe 0 (0) : 0.00%
Classe 1 (1) : 100.00%
Classe 2 (2) : 0.00%
>>
```

Fig 5.29 : Classification réelle du régime Déséquilibré par ANN

Dans le régime court-circuité :

newData = [50, 21, 10.78, 10.07, 9.5, 0.098, 0.0915, 0.0864]

```
Command Window

Précision: 100.00%

Le vecteur utilisé :

newData =

50.0000 21.0000 10.7800 10.0700 9.5000 0.0980 0.0915 0.0864

Machine en regime: court-circuité

>>
```

Fig 5.30 : Classification réelle du régime court-circuité par SVM

```
Command Window

Précision (réseau de neurones) : 100.00%

=== Résultat de la classification ===
Nouvelles données: [50.0 21.0 10.8 10.1 9.5 0.1 0.1 0.1 ]
Classe prédite : 2 (2)

Probabilités par classe:
Classe 0 (0) : 0.00%
Classe 1 (1) : 0.00%
Classe 2 (2) : 100.00%
>> |
```

Fig 5.31 : Classification réelle du régime court-circuité par ANN

5.5. Interprétation des résultats

Après avoir effectué les essais pratiques sur la GADA, nous avons pu observer, analyser et comparer le comportement de la machine dans trois régimes distincts : le régime sain, le régime déséquilibré et le régime de court-circuit partiel. Les signaux analysés sont principalement les tensions statoriques, leur spectre fréquentiel (FFT), ainsi que les tensions rotoriques dans le régime sain.

➤ Régime sain

Dans cette condition, les tensions statoriques présentent une forme sinusoïdale propre et régulière, ce qui reflète un fonctionnement stable et équilibré de la GADA. Le spectre FFT des tensions montre un pic dominant à la fréquence fondamentale, avec quasiment aucune composante harmonique importante (car on ne peut jamais avoir le cas idéal), ce qui est typique d'un régime sans anomalies. Les tensions rotoriques sont également régulières et bien synchronisées avec l'alimentation rotorique (fr = 50 Hz du réseau), confirmant une bonne stabilité dynamique du système.

➤ Régime déséquilibré

Lors de l'introduction d'un déséquilibre dans les résistances de charge (110 Ω , 110 Ω et 25 Ω), des perturbations nettes sont apparues dans les tensions statoriques. On remarque

une légère distorsion de la forme d'onde par rapport au régime sain, accompagnée d'un déséquilibre en amplitude entre les phases.

Dans le spectre FFT, en plus de la fréquence fondamentale, des composantes supplémentaires à basse fréquence sont apparues (H3 et H5 etc...), témoignant de l'asymétrie du régime. Cette réponse est typique d'un déséquilibre de charge. Les tensions rotoriques, quant à elles, montrent également des variations légères, en lien avec l'impact du déséquilibre sur le système.

➤ Régime avec court-circuit de spires

Enfin, dans le cas d'un court-circuit de spires (défaut statorique), les tensions statoriques présentent des distorsions nettement plus marquées. Les formes d'onde sont visiblement altérées, et le déséquilibre entre les phases est accentué. Le spectre FFT révèle l'apparition des nombreuses harmoniques, notamment à des fréquences caractéristiques liées au défaut, ce qui permet de différencier clairement ce régime des deux précédents.

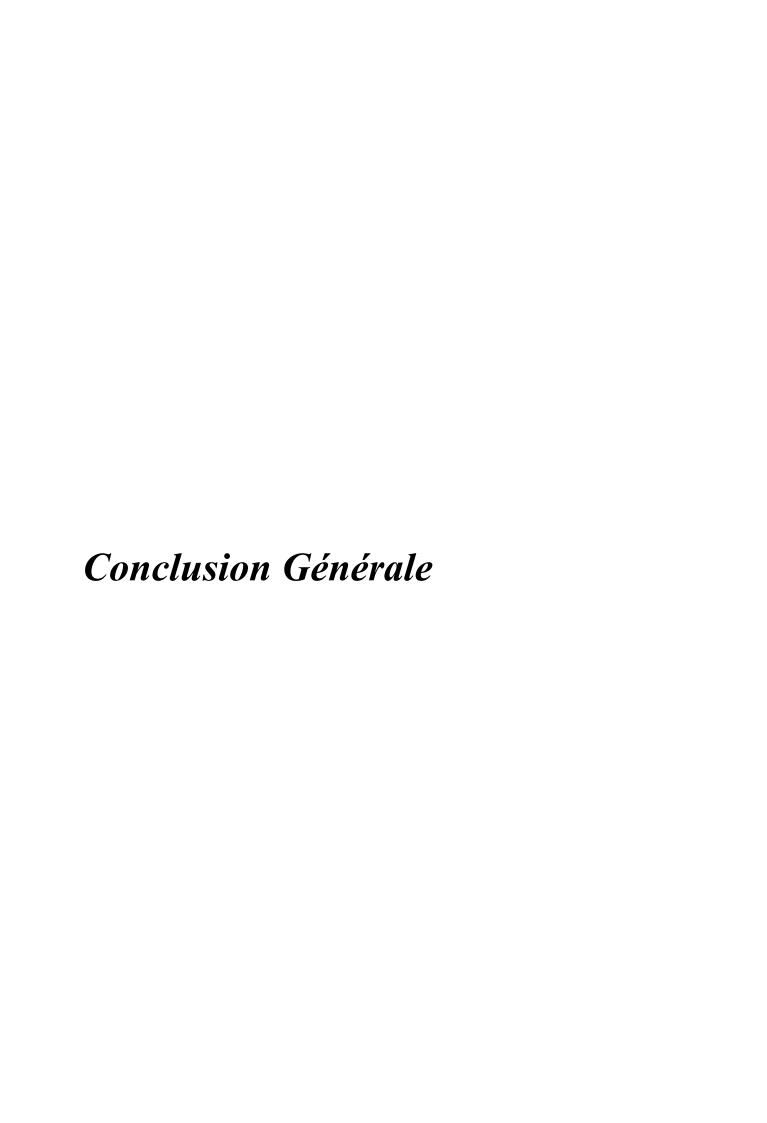
Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons concrètement mis en pratique tout ce qui a été développé dans les parties précédentes. Après avoir réalisé le rebobinage complet du stator de la GADA, nous avons effectué des essais expérimentaux dans trois régimes : fonctionnement sain, déséquilibre de charge, et court-circuit de spires.

À travers les mesures obtenues, nous avons analysé les tensions statoriques, leurs spectres FFT, ainsi que les tensions rotoriques dans le régime sain, ce qui nous a permis de bien distinguer les signatures de chaque état. Chaque régime présente des comportements différents, que ce soit en temps ou en fréquence, ce qui confirme que ces signaux peuvent effectivement servir d'indicateurs fiables pour identifier un défaut.

Nous avons également extrait des vecteurs de données réels issus des mesures, que nous avons testés avec les modèles d'intelligence artificielle (SVM et réseaux de neurones) construits en simulation. Ces modèles ont su reconnaître avec justesse l'état de la machine, ce qui prouve que l'approche proposée fonctionne bien, même sur des données réelles.

En résumé, cette étape expérimentale nous a permis de valider notre démarche de diagnostic automatisé par IA dans un environnement réel, et de montrer que les outils mis en place ne sont pas seulement théoriques, mais bel et bien applicables sur le terrain.



Ce travail a permis d'explorer une solution moderne au problème de diagnostic des défauts statoriques dans les génératrices asynchrones à double alimentation (GADA), utilisées dans la conversion d'énergie éolienne. Grâce à l'utilisation de l'intelligence artificielle, notamment le SVM et les réseaux de neurones, nous avons pu développer une méthode de classification automatique des défauts à partir des signaux électriques mesurés.

Les résultats ont montré que ces techniques sont capables de distinguer les régimes de fonctionnement sain, déséquilibré et en court-circuit avec une bonne précision. Le SVM s'est montré rapide et efficace, tandis que le réseau de neurones a su s'adapter à des situations plus complexes. Cette complémentarité offre une solution pratique et adaptable au diagnostic des machines électriques.

Au-delà de la comparaison entre deux techniques d'intelligence artificielle, ce mémoire propose une démarche complète allant de la modélisation de la machine jusqu'aux essais expérimentaux. Cette approche structurée permet non seulement d'évaluer la performance des méthodes proposées, mais aussi de valider leur application dans un contexte réel.

Ce travail constitue une base solide pour aller plus loin. Il serait intéressant de tester d'autres défauts (comme ceux du rotor ou les défauts mécaniques), d'explorer des méthodes plus avancées comme le deep learning, ou d'implémenter la solution sur un système embarqué pour un diagnostic en temps réel.

En résumé, cette étude montre que l'intelligence artificielle peut jouer un rôle clé dans l'amélioration de la maintenance prédictive et la fiabilité des systèmes de production d'énergie renouvelable.

Bibliographie

- [1]: TAIR, OUADAH, Nouvelle Approche de Modélisation et Diagnostic d'une Génératrice Asynchrone à double alimentation (GADA), université de Blida 2024.
- [2]: Salloum, G. (2007). Contribution à la commande robuste de la machine asynchrone à double alimentation (Doctoral dissertation).
- [3]: Abdessemed, R. Modélisation et simulation des machines électriques : électrotechnique. Ellipses. (2011)
- [4]: Ardjoun, S. (2010). Commande en vitesse par mode glissant d'une Machine Asynchrone à Double Alimentation. Magister en électrotechnique, université Sidi-Bel-Abbès.
- [5]: Elbia, Y. (2009). Commande floue optimisée d'une machine asynchrone à double alimentation et à flux orienté (Doctoral dissertation, Université de Batna 2).
- [6]: Bellini, A., Filippetti, F., Franceschini, G., Tassoni, C., & Capolino, G. A. (2008)
- [7]: M. El Hachemi Benbouzid A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection University of Picardie Jules Verne, Amiens, France.
- [8]: Bonnet, François. Contribution à l'optimisation de la commande d'une machine asynchrone à double alimentation utilisée en mode moteur. PhD, Institut National Polytechnique de Toulouse, 2008
- [9]: Bouchareb, K., & Chelghoum, A. (2020). Etude, modélisation et simulation d'une Machine asynchrone (Doctoral dissertation).
- [10]: Lefèvre, A. (2017). Modélisation des machines électriques dans le repère d-q stationnaire [Thèse de doctorat, Université de Nantes].
- [11]: Benabdallah, M. (2018). Analyse des machines asynchrones dans le repère d-q rotorique [Thèse de doctorat, Université de Lorraine].
- [12]: Benslimane, R. (2019). Commande vectorielle des machines synchrones dans le repère d-q tournant [Thèse de doctorat, Université de Grenoble].
- [13] : Merzoug, F. (2016). Modélisation et simulation des génératrices asynchrones à double alimentation en régime déséquilibré [Thèse de doctorat, Université de Lorraine].

[14]: Kouchih, D., Hachelaf, R., Tadjine, M., & Boucherit, M. S. (2022). Analyse théorique et expérimentale des générateurs à induction à cage d'écureuil fonctionnant sous des conditions de charge déséquilibrée. Disponible sur SSRN 4523463.

[15]: A. Benameur, Diagnostic de la rupture de l'arbre d'une machine tournante dans la chaîne d'entraînement d'un système de production d'énergie éolienne, Mémoire de Master, École Nationale Polytechnique, Alger, 2021.

[16]: Seddiki, A. et Benalikhodja, Modélisation et simulation de la machine asynchrone triphasée en défaut via transformation de Park, Mémoire de Master, Université de Blida, 2022.

[17]: LOUKAL TAREK.et HATCHANE HAMZA, Surveillance des moteurs asynchrones par les machines à vecteurs de support (SVM), Mémoire de Master, Université Saad Dahlab – Blida, 2022.

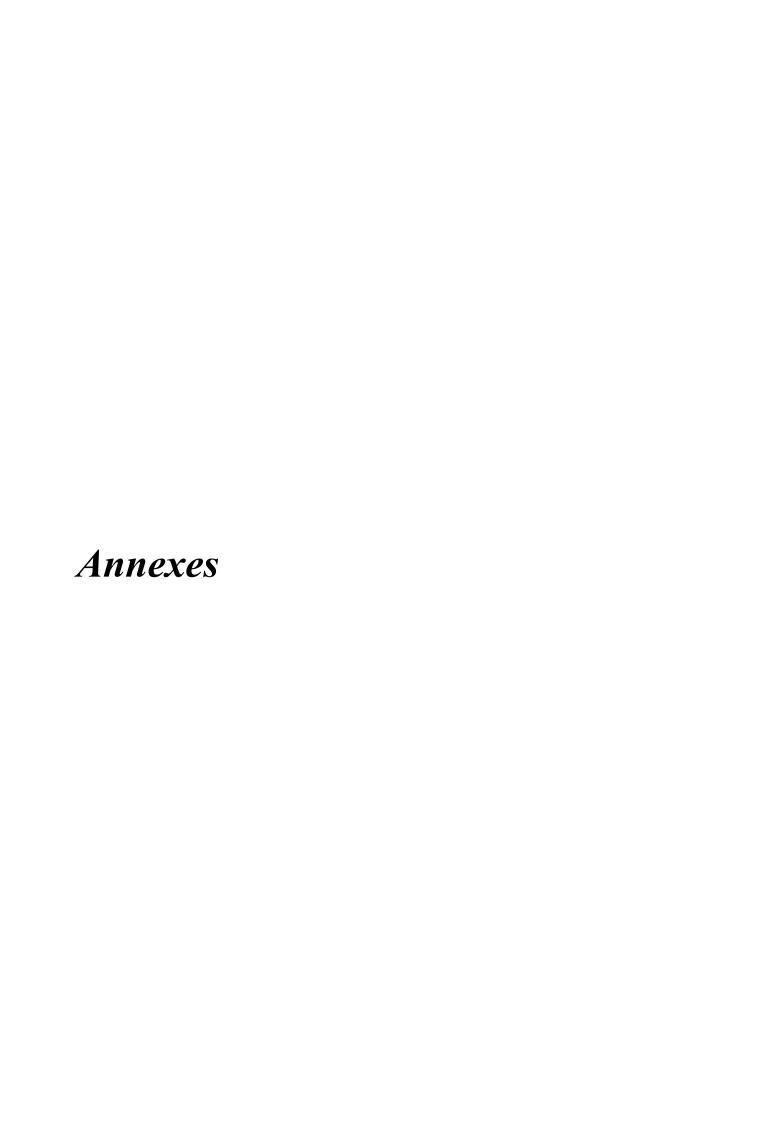
[18]: Cristianini, N., & Shawe-Taylor, J. (2000). An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods. Cambridge University Press.

[19]: MathWorks, "fitcecoc – Train multiclass models for support vector machines or other classifiers using error-correcting output codes," MATLAB Documentation, 2024.

[20]: James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R. Springer.

[21]: R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, Pattern Classification, 2nd ed. New York: Wiley-Interscience, 2000.

[22]: S. Haykin, Neural Networks and Learning Machines, 3rd ed., Pearson Education, 2009.



Données utilisées pour la classification

Le tableau ci-dessous présente un extrait équilibré des données utilisées pour l'apprentissage et la classification des défauts à l'aide des algorithmes SVM et ANN. Les données ont été obtenues par simulation sous MATLAB. Chaque ligne correspond à une instance caractérisée par plusieurs grandeurs électriques (tension, courant, fréquence) avec une étiquette de classe indiquant l'état de la machine : Sain, Déséquilibré ou Court-circuit.

Fs	Vr	Ias	Ibs	Ics	Vas	Vbs	Vcs	Classe
5.0	12.0	0.6616	0.653	0.6584	82.7015	81.6283	82.3027	0
5.0	13.0909	0.7218	0.7124	0.7183	90.2198	89.0491	89.7847	0
5.0	14.1818	0.7819	0.7718	0.7781	97.7381	96.4698	97.2668	0
12.0	5.0	0.1192	0.2969	0.3002	52.4302	37.1098	37.5199	1
12.0	6.0227	0.1033	0.2452	0.2539	45.4356	30.6556	31.7393	1
12.0	7.0455	0.0923	0.2084	0.2171	40.6116	26.0552	27.1375	1
5.0	12.0	0.7793	0.3945	0.5429	97.4083	49.3131	67.8586	2
5.0	13.0909	0.7309	0.3674	0.5053	91.3587	45.9276	63.1687	2
5.0	14.1818	0.6755	0.3409	0.4635	84.4409	42.6114	57.942	2

Résumé de la base de données :

- Format : CSV

- Nombre total de lignes : 6000

- Nombre de caractéristiques par instance : 8

- Nombre de classes : 3 (Sain, Déséquilibré, Court-circuit)

- Origine : Simulation MATLAB avec variations de tension et fréquence rotorique