

**UNIVERSITE NATIONALE DU VIETNAM, HANOI
ECOLE INTERNATIONALE**



EBWALA Ebwalette Priscille

**DIAGNOSTIC DE MACHINES ÉLECTRIQUES EN
UTILISANT DES ALGORITHMES DE MACHINE
LEARNING**

**CHẨN ĐOÁN MÁY ĐIỆN SỬ DỤNG CÁC THUẬT
TOÁN HỌC MÁY**

Spécialité: Systèmes Intelligents et Multimédia

Code: 8480201.02

Sous la direction de: Dr. Eric Lefèvre

MASTER SYSTÈMES INTELLIGENTS ET MULTIMÉDIA

Hanoi - 2026

**UNIVERSITE NATIONALE DU VIETNAM, HANOI
ECOLE INTERNATIONALE**



EBWALA Ebwalette Priscille

**DIAGNOSTIC DE MACHINES ÉLECTRIQUES EN
UTILISANT DES ALGORITHMES DE MACHINE
LEARNING**

**CHẨN ĐOÁN MÁY ĐIỆN SỬ DỤNG CÁC THUẬT
TOÁN HỌC MÁY**

Spécialité: Systèmes Intelligents et Multimédia

Code: 8480201.02

Sous la direction de: Dr. Eric Lefèvre

MASTER SYSTÈMES INTELLIGENTS ET MULTIMÉDIA

Hanoi - 2026

ATTESTATION SUR L'HONNEUR

Je déclare par la présente que ce mémoire a été réalisé par moi-même sous la direction et la supervision de Dr. Eric Lefèvre; et que les travaux et les résultats qu'il contient sont conformes à la réalité de l'auteur et respectent l'éthique de la recherche. Les données et figures présentées dans ce mémoire sont issues de mes propres analyses, commentaires et évaluations, issues de diverses sources et sont dûment mentionnées dans la partie référence.

De plus, les autres commentaires, analyses et données utilisés par d'autres auteurs et organisations ont été explicitement mentionnés.

J'assume l'entière responsabilité de toute fraude détectée dans mon mémoire.

Hanoi, .27/05/ 2026

(Auteur)

(Signature et nom complet)



Priscille Ebwalette EBWALA

Approuvé par

ENCADRANT

Eric Lefèvre



RESUME

Ce mémoire présente une approche méthodologique pour la génération, la simulation et l'analyse des défauts dans les machines électriques, en s'appuyant sur la plateforme de modélisation électromagnétique Pyleecan. L'objectif principal est de créer une base de données fiable et structurée de signaux sains et dégradés, constituant un socle indispensable pour le développement futur d'outils automatisés de diagnostic basés sur l'intelligence artificielle.

L'étude se concentre sur deux machines synchrones à aimants permanents largement utilisées dans les applications industrielles : la Toyota Prius et la Tesla Model 3. Différents types de défauts ont été simulés, parmi lesquels la démagnétisation, les défauts d'usinage, les variations de l'entrefer, les variations géométriques des encoches et des aimants, ainsi que le court-circuit partiel entre spires. Chaque scénario est analysé à travers les grandeurs physiques caractéristiques : flux radial et tangentiel, couple électromagnétique et spectre fréquentiel (FFT).

Les résultats montrent que chaque type de défaut laisse une signature électromagnétique identifiable, confirmant la pertinence de la démarche de simulation. Les machines saines, modérément dégradées et fortement dégradées présentent des comportements distincts, permettant d'enrichir une base de données diversifiée et exploitable pour de futurs modèles d'apprentissage automatique. L'exploitabilité de ces données a été confirmée par le développement d'un pipeline de diagnostic auto-supervisé basé sur Self2Self+, permettant la détection et la localisation automatique des défauts à partir des cartes FEM sans aucune annotation humaine. Ces travaux ont été publiés dans les actes de la conférence internationale IEA/AIE 2026, chez Springer.

Ce travail constitue ainsi une étape essentielle dans la mise en place d'un système complet de diagnostic automatique, en démontrant la faisabilité, la cohérence et la reproductibilité des simulations multi-topologies et multi-défauts.

Mots clés : Machines électriques, Défauts, Simulation électromagnétique, Pyleecan, Flux magnétique, FFT, Diagnostic, Séries temporelles, Apprentissage auto-supervisé, Machine learning.

ABSTRACT

This thesis presents a methodological framework for the generation, simulation, and analysis of faults in electrical machines, using the electromagnetic modeling platform Pyleecan. The main objective is to build a reliable and structured dataset of healthy and faulty operating conditions, which will serve as a foundation for future development of automated diagnostic tools based on artificial intelligence.

The study focuses on two widely used permanent magnet synchronous machines : the Toyota Prius and the Tesla Model 3. Several types of faults were simulated, including partial demagnetization, machining defects, air-gap variations, geometric variations of slots and magnets, and partial turn-to-turn short circuits. Each scenario was evaluated through key electromagnetic quantities such as radial and tangential flux density, electromagnetic torque, and frequency spectra (FFT).

The results demonstrate that each type of fault produces a distinct electromagnetic signature, confirming the relevance of the simulation approach. Healthy, moderately degraded, and severely degraded machine variants exhibit clearly identifiable behaviors, enabling the creation of a diverse and valuable dataset for future machine-learning-based diagnostic systems. The exploitability of these data was confirmed through the development of a self-supervised diagnostic pipeline based on Self2Self+, enabling automatic fault detection and localization from FEM-based flux maps without any human annotation. This work was published in the Springer proceedings of the IEA/AIE 2026 international conference.

This work therefore represents an essential step toward the development of a complete automatic fault diagnosis framework, by validating the feasibility, coherence, and reproducibility of multi-topology and multi-fault simulations.

Keywords : Electrical machines, Faults, Electromagnetic simulation, Pyleecan, Magnetic flux, FFT, Diagnosis, Time series, Self-supervised learning, Machine learning.

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mes encadrants : **Dr. Eric Lefèvre**, **Dr. Morvan Gildas**, ainsi que **Dr. Mathieu Rossi**, dont les expertises complémentaires en modélisation, électronique et phénomènes électromagnétiques ont constitué un pilier essentiel dans l'avancement de ce travail. Leur disponibilité, leurs orientations scientifiques et la qualité de leurs retours ont considérablement enrichi cette recherche et m'ont permis de progresser avec rigueur et confiance.

Mes remerciements s'adressent également à l'ensemble des ingénieurs en physique et énergie qui nous ont accompagnés durant ce projet. Leurs échanges techniques, leurs conseils pratiques et leur bienveillance ont contribué à renforcer la pertinence et la profondeur de ce mémoire.

Je souhaite également remercier mon superviseur institutionnel, **Dr. HO Tuong Vinh**, pour son suivi attentif, son soutien constant et ses encouragements tout au long du processus. Sa vision scientifique et sa confiance ont été une source d'inspiration.

Mes remerciements vont aussi à l'ensemble du corps scientifique et administratif de l'Institut Francophone International (IFI) pour la qualité de l'environnement académique, l'encadrement offert et les connaissances transmises durant ces années de formation.

Enfin, j'adresse mes remerciements les plus sincères et les plus profonds à ma famille, qui a constitué le pilier central de ce parcours. Je pense tout particulièrement à mon père, **D.N. Ebwala Géorges**, et à ma mère, **Mariane Mwamba Nkiepa**, dont l'amour, la patience et la foi inébranlable en moi ont été ma plus grande force. Malgré les épreuves et les distances qui ont pu nous séparer, vous avez toujours été présents dans mon cœur, et c'est pour vous autant que pour moi que j'ai tenu. Maman, tes prières ne m'ont jamais quittée je sais qu'elles m'ont portée jusqu'ici. Papa, pour moi tu es un Lion : une force et une source d'inspiration qui m'a enseigné, pendant ces deux ans, sans avoir à ouvrir la bouche. À vous deux, et à toute notre famille, merci du fond du cœur pour votre amour, votre soutien et votre confiance. Ce diplôme vous appartient autant qu'à moi. Une pensée également pour mes frères et sœurs : Benel, Joys, Christ, Gloriel, Bienfait et Colethia.

Priscille E. EBWALA

Liste des abréviations

PMSM : Permanent Magnet Synchronous Machine - Machine synchrone à aimants permanents

IPMSM : Interior PMSM - Machine synchrone à aimants permanents à réluctance intérieure

FEA : Finite Element Analysis - Analyse par éléments finis

FEM : Finite Element Method - Méthode des éléments finis

FFT : Fast Fourier Transform - Transformée de Fourier rapide

EM : Électromagnétique

Br : Flux rémanent (remanent flux density)

Hc : Champ coercitif

μ_r : Perméabilité relative

B_{rad} : Flux magnétique radial dans l'entrefer

B_{tan} : Flux magnétique tangentiel dans l'entrefer

T_{em} : Couple électromagnétique

Ntcoil : Nombre de spires par bobine

ΔN : Variation du nombre de spires

k_d : Coefficient de démagnétisation

mach : Coefficient de variation d'usinage

g : Entrefer (écart rotor-stator)

LA : Longueur active

SlotW, SlotUD : Types d'encoches statoriques dans Pyleecan

LamHole : Type de rotor laminé avec cavités d'aimants

CSV : Comma-Separated Values

Pyleecan : Python Library for Electrical Engineering Computational Analysis

JSON : JavaScript Object Notation - Format structuré utilisé pour les paramètres

RPM : Revolutions Per Minute - Tours par minute

Hz : Hertz - Unité de fréquence

A : Ampère

V : Volt

IA : Intelligence artificielle

CNN : Convolutional Neural Network - Réseau de neurones convolutif

LSTM : Long Short-Term Memory

SSIM : Structural Similarity Index Measure - Indice de similarité structurelle

PSNR : Peak Signal-to-Noise Ratio - Rapport signal sur bruit de crête

IQA : Image Quality Assessment - Évaluation de la qualité d'image

GPU : Graphics Processing Unit

CPU : Central Processing Unit - Unité centrale de traitement

HPC : High-Performance Computing

FMM : Force magnétomotrice

Table des matières

1	Introduction Générale	1
1.1	Introduction	1
1.2	Présentation de l'établissement d'accueil	2
1.2.1	Le LGI2A	2
1.2.2	Le LSEE	2
1.2.3	EDF	2
1.3	Contexte du sujet	3
1.4	Objectifs du stage	4
1.5	Problématique	4
1.6	La méthodologie	5
1.7	Les défis à relever	6
1.8	Résultats attendus	7
1.9	Plan du mémoire	8
2	Recherche et Synthèse Bibliographique	9
2.1	Introduction	9
2.2	Diagnostic des machines électriques : concepts et enjeux	9
2.2.1	Définition et typologie des défauts	9
2.2.2	Conséquences sur le fonctionnement et les performances	11
2.2.3	Importance du diagnostic précoce et de la maintenance prédictive	12
2.3	Méthodes traditionnelles de diagnostic	12
2.3.1	Analyse fréquentielle (FFT et spectrale)	12
2.3.2	Analyse de Park et MCSA	13
2.3.3	Méthodes vibratoires et acoustiques	13
2.3.4	Limites des méthodes classiques	13
2.4	Approches modernes fondées sur l'intelligence artificielle	14
2.4.1	Apprentissage supervisé et non supervisé	14

2.4.2	Réseaux de neurones profonds	14
2.4.3	Fusion de données et modèles hybrides	15
2.4.4	Avantages et défis	15
2.5	Séries temporelles et données simulées dans le diagnostic	16
2.5.1	Nature et caractéristiques des séries temporelles	16
2.5.2	Apport de la simulation pour la génération de données	16
2.5.3	Vers une approche hybride	17
2.6	Simulation numérique et génération de données	17
2.6.1	Outils et environnements de simulation	17
2.6.2	Exploitation des données simulées	18
2.7	Synthèse critique et positionnement scientifique	18
2.7.1	Analyse comparative des méthodes existantes	18
2.7.2	Limites identifiées et motivation de notre approche	18
2.7.3	Originalité et apport de la méthode proposée	19
2.8	Conclusion du chapitre	19
3	Conception et Description de la Solution Proposée	20
3.1	Introduction	20
3.2	Démarche générale et architecture de la solution proposée	20
3.2.1	Vue d'ensemble de la méthodologie	20
3.2.2	Architecture de la solution	21
3.2.3	Outils logiciels utilisés et justification du choix	22
3.3	Modélisation des machines électriques	23
3.3.1	Choix du type de machine étudiée	23
3.3.2	Modèle 1 : Machine Toyota Prius	23
3.3.3	Modèle 2 : Machine Tesla Model 3	25
3.3.4	Comparaison et synthèse	27
3.4	Simulation des défauts et méthodes d'injection	27
3.4.1	Excentricité statique et dynamique	27
3.4.2	Variation d'entrefer	28
3.4.3	Défaut d'usinage (stator et rotor)	29
3.4.4	Démagnétisation partielle	29
3.4.5	Défaut de matériau magnétique	30
3.4.6	Variations des aimants permanents	30
3.4.7	Court-circuit partiel entre spires	30
3.4.8	Défaut de bobinage (variation du nombre de spires)	31

3.4.9	Déséquilibre d'alimentation	31
3.4.10	Structuration et automatisation des simulations	32
3.4.11	Extraction et Analyse des Grandeurs Physiques	32
3.4.12	Structure et organisation des fichiers générés	34
3.4.13	Prétraitement et nettoyage des données	35
3.5	Conclusion du Chapitre	36
4	Implémentation, Expérimentation et Analyse des Résultats	37
4.1	Implémentation du système expérimental	38
4.1.1	Paramètres généraux de simulation	38
4.1.2	Automatisation et environnement logiciel	38
4.2	Expérimentations : génération, simulation et variation des points de fonctionnement	39
4.2.1	Stratégie générale de génération et de comparaison	39
4.2.2	Scénarios de simulation sur la Tesla Model 3	39
4.2.3	Scénarios de simulation sur la machine Toyota Prius	65
4.2.4	Analyse de la variation des points de fonctionnement	77
4.2.5	Synthèse des expérimentations	80
4.3	Discussion et interprétation	81
4.3.1	Analyse critique des résultats	81
5	Application de l'intelligence artificielle aux données électromagnétiques simulées	83
5.1	Objectifs de l'application de l'intelligence artificielle	84
5.2	Données électromagnétiques utilisées	85
5.3	Prétraitement et préparation des cartes électromagnétiques	86
5.3.1	Recadrage des cartes	86
5.3.2	Redimensionnement	86
5.3.3	Normalisation	86
5.4	Architecture générale du pipeline de diagnostic	87
5.5	Apprentissage auto-supervisé avec Self2Self+	88
5.5.1	Masquage aléatoire de Bernoulli	89
5.5.2	Fonction de perte	89
5.5.3	Inférence multiple	89
5.5.4	Adaptation aux cartes électromagnétiques	90
5.6	Calcul de la carte de différence et segmentation automatique	90
5.6.1	Calcul de la carte de différence	90

5.6.2	Segmentation par seuillage d'Otsu	91
5.6.3	Cohérence entre les composantes B_r et B_t	91
5.7	Protocole expérimental et métriques d'évaluation	92
5.7.1	Rapport signal sur bruit de crête	92
5.7.2	Indice de similarité structurelle	92
5.7.3	Coefficient de Dice	93
5.7.4	Conditions d'exécution	93
5.8	Résultats expérimentaux et analyse	93
5.8.1	Qualité du débruitage auto-supervisé	93
5.8.2	Analyse visuelle des défauts	94
5.8.3	Résultats quantitatifs	96
5.8.4	Comparaison avec une méthode de référence	97
5.9	Étude d'ablation et analyse de la robustesse	98
5.9.1	Étude d'ablation	98
5.9.2	Robustesse au bruit	98
5.9.3	Robustesse aux variations de la référence saine	99
5.9.4	Comparaison avec d'autres méthodes	99
5.10	Discussion, limites et perspectives	100
5.10.1	Principaux enseignements	100
5.10.2	Limites de l'approche	100
5.10.3	Perspectives d'exploitation et développement futur	101
6	Conclusion générale et perspectives	103
6.1	Bilan du travail réalisé	103
6.2	Contributions principales	104
6.3	Limites du travail	104
6.4	Perspectives	105
A	Environnement d'exécution et scripts de simulation	111
A.1	Environnement d'exécution et dépendances	111
A.1.1	Configuration matérielle et système	111
A.1.2	Logiciels externes requis	112
A.1.3	Bibliothèques Python utilisées	112
A.1.4	Principe de reproductibilité	112
A.2	Scripts principaux d'injection et de génération	113
A.2.1	Injection d'un défaut de démagnétisation	113
A.2.2	Injection d'un défaut d'usinage	114

A.2.3	Injection d'un court-circuit inter-spires	114
A.2.4	Injection d'un défaut de matériau	115
A.2.5	Génération de variantes multiparamétriques saines	115
A.2.6	Génération de variantes par modification des aimants	116
A.2.7	Génération des variantes géométriques de la Toyota Prius . . .	117
A.2.8	Génération d'une variante avec un bobinage sous-dimensionné	118
A.2.9	Génération de variantes par modification de l'entrefer	118
A.2.10	Génération de variantes du logement d'aimants	119
A.2.11	Génération de variantes combinées de la Toyota Prius	119

Table des figures

2.1	Illustration du principe de la détection d'anomalies dans une série temporelle [1]. Une grandeur physique (ici la température) évolue dans le temps ; une variation brusque du signal peut révéler une anomalie ou un défaut dans le système. Dans le cas des machines électriques, les signaux de courant, de flux ou de vibration présentent des comportements similaires.	16
3.1	Architecture générale de la solution proposée pour la génération, la simulation et l'extraction des signaux électromagnétiques.	21
3.2	Modèle de la machine Toyota Prius sous <i>Pyleecan</i>	24
3.3	Modèle de la machine Tesla Model 3 sous <i>Pyleecan</i>	25
3.4	Excentricité statique : le centre du rotor est décalé d'une distance e par rapport au centre du stator.	27
3.5	Excentricité dynamique : le centre du rotor se déplace sur un cercle de rayon $e(t)$	28
3.6	Variation de l'entrefer : comparaison entre l'entrefer nominal g_0 et les entrefers modifiés g'	28
3.7	Défaut d'usinage : variation locale de la hauteur (H_0) et de la largeur (W_0) des encoches.	29
3.8	Démagnétisation partielle : réduction de l'induction magnétique rémanente B_r	29
3.9	Défaut de matériau : diminution de la perméabilité relative μ_r	30
3.10	Court-circuit partiel : réduction du nombre de spires actives.	30
3.11	Défaut de bobinage : réduction du nombre de spires N_{coil}	31
3.12	Arborescence des fichiers générés pour les machines simulées.	35
4.1	Géométrie de la Tesla Model 3 avec démagnétisation uniforme de 2%.	41
4.2	Densité du flux tangentiel B_{tan} pour le défaut de 2 %.	42
4.3	Spectre fréquentiel de B_{tan} pour le défaut de 2 %.	42

4.4	Couple électromagnétique T_{em} pour le défaut de 2 %	43
4.5	Comparaison du flux radial B_{rad} entre machine saine et défaut 2 % aux angles 0° et 180°	43
4.6	Géométrie du moteur Tesla Model 3 avec défaut d'usinage de -5% . .	45
4.7	Comparaison entre la machine saine et le cas -5%	45
4.8	Spectre fréquentiel de B_{tan} pour le défaut -5%	46
4.9	Évolution du couple électromagnétique $T_{em}(t)$ pour le défaut de -5% .	46
4.10	Comparaison du champ magnétique pour le défaut d'usinage -5% aux angles 0° et 180°	47
4.11	Géométrie du moteur Tesla Model 3 avec court-circuit d'une spire ($\Delta N = 1$)	49
4.12	Densité de flux tangentiel B_{tan} pour le défaut ($\Delta N = 1$)	49
4.13	Spectre fréquentiel du flux tangentiel B_{tan} sous court-circuit ($\Delta N = 1$)	50
4.14	Évolution temporelle du couple électromagnétique $T_{em}(t)$ pour le dé- faut $\Delta N = 1$	50
4.15	Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180° pour le défaut $\Delta N = 1$	51
4.16	Géométrie de la Tesla Model 3 avec défaut de matériau $+8\%$	53
4.17	Densité de flux tangentiel B_{tan} dans l'entrefer pour la machine de ré- férence et pour le défaut matériau $+8\%$	53
4.18	Spectre fréquentiel de B_{tan} pour la machine saine et pour le défaut matériau $+8\%$	54
4.19	Couple électromagnétique $T_{em}(t)$ pour la machine saine et pour le défaut matériau $+8\%$	54
4.20	Géométrie de la machine	56
4.21	Flux tangentiel dans l'entrefer – Analyse angulaire	57
4.22	Spectre fréquentiel du flux	57
4.23	Couple électromagnétique	58
4.24	Géométrie modifiée ($+3\%$)	59
4.25	Densité de flux tangentiel $B_\theta(\theta)$ pour $+3\%$ d'encoches.	60
4.26	Spectre harmonique du flux tangentiel pour la machine ($+3\%$)	60
4.27	Couple électromagnétique $T_{em}(t)$ pour $+3\%$ d'encoches.	61
4.28	Comparaison du champ magnétique pour la variation d'encoche de $+3\%$ aux angles 0° et 180°	61
4.29	Géométrie transversale de la machine pour une variation de $+5\%$ des dimensions et propriétés magnétiques des aimants.	63

4.30	Comparaison du flux tangentiel dans l'entrefer pour la machine de référence et la machine saine avec aimants +5 %.	63
4.31	Spectre fréquentiel du flux tangentielle. Les harmoniques conservent la même structure que la machine de référence, avec une légère augmentation d'amplitude.	64
4.32	Évolution temporelle du couple électromagnétique.	64
4.33	Comparaison du champ magnétique pour Variation des aimants (+5 %) aux angles 0° et 180° .	65
4.34	Géométrie du modèle Toyota Prius avec défaut géométrique	66
4.35	Densité de flux dans l'entrefer (instantané, $t = t_0$)	67
4.36	Spectre fréquentiel de la densité de flux	67
4.37	Couple électromagnétique $T_{em}(t)$	68
4.38	Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	68
4.39	Géométrie de la machine Toyota Prius avec $N_{tcoil} = 2$	69
4.40	Densité de flux $B_\theta(\theta)$ à un instant donné	70
4.41	Analyse fréquentielle de B_θ	70
4.42	Couple électromagnétique $T_{em}(t)$	70
4.43	Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	71
4.44	Vue transversale de la machine Toyota Prius avec logement d'aimants agrandi ($H0 = 120\%$, $W0 = 85\%$)	72
4.45	Densité de flux circonférentielle dans l'entrefer en fonction de l'angle	73
4.46	Spectre de B_θ le long de l'entrefer	74
4.47	Couple électromagnétique	74
4.48	Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	75
4.49	Densité de flux circonférentielle dans l'entrefer pour $t = 0.000156$ s	75
4.50	Densité de flux dans l'entrefer (circonférentielle) – FFT	76
4.51	Couple électromagnétique	76
4.52	Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	77
4.53	Tem_{av} en fonction de Φ_0 – Scatter	79
4.54	Couple électromagnétique et Flux d'entrefer	80
4.55	Couple électromagnétique et Flux d'entrefer	80
4.56	Extrait du fichier d'exportation des séries temporelles (Toyota Prius).	81
5.1	Architecture générale du pipeline auto-supervisé de détection et de localisation des défauts à partir des cartes de flux électromagnétique.	88

5.2	Débruitage et segmentation d'un défaut de démagnétisation : carte saine, carte défectueuse, différence normalisée et masque de localisation.	94
5.3	Application du pipeline à plusieurs scénarios de défauts. Pour chaque scénario : carte saine débruitée, carte défectueuse débruitée, différence normalisée et masque obtenu par seuillage d'Otsu.	95
5.4	Superposition des régions détectées sur une carte de flux débruitée dans le cas d'une démagnétisation.	96

Liste des tableaux

3.1	Caractéristiques géométriques et électromagnétiques principales de la machine Toyota Prius	24
3.2	Caractéristiques géométriques et électromagnétiques principales de la machine Tesla Model 3	26
3.3	Résumé des défauts simulés sur les machines Toyota Prius et Tesla Model 3	32
5.1	États de la machine considérés dans le pipeline d’intelligence artificielle	85
5.2	Résultats quantitatifs du pipeline pour les différents défauts	96
5.3	Comparaison avec une segmentation sans débruitage	97
5.4	Résultats de l’étude d’ablation de Self2Self+	98
A.1	Configuration matérielle utilisée pour les simulations	111
A.2	Logiciels utilisés pour la modélisation et la simulation	112
A.3	Bibliothèques Python utilisées et leurs rôles principaux	112

Chapitre 1

Introduction Générale

1.1 Introduction

Le diagnostic des machines électriques est devenu un enjeu majeur dans le domaine de la maintenance prédictive et de l'optimisation des performances industrielles. Ces machines, utilisées massivement dans la production et la conversion d'énergie, peuvent être sujettes à différents types de défauts (excentricité, déséquilibre rotorique, anomalies d'aimantation, variation de l'entrefer, etc.) pouvant conduire à une perte d'efficacité énergétique, une augmentation des coûts de maintenance, voire à des arrêts imprévus.

Avec l'essor de l'intelligence artificielle et du machine learning, de nouvelles approches basées sur l'analyse des données temporelles permettent d'envisager une détection plus précoce et plus fiable de ces défauts. Toutefois, la constitution d'une base de données suffisamment riche et représentative reste un défi, en particulier lorsque les données réelles sont limitées ou hétérogènes.

Ce mémoire explore comment la génération et la simulation de machines électriques à l'aide de la bibliothèque Pyleecan peuvent constituer une réponse innovante à ce problème. En produisant des séries temporelles représentatives, issues de machines saines et défectueuses (telles que les modèles de référence Toyota Prius et Tesla Model 3), il devient possible de bâtir une base de données synthétique destinée à alimenter des modèles de diagnostic automatique.

De plus, cette recherche propose un cadre méthodologique reproductible applicable à d'autres contextes industriels où les données réelles sont rares ou difficiles à obtenir. Elle inclut une analyse des défauts simulables et des paramètres modifiables des machines, ainsi qu'une preuve de concept auto-supervisée fondée sur Self2Self+

pour vérifier l’exploitabilité des cartes électromagnétiques générées. L’adaptation par apprentissage par transfert aux données réelles d’EDF demeure une perspective de développement.

Pour mieux comprendre la portée de ce projet, il est essentiel de présenter dans un premier temps l’établissement d’accueil et le contexte scientifique dans lequel ce travail s’inscrit.

1.2 Présentation de l’établissement d’accueil

Ce travail a été réalisé au sein du Laboratoire de Génie Informatique et d’Automatique de l’Artois (LGI2A - UR 3926), en collaboration avec le Laboratoire Systèmes Électrotechniques et Environnement (LSEE - UR 4025) et avec le soutien d’EDF.

1.2.1 Le LGI2A

Le Laboratoire de Génie Informatique et d’Automatique de l’Artois (LGI2A), situé à l’Université d’Artois à Béthune, mène des recherches en informatique, automatique et intelligence artificielle, en lien étroit avec les besoins industriels. Il réunit enseignants-chercheurs, ingénieurs et doctorants autour de projets mêlant modélisation, optimisation et apprentissage automatique. Ce stage m’a permis d’intégrer un environnement scientifique structuré, combinant rigueur théorique et applications concrètes.

1.2.2 Le LSEE

Le Laboratoire Systèmes Électrotechniques et Environnement (LSEE) est spécialisé dans l’étude, la conception et l’optimisation des systèmes électrotechniques. Ses travaux portent notamment sur les machines électriques, leur modélisation, leur rendement et leur comportement en présence de défauts. La collaboration avec le LSEE a apporté l’expertise nécessaire à la compréhension physique et électromagnétique des machines étudiées, complémentaire des approches IA développées au LGI2A.

1.2.3 EDF

EDF, acteur majeur du secteur énergétique, intervient ici comme partenaire industriel en fournissant des données issues de son parc hydroélectrique. Ces installations, hétérogènes et parfois anciennes, constituent un cas d’étude pertinent pour explorer des méthodes avancées de diagnostic. Cette collaboration a permis d’ancrer le projet dans un contexte applicatif réel, en lien direct avec les enjeux de maintenance prédictive et de fiabilité des équipements.

1.3 Contexte du sujet

Les machines électriques du parc hydraulique d'EDF présentent une grande diversité en termes de conception : nombre de pôles, vitesses de rotation, topologies rotor-stator, dimensions d'entrefer ou encore méthodes d'aimantation. Cette hétérogénéité rend difficile la conception d'un modèle générique de diagnostic capable de détecter les défauts de manière fiable sur l'ensemble des machines. En effet, chaque alternateur possède ses propres caractéristiques physiques et dynamiques, ce qui implique que les signatures temporelles d'un même défaut peuvent varier considérablement d'une machine à l'autre.

De plus, les données expérimentales disponibles, issues de campagnes de mesures sur sites, sont souvent limitées en volume et en variété. Elles ne couvrent pas toujours l'ensemble des défauts possibles ni toutes les conditions de fonctionnement. Cette limitation freine le développement d'algorithmes d'apprentissage automatique, qui nécessitent généralement un grand nombre d'exemples pour atteindre des performances satisfaisantes en termes de classification et de généralisation.

Pour pallier ce manque, l'approche adoptée dans ce projet repose sur la simulation numérique. Plus précisément, nous exploitons la bibliothèque Pyleecan (Python Library for Electrical Engineering Computational Analysis) afin de générer des machines saines et défectueuses, en faisant varier plusieurs paramètres clés tels que l'excentricité, la géométrie du rotor et du stator, l'aimantation ou l'entrefer. Ces machines virtuelles, inspirées de modèles de référence comme la Toyota Prius et la Tesla Model 3, permettent de produire des scénarios réalistes et représentatifs.

Les simulations réalisées à partir de ces modèles permettent d'obtenir des séries temporelles synthétiques correspondant aux signaux électriques et magnétiques des machines. Ces données simulées constituent une ressource précieuse, car elles offrent la possibilité de :

- Couvrir une large gamme de conditions de fonctionnement et de défauts,
- Contrôler et isoler précisément les paramètres étudiés,
- Générer un volume important de données pour l'entraînement de modèles de machine learning.

Ainsi, ce travail s'inscrit dans une démarche de préparation à l'intelligence artificielle appliquée au diagnostic. La constitution d'un jeu de données simulées, structuré et exploitable, représente une étape fondamentale pour permettre, dans un second temps, le développement de méthodes de diagnostic fondées sur l'apprentissage automatique,

puis leur adaptation éventuelle aux machines réelles par apprentissage par transfert.

1.4 Objectifs du stage

L'objectif initial du stage s'articulait autour de deux axes complémentaires :

- construire une base de données simulée représentant des machines saines et défectueuses sous différents points de fonctionnement ;
- préparer le développement d'un modèle pré-entraîné sur les données simulées, destiné à être adapté ultérieurement aux alternateurs du parc hydraulique d'EDF par apprentissage par transfert.

Compte tenu de la durée du stage, les travaux se sont principalement concentrés sur la génération automatique des variantes de machines avec Pyleecan, leur simulation électromagnétique et l'extraction des grandeurs physiques associées.

Une preuve de concept auto-supervisée fondée sur Self2Self+ a néanmoins été développée à partir des cartes électromagnétiques générées. Elle permet de vérifier que ces données peuvent être exploitées pour détecter et localiser des anomalies sans annotation manuelle.

Le développement d'un modèle supervisé de classification et son adaptation aux données réelles d'EDF restent des perspectives de poursuite du projet.

1.5 Problématique

Le diagnostic des machines électriques repose généralement sur l'analyse de données réelles issues de capteurs installés sur les systèmes en fonctionnement. Dans le cas du parc hydraulique d'EDF, plusieurs obstacles limitent l'utilisation directe de ces données :

- **une forte diversité des alternateurs** (nombre de pôles, vitesses de rotation, géométries) qui empêche l'élaboration d'un modèle générique,
- **un volume insuffisant de données expérimentales**, ne couvrant ni tous les défauts possibles ni toutes les conditions d'exploitation,
- **une grande variabilité opérationnelle** qui rend difficile l'apprentissage et la généralisation d'un modèle unique de machine learning.

Dans ce contexte, la simulation numérique apparaît comme une solution incontournable pour produire des données complémentaires, contrôlées et variées. Elle offre la possibilité de créer des scénarios sains et défectueux, de maîtriser les paramètres

étudiés et de générer un volume de données adapté aux besoins des algorithmes de classification.

Ainsi, la question centrale qui guide ce travail est la suivante :

Comment générer, organiser et exploiter un ensemble cohérent de données simulées représentant différents états de machines électriques, afin de préparer et d'évaluer un diagnostic automatique fondé sur l'intelligence artificielle ?

Plus spécifiquement, la problématique consiste à :

- identifier les paramètres critiques permettant de représenter différents défauts ;
- générer des machines saines et défectueuses à l'aide de Pyleecan ;
- extraire et structurer les grandeurs électromagnétiques issues des simulations ;
- analyser les signatures temporelles, fréquentielles et spatiales produites par les défauts ;
- évaluer l'exploitabilité des données générées à l'aide d'une preuve de concept auto-supervisée.

Cette démarche vise à pallier la rareté des données réelles tout en posant les fondations nécessaires au développement ultérieur d'un modèle de diagnostic intelligent et généralisable.

1.6 La méthodologie

Pour mener à bien ce projet et atteindre les objectifs fixés, une démarche méthodologique structurée et rigoureuse a été mise en place. Elle repose sur une succession d'étapes logiques allant de la génération des machines électriques jusqu'à l'extraction et l'organisation des séries temporelles.

Les principales étapes de la méthodologie sont les suivantes :

1. **Étude bibliographique et technique** : analyse des approches de diagnostic, des méthodes de simulation et des possibilités offertes par Pyleecan et FEMM.
2. **Sélection des machines de référence** : choix des modèles Toyota Prius et Tesla Model 3 afin de disposer de deux architectures complémentaires.
3. **Analyse des paramètres critiques** : identification des caractéristiques géométriques, électriques et magnétiques pouvant être modifiées pour représenter les différents scénarios.
4. **Injection contrôlée des défauts** : génération de variantes saines et défectueuses par modification de l'entrefer, des aimants, des matériaux, du bobinage et de la

position du rotor.

5. **Simulation électromagnétique** : exécution des modèles avec Pyleecan et FEMM sous différents points de fonctionnement.
6. **Analyse des résultats** : comparaison des signaux de flux, de courant et de couple entre les états sain et défectueux.
7. **Extraction et structuration des données** : organisation des résultats selon la machine, le type de défaut, le niveau de variation et le point de fonctionnement.
8. **Analyse temporelle, fréquentielle et spatiale** : identification des signatures caractéristiques associées aux défauts simulés.
9. **Validation par intelligence artificielle** : application du pipeline Self2Self+ aux cartes électromagnétiques afin d'évaluer la détection et la localisation auto-supervisées des anomalies.

Cependant, la mise en œuvre de cette méthodologie s'accompagne de défis importants, qu'il est essentiel d'identifier pour garantir le succès du projet.

1.7 Les défis à relever

La mise en œuvre de ce projet soulève plusieurs défis scientifiques et techniques qu'il convient d'anticiper afin de garantir la qualité et la pertinence des résultats obtenus. Les principaux enjeux identifiés sont les suivants :

1. **Reproduire de manière réaliste les défauts observés en exploitation** : Les machines électriques peuvent présenter une grande variété de défauts (excentricité, court-circuit, démagnétisation, défauts d'usinage, etc.). L'un des défis consiste à modéliser ces phénomènes de façon cohérente dans un cadre simulé, tout en respectant les contraintes physiques propres aux machines réelles.
2. **Assurer la validité et la fiabilité des simulations** : Les modèles numériques doivent refléter fidèlement le comportement des machines. Cela nécessite une sélection rigoureuse des paramètres, une vérification systématique des configurations simulées et, lorsque possible, une comparaison avec des travaux de référence ou des données issues du milieu industriel.
3. **Générer un jeu de données suffisamment riche et varié** : Le diagnostic automatique requiert un volume important de séries temporelles couvrant différents états de fonctionnement. Produire un dataset représentatif implique de multiplier les scénarios simulés, ce qui peut être coûteux en ressources de calcul et doit être réalisé dans un temps limité.

4. **Structurer et préparer les données pour un futur pipeline de machine learning** : Les données extraites devront être organisées, annotées et normalisées pour être directement intégrables dans des modèles d'apprentissage automatique. Ce travail implique de définir des formats cohérents, des prétraitements adaptés et une structuration claire des classes saines et défectueuses.
5. **Favoriser la généralisabilité des données simulées** : Les données produites doivent être suffisamment diversifiées pour être utilisables au-delà des machines étudiées (Toyota Prius et Tesla Model 3). L'objectif est de constituer une base capable de soutenir un diagnostic transférable à d'autres alternateurs du parc EDF.

En résumé, ces défis illustrent la nécessité de concilier les contraintes du monde réel diversité des machines et disponibilité limitée des mesures avec les exigences de rigueur propres à la simulation et à la préparation des données pour l'apprentissage automatique.

1.8 Résultats attendus

Les résultats attendus de ce stage s'inscrivent dans une démarche visant à préparer l'intégration future du machine learning dans le diagnostic des machines électriques. Les principaux livrables envisagés sont les suivants :

- **Un ensemble de machines simulées** : générées à partir de modèles de référence et déclinées selon plusieurs scénarios de défauts. Cet ensemble doit offrir une variété suffisante de configurations pour servir de base à des analyses comparatives fiables.
- **Des séries temporelles représentatives** : issues des simulations, elles refléteront l'évolution de grandeurs physiques essentielles (flux magnétique, courants statoriques, couple électromagnétique) et permettront de caractériser précisément les différences entre états sains et défectueux.
- **une base de données organisée et exploitable** : structurée selon les machines, les scénarios, les niveaux de variation et les points de fonctionnement prête à être intégrée dans des modèles d'apprentissage supervisé ou à bénéficier de techniques d'apprentissage par transfert.
- **Un cadre méthodologique reproductible** : comprenant les étapes de génération, d'injection de défauts, d'extraction des données et de préparation des séries temporelles. Ce cadre pourra être réutilisé ou étendu pour d'autres types de machines ou d'autres études industrielles.

En complément de ces livrables initialement prévus, une preuve de concept auto-supervisée a été développée à partir des cartes de flux générées. Cette application permet de vérifier concrètement l’exploitabilité des données simulées pour la détection et la localisation automatique des anomalies.

1.9 Plan du mémoire

Ce mémoire est organisé en six chapitres.

Chapitre 1 - Introduction générale : ce chapitre présente l’établissement d’accueil, le contexte industriel et scientifique, la problématique, les objectifs et la méthodologie du travail.

Chapitre 2 - Recherche et synthèse bibliographique : ce chapitre présente les principales catégories de défauts, les méthodes classiques et modernes de diagnostic, ainsi que l’apport de la simulation et de l’intelligence artificielle.

Chapitre 3 - Conception et description de la solution proposée : ce chapitre décrit les machines étudiées, l’architecture du pipeline de simulation, les méthodes d’injection des défauts et l’organisation des données.

Chapitre 4 - Implémentation, expérimentation et analyse des résultats : ce chapitre présente l’environnement expérimental, les scénarios simulés sur les machines Tesla Model 3 et Toyota Prius, les variations des points de fonctionnement et l’analyse des résultats électromagnétiques.

Chapitre 5 - Application de l’intelligence artificielle aux données électromagnétiques simulées : ce chapitre décrit le pipeline auto-supervisé Self2Self+, le prétraitement des cartes de flux, la localisation des anomalies, le protocole expérimental et les résultats obtenus.

Chapitre 6 - Conclusion générale et perspectives : ce dernier chapitre synthétise les contributions, présente les limites du travail et décrit les perspectives de classification des défauts, d’apprentissage par transfert et de validation sur les machines réelles d’EDF.

Ce plan structuré permet d’aborder de manière exhaustive et ordonnée les différentes phases de notre projet, depuis l’introduction du contexte jusqu’à l’évaluation des résultats, en passant par la proposition et l’implémentation de la solution.

Chapitre 2

Recherche et Synthèse Bibliographique

2.1 Introduction

Le diagnostic des machines électriques constitue un domaine clé de la maintenance prédictive et de la fiabilité industrielle. Face aux enjeux croissants de performance, de disponibilité et de durabilité, les approches classiques fondées sur les mesures physiques et les signatures fréquentielles se sont progressivement enrichies de méthodes d'analyse avancées, tirant parti des données temporelles et de l'intelligence artificielle. Ce chapitre propose une revue approfondie des travaux existants sur le diagnostic des défauts dans les machines électriques. Il met en lumière les approches traditionnelles de détection, les évolutions récentes liées à l'apprentissage automatique et à la modélisation numérique, ainsi que les stratégies de simulation permettant de générer des données représentatives des défaillances.

L'objectif est de situer notre démarche dans le contexte scientifique actuel, en identifiant les limites des méthodes conventionnelles et les opportunités offertes par les approches hybrides alliant simulation et apprentissage. Cette synthèse bibliographique constitue le fondement conceptuel et méthodologique de la démarche proposée, qui associe simulation électromagnétique, analyse des signaux et validation par une preuve de concept auto-supervisée..

2.2 Diagnostic des machines électriques : concepts et enjeux

2.2.1 Définition et typologie des défauts

Les machines électriques, qu'elles soient synchrones, asynchrones ou à courant continu, sont soumises à des contraintes mécaniques, électriques, magnétiques et thermiques susceptibles d'entraîner une dégradation progressive de leurs composants [2, 3]. Le

diagnostic vise à détecter ces défauts, à en caractériser la nature et la sévérité, et à anticiper leur évolution afin de prévenir les défaillances critiques et les arrêts non planifiés. D'après la littérature, les défauts des machines tournantes peuvent être regroupés en quatre grandes catégories : mécaniques, électriques, magnétiques et thermiques [4, 5]. Chaque catégorie induit des signatures spécifiques observables dans les grandeurs physiques telles que les courants, le flux magnétique ou le couple électromagnétique.

a. Défauts mécaniques

Les défauts mécaniques affectent la géométrie ou l'alignement des parties mobiles de la machine, en particulier la position relative du rotor et du stator.

L'**excentricité statique** correspond à un décalage fixe du centre du rotor par rapport à celui du stator, ce qui induit une variation angulaire de l'entrefer [6, 7]. L'**excentricité dynamique** se caractérise par un déplacement du centre du rotor en rotation, généralement à la fréquence mécanique [7].

Ces défauts engendrent des déséquilibres du champ magnétique, l'apparition d'harmoniques latérales dans le flux radial et des oscillations périodiques du couple électromagnétique.

Les **défauts d'usinage**, dus à des tolérances de fabrication ou à l'usure, provoquent des irrégularités géométriques locales. Ils se traduisent par une distorsion du champ magnétique et un enrichissement du spectre fréquentiel à haute fréquence [8, 9].

b. Défauts électriques

Les défauts électriques concernent principalement les enroulements statoriques ou rotoriques. Ils incluent notamment les courts-circuits partiels entre spires, les ruptures d'enroulement et les déséquilibres d'alimentation [10, 11, 12].

Ces défauts entraînent une asymétrie des courants de phase, une augmentation des pertes Joule et l'apparition de composantes harmoniques caractéristiques dans les signaux électriques et le couple [11, 13].

c. Défauts magnétiques

Les défauts magnétiques regroupent la démagnétisation partielle des aimants permanents, la variation de la perméabilité des matériaux ferromagnétiques et le vieillissement magnétique [12, 14]. Ils se traduisent par une réduction du flux utile, une

diminution du couple moyen et une modification de la distribution spatiale du champ magnétique [15, 2].

d. Défauts thermiques

Les défauts thermiques apparaissent lorsque les pertes fer et cuivre dépassent les capacités de dissipation de la machine. Une élévation excessive de la température accélère la dégradation de l'isolement, favorise la démagnétisation des aimants et amplifie les défauts électriques et magnétiques existants. Ces défauts sont généralement couplés aux autres catégories, ce qui justifie l'intérêt d'une approche multiphysique pour un diagnostic fiable [2].

Synthèse

Chaque type de défaut induit des signatures spécifiques dans les grandeurs physiques mesurables, telles que les courants, le flux magnétique et le couple électromagnétique. L'analyse combinée de ces signaux permet d'établir un diagnostic global de l'état de santé de la machine. Les méthodes d'injection numérique et les paramètres simulés pour chacun de ces défauts sont détaillés dans la section 3.4.

2.2.2 Conséquences sur le fonctionnement et les performances

Les défauts présents dans les machines électriques entraînent une altération progressive des performances électromagnétiques, mécaniques et thermiques [2, 8]. Selon leur nature, ils peuvent affecter plusieurs grandeurs mesurables :

- **Rendement énergétique** : Les défauts électriques ou magnétiques provoquent une hausse des pertes fer et cuivre, réduisant le rendement global et entraînant une élévation de la température.
- **Couple électromagnétique** : Les déséquilibres de champ (dus à un court-circuit ou à une excentricité) engendrent des oscillations du couple instantané [6], De manière simplifiée, une ondulation périodique du couple peut être représentée par :

$$T_{em}(t) = T_0 + \Delta T \sin(\omega_d t)$$

- **Vibrations et bruit** : Les défauts mécaniques (roulements, excentricité) se traduisent par une modulation périodique du flux et du champ magnétique, augmentant le niveau de vibration et le bruit acoustique.
- **Fiabilité et durée de vie** : La combinaison de contraintes thermiques et électriques accélère le vieillissement des isolants et des matériaux magnétiques,

conduisant à une défaillance prématurée.

Ainsi, même de faibles défauts peuvent produire des signatures harmoniques caractéristiques dans les signaux de courant, de flux ou de couple, permettant leur détection avant qu'ils ne compromettent la stabilité du système.

2.2.3 Importance du diagnostic précoce et de la maintenance prédictive

Le diagnostic précoce joue un rôle essentiel dans la préservation de la fiabilité et de la disponibilité des machines électriques [16]. Détecter les défauts dès leurs premières manifestations permet d'éviter des pannes majeures et de planifier les interventions avant qu'une défaillance critique ne survienne.

Les stratégies de maintenance prédictive, basées sur la surveillance continue des signaux (courant, vibration, température, flux), s'imposent aujourd'hui comme une alternative aux approches correctives ou préventives traditionnelles. Elles reposent sur la collecte et l'analyse des données en temps réel afin d'évaluer l'état de santé de la machine et d'anticiper son évolution [3].

L'intégration de techniques d'apprentissage automatique et de modèles numériques de simulation renforce cette capacité de prédiction, en permettant :

- la détection plus fine des anomalies faibles ou intermittentes,
- la réduction des coûts de maintenance,
- et l'optimisation du cycle de vie des équipements.

Ainsi, le diagnostic intelligent constitue une étape clé vers la maintenance conditionnelle et la fiabilité augmentée des systèmes électromécaniques modernes.

2.3 Méthodes traditionnelles de diagnostic

Avant l'essor de l'intelligence artificielle, le diagnostic des machines électriques reposait principalement sur l'analyse directe des signaux physiques [2, 17]. Ces approches, dites traditionnelles, exploitent les variations fréquentielles, temporelles ou harmoniques de grandeurs mesurables telles que le courant, la tension, le flux ou les vibrations.

2.3.1 Analyse fréquentielle (FFT et spectrale)

La Transformée de Fourier (FFT) demeure l'une des méthodes les plus répandues pour mettre en évidence les composantes harmoniques caractéristiques d'un défaut [5]. Chaque défaut introduit des signatures spécifiques dans le spectre fréquentiel.

Par exemple :

- un court-circuit partiel génère des harmoniques autour de la fréquence d'alimentation ;
- une excentricité crée des raies latérales autour de la fréquence mécanique ;
- un défaut de roulement produit des pics à haute fréquence.

Ces signatures facilitent l'identification du défaut une fois celui-ci installé, mais restent moins sensibles aux anomalies naissantes ou intermittentes.

2.3.2 Analyse de Park et MCSA

La Machine Current Signature Analysis (MCSA) et la transformation de Park constituent des outils efficaces pour analyser les composantes directe et quadrature des courants statoriques [4, 3]. Le diagramme de Park offre une visualisation intuitive du fonctionnement : une machine saine produit un cercle régulier, alors qu'un défaut induit une déformation ou une irrégularité du tracé. Ces méthodes sont performantes pour les défauts électriques et magnétiques simples mais deviennent moins fiables lorsque plusieurs perturbations coexistent.

2.3.3 Méthodes vibratoires et acoustiques

L'analyse vibratoire et acoustique utilise des capteurs montés sur la carcasse ou les roulements pour détecter des anomalies mécaniques (désalignement, défaut de roulement, déséquilibre). Les signaux obtenus sont ensuite comparés à des signatures de référence. Bien que très sensibles aux phénomènes mécaniques, ces techniques nécessitent un environnement contrôlé et des capteurs précis, ce qui limite leur emploi en fonctionnement industriel continu [18].

2.3.4 Limites des méthodes classiques

Les approches traditionnelles présentent plusieurs limites connues :

- elles nécessitent souvent une expertise humaine importante pour interpréter correctement les signaux ;
- elles sont généralement adaptées à des configurations spécifiques et sont difficiles à étendre à des machines de topologies différentes ;
- elles montrent une sensibilité notable aux perturbations externes (bruit, variations de charge, vibrations parasites).

Ces limites expliquent l'intérêt croissant pour les approches modernes basées sur l'intelligence artificielle, qui permettent d'automatiser l'analyse et de traiter des volumes

plus importants de données complexes.

2.4 Approches modernes fondées sur l'intelligence artificielle

L'augmentation des capacités de calcul et la disponibilité croissante des données de mesure ont profondément renouvelé les méthodes de diagnostic des machines électriques. Les approches modernes reposent sur l'intelligence artificielle (IA), qui permet d'extraire automatiquement des caractéristiques pertinentes à partir de signaux complexes et d'identifier des défauts faibles ou évolutifs [18, 17].

2.4.1 Apprentissage supervisé et non supervisé

Les premières approches fondées sur l'IA ont mobilisé des méthodes d'apprentissage supervisé, reposant sur des données étiquetées (états sains et défectueux). Les algorithmes les plus fréquemment utilisés incluent :

- les machines à vecteurs de support (SVM), adaptées aux jeux de données de petite taille ;
- les arbres de décision et forêts aléatoires (Random Forests), appréciés pour leur simplicité d'utilisation [18] ;
- les k-plus proches voisins (KNN), utiles pour des classifications rapides.

Les approches non supervisées, telles que le clustering par k-means ou DBSCAN, sont quant à elles employées pour détecter des anomalies sans étiquettes préalables, notamment dans des contextes de surveillance continue [3, 19]. Une catégorie plus récente, dite d'apprentissage auto-supervisé, se distingue des approches précédentes en apprenant des représentations directement à partir des données brutes, sans étiquettes ni paires d'exemples propres/bruités. Des méthodes telles que Self2Self+ exploitent la redondance interne de l'image via un masquage aléatoire (masquage Bernoulli) pour entraîner un réseau de débruitage à partir d'une seule observation. Dans ce mémoire, ce principe est adapté aux cartes électromagnétiques simulées afin d'évaluer la détection et la localisation d'anomalies sans annotation manuelle. [20].

2.4.2 Réseaux de neurones profonds

Les réseaux de neurones profonds ont marqué une étape importante dans le diagnostic automatique. Les réseaux convolutifs (CNN) sont particulièrement efficaces pour analyser des spectrogrammes ou des cartes temps-fréquence, tandis que les modèles récurrents (RNN, LSTM) capturent les dépendances temporelles présentes dans les séries issues des capteurs [17]. Plus récemment, des architectures fondées sur

les mécanismes d'attention, notamment les modèles de type Transformer ou BERT, ont été étudiées pour analyser des séquences longues et apprendre des dépendances complexes dans les signaux de machines électriques [19, 21]. Ces modèles peuvent améliorer l'analyse de séquences complexes, mais leur robustesse dépend fortement de la quantité, de la diversité et de la représentativité des données disponibles.

2.4.3 Fusion de données et modèles hybrides

De nombreux travaux récents exploitent la fusion multimodale, combinant signaux électriques, magnétiques, vibratoires ou thermiques pour améliorer la précision du diagnostic. Les modèles hybrides associent quant à eux simulation numérique et apprentissage profond [18, 22]. Cette complémentarité permet :

- de générer des données synthétiques réalistes pour pallier le manque de mesures expérimentales ;
- d'entraîner des modèles capables de reconnaître des comportements dans des situations variées.

Cette approche contribue à réduire la dépendance aux données réelles et à renforcer la robustesse du diagnostic.

2.4.4 Avantages et défis

L'utilisation de l'IA dans le diagnostic des machines électriques présente de nombreux atouts :

- meilleure sensibilité aux défauts faibles ou évolutifs ;
- capacité à traiter des signaux multidimensionnels ;
- possibilité de détecter automatiquement des motifs complexes non visibles par analyse traditionnelle.

Néanmoins, ces approches posent encore plusieurs défis [19] :

- la nécessité de disposer de données suffisamment diversifiées et représentatives ;
- le manque d'interprétabilité de certains modèles profonds ;
- la difficulté de comparer les performances entre des études utilisant des machines, des signaux et des protocoles expérimentaux différents ;
- la sensibilité des modèles aux changements de domaine entre données simulées et données réelles.

Ces limites renforcent l'intérêt d'une approche intégrant simulation et apprentissage, qui constitue l'orientation principale du présent travail [23].

2.5 Séries temporelles et données simulées dans le diagnostic

Les signaux issus des machines électriques (courant, flux, couple, vibration, température) sont des séries temporelles qui traduisent l'évolution dynamique du système au cours du temps. Leur analyse constitue une étape essentielle pour identifier les modulations périodiques ou transitoires provoquées par l'apparition d'un défaut [2].

2.5.1 Nature et caractéristiques des séries temporelles

Les séries temporelles des machines présentent souvent des composantes périodiques, harmoniques et bruitées. Un défaut se manifeste par une variation locale d'amplitude ou de fréquence, difficile à isoler sans traitement spécifique [1, 24]. Des outils tels que :

- la transformée de Fourier (FFT),
- la transformée en ondelettes,
- ou la transformée de Hilbert-Huang,

permettent d'extraire des caractéristiques discriminantes (énergie, fréquence dominante, entropie, etc.) utilisées ensuite pour la classification automatique.

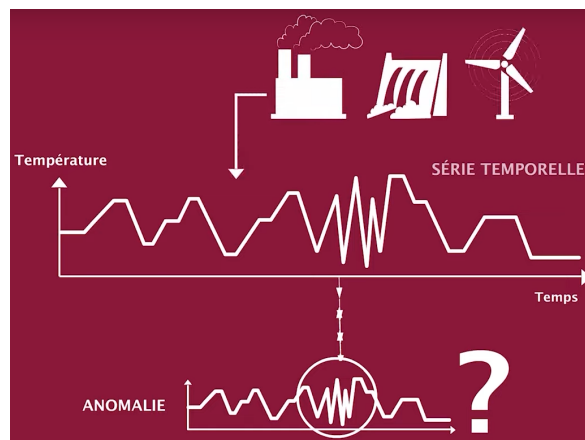


FIGURE 2.1 – Illustration du principe de la détection d'anomalies dans une série temporelle [1]. Une grandeur physique (ici la température) évolue dans le temps ; une variation brusque du signal peut révéler une anomalie ou un défaut dans le système. Dans le cas des machines électriques, les signaux de courant, de flux ou de vibration présentent des comportements similaires.

2.5.2 Apport de la simulation pour la génération de données

Dans de nombreux cas, les données expérimentales réelles sont limitées, coûteuses à acquérir ou difficilement reproductibles [23]. La simulation numérique (via des outils comme Pyleecan, FEMM ou Ansys Maxwell) permet alors de générer des séries temporelles synthétiques correspondant à différents scénarios de défauts [12, 25].

Ces données simulées facilitent :

- l’entraînement de modèles d’apprentissage lorsqu’aucune base expérimentale n’est disponible ;
- la compréhension du comportement physique de la machine en conditions anormales ;
- et la validation des modèles de diagnostic dans un environnement contrôlé.

2.5.3 Vers une approche hybride

L’association de données simulées et réelles peut contribuer au développement de modèles plus robustes, à condition de maîtriser l’écart entre les deux domaines. [18]. Les simulations peuvent servir à enrichir le jeu de données et à pré-entraîner les modèles, tandis qu’un volume plus limité de données réelles peut être utilisé pour leur adaptation au contexte industriel. Cette synergie permet d’améliorer la généralisation, la précision et la capacité prédictive du diagnostic automatique [2, 26].

2.6 Simulation numérique et génération de données

La simulation numérique joue un rôle fondamental dans le diagnostic des machines électriques. Elle permet de modéliser le comportement électromagnétique d’une machine sous différents scénarios de fonctionnement, d’injecter artificiellement des défauts et de générer des données représentatives utilisables pour l’analyse ou l’apprentissage automatique [12, 27].

2.6.1 Outils et environnements de simulation

Plusieurs plateformes open-source ou commerciales permettent la modélisation détaillée des machines électriques [12, 5, 25] :

- Pyleecan** : bibliothèque Python open source consacrée à la modélisation et à la simulation des machines électriques. Sa structure paramétrique permet de modifier les caractéristiques géométriques, magnétiques et électriques des modèles afin de représenter différents états sains ou défectueux.
- **FEMM (Finite Element Method Magnetics)** : outil 2D utilisé pour les études magnétiques statiques ou quasi-statiques. Il est souvent exploité pour valider localement les distributions de champ [22, 25].
- **Ansys Maxwell ou COMSOL Multiphysics** : logiciels commerciaux capables de modéliser les phénomènes couplés électromagnétiques, thermiques et mécaniques avec une grande précision.

Ces outils facilitent la création de modèles paramétrables, adaptés à la simulation systématique de scénarios de défauts.

2.6.2 Exploitation des données simulées

Les données issues de la simulation sont généralement exportées sous forme de séries temporelles ou de cartes temps-fréquence [23, 18]. Elles servent à :

- constituer des jeux d’entraînement pour les modèles d’IA,
- valider les méthodes de diagnostic avant expérimentation réelle,
- et calibrer les algorithmes de détection sur des conditions maîtrisées.

La simulation permet ainsi d’assurer un contrôle total des paramètres (géométrie, matériau, vitesse, courant, type de défaut), ce qui en fait un outil essentiel pour la reproductibilité scientifique et la robustesse des modèles prédictifs [26].

2.7 Synthèse critique et positionnement scientifique

2.7.1 Analyse comparative des méthodes existantes

L’état de l’art met en évidence deux grandes familles de techniques utilisées pour le diagnostic des machines électriques : les méthodes traditionnelles, basées sur l’analyse de signaux physiques, et les approches modernes fondées sur l’apprentissage automatique [18]. Les méthodes classiques (FFT, MCSA, transformation de Park, analyse vibratoire) sont bien établies dans le domaine industriel. Elles permettent de détecter efficacement des signatures caractéristiques associées à des défauts tels que l’excentricité, le court-circuit ou le déséquilibre. Elles souffrent toutefois de certaines limites, notamment une sensibilité réduite aux anomalies faibles et une difficulté à s’adapter à des environnements fortement perturbés [5].

À l’inverse, les approches modernes basées sur l’IA (SVM, CNN, LSTM, Transformers) analysent automatiquement des signaux complexes et s’adaptent mieux à la variabilité opérationnelle [21]. Elles permettent d’identifier des motifs subtils dans les séries temporelles ou spectrales, mais leur performance dépend largement de la disponibilité de données diversifiées et représentatives un point souvent limitant dans les environnements industriels.

2.7.2 Limites identifiées et motivation de notre approche

Les travaux existants soulignent plusieurs difficultés majeures :

- la rareté et le coût des données expérimentales, souvent difficiles à reproduire ;

- la forte variabilité des conditions de fonctionnement (charge, vitesse, température) qui complique la généralisation des modèles ;
- la dépendance de nombreux modèles à une machine ou un site spécifiques, limitant leur transfert à d'autres configurations.

Ces constats motivent l'adoption d'une approche hybride combinant simulation numérique et apprentissage automatique. La simulation permet en effet de générer des données synthétiques contrôlées, couvrant différents défauts et scénarios, tout en garantissant une reproductibilité impossible à obtenir uniquement avec des mesures réelles. Ces données constituent ainsi un support pertinent pour entraîner, tester ou adapter des modèles de diagnostic automatique.

2.7.3 Originalité et apport de la méthode proposée

L'originalité de notre approche réside dans l'articulation entre la modélisation électromagnétique et l'intelligence artificielle. Pyleecan et FEMM sont utilisés pour simuler différents défauts et générer les signaux temporels, fréquentiels et les cartes de flux associés [3].

L'exploitabilité de ces données est ensuite vérifiée à l'aide d'un pipeline auto-supervisé fondé sur Self2Self+, permettant de détecter et de localiser les anomalies sans annotation manuelle [20].

Cette démarche permet :

- de générer des données variées et physiquement cohérentes ;
- de relier les défauts simulés aux variations électromagnétiques ;
- de proposer une méthodologie reproductible et extensible.

Ainsi, ce travail rapproche la simulation physique et le diagnostic par intelligence artificielle, tout en préparant de futurs modèles de classification et leur adaptation aux données réelles d'EDF.

2.8 Conclusion du chapitre

Ce chapitre a présenté les principales méthodes de diagnostic des machines électriques, depuis les approches classiques jusqu'aux méthodes fondées sur l'intelligence artificielle. L'étude bibliographique a également montré les limites liées au manque de données réelles et à la variabilité des conditions de fonctionnement. Ces constats justifient l'utilisation de la simulation pour générer des données contrôlées et reproductibles. Le chapitre suivant présente la conception de la solution proposée.

Chapitre 3

Conception et Description de la Solution Proposée

3.1 Introduction

À la suite de l'étude bibliographique présentée au chapitre précédent, ce chapitre expose la démarche adoptée pour la modélisation et la simulation des machines électriques dans le cadre de notre travail. L'objectif principal est de générer des données représentatives du fonctionnement normal et défectueux de la machine, à partir d'un modèle numérique fiable et paramétrable.

La méthodologie repose sur l'utilisation d'un outil de simulation électromagnétique permettant d'analyser l'influence de différents types de défauts (mécaniques, électriques et magnétiques) sur les grandeurs caractéristiques de la machine, telles que le flux, le couple ou le courant.

Ce chapitre décrit les choix technologiques effectués, les paramètres géométriques et électriques retenus, les méthodes d'injection des défauts, ainsi que la procédure de génération des données de simulation. Les données générées constituent également la base de la preuve de concept auto-supervisée présentée au chapitre 5. Le développement d'un modèle supervisé de classification et son adaptation aux données réelles restent des perspectives.

3.2 Démarche générale et architecture de la solution proposée

3.2.1 Vue d'ensemble de la méthodologie

La démarche proposée ne vise pas à concevoir une application logicielle, mais à établir un **protocole expérimental reproductible** permettant de générer et structurer des

données simulées représentatives du comportement des machines électriques. Cette méthodologie repose sur la modélisation paramétrique, la simulation électromagnétique et l'extraction de séries temporelles issues de scénarios de fonctionnement sains et défectueux.

L'objectif est de disposer d'un jeu de données synthétiques complet, servant de base à de futures études de diagnostic automatique. Deux grandes étapes structurent ce processus :

1. **la génération de machines électriques** présentant des caractéristiques géométriques et matérielles variables (saines et défectueuses) ;
2. **la simulation et l'extraction des séries temporelles** associées à leurs comportements électromagnétiques (flux, couple, champ, courant).

Cette approche constitue le socle expérimental du projet et garantit la traçabilité des résultats, la comparabilité des scénarios et la reproductibilité scientifique du travail.

3.2.2 Architecture de la solution

L'architecture adoptée suit une approche modulaire et séquentielle, reliant la génération des modèles, leur simulation numérique et l'extraction des signaux physiques. Elle a été pensée pour assurer une circulation fluide et cohérente des données entre les différentes étapes du processus (Figure 3.1).

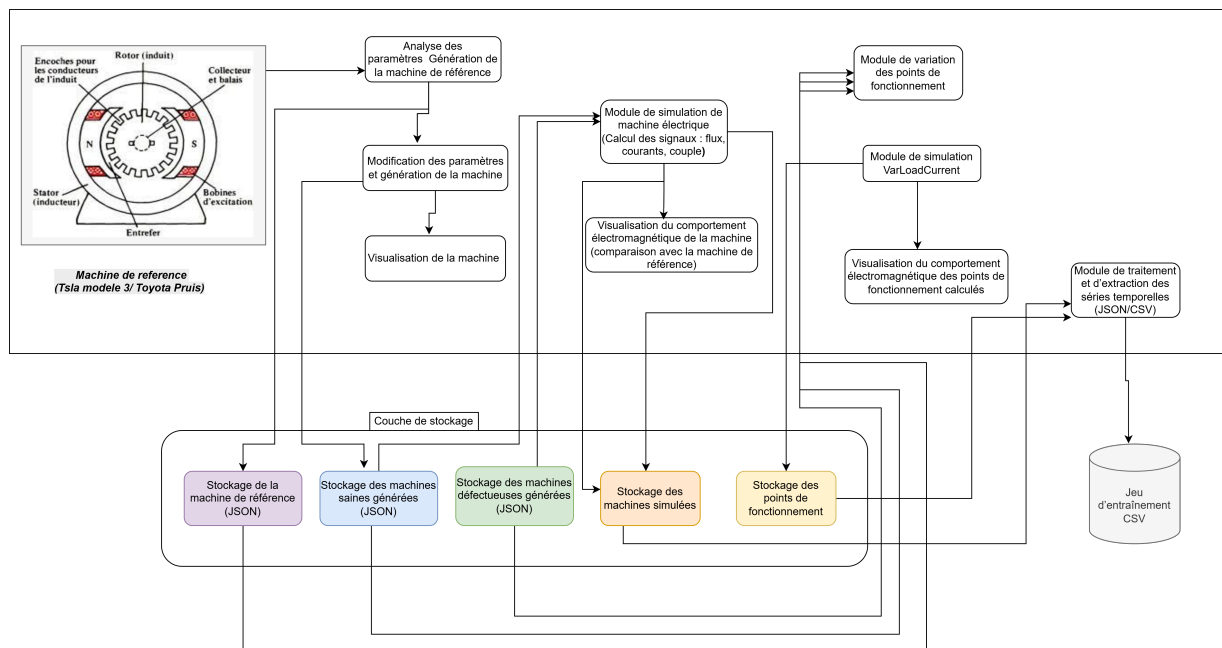


FIGURE 3.1 – Architecture générale de la solution proposée pour la génération, la simulation et l'extraction des signaux électromagnétiques.

Cette architecture est composée de quatre modules principaux :

1. **Génération des modèles de machines** : création de modèles sains et défectueux à l'aide de Pyleecan, sauvegardés au format JSON pour garantir leur réutilisabilité.
2. **Simulation électromagnétique** : exécution des modèles avec Pyleecan et FEMM afin de calculer les distributions de flux, le couple électromagnétique et les courants statoriques.
3. **Variation des points de fonctionnement** : ajustement de la vitesse, du courant, de la fréquence et de l'angle de commande afin d'évaluer la machine sous plusieurs conditions expérimentales. Cette étape enrichit la diversité des données simulées et permet de capturer les premiers indices de défaillance dans des régimes variés.
4. **Organisation et structuration des données** : transformation des résultats bruts en signaux normalisés. Les résultats finaux sont enregistrés sous format CSV, classés selon un schéma hiérarchique (machine → type de défaut → point de fonctionnement → séries temporelles).

L'ensemble forme une chaîne cohérente, automatisable et reproductible, garantissant la qualité et la continuité du flux de données simulées.

3.2.3 Outils logiciels utilisés et justification du choix

La mise en œuvre de cette méthodologie repose sur une combinaison d'outils ouverts, modulaires et interopérables.

- **Pyleecan (Python Library for Electrical Engineering Computational Analysis)** constitue le cœur du dispositif. Il permet de modéliser, paramétrer et simuler des machines électriques tout en offrant une flexibilité dans l'introduction de défauts (excentricité, démagnétisation, court-circuit). Sa nature open-source garantit la transparence, la reproductibilité et la traçabilité scientifique.
- **FEMM (Finite Element Method Magnetism)** est utilisé comme solveur de référence pour le calcul du champ magnétique bidimensionnel. Il assure une **validation numérique locale** et un contrôle des distributions de champ.
- **Python** et ses bibliothèques scientifiques (NumPy, Pandas, Scipy, Matplotlib) assurent le post-traitement, la visualisation et l'organisation des séries temporelles simulées. Ces outils facilitent l'automatisation des simulations et la manipulation des résultats.

Le choix de cet environnement technologique repose donc sur la reproductibilité, la compatibilité scientifique et la souplesse d'expérimentation, constituant une base solide pour les développements futurs en diagnostic automatique.

3.3 Modélisation des machines électriques

3.3.1 Choix du type de machine étudiée

Ce travail s'appuie sur la modélisation et la simulation de machines synchrones à aimants permanents (PMSM), très utilisées dans les systèmes de traction et les applications industrielles à haut rendement. Deux modèles industriels de référence ont été retenus pour cette étude : la **Toyota Prius** et la **Tesla Model 3**. Ces architectures, issues de la bibliothèque open-source *Pyleecan*, offrent une base expérimentale réaliste et représentative pour l'analyse des effets de défauts électromécaniques.

La combinaison de ces deux modèles permet de valider la robustesse de la méthodologie de simulation sur des machines aux géométries et comportements électromagnétiques contrastés : La Toyota Prius constitue un modèle de référence largement documenté, tandis que la Tesla Model 3 présente une géométrie plus compacte et un entrefer plus faible. Leur comparaison permet d'évaluer la méthodologie sur deux topologies différentes.

3.3.2 Modèle 1 : Machine Toyota Prius

La première machine retenue comme référence est celle du moteur Toyota Prius, un modèle emblématique dans le domaine des véhicules hybrides. Il s'agit d'une machine synchrone à aimants permanents intérieurs (*Interior Permanent Magnet Synchronous Machine - IPMSM*), largement utilisée dans les systèmes de traction automobile pour son rendement élevé, sa compacité et sa capacité à fournir un couple important à bas régime.

a. Caractéristiques géométriques et électromagnétiques

La machine comporte un stator à 48 encoches et un rotor interne à aimants permanents insérés dans des cavités de type *LamHole*. Les principales caractéristiques issues du modèle Pyleecan sont résumées dans le tableau suivant :

L'entrefer, relativement faible (0.75 mm), favorise un couplage magnétique fort entre le rotor et le stator, mais le rend également sensible aux défauts d'excentricité ou de variation d'entrefer.

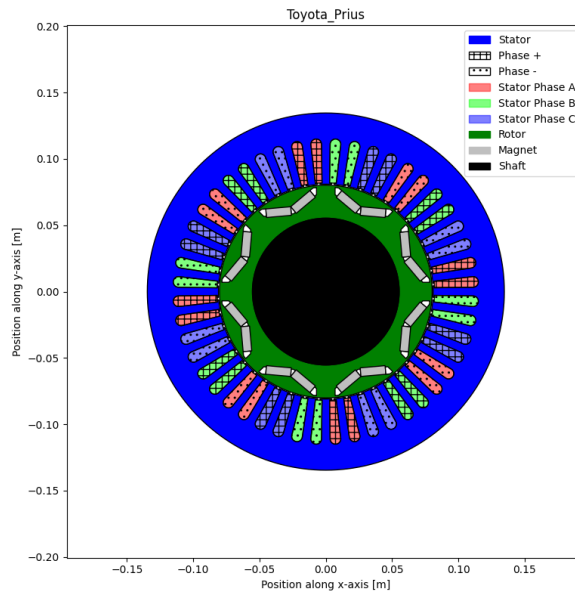


FIGURE 3.2 – Modèle de la machine Toyota Prius sous *Pyleecan*

TABLE 3.1 – Caractéristiques géométriques et électromagnétiques principales de la machine Toyota Prius

Élément	Paramètres principaux	Valeurs caractéristiques
Stator	Rayon interne / externe	80.95 mm / 134.62 mm
	Longueur active	83.82 mm
	Nombre d'encoches	48
	Type d'encoche	SlotW11
Bobinage	Nombre de phases	3
	Paires de pôles	4
	Nombre de spires par bobine	9
	Pas de bobine	6
Rotor	Rayon interne / externe	55.32 mm / 80.20 mm
	Type de rotor	LamHole avec 8 cavités d'aimants
Entrefer	Valeur	0.75 mm ($\approx 0.93\%$ du rayon)
Aimants	Type et matériau	Aimants permanents de type MagnetPrius, $B_r = 1.24\text{ T}$ à 20°C

b. Principe de fonctionnement et comportement attendu

La machine Toyota Prius fonctionne en mode synchrone triphasé : les aimants du rotor génèrent le champ principal, tandis que le courant triphasé du stator produit un champ tournant. L'interaction des deux champs engendre le couple électromagnétique T_{em} nécessaire à la traction.

Grâce à sa conception IPMSM, Cette architecture permet notamment :

- la production d'un couple magnétique et d'un couple de réluctance ;
- une bonne efficacité énergétique ;
- une densité de couple adaptée aux applications de traction.

Ces caractéristiques en font un modèle idéal pour les simulations de défauts mécaniques (excentricité), électriques (court-circuit entre spires) et magnétiques (déma-

gnétisation partielle).

c. Raisons du choix

Le choix de la Toyota Prius repose sur :

- **Accessibilité du modèle** dans la bibliothèque Pyleecan, déjà paramétré et validé ;
- **Structure géométrique claire**, facilitant la variation paramétrique des défauts ;
- **Pertinence industrielle**, car cette architecture est largement utilisée dans les véhicules hybrides modernes ;
- **Reproductibilité scientifique**, grâce à la disponibilité des données géométriques et magnétiques dans la littérature.

Ainsi, la machine Toyota Prius constitue un cas d'étude de référence, robuste et documenté.

3.3.3 Modèle 2 : Machine Tesla Model 3

La seconde machine retenue comme référence est celle du moteur Tesla Model 3, représentatif des dernières générations de moteurs de traction à haut rendement. Elle correspond à une machine synchrone à aimants permanents à réluctance intérieure (IPMSM), optimisée pour les applications nécessitant une forte densité de puissance et une haute efficacité énergétique.

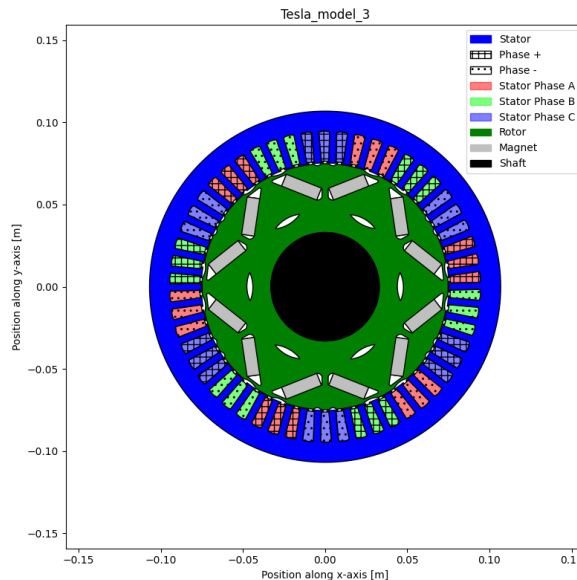


FIGURE 3.3 – Modèle de la machine Tesla Model 3 sous *Pyleecan*

a. Caractéristiques géométriques et électromagnétiques

Le modèle Tesla Model 3 est plus compact que celui de la Prius, avec un stator à 54 encoches et un rotor à six cavités internes destinées au logement des aimants permanents.

TABLE 3.2 – Caractéristiques géométriques et électromagnétiques principales de la machine Tesla Model 3

Élément	Paramètres principaux	Valeurs caractéristiques
Stator	Rayon interne / externe	75.30 mm / 106.85 mm
	Longueur active	134.00 mm
	Nombre d'encoches	54
	Type d'encoche	SlotUD
Bobinage	Nombre de phases	3
	Paires de pôles	3
	Tours par bobine	15
	Pas de bobine	9
Rotor	Rayon interne / externe	33.00 mm / 74.85 mm
	Type de rotor	LamHole avec 6 cavités internes
Entrefer	Valeur	0.45 mm ($\approx 0.60\%$ du rayon)
Aimants	Type et orientation	Aimant interne unique, orientation radiale

L'entrefer réduit (0.45 mm) et la grande longueur active (134 mm) induisent une forte densité de couple et une sensibilité élevée aux défauts.

b. Principe de fonctionnement et comportement attendu

Le moteur Tesla Model 3 fonctionne selon le principe de la réluctance assistée par aimants permanents. Les pôles du rotor sont conçus pour maximiser la différence entre la réluctance directe (axe d) et quadrature (axe q). L'aimant permanent interne fournit un champ constant, tandis que le courant triphasé du stator génère un champ tournant synchronisé avec la vitesse du rotor.

Cette architecture permet :

- un couple élevé sur une large plage de vitesses,
- une amélioration de l'efficacité énergétique,
- une densité de couple élevée et un fonctionnement adapté à une large plage de vitesses.

c. Raisons du choix

Le choix de la Tesla Model 3 comme seconde référence repose sur plusieurs considérations scientifiques et techniques :

- sa modernité technologique et son haut niveau d'optimisation ;
- la richesse paramétrique permettant de tester différents défauts ;

- sa complémentarité avec la Toyota Prius, représentant deux générations de machines.

Elle constitue donc un cas d'étude avancé, idéal pour tester la sensibilité du modèle de simulation et la précision des résultats.

3.3.4 Comparaison et synthèse

Les deux modèles étudiés offrent des caractéristiques complémentaires :

- La **Toyota Prius** fournit une base robuste et bien documentée pour la validation initiale des simulations.
- La **Tesla Model 3** permet d'explorer les effets des défauts sur des architectures plus compactes et puissantes.

L'utilisation conjointe de ces deux modèles permet d'évaluer la méthodologie sur des géométries différentes et d'améliorer la diversité des données simulées.

3.4 Simulation des défauts et méthodes d'injection

Cette section présente les méthodes utilisées pour représenter différents défauts mécaniques, électriques et magnétiques dans les modèles Toyota Prius et Tesla Model 3. Chaque scénario est obtenu par la modification contrôlée de paramètres géométriques, électriques ou magnétiques dans Pyleecan.

Les effets des défauts sont ensuite étudiés à partir du flux radial, du flux tangentiel, du couple électromagnétique et des courants statoriques.

3.4.1 Excentricité statique et dynamique

Excentricité statique : elle est obtenue en appliquant un décalage fixe (e, θ_0) dans la description géométrique du rotor, ce qui conduit à une loi d'entrefer :

$$g(\theta) = g_0 + e \cos(\theta - \theta_0)$$

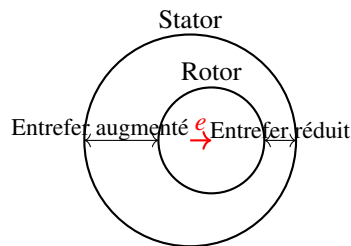


FIGURE 3.4 – Excentricité statique : le centre du rotor est décalé d'une distance e par rapport au centre du stator.

Excentricité dynamique : elle est simulée en faisant varier la position du centre du rotor au cours du temps, selon :

$$e(t) = e \cos(\omega_r t)$$

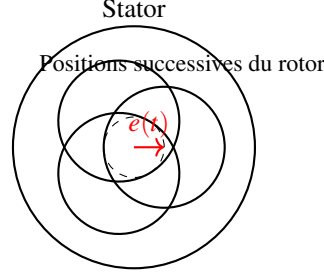


FIGURE 3.5 – Excentricité dynamique : le centre du rotor se déplace sur un cercle de rayon $e(t)$.

Paramètres simulés : les amplitudes d'excentricité utilisées varient entre 0,01 mm et 0,08 mm, soit environ 0,5 % à 2 % de l'entrefer nominal. L'excentricité statique peut entraîner une asymétrie du flux radial B_{rad} et des oscillations du couple électromagnétique T_{em} . Ce scénario est analysé dans le chapitre suivant.

3.4.2 Variation d'entrefer

Dans le modèle paramétrique, ce défaut est injecté en ajustant le rayon intérieur du stator, tandis que le rayon extérieur du rotor reste inchangé ce qui conduit à un entrefer modifié :

$$g' = g_0(1 \pm \beta)$$

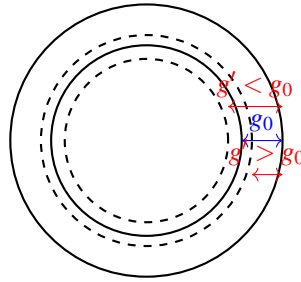


FIGURE 3.6 – Variation de l'entrefer : comparaison entre l'entrefer nominal g_0 et les entrefers modifiés g' .

Paramètres simulés : dix valeurs d'entrefer comprises entre 0,5 et 1,85 mm sont considérées. Ce défaut modifie directement le niveau du flux magnétique dans l'entrefer et entraîne des variations du couple électromagnétique, qui seront analysées dans le chapitre consacré aux résultats.

3.4.3 Défaut d'usinage (stator et rotor)

Dans les modèles paramétriques, il est injecté en modifiant la hauteur H_0 et la largeur W_0 des encoches selon :

$$H_{0\text{def}} = H_{0\text{ref}}(1 + \beta), \quad W_{0\text{def}} = W_{0\text{ref}}(1 + \beta)$$

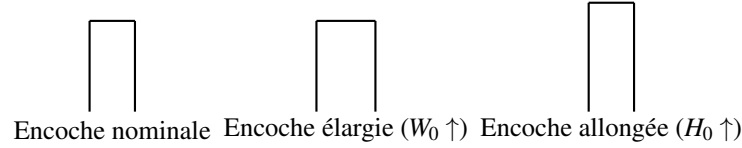


FIGURE 3.7 – Défaut d'usinage : variation locale de la hauteur (H_0) et de la largeur (W_0) des encoches.

Dans le modèle complet, le coefficient de variation agit également, avec des facteurs réduits, sur l'entrefer, la longueur active ainsi que les dimensions et la rémanence des aimants.

Paramètres simulés : le coefficient d'usinage varie entre -5% et $+5\%$. Ce défaut modifie localement la géométrie du circuit magnétique, altérant la distribution du flux dans les zones affectées et générant des perturbations visibles dans les grandeurs électromagnétiques simulées.

3.4.4 Démagnétisation partielle

Dans les modèles utilisés, le défaut est injecté en appliquant un coefficient de dégradation k_d selon :

$$B'_r = (1 - k_d) B_r$$

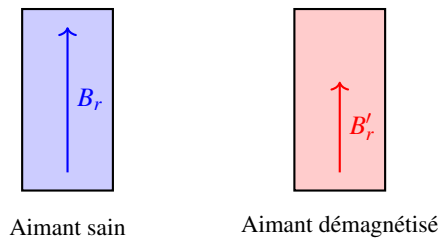


FIGURE 3.8 – Démagnétisation partielle : réduction de l'induction magnétique rémanente B_r

Dans le modèle, le champ coercitif, la perméabilité relative et la résistivité électrique des aimants sont également ajustés. **Paramètres simulés** : k_d est choisi dans l'intervalle $[0.02, 0.70]$ afin de représenter à la fois des pertes d'aimantation légères et sévères. La réduction de B_r modifie directement la force magnétomotrice des aimants et entraîne une diminution du flux utile, observable dans les grandeurs électromagnétiques simulées.

3.4.5 Défaut de matériau magnétique

Ce défaut est injecté en diminuant la perméabilité relative μ_r du fer statorique :

$$\mu_{r,\text{def}} = \mu_{r,\text{ref}} (1 + 0.4 \text{ mat}).$$

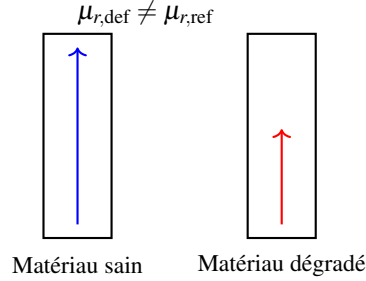


FIGURE 3.9 – Défaut de matériau : diminution de la perméabilité relative μ_r .

La variation effective de la perméabilité est donc comprise entre $-3,2\%$ et $+3,2\%$.

Paramètres simulés : le coefficient mat varie dans l'intervalle $[-0.08, +0.08]$. Cette opération simule un vieillissement magnétique ou une variation de la qualité des tôles utilisées, affectant la densité de flux dans les dents statoriques.

3.4.6 Variations des aimants permanents

Les variations sont appliquées aux dimensions et aux propriétés magnétiques des aimants permanents. Le coefficient var varie entre -5% et $+5\%$.

Les paramètres modifiés sont la hauteur, la largeur, la rémanence, le champ coercitif et la perméabilité relative des aimants.

3.4.7 Court-circuit partiel entre spires

Dans le modèle, la dégradation est introduite en appliquant un coefficient α tel que :

$$N'_{\text{coil}} = N_{\text{coil,ref}} - \Delta N, \quad \Delta N \in \{1, 2, 3\}.$$

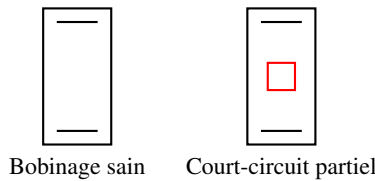


FIGURE 3.10 – Court-circuit partiel : réduction du nombre de spires actives.

Trois niveaux sont considérés, correspondant à une réduction de une à trois spires actives dans une partie du bobinage statorique. Dans le modèle, cette modification est appliquée localement à la matrice de bobinage afin de réduire le nombre de spires actives dans la zone concernée. Cette représentation simplifiée crée un déséquilibre de la force magnétomotrice entre les phases et peut modifier la distribution du flux et les ondulations du couple.

3.4.8 Défaut de bobinage (variation du nombre de spires)

Dans Pyleecan, ce scénario est injecté en modifiant directement le paramètre `Winding.Ntcoil`, auquel sont attribuées plusieurs valeurs, notamment 2, 7, 10 et 12 spires par bobine.

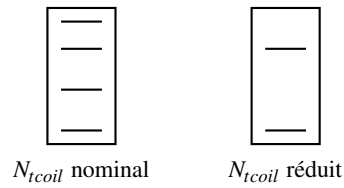


FIGURE 3.11 – Défaut de bobinage : réduction du nombre de spires N_{tcoil} .

La réduction du nombre de spires diminue directement la force magnétomotrice (FMM) disponible, ce qui entraîne une baisse du flux utile et du couple électromagnétique. Dans les cas sévères, un faible N_{tcoil} entraîne une réduction importante du flux et du couple électromagnétique.

3.4.9 Déséquilibre d'alimentation

Dans le modèle, ce défaut est injecté en appliquant un coefficient de déséquilibre δ sur la phase b :

$$V_b = V_m(1 - \delta) \sin(\omega t - 2\pi/3)$$

Paramètres simulés : δ varie entre 0.05 et 0.10, ce qui permet de représenter des déséquilibres légers à modérés similaires à ceux provoqués par des variations de charge ou des défauts d'onduleur.

Ce type de perturbation génère un flux non symétrique et introduit des harmoniques supplémentaires dans le couple électromagnétique, caractéristiques d'une alimentation déséquilibrée.

Synthèse des scénarios simulés

L'ensemble des défauts simulés est résumé dans le tableau suivant :

TABLE 3.3 – Résumé des défauts simulés sur les machines Toyota Prius et Tesla Model 3

Type de défaut	Paramètres modifiés	Plage de variation	Effets observés principaux
Excentricité statique/dynamique	Position du rotor (x_0, θ_0)	0.01 – 0.08 mm	Désymétrie du flux, oscillations du couple
Variation d'entrefer	Entrefer g	$\pm 2\% - \pm 10\%$	Variation du flux et du couple moyen
Usinage (stator/rotor)	H_0, W_0	$\pm 2\% - \pm 10\%$	Distorsion du champ et bruit harmonique
Démagnétisation	Champ rémanent B_r	2% – 70%	Perte de flux et diminution du couple
Défaut de matériau	Perméabilité μ_r	2% – 8%	Perturbation du flux dans les dents
Bobinage (Ntcoil)	Nombre de spires	2 – 12 tours	Baisse de flux, couple et efficacité
Court-circuit partiel	$N' = N - \Delta N$	1 à 3 tours	Déséquilibre de phase et courant accru
Déséquilibre d'alimentation	Tension V_m , phase ϕ	5% – 10%	Harmoniques et couple ondulatoire

Cette diversité de scénarios permet de reproduire la majorité des conditions réelles de dégradation d'une PMSM.

3.4.10 Structuration et automatisation des simulations

L'ensemble des scénarios a été automatisé à l'aide de scripts Python intégrés à Py-leecan, permettant la génération en série de modèles defectueux et leur exécution via une boucle de simulation contrôlée. Chaque configuration est sauvegardée au format JSON, incluant :

- le type de machine (Prius ou Tesla),
- le type de défaut injecté,
- les valeurs des paramètres modifiés,
- et les signaux de sortie correspondants (flux, couple, courant).

Au total, plus de **500 simulations** ont été réalisées afin de couvrir les combinaisons de défauts et de niveaux de variation. Cette approche paramétrique garantit la **reproductibilité scientifique**, la **traçabilité des scénarios** et la **richesse des données simulées** pour l'analyse présentée dans la section suivante.

3.4.11 Extraction et Analyse des Grandeurs Physiques

L'extraction des grandeurs physiques constitue une étape essentielle du processus de simulation. Elle permet d'observer l'influence directe des défauts injectés sur le com-

portement électromagnétique des machines modélisées. Les grandeurs principales étudiées sont le **flux magnétique** (B_{rad} , B_{tan}), le **couple électromagnétique** (T_{em}) et les **courants statoriques** (I_s). Ces signaux sont extraits sous forme de **séries temporelles discrètes** à partir des sorties de *Pylecan*, puis analysés par des traitements temporels et fréquentiels.

1. Extraction des grandeurs simulées

Pour chaque simulation, les grandeurs physiques suivantes sont enregistrées :

- le **flux radial** B_{rad} au niveau de l'entrefer, représentant la densité de flux magnétique générée par le rotor ;
- le **flux tangentiel** B_{tan} , qui contribue à la production du couple ;
- le **couple électromagnétique** $T_{\text{em}}(t)$, obtenu par intégration de la densité de force de Lorentz sur la surface rotorique ;
- les **courants statoriques** I_a, I_b, I_c , calculés à partir du modèle de bobinage.

Les signaux sont exportés automatiquement au format .Json à la fin de chaque simulation, puis extrait au format .CSV permettant leur traitement.

2. Analyse temporelle

Les signaux temporels permettent une première lecture qualitative du comportement de la machine.

- **Machine saine** : Le flux radial présente une forme sinusoïdale quasi parfaite et stable. Le flux radial présente une évolution périodique et globalement symétrique. Le couple électromagnétique reste proche de sa valeur moyenne, avec une faible ondulation.
- **Excentricité et variation d'entrefer** : On observe des *oscillations périodiques du couple* et une *désymétrie du flux radial*. Le flux tangentiel devient légèrement modulé, indiquant une variation cyclique de la densité de flux dans l'entrefer.
- **Démagnétisation partielle** : Le flux moyen diminue proportionnellement au coefficient de démagnétisation k_d , et le couple moyen peut également diminuer lorsque le niveau de démagnétisation augmente.
- **Défaut d'usinage et de matériau** : Le flux dans les dents devient irrégulier, avec apparition de micro-oscillations locales. Ces perturbations sont traduites par une légère augmentation du bruit harmonique dans le couple.
- **Court-circuit partiel et variation du bobinage** : Les courants deviennent déséquilibrés, et des modifications d'amplitude et de symétrie peuvent apparaître

dans le flux. Pour les cas extrêmes (Ntcoil très faible), la force magnétomotrice est fortement réduite, provoquant une chute notable du couple et une perte d'efficacité énergétique.

Ces observations sont en accord avec les phénomènes physiques décrits dans la littérature et confirment la cohérence des modèles simulés.

3. Analyse fréquentielle

L'analyse fréquentielle appliquée aux signaux temporels extraits permet d'identifier les signatures caractéristiques de chaque défaut. La transformée de Fourier discrète (FFT) met en évidence les composantes harmoniques associées aux perturbations.

- **Machine saine** : spectre dominé par la fondamentale, sans composantes parasites notables.
- **Excentricité statique/dynamique** : raies latérales autour de la fondamentale, proportionnelles au décalage e .
- **Démagnétisation / défaut matériau** : atténuation du pic principal et dispersion du spectre.
- **Court-circuit / défaut de bobinage** : composantes harmoniques de basse fréquence liées au déséquilibre des phases.
- **Défaut d'usure** : enrichissement du spectre haute fréquence dû aux irrégularités géométriques.

Ces signatures permettent de comparer les scénarios simulés et constituent des caractéristiques potentielles pour de futurs modèles de diagnostic.

Afin de consolider ces observations et de préparer une exploitation plus systématique des signaux, il est nécessaire de structurer et d'organiser l'ensemble des données issues des différentes simulations.

3.4.12 Structure et organisation des fichiers générés

Chaque simulation réalisée sous *Pyleecan* produit un ensemble de fichiers contenant les grandeurs électromagnétiques calculées. Les sorties sont exportées automatiquement au format .Json à l'aide de scripts Python dédiés, garantissant la compatibilité avec les outils d'analyse numérique.

Les fichiers générés sont organisés selon une structure hiérarchique reflétant le type de machine, le type de défaut et le scénario simulé :

Chaque sous-dossier correspond à un scénario précis, identifié par le type de défaut

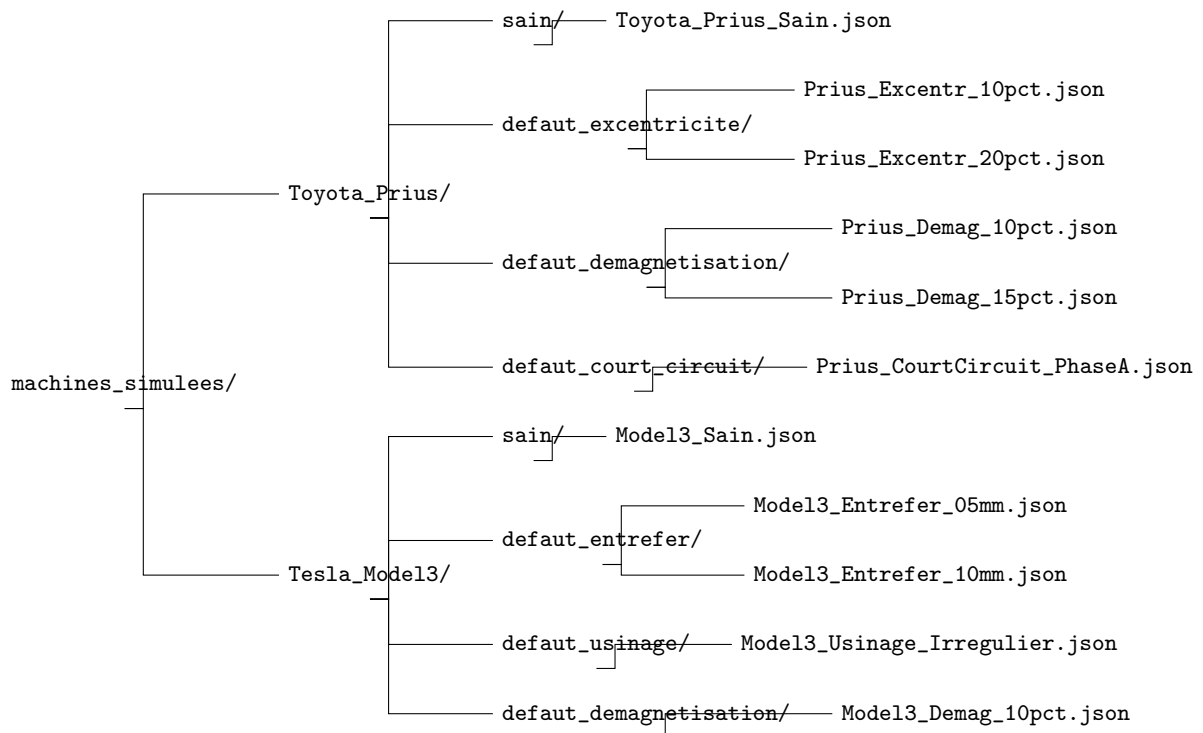


FIGURE 3.12 – Arborescence des fichiers générés pour les machines simulées.

et le paramètre de variation utilisé. Cette organisation permet de retrouver rapidement les signaux correspondant à une machine donnée et à un niveau spécifique de dégradation.

3.4.13 Prétraitement et nettoyage des données

Avant toute analyse, les données brutes issues des simulations ont été soumises à un ensemble d'opérations de **prétraitement**, assurant la cohérence et la comparabilité des signaux :

- **Nettoyage des valeurs nulles ou aberrantes** : suppression des échantillons manquants ou instables dans les signaux de flux et de couple.
- **Alignement temporel** : recalage des signaux sur une période complète de rotation afin d'assurer la synchronisation entre les machines saines et défectueuses.
- **Normalisation** : mise à l'échelle des grandeurs (B , T_{em} , I_s) pour permettre une comparaison quantitative entre les scénarios.

Les outils utilisés pour ce traitement incluent les bibliothèques Python NumPy, Pandas et SciPy, permettant une manipulation efficace des séries temporelles.

3.5 Conclusion du Chapitre

Ce chapitre a exposé l'ensemble du processus de modélisation et de simulation utilisé pour générer et analyser les machines électriques, tant en régime sain qu'en présence de défauts. Après avoir présenté l'architecture générale et les modèles étudiés (Toyota Prius et Tesla Model 3), une démarche de modélisation paramétrique a été mise en place afin d'assurer la flexibilité et la reproductibilité des scénarios.

Les principaux défauts mécaniques, magnétiques et électriques étudiés ont été présentés, ainsi que leurs effets sur le flux, le couple et les courants. Cette approche a permis d'établir une base cohérente et rigoureuse pour l'analyse des variations électromagnétiques.

En résumé, ce chapitre a posé les bases méthodologiques nécessaires à la création d'un environnement de simulation fiable, indispensable pour les expérimentations et l'application auto-supervisée présentées dans les chapitres suivants

Le prochain chapitre sera consacré à la mise en œuvre expérimentale et à l'analyse détaillée des résultats obtenus.

Chapitre 4

Implémentation, Expérimentation et Analyse des Résultats

Introduction

Ce chapitre est consacré à la mise en œuvre pratique de la solution développée pour la génération, la simulation et l'analyse des machines électriques. Après avoir défini et validé la méthodologie de simulation au chapitre précédent, il s'agit ici de présenter l'implémentation technique du système, les outils utilisés, les scénarios d'expérimentation et les résultats obtenus.

L'objectif est de vérifier la cohérence des simulations réalisées, d'évaluer la pertinence des défauts injectés et d'analyser quantitativement leurs effets sur les grandeurs physiques mesurées. Cette étape permet également de valider la faisabilité de l'approche et de préparer la constitution d'une base de données exploitable pour le diagnostic automatique .

Le chapitre est structuré comme suit :

- la section **4.1** présente l'environnement d'implémentation et les paramètres généraux de simulation ;
- la section **4.2** décrit les scénarios expérimentaux appliqués aux machines Tesla Model 3 et Toyota Prius, ainsi que les variations des points de fonctionnement ;
- la section **4.3** propose une discussion critique et une interprétation globale des résultats obtenus.

4.1 Implémentation du système expérimental

Cette section décrit la mise en œuvre pratique du système de simulation permettant la génération et l'analyse des défauts dans les machines électriques. Elle constitue la traduction opérationnelle de la méthodologie exposée au chapitre précédent et vise à garantir la reproductibilité et la cohérence expérimentale des résultats obtenus. L'ensemble du processus suit une approche séquentielle, articulée autour des étapes de génération, simulation, et organisation des données.

4.1.1 Paramètres généraux de simulation

Afin d'assurer l'homogénéité et la validité des résultats, toutes les simulations ont été réalisées sous des conditions numériques identiques. Les principaux paramètres utilisés sont les suivants :

- **Durée de simulation** : 1 seconde physique, correspondant à plusieurs périodes électriques complètes. Cette durée permet d'atteindre un régime établi du couple et du flux avant la fin de la simulation.
- **Pas de temps** : 4 000 pas temporels, soit un pas $\Delta t = 2.5 \times 10^{-4}$, s. Cette résolution assure une capture fine des variations rapides des grandeurs électromagnétiques.
- **Fréquence d'alimentation** : fixée à 50 Hz pour les scénarios de base, puis ajustée jusqu'à 60 Hz selon le point de fonctionnement étudié.
- **Vitesse de rotation** : comprise entre 1 000 et 3 000 tr/min (soit 104 à 314 rad/s), en cohérence avec les vitesses nominales des machines considérées.
- **Solveur et maillage** : modèle 2D axisymétrique utilisant la méthode des éléments finis (solveur FEMM). Le maillage comporte environ 2 048 nœuds et deux tranches (« slices ») par simulation, assurant un bon compromis entre précision et temps de calcul.

Ces paramètres ont été calibrés de manière à reproduire des conditions de fonctionnement réalistes et à rendre les résultats comparables entre les différents types de défauts simulés. Ils assurent la comparabilité des signaux temporels obtenus entre les différents scénarios (sains et défectueux) et constituent la base de toutes les analyses présentées dans la suite de ce chapitre.

4.1.2 Automatisation et environnement logiciel

L'ensemble des simulations a été automatisé à l'aide de scripts Python développés autour de la bibliothèque *Pyleecan*. Pour chaque scénario, la machine de référence et

sa variante défectueuse sont configurées et simulées dans des conditions identiques. Les résultats sont ensuite comparés automatiquement afin d'isoler les effets du défaut introduit.

Le Listing 4.1 présente une vue simplifiée de cette procédure.

```
1 out_ref = simu_ref.run()
2 out_def = simu_defect.run()
3
4 compare_simulation_results(
5     out1=out_ref ,
6     out2=out_def
7 )
```

Listing 4.1 – Procédure générale de simulation et de comparaison

Les scripts complets de génération, de simulation et de comparaison sont présentés en Annexe A.2.

L'environnement logiciel utilisé repose sur Python 3.10.11, Pyleecan 1.5.2, NumPy 1.23.1, Pandas 2.2.3 et Matplotlib 3.8.0. Cette combinaison assure la continuité entre la génération des modèles, l'exécution des simulations et le post-traitement des résultats.

4.2 Expérimentations : génération, simulation et variation des points de fonctionnement

Cette section décrit la procédure de génération et de simulation des défauts sur les deux machines de référence. L'objectif est de comparer, pour chaque type de défaut, la réponse électromagnétique des deux topologies afin d'évaluer la sensibilité du couple et des flux magnétiques aux dégradations simulées.

4.2.1 Stratégie générale de génération et de comparaison

Chaque défaut a été introduit directement dans la configuration géométrique ou magnétique des modèles, puis la simulation de la machine de référence(saine) et celle de la machine défectueuse ont été lancées en parallèle. Leurs résultats ont ensuite été comparés automatiquement grâce à la fonction Python `compare_simulation_results`.

Cette approche garantit que toute différence observée dans les signaux simulés provient exclusivement du défaut introduit.

4.2.2 Scénarios de simulation sur la Tesla Model 3

Méthode d'injection :

Dans cette étude, la démagnétisation partielle est simulée en appliquant une réduction progressive des propriétés magnétiques des aimants. Le coefficient de démagnétisation, noté k_d et représenté dans le code par `demag`, varie entre 2 % et 70 % :

$$k_d = \text{demag} \in [0.02, 0.70].$$

La réduction de la rémanence magnétique est définie par :

$$B'_r = (1 - k_d)B_r,$$

où B_r représente la rémanence initiale de l'aimant et B'_r sa valeur après application du défaut.

En complément de la rémanence, le champ coercitif, la perméabilité relative et la résistivité électrique du matériau sont ajustés afin de représenter différents niveaux de dégradation magnétique. Chaque aimant du rotor est modifié selon le même coefficient de démagnétisation.

L'extrait de code correspondant est présenté dans le Listing A.1, en Annexe A.2.

Chaque modèle est ensuite reconstruit et validé afin de garantir la cohérence géométrique avant l'exécution de la simulation électromagnétique.

Effets physiques attendus :

La démagnétisation altère directement la force magnétomotrice générée par les aimants, ce qui se traduit par une diminution de la densité du flux dans l'entrefer et donc une réduction de la production de couple.

Observations issues des simulations :

Les résultats montrent une évolution proportionnelle entre le taux de démagnétisation appliqué et les paramètres électromagnétiques mesurés :

- Pour de faibles taux ($k_d \leq 0.1$), la machine conserve une forme de flux quasi identique à la référence, avec une légère baisse de B_{rad} ;
- À partir de $k_d \geq 0.2$, on observe une chute nette du flux radial et tangentiel, ainsi qu'une distorsion notable du couple électromagnétique ;
- Pour les cas extrêmes ($k_d \geq 0.6$), la machine subit une perte significative du couple moyen, pouvant atteindre -25% à -30% , accompagnée de fortes onduations périodiques.

Scénario simulé : Démagnétisation uniforme de 2%

Dans ce scénario, une démagnétisation uniforme de 2 % a été appliquée sur les aimants du rotor. Cette légère réduction du flux rémanent (B_r) simule un début de perte magnétique due, par exemple, à une élévation locale de température ou à un vieillissement prématuré du matériau magnétique. Sur le plan théorique, la démagnétisation est représentée par :

$$B'_r = (1 - k_d) \times B_r$$

avec $k_d = 0.02$ pour ce cas, soit une perte de magnétisation de 2%.

a. Géométrie du modèle modifié

La figure ci-dessous montre la géométrie du moteur après une démagnétisation de 2 %.

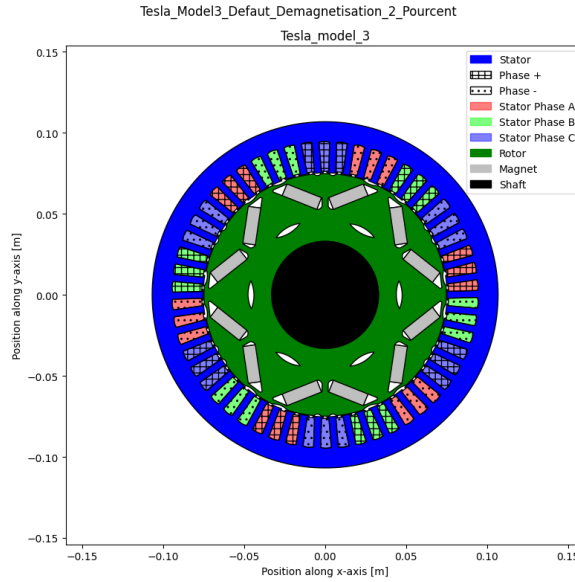


FIGURE 4.1 – Géométrie de la Tesla Model 3 avec démagnétisation uniforme de 2%.

Aucune modification visible n'apparaît, le défaut affectant uniquement les propriétés magnétiques des aimants. Les phases statoriques et la structure du rotor restent inchangées, confirmant une perturbation strictement magnétique.

b. Densité de flux tangentiel $B_{\tan}$ dans l'entrefer

Le graphique suivant montre la distribution angulaire du flux tangentiel $B_{\tan}$ pour la machine saine (en rouge) et la machine démagnétisée de 2% (en vert).

Observation :

- Les deux courbes présentent une forme quasi identique, ce qui indique que la démagnétisation de 2% n'altère pas encore significativement la répartition du

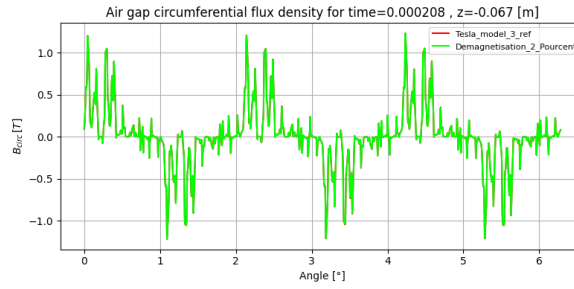


FIGURE 4.2 – Densité du flux tangentiel $B_{\tan}$ pour le défaut de 2 %.

flux.

- Toutefois, on observe une légère diminution de l'amplitude maximale, traduisant une baisse du flux global dans le rotor.
- De petites oscillations parasites apparaissent en fin de période angulaire, révélant une première distorsion harmonique du champ magnétique.

c. Spectre fréquentiel du flux tangentiel

L'analyse fréquentielle de $B_{\tan}$ met en évidence la présence des principales harmoniques du flux dans l'entrefer.

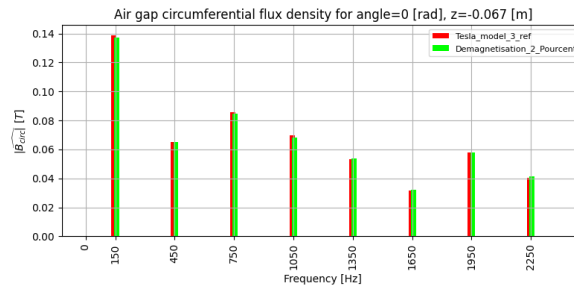


FIGURE 4.3 – Spectre fréquentiel de $B_{\tan}$ pour le défaut de 2 %.

Observation :

- Les composantes dominantes (150 Hz, 450 Hz, 750 Hz) sont inchangées par rapport à la machine de référence.
- L'amplitude moyenne du premier harmonique diminue légèrement (−2 %), confirmant une perte minime de magnétisation.
- Aucune harmonique parasite significative n'apparaît à ce stade, indiquant que la machine conserve un comportement quasi sain.

d. Couple électromagnétique T_{em}

La figure suivante présente l'évolution temporelle du couple électromagnétique comparé à la machine saine.

Observation :

- Le signal du cas démagnétisé (vert) conserve la même fréquence fondamentale,

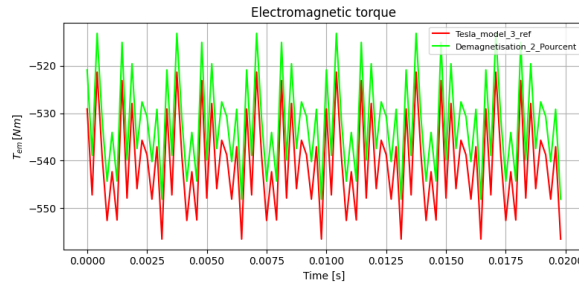


FIGURE 4.4 – Couple électromagnétique T_{em} pour le défaut de 2 %.

mais son amplitude moyenne augmente légèrement.

- Cette variation peut être attribuée à une compensation numérique dans la simulation (redistribution du flux dans les zones non démagnétisées).
- L'ondulation du couple reste stable, sans apparition d'harmoniques parasites notables.

e. Densité de flux radial B_{rad}

Les simulation montrent un flux radial restant globalement sinusoïdal et symétrique, avec une légère baisse d'amplitude d'environ 3 % et un faible décalage de phase, sans impact significatif sur la stabilité du champ.

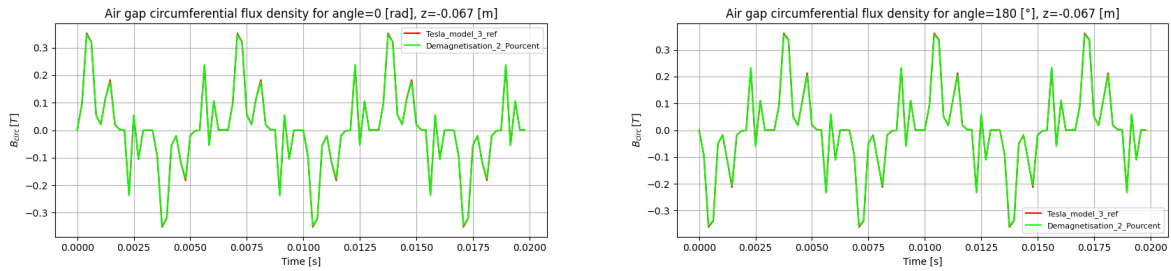


FIGURE 4.5 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre machine saine et défaut 2 % aux angles 0° et 180° .

Ces résultats montrent que, pour un taux de démagnétisation faible ($\leq 2\%$), la machine conserve un comportement quasi normal :

- les flux restent stables et symétriques ;
- le couple électromagnétique demeure inchangé ;
- les pertes de performance sont négligeables.

Ce scénario sert donc de référence de seuil de sensibilité, à partir duquel des démagnétisations plus fortes ($\geq 70\%$) produisent des dégradations très significatives du flux et du couple.

2. Défaut Unisage

Méthode d'injection :

Le défaut d'usinage est simulé en appliquant vingt-et-une variations comprises entre -5% et $+5\%$ à plusieurs paramètres géométriques et magnétiques de la machine de référence :

$$mach \in [-0.05, 0.05].$$

Les modifications concernent principalement l'entrefer, les dimensions des encoches, la longueur active ainsi que les dimensions et la rémanence des aimants. Pour chaque niveau de variation, une copie du modèle de référence est modifiée puis validée avant la simulation électromagnétique.

Le script d'injection complet est présenté dans le Listing A.2, en Annexe A.2.

Chaque variante géométrique est ensuite validée numériquement par la reconstruction du modèle 2D afin d'assurer la cohérence du maillage avant simulation électromagnétique.

Effets physiques attendus :

- Perturbation locale du flux dans les dents statoriques.
- Asymétrie du champ magnétique dans l'entrefer.
- Apparition d'harmoniques parasites dans le flux tangentiel B_{tan} .
- Variation du couple électromagnétique, notamment une irrégularité périodique à basse fréquence.
- Bruit électromagnétique accru dû à la non-uniformité géométrique.

Les résultats obtenus pour les différentes variantes montrent une distorsion du flux tangentiel et une légère oscillation du couple électromagnétique, accompagnées d'une augmentation du bruit basse fréquence et d'une réduction du couple moyen de 3 à 5 % pour les usinages extrêmes.

Scénario simulé : Défaut d'usinage négatif de -5%

Ce scénario, a été appliqué sur les dimensions principales des encoches statoriques. Ce type de défaut correspond à un **resserrement de la géométrie** au niveau des dents du stator, simulant une tolérance de fabrication trop faible.

Sur le plan géométrique, la largeur et la hauteur d'ouverture ont été réduites selon :

$$W_{0_{def}} = W_{0_{ref}} \times (1 - 0.05) \quad \text{et} \quad H_{0_{def}} = H_{0_{ref}} \times (1 - 0.05)$$

Cette réduction provoque une diminution locale de la surface traversée par le flux magnétique et un léger déséquilibre dans la répartition du champ électromagnétique.

a. Géométrie du modèle modifié

La figure ci-dessous montre la géométrie de la Tesla Model 3 après application du défaut d'usinage de -5% .

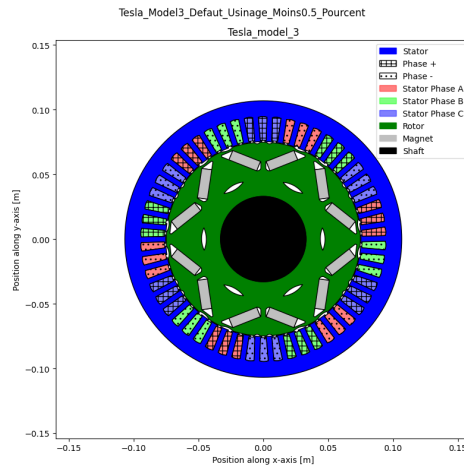


FIGURE 4.6 – Géométrie du moteur Tesla Model 3 avec défaut d'usinage de -5%

On constate :

- une contraction légère des encoches statoriques (en bleu),
- une géométrie globale conservée, signe que le défaut reste dans la plage tolérable,
- les phases A, B, C du stator sont correctement représentées, ce qui permet d'assurer la validité magnétique de la simulation.

b. Densité du flux tangentiel B_{tan} dans l'entrefer

Le graphique suivant illustre la densité du flux magnétique tangentiel B_{tan} en fonction de la position angulaire.

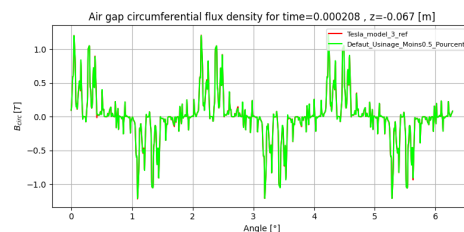


FIGURE 4.7 – Comparaison entre la machine saine et le cas -5% .

On remarque :

- une augmentation des pics d'amplitude, liée à la réduction locale de l'entrefer,
- une forme plus irrégulière du signal par rapport à la machine de référence (en rouge),

- la présence d’ondulations supplémentaires trahissant la perturbation du champ dans les zones d’encoches altérées.

Cette irrégularité de $B_{\tan}$ constitue un indicateur précoce du défaut d’usinage.

c. Spectre fréquentiel du flux tangentiel

L’analyse fréquentielle met en évidence les composantes harmoniques du flux.

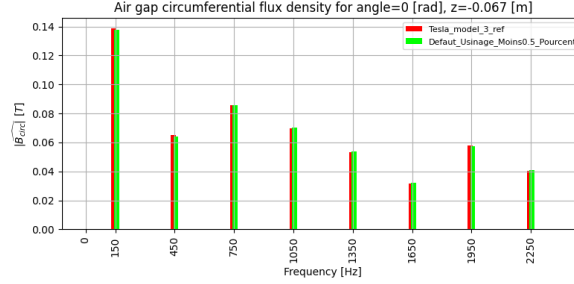


FIGURE 4.8 – Spectre fréquentiel de $B_{\tan}$ pour le défaut -5% .

- Les harmoniques principales (150 Hz, 450 Hz, 750 Hz) sont inchangées, confirmant que le défaut reste modéré.
- Cependant, les amplitudes des harmoniques secondaires (autour de 1350–1950 Hz) augmentent légèrement, signe d’un déséquilibre magnétique induit par la non-uniformité géométrique.

d. Couple électromagnétique T_{em}

La figure suivante représente l’évolution temporelle du couple électromagnétique.

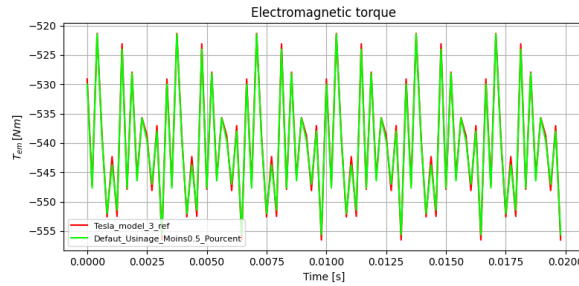


FIGURE 4.9 – Évolution du couple électromagnétique $T_{em}(t)$ pour le défaut de -5% .

On observe :

- une baisse du couple moyen d’environ 3% ,
- une ondulation accrue sur la courbe verte (défaut -5%),
- une périodicité plus marquée due aux variations locales du flux dans les dents resserrées.

Ces oscillations traduisent un bruit électromagnétique plus important et une stabilité dynamique légèrement dégradée.

e. Densité du flux radial B_{rad}

Le graphique illustré ci-dessous présente la variation temporelle du flux radial. L'amplitude reste globalement proche de la référence, mais la courbe présente des irrégularités au niveau des crêtes, une légère distorsion du signal et un déphasage par rapport à la courbe de référence.

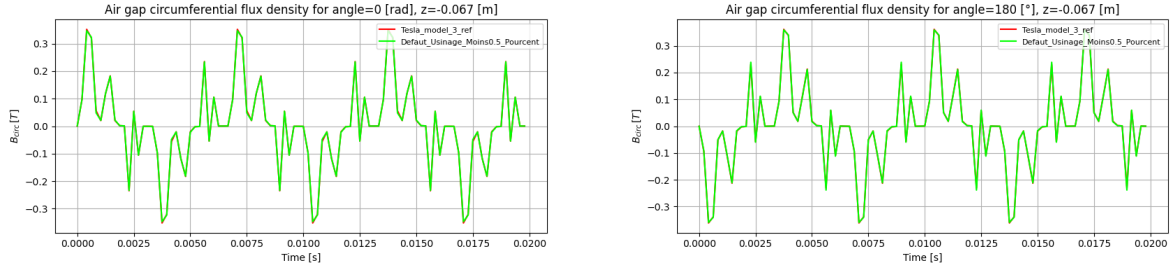


FIGURE 4.10 – Comparaison du champ magnétique pour le défaut d'usinage -5% aux angles 0° et 180° .

Ces résultats montrent que même une tolérance d'usinage réduite (-5%) provoque :

- une augmentation du flux local,
- une distorsion des signaux magnétiques,
- et une irrégularité du couple, potentiellement détectable par analyse spectrale.

Ces observations confirment que la variation géométrique influence simultanément les deux composantes du champ magnétique (B_{rad} et T_{em}).

3. Défaut de court-circuit partiel

Méthode d'injection :

Le court-circuit inter-spires est représenté de manière simplifiée par une réduction du nombre de spires actives dans une phase du stator. Trois niveaux de défaut sont considérés :

$$N'_{\text{coil}} = N_{\text{coil,ref}} - \Delta N, \quad \Delta N \in \{1, 2, 3\}.$$

Cette modification crée un déséquilibre de la force magnétomotrice entre les phases et modifie les paramètres électriques équivalents du bobinage. Le rotor, les aimants et l'entrefer restent inchangés afin d'isoler les effets du défaut de bobinage.

Le script d'injection est présenté dans le Listing A.3, en Annexe A.2.

Effets physiques attendus

Le court-circuit entre spires provoque plusieurs conséquences électromagnétiques mesurables :

- Déséquilibre du champ magnétique entre les trois phases, créant une déformation du flux dans l'entrefer,
- Augmentation du courant dans la phase en défaut, liée à la baisse de résistance,
- Oscillations irrégulières du couple électromagnétique $T_{em}(t)$,
- Perte de symétrie des signaux de flux radial B_{rad} ,
- Dérive du flux magnétique moyen, réduisant le rendement global,
- Bruit et vibrations accrus, perceptibles aux fréquences de rotation.

Observations issues des simulations

Les simulations réalisées sur la Tesla Model 3 montrent des comportements cohérents avec la théorie :

- Pour $\Delta N = 1$ spire, le champ reste quasi symétrique, mais on observe une légère oscillation de T_{em} .
- Pour $\Delta N = 2$, le déséquilibre devient net : le flux tangentiel présente une distorsion périodique et le couple électromagnétique montre des oscillations d'amplitude variable.
- Pour $\Delta N = 3$, le couple devient chaotique, avec une ondulation accrue et une perte de stabilité magnétique.

Scénario simulé : Défaut de court-circuit partiel - 1 tour

Dans ce scénario, un court-circuit partiel d'une seule spire ($\Delta N = 1$) a été introduit dans une phase du stator de la Tesla Model 3. Ce défaut correspond à une légère dérivation du courant au sein d'une bobine, réduisant le nombre de spires actives et provoquant un déséquilibre faible mais mesurable du champ magnétique.

Sur le plan mathématique, la réduction est décrite par :

$$N'_{coil} = N_{coil,ref} - 1$$

Ce qui revient à abaisser la résistance et l'inductance de la phase défectueuse :

$$R' = k_R R, \quad L' = k_L L, \quad \text{avec } k_R, k_L < 1$$

a. Géométrie du modèle modifié

La figure suivante présente la géométrie du moteur Tesla Model 3 dans le cas d'un court-circuit d'une spire. Visuellement, aucune modification géométrique n'est observable, car le défaut agit électriquement sur le bobinage (réduction de spires actives) et non sur la structure physique.

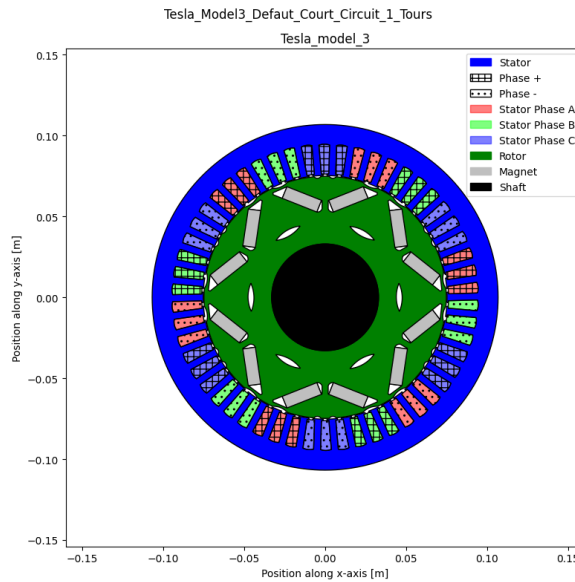


FIGURE 4.11 – Géométrie du moteur Tesla Model 3 avec court-circuit d'une spire ($\Delta N = 1$)

Les trois phases du stator (A, B, C) conservent leur disposition, garantissant la comparabilité avec le modèle sain.

b. Densité de flux tangentiel $B_{\tan}$ dans l'entrefer

La figure suivante montre la densité du flux tangentiel $B_{\tan}$ le long de la circonférence de l'entrefer, comparée à la machine de référence.

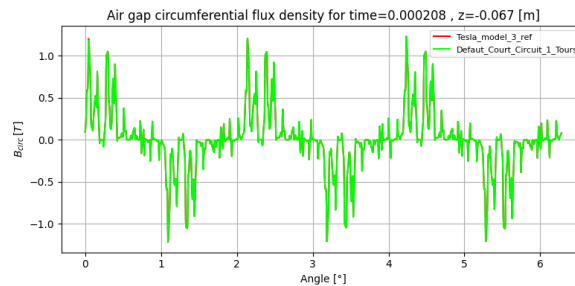


FIGURE 4.12 – Densité de flux tangentiel $B_{\tan}$ pour le défaut ($\Delta N = 1$)

On observe que :

- Les deux courbes (rouge = sain, vert = défaut) conservent la même forme globale ;
- L'amplitude du flux tangentiel reste comparable, indiquant que le défaut n'affecte pas fortement la magnétisation globale ;
- De petites fluctuations irrégulières apparaissent, signe d'un léger déséquilibre du champ dans la phase défectueuse.

c. Spectre fréquentiel du flux tangentiel

L'analyse spectrale montre les principales composantes harmoniques du flux tangen-

tiel dans l'entrefer.

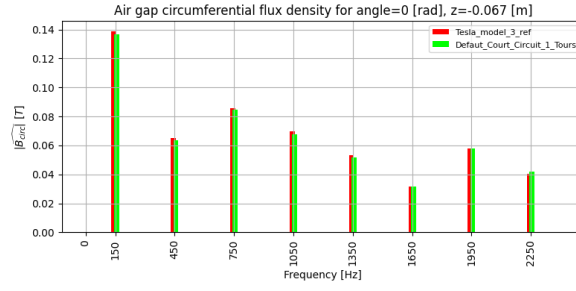


FIGURE 4.13 – Spectre fréquentiel du flux tangentiel B_{tan} sous court-circuit ($\Delta N = 1$)

Observation :

- Les pics d'amplitude aux fréquences fondamentales (150 Hz, 450 Hz, 750 Hz) restent pratiquement inchangés.
- Les harmoniques secondaires présentent une légère augmentation d'amplitude, traduisant une asymétrie mineure du champ.
- Cette observation confirme que même un défaut faible (1 tour) peut générer des perturbations harmoniques détectables.

d. Couple électromagnétique T_{em}

Le graphe du couple électromagnétique en fonction du temps montre une évolution quasi identique à celle de la machine saine, mais avec une légère ondulation et des pics plus irréguliers.

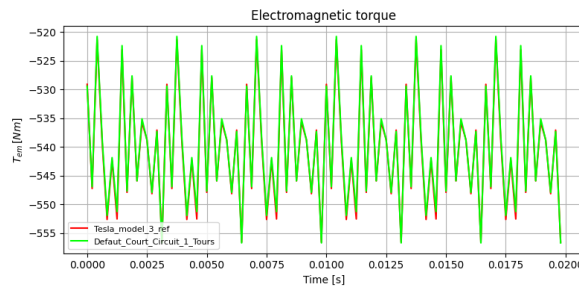


FIGURE 4.14 – Évolution temporelle du couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour le défaut $\Delta N = 1$.

Ces variations reflètent :

- une pulsation du couple liée à la non-uniformité du flux,
- une perturbation périodique du champ due à la phase affectée.

Malgré ces irrégularités, le couple moyen reste proche de celui de référence (environ -1,8 % de variation).

e. Densité de flux radial B_{rad}

Les figures suivantes représentent la composante radiale du flux magnétique dans

l'entrefer pour deux positions angulaires opposées (0° et 180°).

- La forme sinusoïdale est globalement conservée ;
- De légères différences de phase et d'amplitude apparaissent entre les côtés opposés, traduisant une perte partielle de symétrie du champ ;
- Ces effets sont caractéristiques d'un début de court-circuit inter-spires.

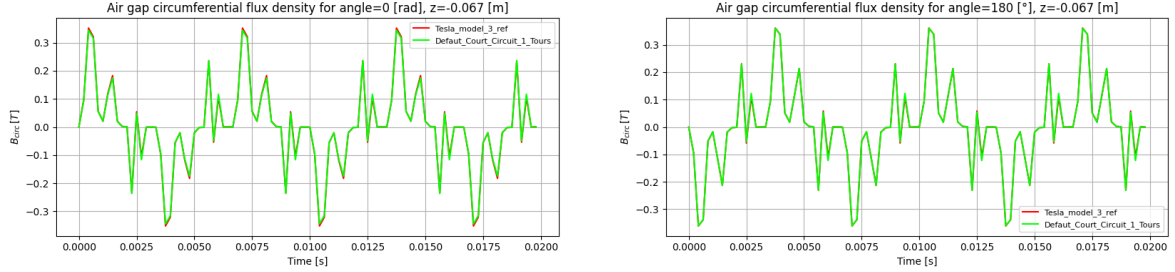


FIGURE 4.15 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180° pour le défaut $\Delta N = 1$

En conclusion, le scénario de court-circuit partiel d'une spire ($\Delta N = 1$) montre que la machine conserve un comportement globalement stable. Le flux radial reste quasi symétrique et la forme du couple électromagnétique demeure régulière, malgré de légères oscillations liées au déséquilibre de phase.

4. Défaut Matériau

Méthode d'injection :

Le défaut de matériau est simulé en modifiant la perméabilité relative linéaire du matériau magnétique du stator. Dix-sept valeurs du coefficient mat sont considérées entre -8% et $+8\%$:

$$\text{mat} \in [-0.08, 0.08].$$

La perméabilité modifiée est définie par :

$$\mu_{r,\text{def}} = \mu_{r,\text{ref}} (1 + 0.4 \text{mat}).$$

La variation effective de la perméabilité est ainsi comprise entre $-3,2\%$ et $+3,2\%$. Pour chaque valeur, une copie de la machine de référence est créée puis simulée dans les mêmes conditions.

Le script d'injection est présenté dans le Listing A.4, en Annexe A.2.

Effets physiques attendus

D'après la théorie électromagnétique :

- L'augmentation de la perméabilité relative (μ_r) permet un meilleur guidage du flux magnétique dans le stator ;
- Le flux total dans les dents et la culasse augmente, entraînant une légère hausse du couple électromagnétique ;
- Toutefois, une augmentation trop importante de μ_r (au-delà de +6 %) provoque une saturation magnétique locale, limitant ainsi les gains sur le couple ;
- Inversement, une diminution de μ_r réduit la densité de flux, dégrade la symétrie du champ et abaisse le couple moyen.

En résumé :

$$\begin{cases} \delta > 0 : & \text{meilleure magnétisabilité, augmentation de } T_{\text{em}}, \\ \delta < 0 : & \text{sous-magnétisation, diminution de } T_{\text{em}}. \end{cases}$$

Observations issues des simulations

Les simulations réalisées sur la Tesla Model 3 ont permis de valider ces tendances :

- Pour $\delta = +2\%$, la distribution du flux B_{tan} reste stable et le couple moyen augmente légèrement (+1,5 %).
- Pour $\delta = +6\%$, on observe une saturation progressive des zones proches des dents statoriques, marquée par une déformation de la courbe de B_{tan} .
- Pour $\delta = -8\%$, le flux est affaibli et les oscillations de $T_{\text{em}}(t)$ s'amplifient, traduisant un déséquilibre magnétique accru.

Scénario simulé : coefficient matériau de +8 %

Dans ce scénario, on considère une augmentation de +8 % des propriétés magnétiques équivalentes du matériau, ce qui correspond à une amélioration artificielle de la perméabilité relative des tôles et des aimants. Ce cas représente une variation extrême dans la plage de défauts testés, proche de la zone de saturation.

a. Géométrie du modèle modifié

Figure 4.16 illustre la géométrie de la Tesla Model 3 pour le cas « Défaut_Matériau_8_Pourcent ».

La topologie de la machine reste identique à celle de la machine de référence : même nombre d'encoques, même disposition des aimants, même entrefer.

Aucune modification géométrique n'est visible, ce qui est cohérent : le défaut agit uniquement via les propriétés magnétiques des matériaux (μ_r , B_r , H_c , etc.), et non sur la forme du stator ou du rotor.

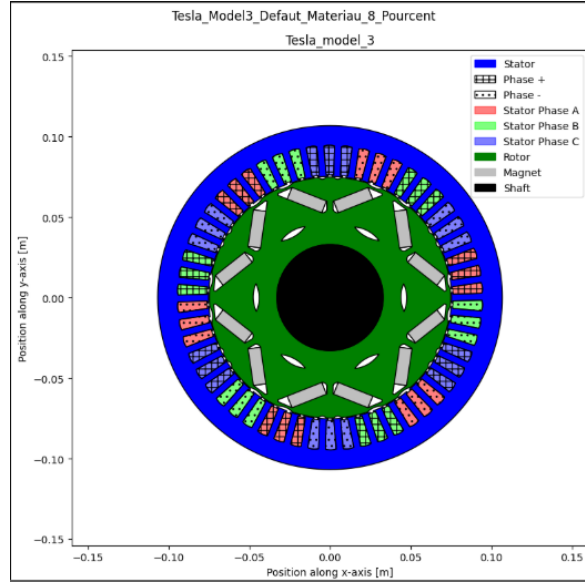


FIGURE 4.16 – Géométrie de la Tesla Model 3 avec défaut de matériau +8 %.

b. Densité de flux tangentiel dans l'entrefer $B_{\tan}(\theta)$

La Figure 4.17 présente la densité de flux tangentiel dans l'entrefer en fonction de la position angulaire, pour la machine saine et la machine avec défaut matériau +8 %.

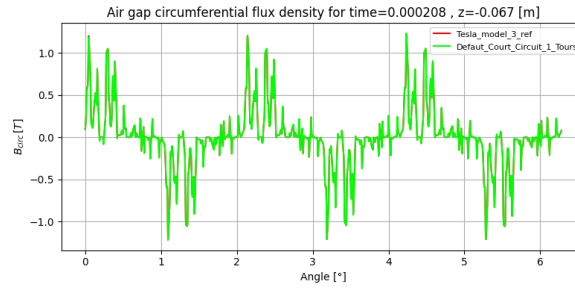


FIGURE 4.17 – Densité de flux tangentiel $B_{\tan}$ dans l'entrefer pour la machine de référence et pour le défaut matériau +8 %.

On observe que :

- La forme globale du signal conserve la périodicité de la machine saine, ce qui montre que la répartition spatiale du champ n'est pas fondamentalement modifiée.
- L'amplitude des pics de $B_{\tan}$ est toutefois légèrement plus élevée avec le défaut, signe d'un flux mieux guidé dans le stator grâce à la perméabilité accrue.
- On note également une déformation des crêtes les plus élevées, traduisant un début de saturation dans certaines dents statoriques pour +8 %.

c. Spectre fréquentiel de $B_{\tan}$

La Figure 4.18 montre le spectre en fréquence de la composante tangentielle du flux dans l'entrefer.

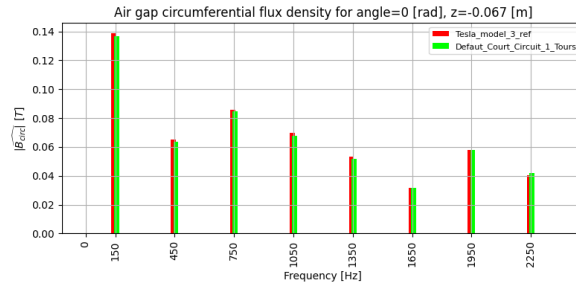


FIGURE 4.18 – Spectre fréquentiel de $B_{\tan}$ pour la machine saine et pour le défaut matériau +8%.

On observe que :

- Le premier harmonique (lié à la fondamentale de la machine) reste dominant, avec une amplitude légèrement supérieure pour le cas +8% par rapport à la référence.
- Les harmoniques supérieures (450 Hz, 750 Hz, 1050 Hz, etc.) restent du même ordre de grandeur ; aucune apparition marquée d'harmoniques parasites n'est observée.
- Cela confirme que le défaut matériau modifie principalement le niveau de flux, sans introduire de forte distorsion harmonique.

d. Couple électromagnétique $T_{em}(t)$

La Figure 4.19 montre l'évolution temporelle du couple électromagnétique pour les deux cas (référence et +8%).

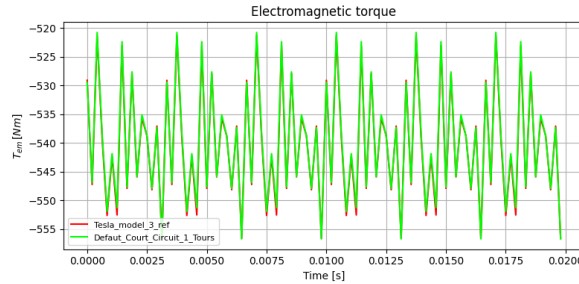


FIGURE 4.19 – Couple électromagnétique $T_{em}(t)$ pour la machine saine et pour le défaut matériau +8%.

On observe que :

- Le couple moyen est légèrement supérieur avec le défaut de matériau, ce qui est cohérent avec l'augmentation du flux dans la machine.
- En revanche, on note une ondulation plus marquée du couple pour +8% : la courbe présente des pics plus prononcés et une rugosité accrue, signe d'un champ plus saturé et donc moins linéaire.
- Cette augmentation du *ripple* de couple traduit un compromis : gain de couple moyen, mais dégradation de la qualité électromagnétique (vibrations et bruit

potentiellement accrus).

En conclusion, Ce cas illustre que :

- une augmentation importante de la qualité magnétique apparente du matériau entraîne effectivement une hausse du flux et du couple ;
- mais cela se fait au prix d'un début de saturation et d'une augmentation des ondulations de couple, ce qui limite l'intérêt au-delà d'un certain seuil (environ +6 %).

5. Défaut d'excentricité statique

Méthode d'injection :

L'excentricité statique est simulée par un déplacement fixe du centre du rotor par rapport à l'axe du stator. Le décalage est appliqué suivant l'axe horizontal et varie entre 5 % et 20 % de l'entrefer nominal :

$$e = \eta g_0, \quad \eta \in [0.05, 0.20],$$

où g_0 représente l'entrefer nominal et e le déplacement du rotor.

```
1 ecc = eta * g0
2 M.rotor.x0 = ecc
3 M.rotor.y0 = 0.0
```

Listing 4.2 – Application d'une excentricité statique au rotor

Le déplacement crée un entrefer non uniforme, avec :

$$g_{\min} = g_0 - e, \quad g_{\max} = g_0 + e.$$

Avant chaque simulation, la condition $g_{\min} > 0$ est vérifiée afin d'éviter tout contact entre le rotor et le stator.

Effets physiques attendus : Selon la littérature, l'excentricité statique entraîne :

- une augmentation du flux dans la zone où l'entrefer est réduit ;
- une réduction du flux dans la zone où l'entrefer est élargi ;
- l'apparition d'harmoniques spécifiques, notamment les harmoniques d'ordre 1 et $2p \pm 1$;
- une augmentation du *ripple* de couple ;
- un risque accru de vibrations mécaniques et de bruit électromagnétique.

Scénario simulé d'excentricité statique : 20 % de l'entrefer

Cette section présente l'analyse détaillée d'un scénario d'excentricité statique élevée, fixée à 20 % de l'entrefer nominal. Ce niveau important d'excentricité permet d'observer clairement les effets caractéristiques de ce défaut sur le flux magnétique et le couple électromagnétique. L'excentricité statique est simulée en décalant le rotor d'une valeur fixe selon l'axe x , sans rotation désaxée :

$$x_0 = e, \quad y_0 = 0$$

où :

$$e = 0.20 \times g_{\text{ref}},$$

et g_{ref} est l'entrefer nominal.

Ce décalage crée :

- un entrefer minimal plus faible du côté gauche ;
- un entrefer maximal plus large du côté droit.

a. Géométrie de la machine

La géométrie reste valide et aucun recouvrement rotor–stator n'est observé.

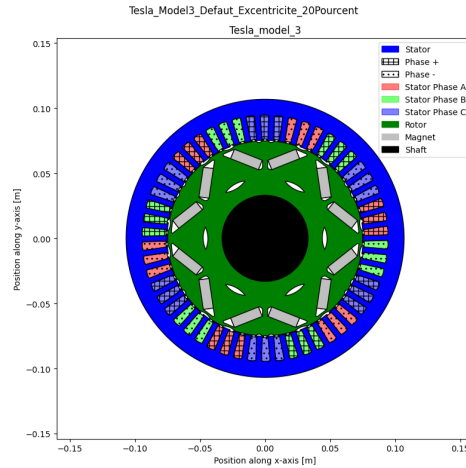


FIGURE 4.20 – Géométrie de la machine

Ce défaut modifie uniquement la distribution du flux dans l'entrefer, sans affecter les dimensions mécaniques internes du rotor ou du stator.

b. Flux tangentiel dans l'entrefer – Analyse angulaire

Observations principales

La courbe du flux tangentiel $B_{\text{tan}}(\theta)$ présente une légère asymétrie, difficile à percevoir visuellement.

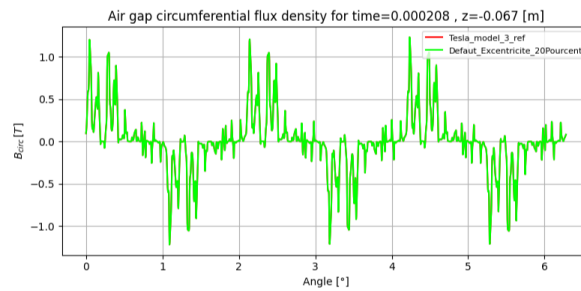


FIGURE 4.21 – Flux tangentiel dans l’entrefer – Analyse angulaire

- Les pics positifs et négatifs restent dans les mêmes plages qu’en régime sain ;
- La forme d’onde globale reste très proche de la référence.

La différence est faible, Parce que les moteurs PMSM à aimants enterrés compensent très bien les variations d’entrefer grâce à la forte contribution magnétique des aimants permanents.

c. Spectre fréquentiel du flux

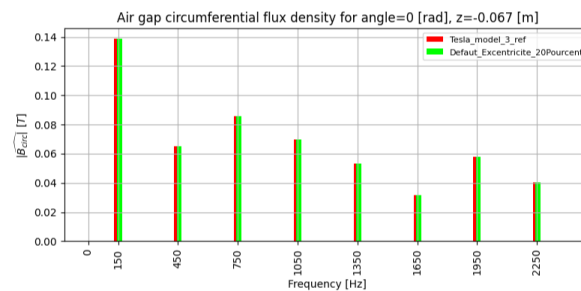


FIGURE 4.22 – Spectre fréquentiel du flux

L’analyse fréquentielle montre :

- la fréquence fondamentale (150 Hz) est quasiment identique ;
- les harmoniques 450 Hz, 750 Hz, 1050 Hz, etc. présentent moins de 3 % d’écart ;
- aucune apparition d’harmonique non désirée.

L’excentricité statique de 20 % n’introduit pas de composantes spectrales supplémentaires dans le flux tangentiel.

d. Couple électromagnétique

Le graphique observé :

- La courbe verte (*Défaut 20 %*) est pratiquement superposée à la courbe rouge (*Référence*) ;
- L’amplitude des oscillations reste comprise entre -520 et -555 N·m ;
- Aucune augmentation perceptible du *torque ripple* ;

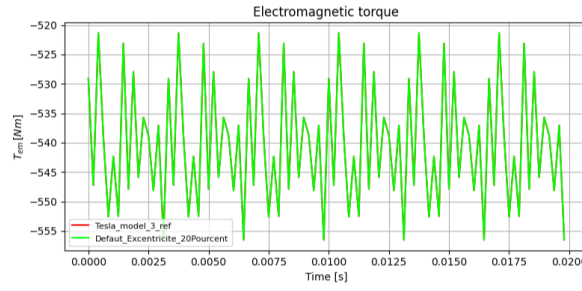


FIGURE 4.23 – Couple électromagnétique

— Pas de pulsations irrégulières ni de phénomènes chaotiques.

En conclusion, même avec une excentricité statique importante de 20 %, la machine Tesla Model 3 conserve un comportement électromagnétique très proche du modèle sain. Le flux radial présente une asymétrie faible mais identifiable, tandis que le flux tangentiel, les harmoniques et le couple restent quasiment inchangés. Ce résultat met en évidence la robustesse des PMSM à aimants enterrés face aux variations d’entrefer.

6. Variations multiparamétriques des machines saines

Dans une machine réelle, de faibles dispersions peuvent apparaître en raison des tolérances de fabrication et des différences entre les matériaux. Afin de représenter cette variabilité, plusieurs versions considérées comme saines de la Tesla Model 3 ont été générées en appliquant un coefficient de variation δ compris entre -3% et $+3\%$:

$$\delta \in [-0.03, 0.03].$$

Les modifications portent sur le nombre de spires, les propriétés magnétiques du stator, l’entrefer et, pour les plus faibles variations, les propriétés des aimants. Un coefficient adaptatif limite l’amplitude des modifications afin de maintenir un comportement électromagnétique proche de celui de la machine de référence.

Chaque variante est reconstruite et validée avant la simulation. Le script de génération est présenté dans le Listing A.5, en Annexe A.2.

Effets observés :

Les variantes obtenues conservent une distribution du flux globalement symétrique et un couple proche de celui de la machine de référence. Les différences observées concernent principalement l’amplitude des signaux et permettent d’enrichir la variabilité de la classe saine.

La machine demeure pleinement fonctionnelle, mais les signaux sont légèrement mo-

difiés, ce qui enrichit la base de machines de référence et améliore la robustesse du diagnostic automatique.

Scénario simulé : variation multiparamétrique de la machine saine pour $\delta = +3\%$

Cette modification simule une tolérance d'usinage réaliste ou une variation constructive visant à étudier la robustesse de la machine. Contrairement aux défauts précédents, l'objectif n'est pas de dégrader la machine mais de vérifier la stabilité électromagnétique de la topologie lorsqu'elle est soumise à de légères modifications structurelles.

a. Géométrie modifiée (+3 %)

La Figure ci-dessous montre la machine Tesla Model 3 après l'application de la variation d'encoches :

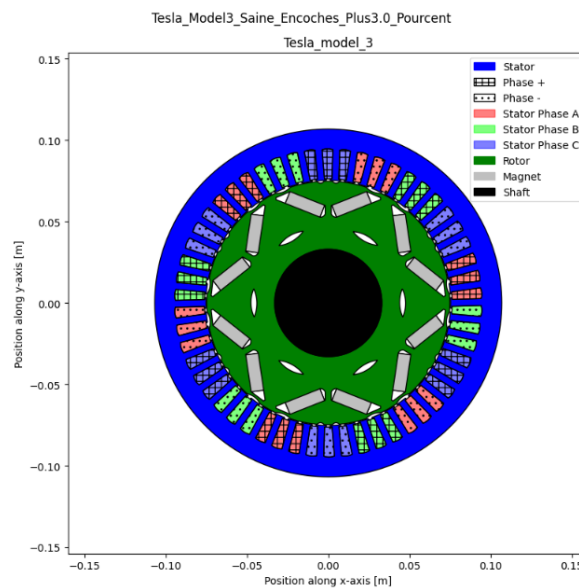


FIGURE 4.24 – Géométrie modifiée (+3 %)

On observe :

- La topologie générale reste identique.
- Les encoches apparaissent légèrement élargies, ce qui peut :
 - modifier la distribution du flux dans les dents,
 - altérer le chemin magnétique,
 - influencer la perméabilité effective du stator.

Cette modification reste localisée et ne perturbe pas la symétrie globale.

b. Densité de flux tangentiel dans l'entrefer - Analyse angulaire

Ce graphe, on observe la compareson de la machine de référence à la machine avec +3 % d'encoches.

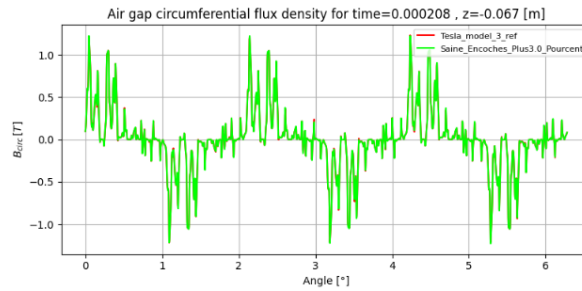


FIGURE 4.25 – Densité de flux tangentiel $B_{\theta}(\theta)$ pour +3 % d'encoches.

Constats :

- Le signal reste quasi identique à celui du modèle sain.
- Aucun décalage de phase notable.
- Les pics d'amplitude sont légèrement renforcés (<3 %).
- Pas de rupture de symétrie → normal pour un défaut géométrique cohérent, non destructif.

La modification d'encoches ne perturbe pas la forme du flux, seulement son intensité locale.

c. Analyse fréquentielle du flux (FFT)

Le spectre harmonique met en évidence les composantes principales du champ dans l'entrefer.

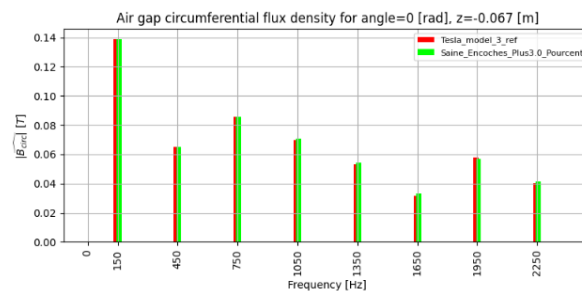


FIGURE 4.26 – Spectre harmonique du flux tangentiel pour la machine (+3 %)

Observations :

- La composante fondamentale (150 Hz) reste quasi inchangée ;
- Les harmoniques 450 Hz, 750 Hz, 1050 Hz montrent une très légère augmentation (< 5%) ;
- Aucun pic supplémentaire n'apparaît, ce qui témoigne de l'absence de défaut magnétique interne.

Interprétation :

La variation d'encoches affecte légèrement la répartition du flux, mais ne génère pas d'harmoniques de défaut.

d. Couple électromagnétique T_{em}

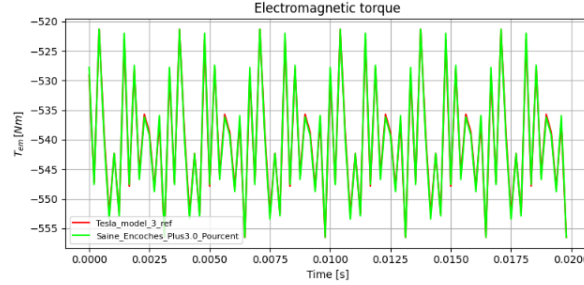


FIGURE 4.27 – Couple électromagnétique $T_{em}(t)$ pour +3 % d'encoches.

Analyse :

- Le couple instantané conserve sa forme parfaitement périodique.
- Les oscillations locales sont légèrement amplifiées (0.5 à 1 %), ce qui est cohérent avec :
 - une modification du chemin magnétique,
 - une variation du flux principal.
- Le couple moyen reste pratiquement identique à celui du modèle sain.

La machine reste stable et équilibrée électromagnétiquement.

e. Flux radial $B_{rad}(t)$ à 0° et 180°

Les signaux temporels du flux radial montrent :

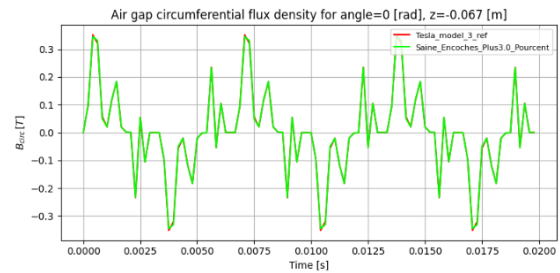
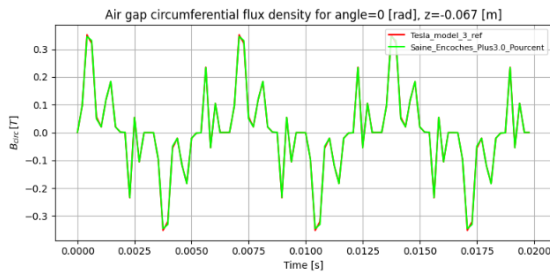


FIGURE 4.28 – Comparaison du champ magnétique pour la variation d'encoche de +3 % aux angles 0° et 180° .

Observations :

- Même forme d'onde que la machine saine.
- Très légère différence d'amplitude (liée à l'augmentation de μ_r effective);
- Même symétrie entre 0° et 180° , preuve d'une machine sans déséquilibre.

Nous pouvons donc remarquer que la variation d'encoches n'introduit aucune asymétrie magnétique, contrairement aux défauts d'usinage ou de court-circuit.

7. Variations des aimants permanents

De faibles dispersions peuvent apparaître dans les dimensions et les propriétés magnétiques des aimants en raison des tolérances de fabrication. Afin de représenter cette variabilité, un coefficient uniforme var compris entre -5% et $+5\%$ est appliqué à l'ensemble des aimants :

$$\text{var} \in [-0.05, 0.05].$$

Les modifications concernent la hauteur et la largeur des aimants, ainsi que leur rémanence, leur champ coercitif et leur perméabilité relative. Les coefficients appliqués aux propriétés magnétiques sont volontairement réduits afin de limiter leur amplitude.

Chaque variante est reconstruite et validée avant la simulation. Le script complet est présenté dans le Listing A.6, en Annexe A.2.

Effets physiques attendus

Ces variations modifient légèrement l'amplitude du flux et le couple moyen, sans provoquer de rupture de symétrie ni l'apparition de nouvelles harmoniques. Elles permettent ainsi d'enrichir la classe des machines saines par des configurations proches, mais non strictement identiques.

Scénario simulé : Variation positive des aimants (+5 %)

Ce scénario illustre l'effet d'une augmentation de $+5\%$ des dimensions et des propriétés magnétiques des aimants permanents du rotor. Cette variation reste dans des tolérances réalistes de fabrication, la machine étant toujours considérée comme saine.

a. Géométrie de la machine

Sur la vue transversale de la machine (*Tesla_Model3_Saine_Aimants_Plus5.0_Pourcent*), la géométrie reste entièrement symétrique : stator, rotor, encoches et aimants conservent une répartition régulière. L'augmentation de $+5\%$ des aimants ne génère ni chevauement, ni réduction anormale de l'entrefer.

Conclusion géométrique : la machine reste structurellement saine ; le défaut simulé correspond à une variation de fabrication, non à une dégradation.

b. Densité de flux tangentielle dans l'entrefer $B_\theta(\theta)$

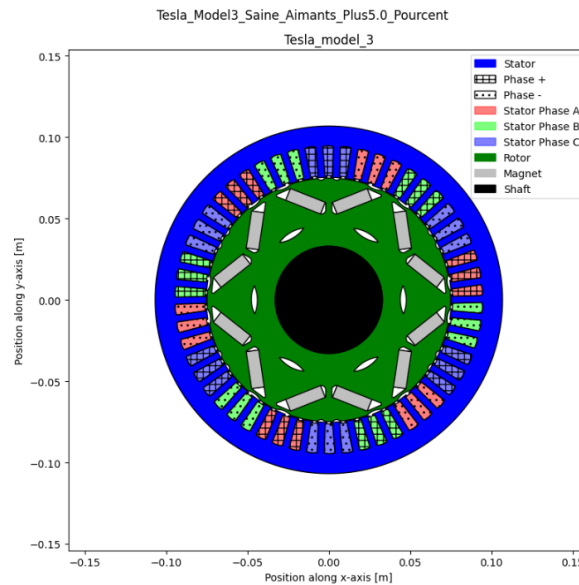


FIGURE 4.29 – Géométrie transversale de la machine pour une variation de +5 % des dimensions et propriétés magnétiques des aimants.

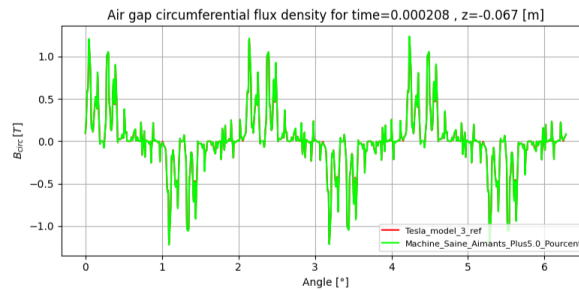


FIGURE 4.30 – Comparaison du flux tangentiel dans l'entrefer pour la machine de référence et la machine saine avec aimants +5 %.

On constate ici que la courbe verte (variation +5 %) se superpose presque entièrement à la courbe rouge (machine de référence) :

- la forme du signal est conservée, avec un profil sinusoïdal légèrement perturbé, typique d'une machine à encoches ;
- une légère augmentation de l'amplitude des pics de flux apparaît, cohérente avec la hausse de la rémanence et des dimensions des aimants ;
- aucune rupture de symétrie n'est observée le long du périmètre de l'entrefer.

le flux d'entrefer reste bien réparti, avec un niveau légèrement plus élevé mais sans signature de défaut.

c. Spectre fréquentiel de B_θ (FFT)

Sur le spectre fréquentiel, les barres vertes (aimants +5 %) restent très proches mais légèrement supérieures aux barres rouges :

- la composante fondamentale (150 Hz) augmente très légèrement ;
- les harmoniques de rang supérieur (450, 750, 1050 Hz, etc.) présentent une

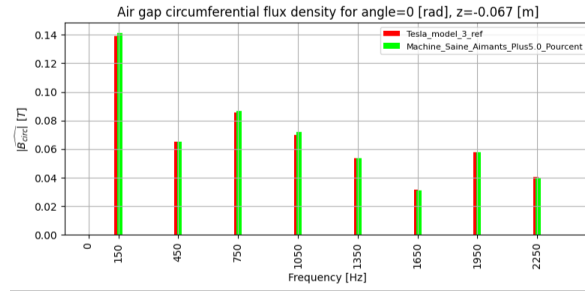


FIGURE 4.31 – Spectre fréquentiel du flux tangentielle. Les harmoniques conservent la même structure que la machine de référence, avec une légère augmentation d’amplitude.

hausse modérée, de l’ordre de quelques pourcents ;

— aucune nouvelle harmonique parasite n’apparaît.

d. Couple électromagnétique $T_{em}(t)$

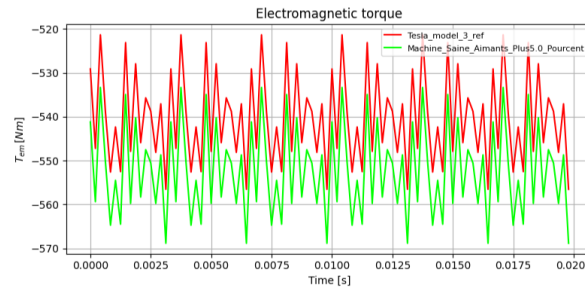


FIGURE 4.32 – Évolution temporelle du couple électromagnétique.

Le signal de couple présente les caractéristiques suivantes :

- un profil temporel identique entre la machine de référence et la machine avec +5 % d’aimants (même fréquence de pulsation, même forme des ondulations) ;
- une valeur moyenne légèrement décalée : la courbe verte est globalement plus négative que la courbe rouge, ce qui correspond à une augmentation du module du couple moyen (l’échelle étant négative) ;
- un ripple de couple d’amplitude similaire, sans apparition de nouvelles oscillations.

l’augmentation de +5 % des aimants renforce légèrement le couple moyen, sans dégrader la régularité ni la stabilité du couple.

e. Flux radial $B_{rad}(t)$ à 0° et 180°

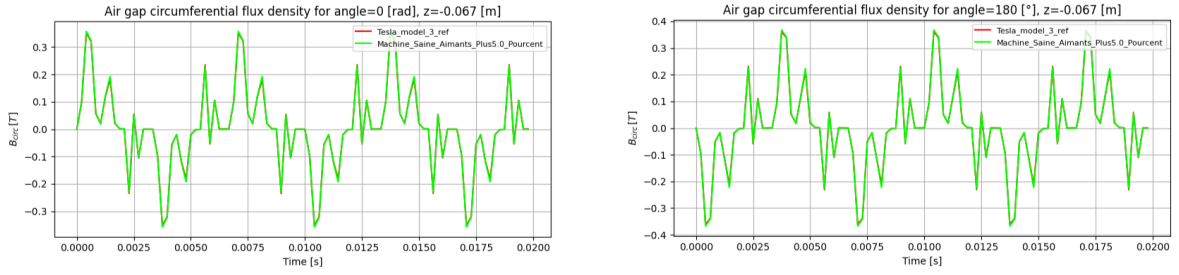


FIGURE 4.33 – Comparaison du champ magnétique pour Variation des aimants (+5 %) aux angles 0° et 180°.

Aux positions opposées 0° et 180°, on observe que :

- les courbes verte (+5 %) et rouge (référence) sont presque confondues, avec une très légère augmentation d’amplitude pour la machine modifiée ;
- les deux positions restent parfaitement symétriques, sans déséquilibre gauche/droite ;
- aucune variation de phase notable n’est détectée.

En résumé, une augmentation modérée des dimensions ou propriétés des aimants entraîne une légère hausse du flux et du couple sans modifier la symétrie ni le spectre du champ. Aucune signature de défaut n’apparaît, ce qui confirme que la machine reste **saine**, avec des aimants simplement un peu « surdimensionnés », reflétant une variabilité normale de fabrication.

Après l’ensemble des simulations réalisées sur la machine Tesla Model 3, nous introduisons maintenant une seconde topologie : la Toyota Prius. L’objectif n’est pas de reproduire exactement les mêmes défauts, mais d’élargir la diversité du dataset en intégrant une machine de structure différente (IPMSM à aimants enterrés).

4.2.3 Scénarios de simulation sur la machine Toyota Prius

1. Variations géométriques

Afin d’enrichir le jeu de données, plusieurs variantes géométriques de la Toyota Prius ont été générées en modifiant les dimensions des encoches statoriques et des logements d’aimants du rotor :

$$H_{0s}, \quad W_{0s}, \quad H_{0r}, \quad W_{0r}.$$

Le nombre de spires est maintenu constant à $N_{\text{coil}} = 100$ afin d’isoler l’influence des modifications géométriques sur le flux magnétique et le couple électromagnétique.

Trois configurations sont considérées : deux variantes proches de la géométrie nomi-

nale et une variante plus perturbée, caractérisée par une augmentation de la hauteur et une réduction de la largeur de l'ouverture statorique.

Le script de génération est présenté dans le Listing A.7, en Annexe A.2.

Scénario simulé : Variation géométrique (défaut statorique)

Configuration étudiée :

Le scénario analysé correspond à la variante Toyota_Prius_geom_def1. Les paramètres géométriques appliqués sont :

$$H_{0s} = 0.0020 \text{ m}, \quad W_{0s} = 0.0005 \text{ m},$$

$$H_{0r} = 0.0115 \text{ m}, \quad W_{0r} = 0.0430 \text{ m}.$$

La réduction importante de la largeur d'ouverture statorique modifie localement le chemin du flux et permet d'étudier la sensibilité de la machine à une géométrie située hors des valeurs nominales.

a. Géométrie modifiée

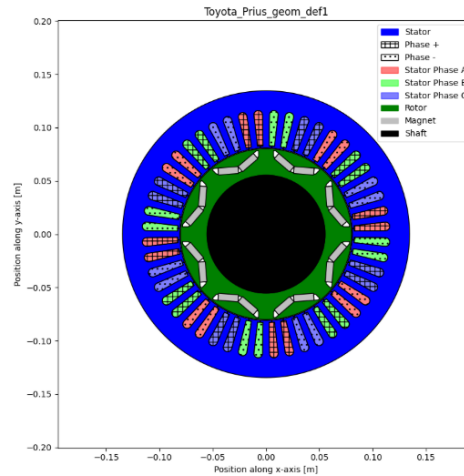


FIGURE 4.34 – Géométrie du modèle Toyota Prius avec défaut géométrique

La géométrie révèle :

- une augmentation du H_0 statorique,
- une réduction anormale de W_0 ,
- conduisant à des dents statoriques légèrement asymétriques.

Conséquences attendues : flux dévié localement, densité de flux plus instable, harmoniques supplémentaires.

b. Densité de flux dans l'entrefer

Le défaut géométrique crée une perturbation forte du champ, signe d'une redistribution asymétrique du flux.

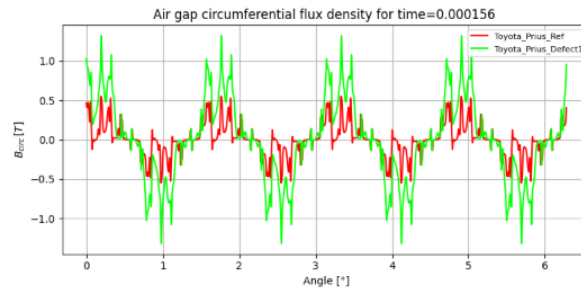


FIGURE 4.35 – Densité de flux dans l'entrefer (instantané, $t = t_0$)

Comparaison entre la machine de référence (rouge) et la machine avec défaut (vert), on observe :

- Les amplitudes sont nettement plus élevées dans la machine défectueuse (jusqu'à ± 1.1 T).
- Les oscillations deviennent plus abruptes.
- On observe une perte claire de linéarité et de régularité dans le signal.

c. Spectre fréquentiel du flux

Signature typique d'un défaut géométrique : surproduction d'harmoniques d'ordre élevé.

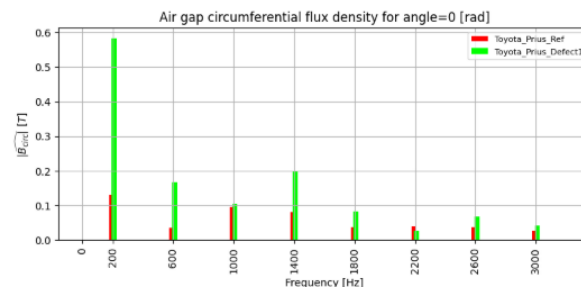


FIGURE 4.36 – Spectre fréquentiel de la densité de flux

Observation :

- Les harmoniques principaux (fondamental autour de 200 Hz) augmentent fortement sous défaut.
- Les harmoniques d'ordre 3, 5, 7, etc. sont toutes amplifiées.
- Certains pics dépassent jusqu'à $\times 4$ la valeur nominale.

d. Couple électromagnétique

Le couple électromagnétique présente une évolution fortement contrastée entre la machine saine et la machine défectueuse :

- **Machine saine** : le couple se stabilise autour de $-400 \text{ N} \cdot \text{m}$, avec une ondulation faible et régulière.
- **Machine défectueuse** : le couple chute brutalement jusqu'à environ $-1000 \text{ N} \cdot \text{m}$, accompagné d'oscillations très marquées.

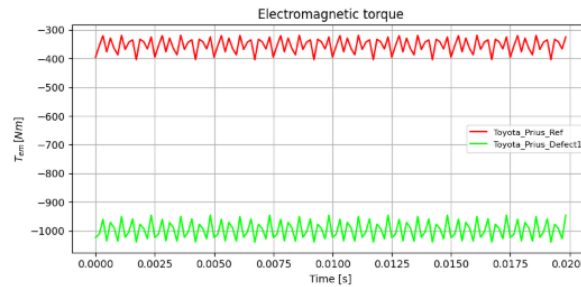


FIGURE 4.37 – Couple électromagnétique $T_{em}(t)$

Observations :

- Le défaut génère une surcharge magnétique entraînant une augmentation anormale du couple, signe d'un comportement fortement perturbé.
- Les ondulations importantes traduisent une perte de symétrie du champ électromagnétique.

e. Densité de flux temporelle (0° & 180°)

- Très forte oscillation pour la machine défectueuse, même sur les zones opposées.
- Les courbes du modèle sain restent régulières.
- Le défaut induit un déséquilibre circulaire du flux, perceptible quelle que soit la position.

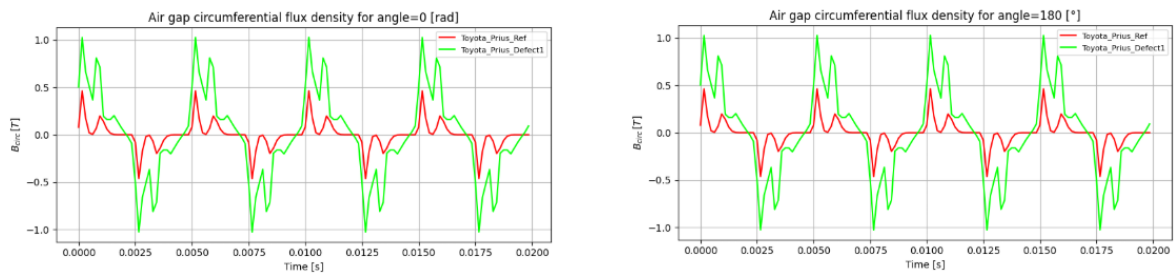


FIGURE 4.38 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

Observation :

Les analyses montrent un comportement typique d'un défaut asymétrique statorique, modifiant localement l'entrefer.

Ce scénario démontre qu'une simple modification locale d'encoche suffit à générer une nouvelle famille de signatures magnétiques, parfaitement utile pour enrichir le dataset destiné à l'apprentissage automatique.

2. Variation sévère du bobinage avec $N_{\text{coil}} = 2$

Afin d'étudier l'influence du bobinage sur les grandeurs électromagnétiques, une variante de la Toyota Prius est générée avec un nombre de spires fortement réduit :

$$N_{\text{coil}} = 2.$$

Cette configuration représente un bobinage fortement sous-dimensionné. Elle réduit la force magnétomotrice statorique et permet d'observer ses effets sur le flux magnétique, le contenu harmonique et le couple électromagnétique.

La géométrie du stator et du rotor reste inchangée ; seule la configuration du bobinage est modifiée. Le script de génération est présenté dans le Listing A.8, en Annexe A.2.

Analyse des résultats

a. Géométrie de la machine

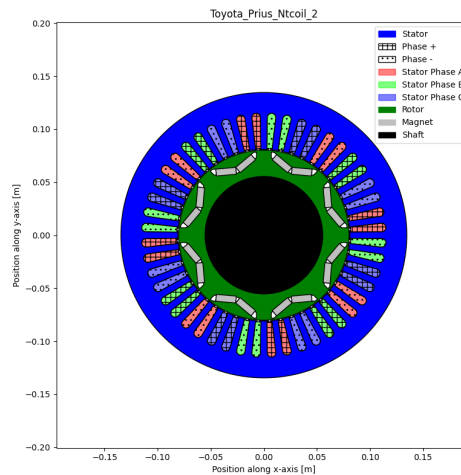


FIGURE 4.39 – Géométrie de la machine Toyota Prius avec $N_{\text{coil}} = 2$

La structure géométrique reste identique au modèle de référence (voir Fig. 3.2). Seul le bobinage interne est modifié, ce qui n'altère pas l'apparence extérieure de la géométrie.

b. Densité de flux dans l'entrefer

La courbe du modèle $N_{\text{coil}} = 2$ (en vert) présente :

- une amplitude de flux nettement plus faible,
- un profil magnétique beaucoup plus lissé,
- une perte importante de richesse harmonique.

Ce comportement est cohérent avec une force magnétomotrice (FMM) fortement réduite, conséquence directe d'un nombre de spires très faible.

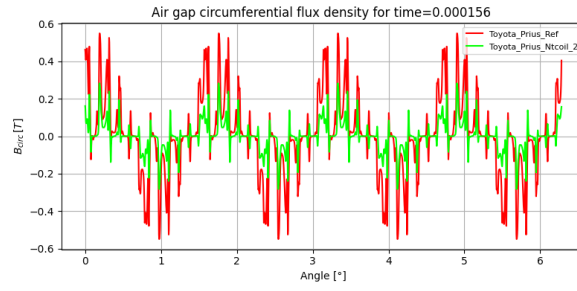


FIGURE 4.40 – Densité de flux $B_\theta(\theta)$ à un instant donné

c. Analyse fréquentielle du flux

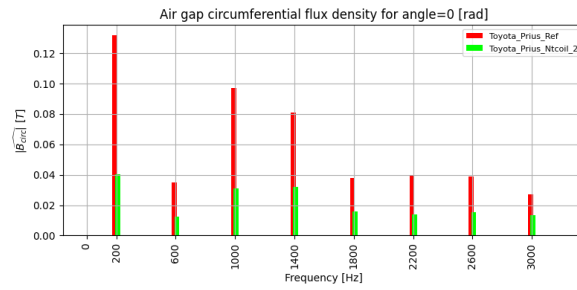


FIGURE 4.41 – Analyse fréquentielle de B_θ

On observe une réduction drastique de toutes les composantes harmoniques. La magnitude spectrale est divisée par un facteur d'environ 2 à 4 selon les fréquences, confirmant une diminution de l'excitation magnétique du stator.

d. Couple électromagnétique

Le couple électromagnétique est nettement inférieur à celui du modèle sain :

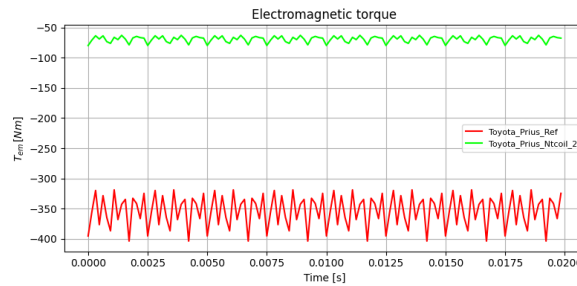


FIGURE 4.42 – Couple électromagnétique $T_{em}(t)$

- la machine de référence produit un couple moyen d'environ -350 Nm ,
- la variante $N_{tcoil} = 2$ se situe entre -70 et -80 Nm .

Cette forte diminution du couple est directement liée à la réduction de la force magnétomotrice (FMF) due au faible nombre de spires.

e. Flux dans le temps pour 0° et 180°

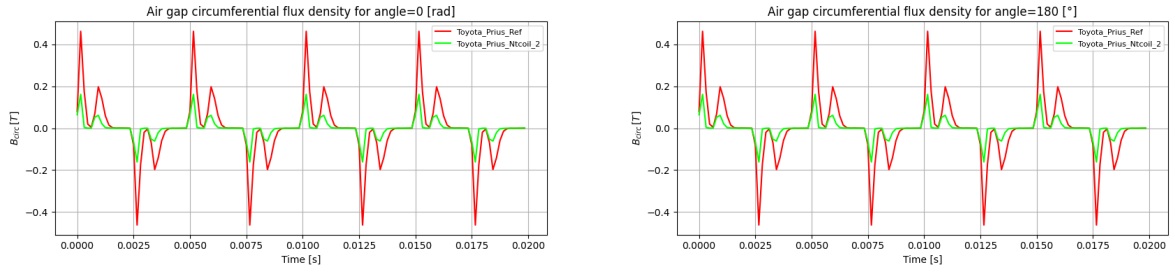


FIGURE 4.43 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

La dynamique temporelle présente :

- des pics beaucoup moins marqués,
- une forme quasi identique entre 0° et 180° ,
- une oscillation globalement peu énergétique.

Cela confirme que la géométrie de la machine reste inchangée, mais que son comportement électromagnétique est fortement dégradé par la réduction d'un nombre de spires.

La réduction du nombre de spires entraîne un affaiblissement important du flux, une diminution du couple et une réduction du contenu harmonique. Ce scénario confirme ainsi la forte sensibilité des performances de la machine aux paramètres du bobinage.

3. Variation contrôlée de l'entrefer

L'entrefer est modifié en ajustant le rayon intérieur du stator, tandis que la géométrie du rotor reste inchangée. Dix valeurs comprises entre 0,5 et 1,85 mm sont étudiées :

$$g \in [0.5, 1.85] \text{ mm}, \quad R_{\text{int, stator}} = R_{\text{ext, rotor}} + g.$$

Une augmentation de l'entrefer accroît la réluctance du circuit magnétique et entraîne généralement une diminution du flux et du couple électromagnétique. Ces variantes permettent d'évaluer la sensibilité de la machine aux modifications géométriques et d'enrichir le jeu de données.

Le script de génération est présenté dans le Listing A.9, en Annexe A.2.

4. Variation du logement d'aimants

Les dimensions du logement d'aimants du rotor sont modifiées afin de générer plusieurs variantes géométriques de la Toyota Prius. Les paramètres étudiés sont la hauteur H_0 et la largeur W_0 :

$$H_0 \in [70\%, 120\%] H_{0, \text{ref}}, \quad W_0 \in [85\%, 120\%] W_{0, \text{ref}}.$$

Dix configurations sont ainsi générées. Ces modifications influencent la position des aimants et le chemin du flux magnétique, sans modifier la topologie générale de la machine.

Le script de génération est présenté dans le Listing A.10, en Annexe A.2.

Analyse géométrique - Variation du logement d'aimants

Bien que les simulations électromagnétiques n'aient pas été effectuées pour certains scénarios, il est possible d'analyser les effets attendus à partir de la seule géométrie de la machine. La ci-dessous illustre une variante de la machine Toyota Prius obtenue en augmentant simultanément la hauteur (H_0) et la largeur (W_0) du logement d'aimant à 120 % H_0 , 85% W_0 de leurs valeurs nominales.

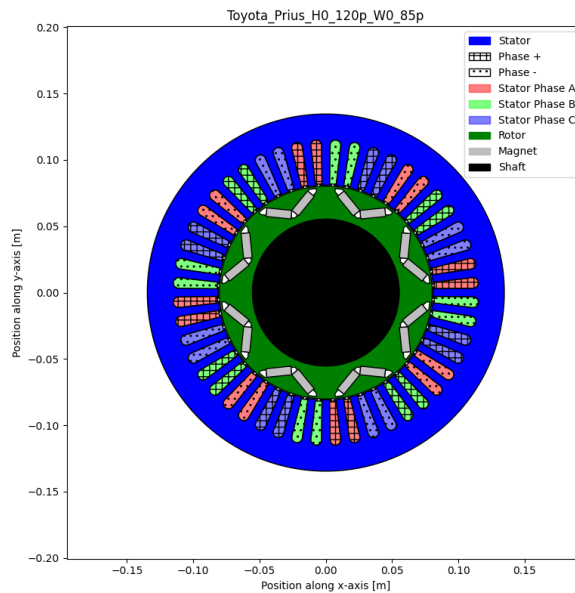


FIGURE 4.44 – Vue transversale de la machine Toyota Prius avec logement d'aimants agrandi ($H_0 = 120\%$, $W_0 = 85\%$)

On observe que la géométrie générale de la machine reste symétrique et que la topologie stator-rotor n'est pas modifiée. Les logements d'aimants sont cependant plus profonds, ce qui augmente le volume disponible autour des aimants. Cette configuration peut influencer le couplage magnétique et modifier légèrement le flux et le couple. Toutefois, ces effets n'ayant pas été simulés, l'analyse reste limitée aux modifications géométriques observées. La variante $H_0_{120p}W_0_{85p}$ constitue ainsi une configuration géométrique contrôlée permettant d'enrichir le jeu de données avec une machine proche, mais non identique, du modèle nominal.

5. Variations combinées du stator, du rotor et du bobinage

Une dernière série de configurations est générée en faisant varier simultanément les dimensions des encoches statoriques, les logements d'aimants du rotor et le nombre de spires par bobine.

Cent configurations géométriques sont considérées : cinquante variantes proches des valeurs nominales et cinquante variantes présentant des valeurs plus éloignées. Chaque configuration est associée à trois valeurs de N_{coil} :

$$N_{\text{coil}} \in \{7, 10, 12\}.$$

Au total, cette procédure permet de générer :

$$100 \times 3 = 300 \text{ configurations.}$$

Ces variantes permettent d'étudier conjointement l'influence de la géométrie et du bobinage sur les grandeurs électromagnétiques. La logique de génération est présentée dans le Listing A.11, en Annexe A.2.

Scénario 1 : Machine Défectueuse avec variation de N_{coil} ($N_{\text{coil}} = 7$)

Dans cette section, nous analysons un exemple représentatif parmi les machines générées : **Toyota_Prius_defect_9_Ntcoil_7**, classée comme défectueuse en raison :

- d'une géométrie stator/rotor située hors des plages nominales ;
- d'un nombre de spires très faible ($N_{\text{coil}} = 7$), nettement inférieur à la configuration de référence.

Cette machine combine donc un **défait géométrique** et un **défait magnétique lié à l'enroulement**.

a. Densité de flux dans l'entrefer – distribution angulaire

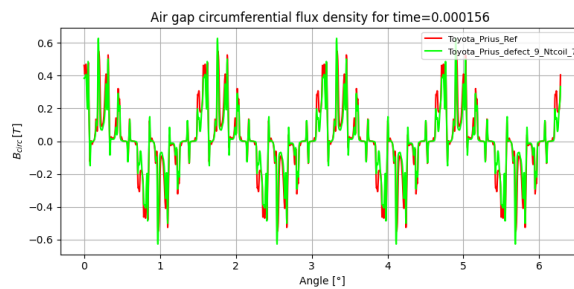


FIGURE 4.45 – Densité de flux circonférentielle dans l'entrefer en fonction de l'angle

Observations :

- La réduction de N_{coil} entraîne une diminution du flux magnétisant injecté par les enroulements.
- Les variations géométriques renforcent la perturbation de l'entrefer, ce qui accentue les irrégularités du flux.

b. Analyse fréquentielle du flux dans l'entrefer

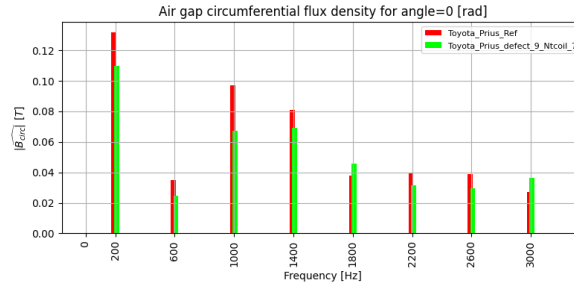


FIGURE 4.46 – Spectre de B_θ le long de l'entrefer

Observation :

- Avec $N_{\text{coil}} = 7$, l'inductance chute fortement → le flux généré par les phases est réduit.
- La géométrie défectueuse provoque quelques harmoniques parasites, mais leur amplitude reste inférieure car la force magnétisante est faible.

c. Couple électromagnétique

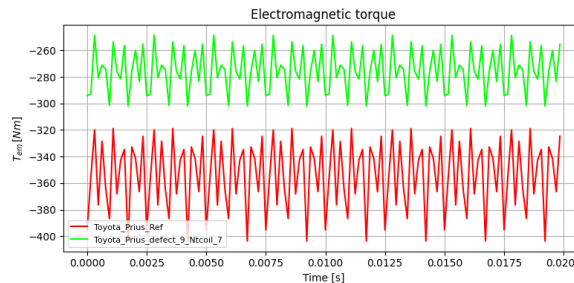


FIGURE 4.47 – Couple électromagnétique

Observation :

Le couple électromagnétique est proportionnel au flux :

$$T \propto \Phi I$$

Ainsi, une réduction du nombre de spires N_{coil} entraîne une diminution de l'inductance et du flux magnétique, ce qui se traduit directement par une baisse du couple. Les variations géométriques appliquées accentuent encore la perte d'efficacité magnétique.

d. Densité de flux en fonction du temps aux angles 0° et 180°

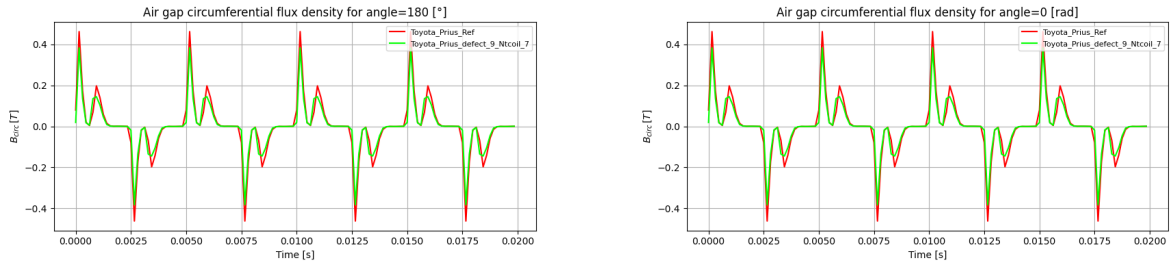


FIGURE 4.48 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

Observation :

- Les deux signaux présentent une amplitude nettement inférieure pour la machine défectueuse.
- Les déplacements de phase sont minimes, signe que l'effet principal est une réduction du flux et non une désynchronisation.

interprétation :

- À cause du faible N_{tcoil} , la machine génère un flux beaucoup plus faible.
- Les variations géométriques (H_{0r} , W_{0r} , H_{0s} , W_{0s} hors nominal) créent un chemin magnétique moins efficace, ce qui explique l'amplitude réduite.

La machine *Toyota_Prius_defect_9_Ntcoil_7* combine une perte de force magnétisante (N_{tcoil} faible) et une géométrie stator-rotor hors tolérances. Elle présente une baisse importante du flux, une réduction des harmoniques principales et une chute d'environ 25 % du couple moyen, caractérisant un comportement nettement dégradé.

Scénario 2 : Machine saine avec variation de N_{tcoil} ($N_{\text{tcoil}} = 12$)

Ce scénario nous permet d'observer beaucoup plus l'effet d'un nombre de spires plus élevé sur les grandeurs électromagnétiques, et de le comparer à la machine de référence.

a. Densité de flux circonférentiel dans l'entrefer – distribution angulaire

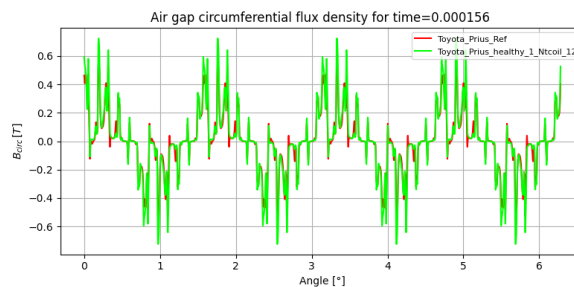


FIGURE 4.49 – Densité de flux circonférentielle dans l'entrefer pour $t = 0.000156$ s

Observation :

La courbe verte ($N_{\text{tcoil}} = 12$) présente des pics de flux légèrement plus élevés que la machine de référence (rouge). :

- un nombre de spires plus élevé MMF augmentée,
- donc flux magnétique plus important, particulièrement visible sur les crêtes.

La forme d'onde reste similaire, ce qui confirme que la machine est saine : aucune distorsion ni harmoniques anormales.

b. Analyse fréquentielle du flux (FFT)

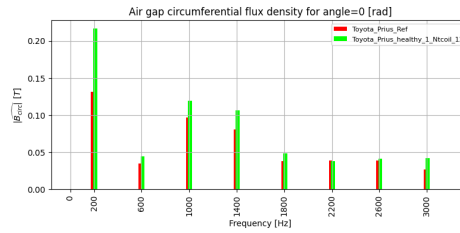


FIGURE 4.50 – Densité de flux dans l'entrefer (circonférentielle) – FFT

Observation :

- L'augmentation uniforme des harmoniques indique une élévation globale du niveau de flux,
- mais pas de défaut, car aucun pic inhabituel n'apparaît dans le spectre.

c. Couple électromagnétique

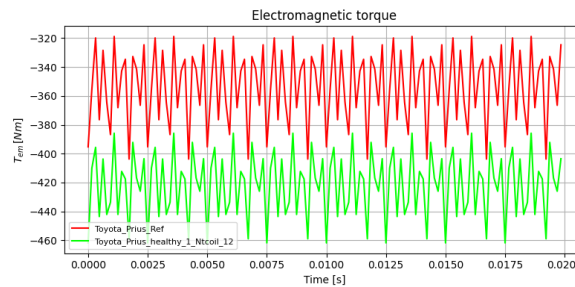


FIGURE 4.51 – Couple électromagnétique

Le couple de la machine avec $N_{\text{tcoil}} = 12$ (courbe verte) est plus négatif donc plus élevé en valeur absolue mais également plus ondulé, ce qui traduit une augmentation du *torque ripple*.

Effets observés :

- Nombre de spires $\uparrow \Rightarrow$ courant effectif $\downarrow \Rightarrow$ rendement amélioré ;
- Flux magnétique $\uparrow \Rightarrow$ couple moyen augmenté ;
- Ondulations plus importantes dues à l'effet de la MMF ;

— Aucun signe de défaut : la signature reste parfaitement régulière.

d. Densité de flux en fonction du temps aux angles 0° et 180°

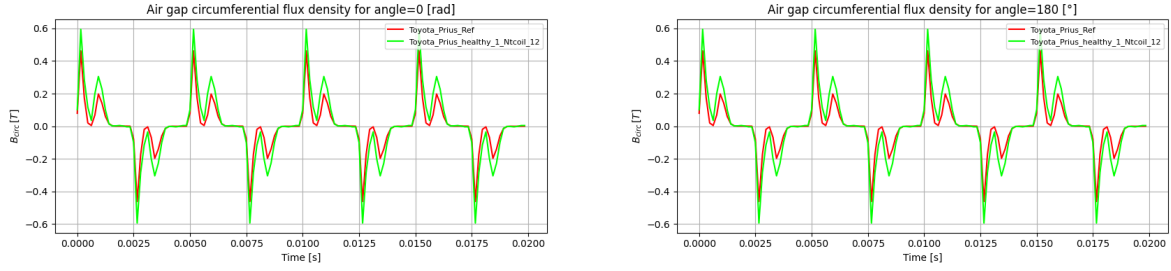


FIGURE 4.52 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

L'onde verte présente :

- des pics plus élevés,
- une légère variation d'amplitude sur les lobes positifs.

Aucun déphasage, aucun défaut mécanique ou excentrique.

Ce scénario illustre comment des variations d'enroulement peuvent produire des variations mesurables des grandeurs électromagnétiques sans générer un défaut machine.

Les différents scénarios explorés sur la Toyota Prius ont permis de générer un ensemble riche et diversifié de machines, incluant à la fois des variantes géométriques et des défauts contrôlés. Les modifications appliquées variation du logement d'aimant (H_0 , W_0), ajustements de l'entrefer, variations du nombre de spires (N_{tcoil}) et combinaison de paramètres extrêmes pour les machines défectueuses ont permis d'élargir significativement le dataset tout en couvrant un large spectre de comportements électromagnétiques.

4.2.4 Analyse de la variation des points de fonctionnement

Un point de fonctionnement regroupe les conditions électriques et mécaniques imposées à la machine (courant, angle électrique Φ_0 , vitesse). Cette section analyse l'évolution des grandeurs électromagnétiques lorsque l'angle du courant Φ_0 varie, l'amplitude du courant et la vitesse étant maintenues constantes.

1. Objectifs et démarche

L'étude balaie une plage d'angles comprise entre 60° et 180° , avec :

- un courant RMS constant I_0 ;
- une vitesse de rotation fixée à 2000 rpm.

Les grandeurs observées sont le couple moyen, le couple instantané et la puissance électromagnétique. Cette analyse permet d'identifier l'angle optimisant le couple, de vérifier la cohérence du modèle par rapport à la référence [28], et de caractériser la réponse dynamique de la machine en régime sain.

Elle fournit également une base utile pour de futures approches d'apprentissage supervisé visant à prédire la réponse électromagnétique à partir des conditions de commande.

a. Définition initiale d'un point de fonctionnement

Avant le balayage, un point de fonctionnement est défini pour la machine Tesla Model 3 :

```
1 simu_op.input.OP.set_I0_Phi0(I0=I0_rms, Phi0=Phi0)
```

Le courant dq calculé est identique pour la machine saine et la machine modifiée :

```
1 Id = -135.42 A
2 Iq = 113.63 A
```

b. Construction de la matrice VarLoad

Nous définissons un ensemble de **13 points de fonctionnement** couvrant la plage

$$\Phi_0 \in [60^\circ, 180^\circ],$$

avec un couple de référence issu de [28].

```
1 OP_matrix[:, 0] = 2000 rpm # Vitesse constante
2 OP_matrix[:, 1] = I0_rms # Courant constant
3 OP_matrix[:, 2] = Phi0_ref # Angle balay
4 OP_matrix[:, 3] = Tem_av_ref # Courbe de r e f e r e n c e
```

La matrice obtenue contient :

- 13 valeurs d'angles
- 13 couples de référence
- 13 sous-simulations individuelles

Ce tableau est ensuite transmis au module VarLoadCurrent.

c.. Exécution du balayage VarLoadCurrent

La simulation VarLoad est lancée avec sauvegarde de toutes les sous-simulations :

```
1 simu_vop.var_simu.is_keep_all_output = True
2 Xout = simu_vop.run()
```

2. Résultats de la variation des points de fonctionnement

La simulation VarLoadCurrent appliquée à la machine Tesla Model 3 a permis de générer :

- 13 points de fonctionnement simulés, correspondant à différentes valeurs de l'angle de courant Φ_0 entre 60° et 180° ;
- 13 sous-résultats individuels stockés dans `Xout.output_list` ;
- un ensemble complet de grandeurs électriques et électromagnétiques pour chaque point de fonctionnement.

Les variables globales disponibles incluent :

- **Courants** : I_d, I_q, I_0 ;
- **Angle du courant** : Φ_0 ;
- **Couple moyen** : T_{em_av} ;
- **Couple de référence** : $T_{em_av_ref}$;
- **Puissance électromagnétique** : P_{em_av} ;
- **Ondulation du couple** : T_{rip_pp}, T_{rip_norm} .

Ces grandeurs serviront à analyser l'évolution du comportement dynamique de la machine en fonction du point de fonctionnement.

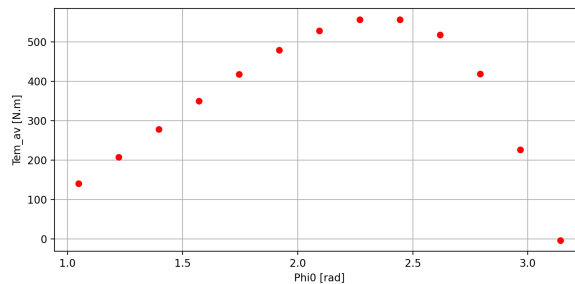


FIGURE 4.53 – T_{em_av} en fonction de Φ_0 – Scatter

Illustration des séries temporelles (exemples)

Pour ne pas surcharger le rapport, nous présentons ici deux points représentatifs parmi les 13 simulés :

- **Point 1** $\rightarrow \Phi_0 = 60^\circ$: couple modéré ;
- **Point 13** $\rightarrow \Phi_0 = 180^\circ$: couple quasi nul.

Ces deux régimes permettent de visualiser les comportements extrêmes du couple et du flux.

a. Point de fonctionnement 1 - $\Phi_0 = 60^\circ$

Couple électromagnétique temporel et Flux d'entrefer instantané - Point 1

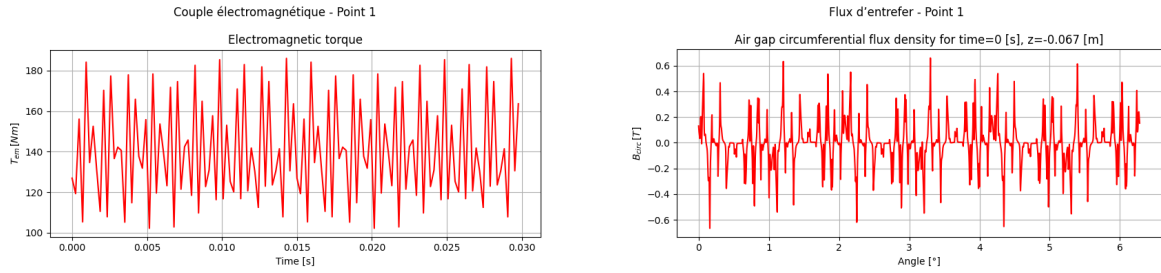


FIGURE 4.54 – Couple électromagnétique et Flux d'entrefer

Ces courbes montrent un couple moyen stable autour de 135-150 N·m, mais avec une ondulation marquée due aux harmoniques de l'entrefer.

b. Point de fonctionnement 13 - $\Phi_0 = 180^\circ$

Au point 13, l'angle de courant supprime quasiment la production de couple : la moyenne s'effondre et seules les oscillations subsistent.

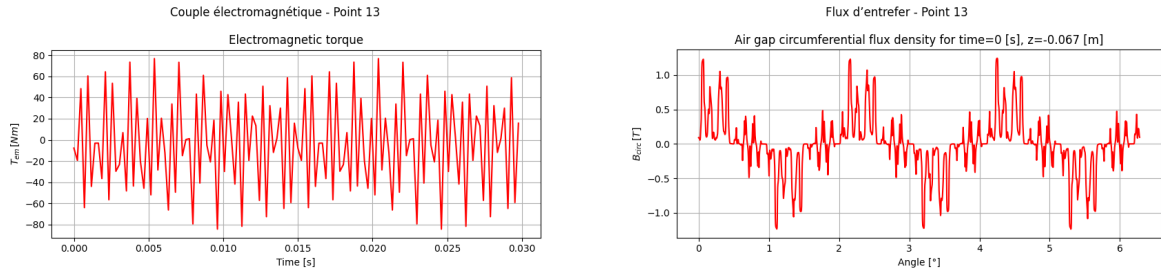


FIGURE 4.55 – Couple électromagnétique et Flux d'entrefer

L'analyse des points de fonctionnement montre clairement que :

- le couple moyen suit la loi classique du *current angle control*, avec un maximum entre 120° et 140° ;
- la puissance électromagnétique évolue linéairement avec le couple ;
- l'augmentation de Φ_0 entraîne une diminution progressive de T_{em} jusqu'à son annulation à 180° ;
- les séries temporelles confirment la cohérence du modèle et serviront de base à l'étude des signatures fréquentielles.

4.2.5 Synthèse des expérimentations

Les expérimentations ont permis de construire une base de données cohérente regroupant des machines saines et défectueuses (Toyota Prius et Tesla Model 3), simulées sous FEMM/Pyleecan selon différents points de fonctionnement. Les résultats incluent des séries temporelles (flux, couple, courants), des spectres fréquentiels et des

grandeurs synthétiques (I_d , I_q , P_{em} , ondulations, etc.), exportés au format .json/.csv.

L'ensemble des simulations confirme la cohérence du modèle électromagnétique : les variations géométriques influencent les signatures, tandis que l'évolution du couple et du flux avec Φ_0 reste conforme à la théorie.

4.3 Discussion et interprétation

4.3.1 Analyse critique des résultats

Les séries temporelles issues des simulations ont été exportées dans des fichiers CSV à l'aide d'une mini application, qui permet d'analyser le fichier Json de chaque machine simulée. Chaque fichier contient, pour une machine, 128 échantillons décrits par les colonnes suivantes : temps, angle instantané, vitesse rotor, fréquence électrique, courants de phase, champs magnétiques locaux (radial, tangentiel, H_x , H_y), flux d'enroulement et perméabilité magnétique. Afin d'évaluer la cohérence et la qualité des séries temporelles générées, nous avons analysé un fichier d'exportation CSV produit lors de la simulation d'un scénario Toyota Prius. Ce fichier regroupe l'évolution temporelle de plusieurs grandeurs physiques (courants, couple, flux, etc.).

Temps (s)	Angle_Instantané	Vitesse_Rotor	Frequence_Elec	Courant_PhaseA	Courant_PhaseB	Courant_PhaseC	Champ_Radial	Champ_Tangentiel	Flux_Enroulement	Flux_Enroulement	Flux_Enroulement	Champ_Hx (A)	Champ_Hy (A)	Permeabilite	Champ_Bx (T)	Champ_By (T)	Potentiel_Vecteur
0	0	3000	200	-191.5111108	-42.41204442	234.9231552	-0.472809014	0.131990932	0.011461057	0.136734154	0.011461057	-62591.24737	1814.761342	783.9987636	-0.086570662	-0.187273403	-0.003411557
0.001	0.314159265	3000	200	-219.1816889	5.453772129	213.7279677	-0.401905469	0.084283895	0.018974284	0.226369411	0.018974284	-49034.5158	1877.010413	653.6999125	-0.019694082	-0.190444812	-0.004160134
0.002	0.628318531	3000	200	-238.4292377	54.10990348	184.3193342	-0.215041227	0.038344517	0.019309323	0.230366533	0.019309323	-26150.35491	3104.159498	712.9667154	0.050572457	-0.182830822	-0.004555329
0.003	0.942477796	3000	200	-248.5140846	100.6866725	147.8274121	-0.028876677	0.02436752	0.016805578	0.200496041	0.016805578	-3608.42404	9111.093552	740.1182733	0.12341046	-0.154097273	-0.004551552
0.004	1.256637061	3000	200	-249.0486745	143.3941091	105.6545654	0.112325841	0.018193236	0.008972693	0.107047161	0.008972693	9410.367503	11439.81542	730.5216016	0.188159516	-0.144595071	-0.004314084
0.005	1.570796327	3000	200	-240.0124636	180.5909905	59.42147308	0.218086167	0.00971368	-0.006198727	-0.073952834	-0.006198727	20275.53517	10054.94964	809.9519567	0.232962903	-0.139190428	-0.003510131
0.006	1.884955592	3000	200	-221.7527083	210.8478615	10.90484684	0.325801199	-0.027909666	-0.017882295	-0.21341623	-0.017882295	36831.15159	7676.980718	677.5878929	0.302729211	-0.143407456	-0.002819811
0.007	2.199114058	3000	200	-194.9711208	233.0019673	-38.03084655	0.462849798	-0.064770205	-0.019428714	-0.231790914	-0.019428714	53427.66552	4547.967066	664.5335048	0.359597894	-0.145134245	-0.001733229
0.008	2.513274123	3000	200	-160.6969024	246.2019383	-85.50503583	0.604943916	-0.087195419	-0.018025904	-0.215054931	-0.018025904	72405.56937	3309.822258	736.1876664	0.404138594	-0.134891488	-0.000106913
0.009	2.827433388	3000	200	-120.2471922	249.9405068	-129.6933145	0.793008958	-0.106510297	-0.012543623	-0.149649524	-0.012543623	87110.39107	-257.6834826	725.0336527	0.454042725	-0.137930325	0.001821741
0.01	3.141592654	3000	200	-75.17644988	244.0740018	-168.8975519	0.796992748	-0.123602931	0.000845826	0.010090983	0.000845826	91960.71298	-9205.483448	780.1468663	0.45814181	-0.149979678	0.004090466
0.011	3.455751919	3000	200	-27.21671871	228.8278698	-201.6111511	0.810127759	-0.134031787	0.015578828	0.185860517	0.015578828	97321.87319	-16827.5517	721.7623974	0.467392501	-0.164036736	0.006535173
0.012	3.769911184	3000	200	21.78893569	204.7880111	-226.5769468	0.82881481	-0.13346426	0.019330324	0.23061709	0.019330324	98934.81797	-20666.90204	636.615658	0.481335613	-0.175223186	0.008219991
0.013	4.08407045	3000	200	69.95725351	172.8782639	-242.8355175	0.743676567	-0.133109455	0.018830389	0.224652695	0.018830389	92343.9026	-28215.22751	727.548942	0.436298561	-0.188677369	0.009702119
0.014	4.398229715	3000	200	115.4371533	134.3249021	-249.7620554	0.636176892	-0.133676775	0.015055086	0.179612097	0.015055086	83564.07027	-35725.95088	721.5979692	0.39033582	-0.218597007	0.011394118
0.015	4.71238898	3000	200	156.480868	90.6095957	-247.0903776	0.557945279	-0.135413279	0.004314444	0.051472724	0.004314444	71817.54728	-43910.97562	744.14875	0.33819219	-0.239956045	0.012760669

FIGURE 4.56 – Extrait du fichier d'exportation des séries temporelles (Toyota Prius).

Une première vérification de cohérence montre que :

- la vitesse rotative reste stable à 3000 rpm et la fréquence électrique à 200 Hz ;
- les trois courants de phase sont équilibrés, avec une moyenne nulle et un écart-type d'environ 177 A ;
- les composantes de champ dans l'entrefer (B_{rad} , B_{tan}) ainsi que le flux d'enroulement présentent des variations périodiques cohérentes avec un régime sinusoïdal à 200 Hz.

Les grandeurs électromagnétiques obtenues demeurent dans des plages physiques réalistes, sans saturation excessive, confirmant la cohérence du couplage Pyleecan - FEMM pour la configuration Toyota Prius.

La chaîne de calcul est entièrement déterministe :

- les paramètres de machine sont sauvegardés dans les modèles `MachineIPMSM` ;
- le point de fonctionnement (vitesse, courant, angle Φ_0) est défini explicitement et reproductible ;
- l'export CSV conserve l'ensemble des signaux utiles au post-traitement.

Une nouvelle exécution avec les mêmes fichiers et le même script génère donc un CSV identique, condition nécessaire pour la validation et la comparaison de variantes.

Certaines limites doivent toutefois être soulignées :

- les séries temporelles proviennent d'un modèle 2D et d'une durée courte (128 échantillons), ne capturant ni les effets 3D ni les phénomènes lents ;
- le scénario simulé reste idéal (aucun bruit, aucun jeu mécanique, matériaux homogènes) ;
- plusieurs défauts complexes (déséquilibre de phases, excentricité dynamique forte, vibrations) ne sont pas inclus dans ce CSV.

Ce CSV, bien que correspondant à un scénario particulier de la Toyota Prius, s'intègre naturellement dans le jeu de données global construit au chapitre 4, combinant plusieurs machines, géométries saines et défectueuses, et différents points de fonctionnement. L'ensemble constitue une base structurée et annotée pour l'entraînement et l'évaluation des futurs algorithmes de diagnostic.

Chapitre 5

Application de l'intelligence artificielle aux données électromagnétiques simulées

Introduction

Les chapitres précédents ont présenté la méthodologie mise en place pour modéliser différentes machines électriques, injecter plusieurs catégories de défauts et générer les grandeurs électromagnétiques associées à l'aide de Pyleecan et du solveur FEMM. L'analyse des signaux de flux et de couple a montré que les défauts simulés entraînent des modifications observables du comportement électromagnétique des machines étudiées.

Toutefois, l'analyse physique et fréquentielle ne suffit pas à démontrer que les données générées peuvent être directement exploitées par un système de diagnostic intelligent. Il est donc nécessaire d'évaluer leur capacité à alimenter une méthode d'intelligence artificielle capable d'identifier automatiquement les comportements anormaux.

Dans ce contexte, ce chapitre présente une preuve de concept fondée sur l'apprentissage auto-supervisé avec Self2Self+. Cette méthode permet d'apprendre les structures internes d'une observation sans nécessiter de données explicitement annotées ni de paires d'images propres et bruitées. Cette propriété est particulièrement adaptée au diagnostic des machines électriques, pour lequel la constitution de bases de données de défauts annotées reste coûteuse et difficile.

Les cartes électromagnétiques simulées sont utilisées comme entrées du pipeline. Après prétraitement et normalisation, Self2Self+ reconstruit les cartes, puis la comparaison entre les états sain et défectueux permet de calculer une carte de différence et de localiser les zones anormales.

L'objectif est de vérifier que les données simulées peuvent être exploitées pour le diagnostic automatique. Il ne s'agit pas encore d'un système industriel ni d'une adaptation aux données réelles d'EDF, mais d'une preuve de concept démontrant la pertinence de ces données pour une méthode d'intelligence artificielle. Le chapitre présente le pipeline, le protocole expérimental, les résultats, les limites et les perspectives.

5.1 Objectifs de l'application de l'intelligence artificielle

L'application de l'intelligence artificielle vise principalement à vérifier que les cartes électromagnétiques générées par simulation contiennent des informations suffisamment pertinentes pour permettre la détection et la localisation automatiques des défauts. L'approche proposée exploite les composantes radiale B_r et tangentielle B_t du flux magnétique obtenues avec Pyleecan et FEMM.

Contrairement aux approches supervisées, qui nécessitent de grandes bases de données annotées, la méthode adoptée repose sur un apprentissage auto-supervisé. Elle apprend directement à partir de la structure interne des cartes de flux, sans annotation manuelle ni image propre de référence pour l'étape de débruitage.

Les objectifs spécifiques de cette application sont les suivants :

- réduire le bruit numérique et les artefacts présents dans les cartes électromagnétiques à l'aide de Self2Self+ ;
- mettre en évidence les perturbations produites par les défauts en comparant les cartes correspondant aux états sain et défectueux ;
- segmenter automatiquement les régions anormales à partir de la carte de différence normalisée ;
- évaluer la cohérence des résultats à l'aide des métriques PSNR, SSIM et Dice.

La preuve de concept est appliquée aux cartes issues du modèle Tesla Model 3 pour plusieurs états : fonctionnement sain, démagnétisation, court-circuit inter-spices, excentricité dynamique, défaut de matériau, défaut d'aimant et défaut d'usinage. L'objectif n'est pas encore de classer automatiquement le type exact de défaut, mais de déterminer si ses effets peuvent être détectés et localisés dans les représentations électromagnétiques simulées.

5.2 Données électromagnétiques utilisées

Les données utilisées dans cette preuve de concept proviennent des simulations par éléments finis du modèle de machine synchrone à aimants permanents de la Tesla Model 3, généré avec Pyleecan. Pour chaque état de la machine, deux cartes électromagnétiques bidimensionnelles sont extraites :

$$B_r(x, y), \quad B_t(x, y), \quad (5.1)$$

où B_r représente la composante radiale du flux magnétique et B_t sa composante tangentielle. Ces deux représentations sont traitées séparément par le pipeline afin d'analyser la manière dont les défauts modifient la distribution spatiale du champ magnétique.

Les cartes obtenues présentent des structures physiques régulières liées à la géométrie de la machine, notamment aux dents statoriques, aux aimants et à l'entrefer. Elles peuvent également contenir du bruit numérique issu de la discrétisation par éléments finis, ainsi que des artefacts produits lors de leur visualisation, tels que les axes, les bordures, les titres et les échelles de couleur.

La preuve de concept porte sur sept états de fonctionnement, comprenant un état sain et six catégories de défauts :

TABLE 5.1 – États de la machine considérés dans le pipeline d'intelligence artificielle

État	Description
Sain	Machine de référence sans défaut
Démagnétisation	Réduction des propriétés magnétiques des aimants
Court-circuit inter-spores	Réduction du nombre de spores actives
Excentricité dynamique	Déplacement variable du rotor par rapport au stator
Défaut de matériau	Modification des propriétés magnétiques du matériau
Défaut d'aimant	Variation géométrique ou magnétique des aimants
Défaut d'usinage	Modification de paramètres géométriques de la machine

Pour chaque scénario défectueux, les cartes B_r et B_t sont associées aux cartes correspondantes de la machine saine. Cette organisation permet de constituer des paires saine-défectueuse utilisées après le débruitage pour calculer les différences électromagnétiques produites par chaque défaut.

Les cartes sont ensuite recadrées, redimensionnées et normalisées afin de les rendre compatibles avec l'architecture multi-échelle de Self2Self+. Leurs dimensions sont

notamment ajustées à des multiples de 32. Ces opérations permettent d'homogénéiser les entrées tout en conservant les structures magnétiques nécessaires à la détection et à la localisation des anomalies.

5.3 Prétraitement et préparation des cartes électromagnétiques

Avant leur utilisation par le modèle Self2Self+, les cartes de flux magnétique sont soumises à plusieurs opérations de prétraitement. Ces étapes visent à éliminer les éléments graphiques non pertinents, à homogénéiser les dimensions des images et à faciliter leur traitement par le réseau.

Le prétraitement comprend principalement le recadrage, le redimensionnement et la normalisation des cartes B_r et B_t .

5.3.1 Recadrage des cartes

Les cartes exportées à partir des simulations peuvent contenir des éléments graphiques qui ne représentent pas directement le comportement électromagnétique de la machine, notamment les titres, les axes, les bordures, les légendes et les échelles de couleur. Ces éléments risquent d'être interprétés par le modèle comme des structures significatives.

Une opération de recadrage est donc appliquée afin de conserver uniquement la zone contenant la distribution du flux magnétique. Cette étape permet de réduire les artefacts liés à la visualisation et de concentrer l'analyse sur les structures physiques utiles.

5.3.2 Redimensionnement

Après le recadrage, les cartes sont redimensionnées afin d'obtenir des dimensions homogènes et compatibles avec l'architecture multi-échelle de Self2Self+. Les dimensions retenues sont des multiples de 32, ce qui facilite les opérations successives de réduction et de reconstruction réalisées dans le réseau.

Le redimensionnement permet également de traiter de manière uniforme les différentes cartes correspondant aux états sain et défectueux.

5.3.3 Normalisation

Les valeurs des pixels sont ensuite normalisées afin de les ramener dans une plage commune. Pour une carte I , la normalisation min-max est définie par :

$$I_{\text{norm}} = \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)}. \quad (5.2)$$

Cette opération réduit l'influence des différences d'échelle entre les cartes et facilite l'apprentissage du modèle. Elle permet également de comparer les variations spatiales des composantes B_r et B_t dans des conditions homogènes.

À l'issue de ces traitements, chaque scénario est représenté par une paire de cartes prétraitées : une carte correspondant à l'état sain et une carte correspondant à l'état défectueux. Les deux cartes sont ensuite débruitées séparément par Self2Self+ avant le calcul de leur différence normalisée.

5.4 Architecture générale du pipeline de diagnostic

Le pipeline proposé combine la simulation électromagnétique, le débruitage auto-supervisé et la segmentation automatique afin de détecter et de localiser les perturbations associées aux défauts. Il prend en entrée les cartes de flux radial B_r et tangentiel B_t correspondant à un état sain et à un état défectueux de la machine.

L'architecture générale est organisée en cinq modules successifs :

1. **Prétraitement et normalisation** : les cartes issues des simulations sont recadrées, redimensionnées et normalisées afin de supprimer les éléments graphiques non pertinents et d'homogénéiser les données d'entrée.
2. **Débruitage auto-supervisé** : Self2Self+ est appliqué séparément aux cartes saine et défectueuse. Le modèle réduit le bruit numérique et les artefacts tout en préservant les structures spatiales du champ magnétique.
3. **Calcul de la carte de différence** : une différence absolue est calculée entre les cartes saine et défectueuse après débruitage. Cette opération met en évidence les variations du flux provoquées par le défaut.
4. **Segmentation automatique** : la carte de différence est normalisée, puis un seuillage automatique d'Otsu est appliqué afin de produire un masque binaire localisant les régions anormales.
5. **Évaluation quantitative** : les résultats sont analysés à l'aide des métriques PSNR, SSIM et Dice afin d'évaluer les différences structurelles et la cohérence spatiale entre les composantes B_r et B_t .

La Figure 5.1 présente l'enchaînement de ces différentes étapes, depuis la génération des cartes électromagnétiques jusqu'à la localisation des zones affectées.

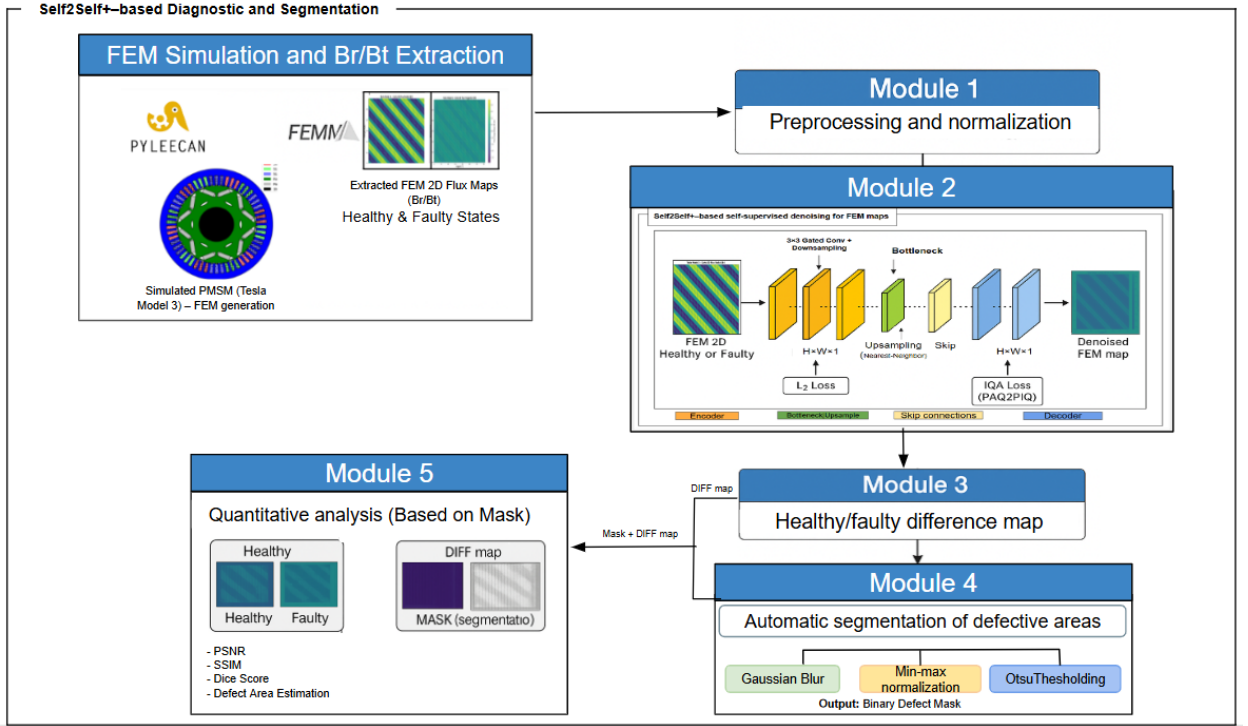


FIGURE 5.1 – Architecture générale du pipeline auto-supervisé de détection et de localisation des défauts à partir des cartes de flux électromagnétique.

Ainsi, Self2Self+ intervient principalement comme une étape de débruitage et de préservation des structures physiques. La localisation du défaut est ensuite obtenue par la comparaison entre les cartes saine et défectueuse, suivie d'une segmentation automatique. Le pipeline ne nécessite aucune annotation manuelle des régions défectueuses.

5.5 Apprentissage auto-supervisé avec Self2Self+

Self2Self+ est une méthode de débruitage auto-supervisé capable d'apprendre directement à partir d'une seule image, sans nécessiter d'image propre de référence. Dans ce travail, elle est adaptée aux cartes de flux magnétique B_r et B_t issues des simulations par éléments finis.

L'approche repose sur un auto-encodeur convolutif intégrant des convolutions gated, un masquage aléatoire de Bernoulli, une fonction de perte perceptuelle fondée sur la qualité d'image et une stratégie d'inférence multiple. Ces éléments permettent de réduire le bruit numérique tout en préservant les structures spatiales caractéristiques du champ magnétique.

5.5.1 Masquage aléatoire de Bernoulli

Pour une carte électromagnétique d'entrée I , un masque aléatoire de Bernoulli M est généré. L'image transmise au réseau est obtenue par multiplication élément par élément :

$$I' = M \odot I, \quad (5.3)$$

où $\odot$ représente le produit terme à terme. Certains pixels sont ainsi masqués aléatoirement, tandis que les autres restent visibles.

Le réseau reçoit la carte partiellement masquée I' et apprend à reconstruire une estimation $\hat{I}$ de la carte originale à partir des structures spatiales encore disponibles. L'apprentissage est réalisé directement sur les pixels masqués, ce qui évite le recours à une image propre ou à une annotation manuelle.

5.5.2 Fonction de perte

L'optimisation du modèle repose sur la combinaison de plusieurs composantes :

- une perte auto-supervisée de type L_1 ou L_2 , calculée sur les pixels masqués ;
- une perte perceptuelle fondée sur une métrique de qualité d'image (*Image Quality Assessment*, IQA), utilisée pour préserver les structures spatiales importantes ;
- une stratégie d'inférence multiple permettant de stabiliser la reconstruction finale.

La perte perceptuelle contribue notamment à conserver les formes régulières et les motifs répétitifs présents dans les cartes électromagnétiques, qui peuvent être altérés par un débruitage classique trop agressif.

5.5.3 Inférence multiple

Afin de réduire la variabilité produite par le masquage aléatoire, plusieurs reconstructions indépendantes sont réalisées pour une même carte. La carte débruitée finale est obtenue en calculant la moyenne de K estimations :

$$I_{\text{denoised}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{I}^{(k)}. \quad (5.4)$$

Cette opération améliore la stabilité du résultat et limite l'influence d'un masque particulier sur la reconstruction finale.

5.5.4 Adaptation aux cartes électromagnétiques

Les cartes FEM présentent une forte régularité spatiale liée à la symétrie de la machine, à la géométrie des dents statoriques, aux aimants et à l'entrefer. Elles contiennent également des motifs répétitifs associés à la propagation du champ magnétique.

Self2Self+ exploite cette redondance interne pour reconstruire les pixels masqués et supprimer les perturbations non structurées. Le modèle permet ainsi de réduire le bruit issu de la discrétisation FEM et les artefacts de visualisation, tout en préservant les variations physiques susceptibles d'être associées à un défaut.

Dans le pipeline proposé, les cartes saine et défectueuse sont débruitées séparément. Les reconstructions obtenues sont ensuite utilisées pour calculer la carte de différence nécessaire à la localisation automatique des régions anormales.

5.6 Calcul de la carte de différence et segmentation automatique

Après le débruitage par Self2Self+, les cartes correspondant à l'état sain et à l'état défectueux sont comparées afin de mettre en évidence les perturbations provoquées par le défaut. Cette étape repose sur l'hypothèse qu'un défaut modifie localement la distribution spatiale du flux magnétique par rapport à l'état de référence.

5.6.1 Calcul de la carte de différence

Soient I_h la carte électromagnétique débruitée de la machine saine et I_d la carte débruitée de la machine défectueuse. La carte de différence absolue est calculée selon :

$$D = |I_d - I_h|. \quad (5.5)$$

Cette opération est appliquée séparément aux composantes radiale B_r et tangentielle B_t . Les régions dans lesquelles la valeur de D est élevée correspondent aux zones où le défaut a entraîné une modification importante du champ magnétique.

Afin de ramener les valeurs dans une plage commune comprise entre 0 et 1, la carte de différence est ensuite normalisée :

$$D_n = \frac{D - \min(D)}{\max(D) - \min(D)}. \quad (5.6)$$

La carte normalisée D_n facilite la comparaison entre les différents scénarios de défauts et prépare l'étape de segmentation automatique.

5.6.2 Segmentation par seuillage d'Otsu

La localisation des régions anormales est obtenue à l'aide de la méthode de seuillage automatique d'Otsu. Cette méthode détermine automatiquement un seuil T permettant de séparer les pixels correspondant aux faibles variations de ceux associés aux perturbations électromagnétiques les plus importantes.

Le masque binaire de défaut est défini par :

$$M(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{si } D_n(x,y) \geq T, \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases} \quad (5.7)$$

Les pixels de valeur 1 représentent les régions considérées comme anormales, tandis que les pixels de valeur 0 correspondent aux zones dont le comportement reste proche de celui de la machine saine.

Le seuil d'Otsu est particulièrement adapté aux cartes étudiées lorsque la distribution des valeurs présente une séparation suffisamment nette entre les variations normales et les perturbations liées au défaut. Il permet ainsi d'obtenir un masque de localisation sans annotation manuelle ni seuil fixé à l'avance.

5.6.3 Cohérence entre les composantes B_r et B_t

La segmentation est réalisée indépendamment sur les cartes de flux radial B_r et tangentiel B_t . Toutefois, ces deux composantes décrivent un même phénomène électromagnétique et doivent donc présenter des régions anormales spatialement cohérentes.

La similarité entre les deux masques est évaluée à l'aide du coefficient de Dice :

$$\text{Dice}(A,B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}, \quad (5.8)$$

où A et B représentent respectivement les masques obtenus à partir de B_r et de B_t . Une valeur élevée du coefficient de Dice indique que les perturbations sont détectées dans des régions similaires pour les deux composantes du flux, ce qui renforce la cohérence physique de la localisation.

Cette méthode permet donc de transformer les différences électromagnétiques entre

les états sain et défectueux en une représentation binaire directement interprétable. Elle dépend néanmoins de la disponibilité d'une carte saine de référence et peut devenir moins fiable lorsque le bruit est fortement hétérogène ou lorsque la carte de différence ne présente pas une séparation claire entre les régions normales et anormales.

5.7 Protocole expérimental et métriques d'évaluation

L'évaluation du pipeline est réalisée sur les cartes de flux radial B_r et tangentiel B_t obtenues à partir du modèle FEM de la Tesla Model 3. Les expérimentations portent sur un état sain et six scénarios de défauts : démagnétisation, court-circuit inter-spires, excentricité dynamique, défaut de matériau, défaut d'aimant et défaut d'usinage.

Pour chaque scénario, les cartes saine et défectueuse sont prétraitées puis débruitées séparément avec Self2Self+. Une carte de différence normalisée est ensuite calculée, avant l'application du seuillage d'Otsu pour produire le masque de localisation du défaut.

L'évaluation repose sur trois métriques complémentaires : le PSNR, le SSIM et le coefficient de Dice.

5.7.1 Rapport signal sur bruit de crête

Le *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) mesure l'écart global entre deux cartes. Il est défini par :

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}} \right), \quad (5.9)$$

où MAX_I représente la valeur maximale possible de l'image et MSE l'erreur quadratique moyenne entre les deux cartes comparées.

Dans cette étude, le PSNR est utilisé pour quantifier l'importance des différences entre les états sain et défectueux après débruitage.

5.7.2 Indice de similarité structurelle

Le *Structural Similarity Index Measure* (SSIM) évalue la similarité structurelle entre deux cartes en tenant compte de la luminance, du contraste et de la structure spatiale.

Une valeur élevée indique une forte similarité entre les représentations, tandis qu'une valeur plus faible traduit une modification plus importante de la topologie du champ

magnétique.

Dans le contexte de ce travail, le SSIM permet d'évaluer l'impact structurel des défauts sur les cartes électromagnétiques.

5.7.3 Coefficient de Dice

Le coefficient de Dice mesure le recouvrement spatial entre deux masques binaires. Il est défini par :

$$\text{Dice}(A, B) = \frac{2|A \cap B|}{|A| + |B|}. \quad (5.10)$$

Dans cette étude, il est principalement utilisé pour comparer les régions détectées à partir des composantes B_r et B_t . Une valeur proche de 1 indique que les deux composantes conduisent à une localisation similaire des zones anormales.

5.7.4 Conditions d'exécution

Les cartes sont redimensionnées au format 256×256 pixels pour être compatibles avec l'architecture du modèle. L'entraînement auto-supervisé est réalisé indépendamment pour chaque carte et converge en environ trois à cinq minutes par image sur un GPU NVIDIA T4.

L'étape de débruitage nécessite approximativement entre 0,8 et 1,2 seconde par carte, tandis que le calcul de la différence et la segmentation s'exécutent en moins de 50 millisecondes sur processeur.

Ces conditions permettent d'évaluer à la fois la qualité des résultats et le coût de calcul du pipeline proposé.

5.8 Résultats expérimentaux et analyse

Cette section présente les résultats obtenus après l'application du pipeline aux cartes de flux radial B_r et tangentiel B_t de la Tesla Model 3. L'analyse porte sur la qualité du débruitage, la localisation visuelle des anomalies et les métriques quantitatives obtenues pour les différents défauts.

5.8.1 Qualité du débruitage auto-supervisé

L'application de Self2Self+ améliore la qualité visuelle des cartes électromagnétiques en réduisant le bruit numérique et les artefacts issus de l'exportation FEM. Les axes,

les bordures et certaines perturbations graphiques sont atténués, tandis que les gradients du champ magnétique et les structures régulières de la machine restent préservés.

La Figure 5.2 illustre le cas d'une démagnétisation. Elle présente successivement la carte saine débruitée, la carte défectueuse débruitée, la différence normalisée entre les deux cartes et le masque obtenu après le seuillage d'Otsu.

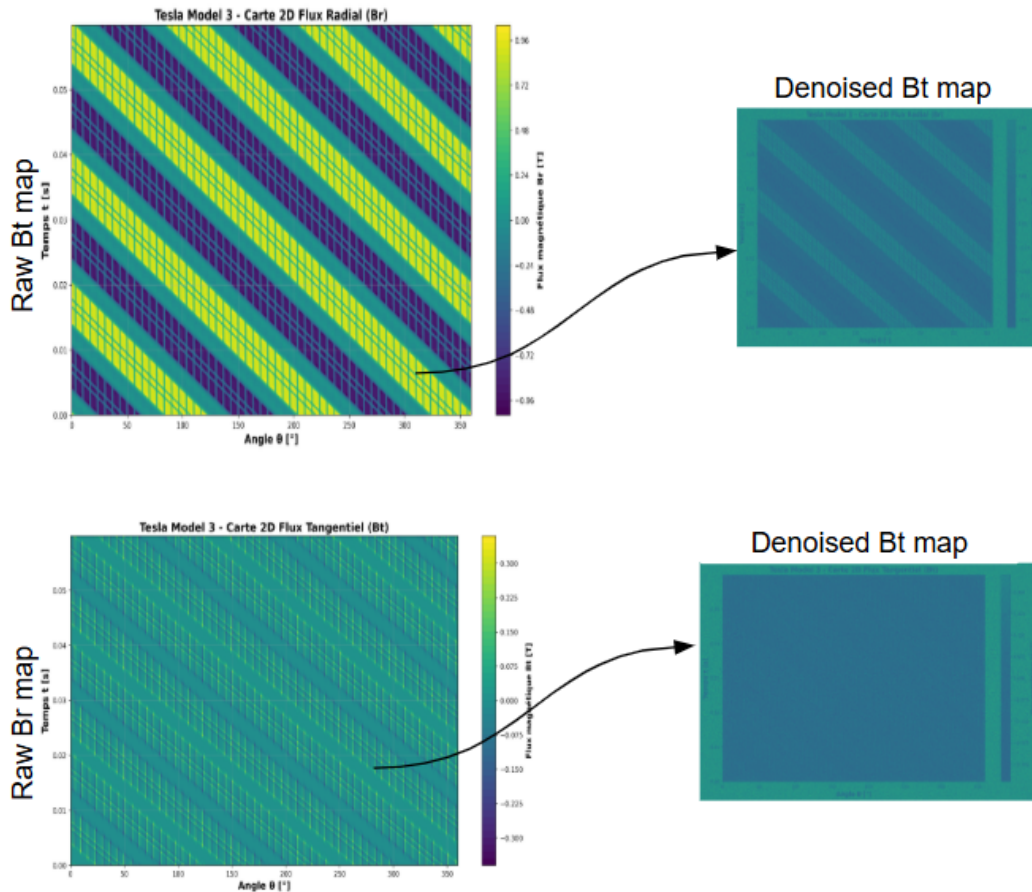


FIGURE 5.2 – Débruitage et segmentation d'un défaut de démagnétisation : carte saine, carte défectueuse, différence normalisée et masque de localisation.

Les perturbations produites par la démagnétisation apparaissent sous la forme de régions diffuses et distribuées dans la carte. Leur visibilité après débruitage confirme que Self2Self+ réduit les perturbations non structurées sans supprimer les variations physiques associées au défaut.

5.8.2 Analyse visuelle des défauts

Les cartes de différence mettent en évidence des signatures distinctes selon la nature du défaut. La Figure 5.3 présente plusieurs exemples du pipeline appliqué aux scénarios étudiés.

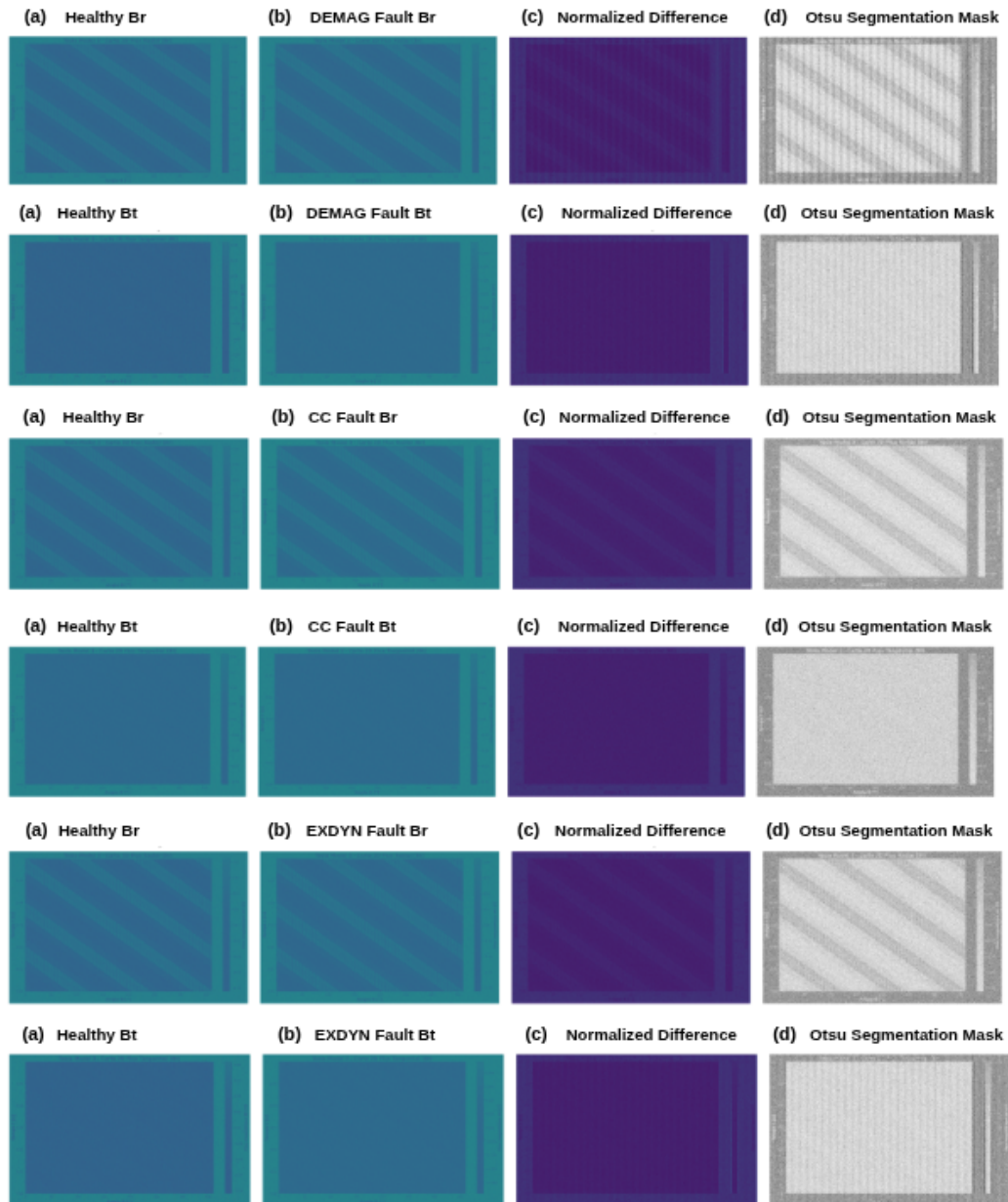


FIGURE 5.3 – Application du pipeline à plusieurs scénarios de défauts. Pour chaque scénario : carte saine débruitée, carte défectueuse débruitée, différence normalisée et masque obtenu par seuillage d’Otsu.

Les principales observations sont les suivantes :

- la démagnétisation produit des perturbations étendues et de faible intensité, réparties sur plusieurs régions de la carte ;
- le court-circuit inter-spores génère des perturbations plus localisées et plus intenses ;
- l’excentricité dynamique entraîne des modifications spatiales liées au déplacement du rotor ;
- les défauts de matériau et d’usinage produisent des distorsions plus irrégulières de la distribution du champ magnétique ;

- le défaut d’aimant modifie localement les structures magnétiques associées au rotor.

La superposition des zones détectées sur la carte débruitée permet de mieux visualiser leur position. Dans le cas de la démagnétisation, les détections restent dispersées, ce qui est cohérent avec le caractère diffus de ce type de dégradation.

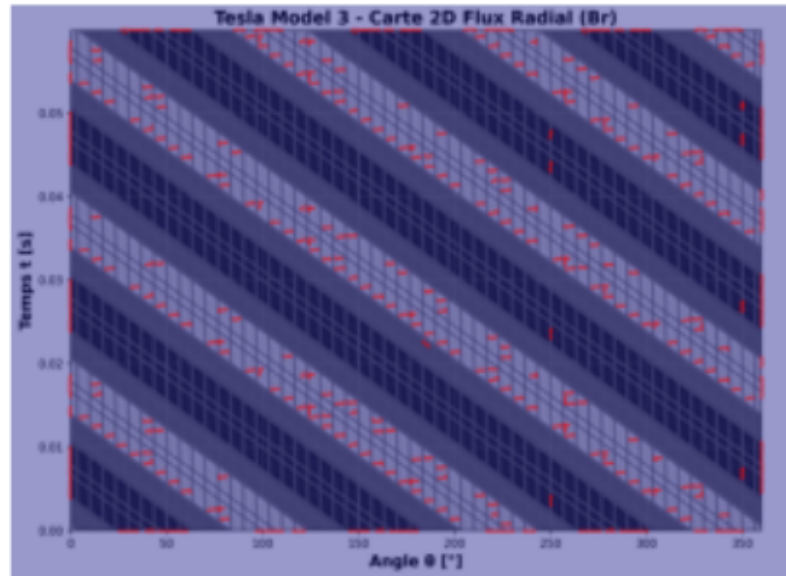


FIGURE 5.4 – Superposition des régions détectées sur une carte de flux débruitée dans le cas d’une démagnétisation.

Certaines détections isolées peuvent toutefois correspondre à du bruit résiduel ou à de faibles variations du champ, ce qui montre que la segmentation obtenue doit être interprétée conjointement avec les métriques quantitatives.

5.8.3 Résultats quantitatifs

Le Tableau 5.2 présente les valeurs de PSNR, de SSIM et de Dice obtenues pour les six scénarios de défauts.

TABLE 5.2 – Résultats quantitatifs du pipeline pour les différents défauts

Défaut	B_r PSNR (dB)	B_r SSIM	B_t PSNR (dB)	B_t SSIM	Dice B_r-B_t
Défaut d’aimant	22,41	0,169	22,39	0,180	0,759
Court-circuit inter-spires	21,83	0,160	21,95	0,160	0,774
Démagnétisation	23,75	0,225	22,55	0,180	0,770
Excentricité dynamique	21,98	0,159	22,00	0,161	0,763
Défaut de matériau	22,19	0,162	22,55	0,182	0,774
Défaut d’usinage	21,90	0,161	21,93	0,158	0,761

Les valeurs de PSNR sont comprises entre environ 21,8 et 23,8 dB. Elles indiquent

que les états défectueux présentent des différences mesurables, mais structurées, par rapport à la machine saine. La démagnétisation obtient la valeur la plus élevée pour la composante B_r , avec 23,75 dB, ce qui traduit une modification cohérente et distribuée du champ magnétique.

Les valeurs de SSIM restent comprises entre 0,158 et 0,225. Elles montrent que les défauts affectent de manière importante la structure spatiale des cartes. La valeur la plus élevée est également observée pour la démagnétisation sur B_r , avec un SSIM de 0,225.

Les coefficients de Dice sont compris entre 0,759 et 0,774. Ces résultats indiquent une bonne cohérence spatiale entre les régions détectées à partir des composantes B_r et B_t . Les deux composantes conduisent donc à des localisations proches, ce qui renforce la cohérence physique des anomalies identifiées.

Les résultats de segmentation correspondent également à une précision estimée d'environ 0,82, un rappel d'environ 0,79 et un score F1 d'environ 0,80. Ces valeurs, rapportées à titre indicatif, traduisent un équilibre satisfaisant entre la détection des régions anormales et la limitation des détections erronées.

5.8.4 Comparaison avec une méthode de référence

Afin d'évaluer l'apport du débruitage auto-supervisé, le pipeline est comparé à une méthode de référence appliquant directement le seuillage d'Otsu à la carte de différence brute, sans Self2Self+.

TABLE 5.3 – Comparaison avec une segmentation sans débruitage

Méthode	Dice B_r-B_t
Différence brute et seuillage d'Otsu	0,63
Self2Self+, différence et seuillage d'Otsu	0,85

La cohérence des masques passe de 0,63 à 0,85 lorsque Self2Self+ est intégré au pipeline. Cette amélioration montre que le débruitage constitue une étape importante pour obtenir des cartes de différence plus stables et une localisation plus cohérente des perturbations électromagnétiques.

Dans l'ensemble, ces résultats confirment que les cartes FEM générées contiennent des informations exploitables par une approche auto-supervisée. Le pipeline permet de révéler des signatures spatiales associées aux défauts sans recourir à des annotations manuelles. Il assure toutefois une détection et une localisation des anomalies, et non encore une classification automatique de leur nature.

5.9 Étude d’ablation et analyse de la robustesse

Afin d’identifier la contribution des principaux composants de Self2Self+, une étude d’ablation a été réalisée. Elle consiste à modifier certains éléments du modèle, puis à comparer les performances obtenues avec celles de la configuration complète.

5.9.1 Étude d’ablation

Deux variantes ont été évaluées :

- suppression de la fonction de perte perceptuelle fondée sur une métrique de qualité d’image (*IQA loss*) ;
- réduction du nombre d’inférences à une seule reconstruction, correspondant à $K = 1$.

Les résultats moyens obtenus sur l’ensemble des scénarios de défauts sont présentés dans le Tableau 5.4.

TABLE 5.4 – Résultats de l’étude d’ablation de Self2Self+

Configuration	PSNR	SSIM	Dice
Modèle complet	23,7	0,22	0,77
Sans perte perceptuelle IQA	22,9	0,18	0,72
Une seule inférence ($K = 1$)	22,5	0,17	0,70

La suppression de la perte perceptuelle entraîne une diminution du SSIM et du coefficient de Dice. Ce résultat montre que cette composante contribue à préserver les structures spatiales caractéristiques des cartes de flux magnétique.

La réduction du nombre d’inférences à $K = 1$ produit également des résultats moins stables. Le débruitage devient plus sensible au masque aléatoire utilisé pendant l’inférence, ce qui dégrade la cohérence de la segmentation.

La configuration complète obtient les meilleures performances pour les trois métriques. Ces résultats confirment que la perte perceptuelle et l’inférence multiple participent conjointement à la stabilité du pipeline.

5.9.2 Robustesse au bruit

La robustesse de la méthode a été évaluée en ajoutant progressivement du bruit gaussien aux cartes de flux électromagnétique. Les résultats montrent que le pipeline conserve une segmentation stable lorsque le niveau de bruit reste modéré.

Self2Self+ parvient à réduire les perturbations non structurées tout en préservant les motifs électromagnétiques nécessaires à la détection des anomalies. Cependant, lorsque le niveau de bruit devient très élevé, les performances diminuent progressivement, notamment au niveau de la précision des masques de segmentation.

5.9.3 Robustesse aux variations de la référence saine

Des variations contrôlées ont également été introduites dans les cartes correspondant à l'état sain afin de simuler des situations plus proches des conditions réelles, telles que les erreurs de mesure, les tolérances de fabrication ou les variations naturelles entre plusieurs machines.

Le pipeline reste robuste lorsque les écarts par rapport à la carte saine sont faibles. Les régions anormales détectées demeurent globalement cohérentes entre les composantes B_r et B_t .

En revanche, des différences importantes dans la carte de référence peuvent affecter la localisation des défauts. Le modèle risque alors de considérer des variations normales comme des anomalies, ce qui montre que la qualité de la référence saine joue un rôle important dans le fonctionnement du pipeline.

5.9.4 Comparaison avec d'autres méthodes

La méthode proposée a également été comparée à des approches classiques de débruitage et de segmentation.

Un filtre médian permet de réduire une partie du bruit, mais il tend à lisser les détails fins des cartes de flux et peut ainsi supprimer certaines structures utiles à la localisation des défauts.

Une méthode auto-supervisée inspirée de Noise2Void améliore également la qualité des cartes, mais préserve moins efficacement les motifs spatiaux fins propres aux données électromagnétiques FEM.

À l'inverse, Self2Self+ maintient mieux les symétries, les gradients et les structures répétitives du champ magnétique. Cette capacité explique la meilleure cohérence spatiale observée dans les masques obtenus après segmentation.

Dans l'ensemble, ces résultats montrent que les différents composants de Self2Self+ contribuent à la robustesse du pipeline. La méthode reste efficace face à des perturbations modérées, mais ses performances dépendent encore de la qualité de la carte saine de référence et du niveau de bruit présent dans les données.

5.10 Discussion, limites et perspectives

Les résultats obtenus montrent que l'analyse auto-supervisée des cartes de flux électromagnétique constitue une approche pertinente pour détecter et localiser les perturbations associées aux défauts d'une machine synchrone à aimants permanents. La combinaison du débruitage Self2Self+, de la différence entre les états sain et défectueux et du seuillage automatique permet d'extraire des régions spatialement cohérentes sans utiliser d'annotations manuelles.

5.10.1 Principaux enseignements

Self2Self+ réduit le bruit numérique et les artefacts liés aux simulations FEM tout en préservant les structures physiques importantes, telles que les gradients du champ magnétique, les symétries de la machine et les motifs associés à l'entrefer.

Les cartes de différence mettent en évidence des signatures distinctes selon le défaut étudié. La démagnétisation produit notamment des perturbations diffuses et distribuées, tandis que le court-circuit inter-spores génère des variations plus localisées. Les défauts d'excentricité, de matériau et d'usinage entraînent également des modifications spécifiques de la structure spatiale du champ magnétique.

La cohérence observée entre les segmentations obtenues à partir de B_r et B_t confirme que les régions détectées correspondent à des perturbations électromagnétiques communes aux deux composantes du flux. L'amélioration des résultats par rapport à la méthode sans débruitage montre également que Self2Self+ joue un rôle essentiel dans la stabilité du pipeline.

5.10.2 Limites de l'approche

La première limite concerne la nécessité de disposer d'une carte saine de référence correspondant à la machine et au point de fonctionnement étudiés. Cette condition est facilement satisfaite dans un environnement de simulation, mais elle peut être plus difficile à garantir dans un contexte industriel. Les machines réelles peuvent en effet présenter des différences liées au vieillissement, aux tolérances de fabrication ou aux variations des conditions de fonctionnement.

La seconde limite concerne le seuillage d'Otsu. Cette méthode est efficace lorsque la carte de différence présente une séparation nette entre les régions normales et anormales. Sa performance peut toutefois diminuer en présence d'un bruit fortement hétérogène ou lorsque les perturbations produites par le défaut sont trop faibles pour

former deux groupes clairement distincts.

Par ailleurs, les expérimentations ont été réalisées uniquement sur des cartes issues de simulations FEM contrôlées. Les résultats ne permettent donc pas encore de conclure à une généralisation directe vers des mesures réelles, susceptibles de contenir davantage de bruit, des erreurs de capteurs et des variations de charge ou de vitesse.

Enfin, le pipeline assure la détection et la localisation des zones anormales, mais il ne réalise pas encore la classification automatique de la nature du défaut. L'identification du type de dégradation repose toujours sur l'interprétation de la signature observée.

5.10.3 Perspectives d'exploitation et développement futur

Les travaux futurs devront d'abord étendre la validation du pipeline à des mesures réelles de machines électriques. Cette étape permettra d'évaluer sa robustesse en présence de bruit expérimental, de variations de fabrication et de conditions de fonctionnement moins contrôlées.

Une première perspective consiste à développer une méthode de localisation ne nécessitant pas de carte saine de référence. Une telle approche pourrait apprendre la distribution du fonctionnement normal à partir de plusieurs observations, puis détecter automatiquement les cartes présentant un comportement anormal.

Une deuxième perspective concerne le développement de modèles capables non seulement de localiser les anomalies, mais également d'identifier automatiquement la nature et, éventuellement, le niveau de sévérité du défaut. Les données générées dans ce travail pourraient ainsi être utilisées pour entraîner différentes architectures selon leur représentation :

- des réseaux convolutifs CNN ou des modèles de vision pour analyser les cartes de flux et les représentations temps-fréquence ;
- des réseaux LSTM ou des Transformers pour apprendre les dépendances présentes dans les séries temporelles de flux, de courant et de couple ;
- des modèles hybrides combinant les informations temporelles, fréquentielles et spatiales afin d'améliorer la robustesse de la classification.

Dans cette extension, les scénarios simulés constitueraient un jeu d'entraînement contrôlé dans lequel chaque observation serait associée au type de défaut injecté, à son niveau de sévérité, à la machine concernée et au point de fonctionnement utilisé. Le modèle pourrait ainsi apprendre les signatures caractéristiques de la démagnétisation, du court-circuit inter-spikes, de l'excentricité et des autres défauts étudiés.

Une autre perspective importante concerne le transfert vers les alternateurs du parc hydraulique d'EDF. Le principe envisagé consiste à pré-entraîner un modèle sur les données simulées, puis à l'adapter à un volume plus limité de données industrielles réelles par apprentissage par transfert. Cette adaptation pourrait prendre la forme d'un ajustement fin des dernières couches du modèle ou d'une méthode d'adaptation de domaine destinée à réduire l'écart entre les données simulées et les mesures réelles.

Cette transition nécessitera toutefois d'harmoniser les grandeurs physiques, les formats de données, les fréquences d'échantillonnage et les points de fonctionnement entre les modèles simulés et les alternateurs réels. Elle devra également tenir compte des différences de topologie entre les machines Toyota Prius et Tesla Model 3 utilisées dans les simulations et les alternateurs du parc EDF.

Enfin, l'intégration de plusieurs vitesses, charges et fréquences d'alimentation, ainsi que l'utilisation de méthodes de segmentation plus adaptatives, permettront d'améliorer la généralisation du système. Ces développements visent à faire évoluer la preuve de concept actuelle vers un pipeline complet capable de détecter, localiser et classifier les défauts dans des conditions industrielles réelles.

Chapitre 6

Conclusion générale et perspectives

6.1 Bilan du travail réalisé

Ce mémoire a présenté un cadre méthodologique pour la génération, la simulation et l'analyse de défauts dans des machines synchrones à aimants permanents. L'objectif principal était de produire une base de données électromagnétiques structurée, diversifiée et physiquement cohérente, destinée au développement de méthodes de diagnostic fondées sur l'intelligence artificielle.

La démarche mise en place repose sur l'intégration de Pyleecan et du solveur FEMM, ainsi que sur l'automatisation des expérimentations à l'aide de scripts Python. Elle a permis de générer des variantes saines et défectueuses des machines Toyota Prius et Tesla Model 3, en faisant varier différents paramètres géométriques, magnétiques, électriques et de fonctionnement.

Plusieurs catégories de défauts ont été étudiées, notamment la démagnétisation, l'excentricité, les variations d'entrefer, les défauts d'usinage, les variations des propriétés des matériaux, les défauts d'aimants et les courts-circuits inter-spores. Les simulations ont permis d'extraire et d'analyser des grandeurs telles que les composantes radiale et tangentielle du flux magnétique, le couple électromagnétique et les courants statoriques. Les résultats obtenus ont mis en évidence des modifications temporelles, fréquentielles et spatiales caractéristiques des différents scénarios étudiés.

L'exploitabilité des données générées a également été évaluée à travers une preuve de concept fondée sur l'apprentissage auto-supervisé. Le pipeline développé combine le débruitage des cartes FEM avec Self2Self+, la comparaison entre les états sain et défectueux et la segmentation automatique des régions anormales. Son application aux cartes de flux B_r et B_t de la Tesla Model 3 a permis de détecter et de localiser les per-

turbations associées à six types de défauts sans recourir à des annotations manuelles [20].

6.2 Contributions principales

Les principales contributions de ce travail peuvent être regroupées selon quatre axes :

1. **Contribution méthodologique** : conception d'une démarche reproductible reliant la génération des modèles, l'injection contrôlée des défauts, la simulation électromagnétique et la structuration des données.
2. **Contribution technique** : développement de scripts Python permettant d'automatiser la création des variantes de machines, l'exécution des simulations et l'extraction des résultats.
3. **Contribution scientifique** : constitution d'un ensemble de données simulées couvrant plusieurs machines, défauts et points de fonctionnement, accompagné d'une analyse de leurs signatures électromagnétiques.
4. **Contribution en intelligence artificielle** : adaptation de Self2Self+ aux cartes de flux FEM et développement d'un pipeline auto-supervisé de détection et de localisation des anomalies. Les segmentations obtenues présentent une cohérence spatiale entre B_r et B_t , avec des coefficients de Dice proches de 0,76 selon les scénarios étudiés [20].

Ces contributions établissent ainsi un lien direct entre la modélisation physique des machines électriques, la génération de données synthétiques et leur exploitation par des méthodes d'intelligence artificielle.

6.3 Limites du travail

Malgré les résultats obtenus, plusieurs limites doivent être soulignées.

Tout d'abord, le pipeline auto-supervisé développé assure principalement le débruitage, la détection et la localisation des perturbations. Il ne réalise pas encore la classification automatique de la nature du défaut ni l'estimation de son niveau de sévérité. Le développement et l'entraînement d'un modèle supervisé fondé, par exemple, sur des architectures CNN, LSTM ou Transformers n'ont pas été réalisés dans le cadre de ce mémoire.

Ensuite, les expérimentations reposent essentiellement sur des données issues de simulations FEM. Aucune validation complète sur les mesures réelles des alternateurs

du parc hydraulique d'EDF n'a pu être effectuée. L'écart entre les machines simulées et les équipements industriels, notamment en matière de topologie, de dimensions, de conditions d'exploitation et de bruit de mesure, reste donc à étudier.

Certaines simulations prévues initialement n'ont également pas pu être réalisées en raison du coût de calcul de FEMM, des limites des ressources matérielles disponibles et de la durée du projet. Ces contraintes ont limité le nombre de conditions de charge, de vitesse, de défauts dynamiques et de configurations tridimensionnelles pouvant être analysées.

Enfin, la méthode de localisation auto-supervisée nécessite actuellement une carte saine de référence et repose sur le seuillage d'Otsu. Ses performances peuvent donc être affectées par une référence saine non représentative, par des variations importantes du point de fonctionnement ou par un bruit fortement hétérogène.

6.4 Perspectives

La première perspective consiste à enrichir le jeu de données en augmentant le nombre de niveaux de sévérité, de vitesses, de charges et de conditions d'alimentation. L'utilisation d'une infrastructure de calcul haute performance permettrait de paralléliser les simulations et de générer un ensemble de données plus large et plus représentatif.

Une deuxième perspective concerne le développement d'un modèle capable de classer automatiquement les défauts déjà simulés. Des réseaux CNN pourraient être appliqués aux cartes de flux et aux représentations temps-fréquence, tandis que des architectures LSTM ou Transformers pourraient exploiter les séries temporelles de flux, de courant et de couple. Des modèles hybrides permettraient également de combiner les informations spatiales, temporelles et fréquentielles.

Une troisième perspective majeure porte sur l'adaptation aux alternateurs du parc hydraulique d'EDF. Les données simulées pourraient servir au pré-entraînement d'un modèle, qui serait ensuite adapté à un nombre plus limité de mesures industrielles par apprentissage par transfert ou adaptation de domaine. Cette étape nécessitera notamment d'harmoniser les grandeurs physiques, les fréquences d'échantillonnage et les points de fonctionnement entre les données simulées et réelles.

Enfin, le pipeline Self2Self+ pourra être étendu vers une détection ne nécessitant plus de carte saine de référence. Des méthodes d'apprentissage du fonctionnement normal, associées à des techniques de segmentation plus adaptatives, permettraient d'améliorer son autonomie et sa robustesse dans un environnement industriel.

En définitive, ce travail fournit une base méthodologique et expérimentale solide pour le développement d'un système complet de diagnostic intelligent. Il démontre à la fois la faisabilité de la génération automatisée de données électromagnétiques multi-défauts et leur exploitabilité par une approche auto-supervisée. Les travaux futurs devront prolonger cette démarche vers la classification des défauts, l'apprentissage par transfert et la validation sur les machines réelles d'EDF.

Bibliographie

- [1] P. Boniol. (2023) Anomalies et séries temporelles : un algorithme pour les détecter. INRIA. Illustration issue de l'article INRIA sur la détection d'anomalies dans les séries temporelles. [Online]. Available : <https://www.inria.fr/fr/paul-boniol-anomalies-series-temporelles-algorithme>
- [2] T. Shi, Z. Zhang, L. Peng, and C. Shi, "Analytical modeling and analysis of permanent-magnet motor with demagnetization fault," *Sensors*, vol. 22, no. 23, p. 9440, 2022. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/22/23/9440>
- [3] S. Akbar *et al.*, "State-of-the-art techniques for fault diagnosis in electrical machines," *Energies*, vol. 16, no. 17, p. 6345, 2023. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/17/6345>
- [4] Y. Gritli, "Diagnosis and fault detection in electrical machines and drives based on advanced signal processing techniques," Ph.D. Thesis, University of Bologna, Bologna, Italy, 2014, department of Electrical, Electronic, and Information Engineering "Guglielmo Marconi". [Online]. Available : <https://amsdottorato.unibo.it/id/eprint/6238/1/these-YASSER.pdf>
- [5] S. Nandi. *et al.*, *Condition Monitoring and Fault Diagnosis of Electrical Machines*, 2nd ed. Institution of Engineering and Technology (IET), 2020, comprehensive reference covering eccentricity, winding, and demagnetization faults. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/document/799956>
- [6] Z. Liu, "A review of modeling and diagnostic techniques for eccentricity fault in electric machines," *Energies*, vol. 14, no. 14, p. 4296, 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/14/4296>
- [7] J. Faiz, "Eccentricity fault diagnosis indices for permanent magnet machines," *IET Electric Power Applications*, vol. 13, no. 10, pp. 1450–1458, 2019. [Online]. Available : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/iet-epa.2018.5751>

- [8] X. Ge and Z. Zhu, "Influence of manufacturing tolerances on cogging torque in interior permanent magnet machines with eccentric and sinusoidal rotor contours," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. PP, pp. 1–1, 04 2017.
- [9] B. Wang *et al.*, "Induction motor eccentricity fault analysis and quantification with modified winding function based model," Mitsubishi Electric Research Laboratories (MERL), Tech. Rep. TR2022-153, 2022. [Online]. Available : <https://www.merl.com/publications/docs/TR2022-153.pdf>
- [10] L. Zhang, T. Huang, and Y. Liu, "Demagnetization fault diagnosis of permanent magnet synchronous motor using electrical signature analysis and deep learning," *Frontiers in Energy Research*, vol. 11, p. 9965567, 2023, discusses winding faults and current imbalance in PMSMs. [Online]. Available : <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9965567/>
- [11] J. Chen, H. Wang, and X. Li, "Fault diagnosis method of permanent magnet synchronous motor considering magnetic and electrical imbalances," *Machines*, vol. 11, no. 4, p. 223, 2023. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/2032-6653/16/4/223>
- [12] A. Bonneel, J. L. Besnerais, R. Pile, and E. Devillers, "Pyleecan : An open-source python object-oriented software for the multiphysic design optimization of electrical machines," in *2019 IEEE International Conference on Electrical Machines (ICEM)*, 2019, pp. 948–954. [Online]. Available : https://www.researchgate.net/publication/328520511_Pyleecan_An_Open-Source_Python_Object-Oriented_Software_for_the_Multiphysic_Design_Optimization_of_Electrical_Machines
- [13] M. Korkosz, B. Pakla, and J. Prokop, "Frequency analysis of partial short-circuit fault in bldc motor," *Energies*, vol. 15, no. 1, p. 196, 2021. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/15/1/196>
- [14] H. Zhang, M. Lee, and A. Chen, "Demagnetisation fault analysis and diagnosis based on different machine topologies," *IET Electric Power Applications*, vol. 18, no. 4, pp. 401–415, 2024. [Online]. Available : <https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1049/elp2.12519>
- [15] K. Zhou, L. Huang, and R. Wu, "Demagnetization modeling and fault diagnosing techniques in permanent magnet machines under stationary and non-stationary conditions – an overview," *Renewable Energy and Electric Machines Journal*, vol. 9, no. 2, pp. 85–101, 2021, comprehensive overview

of demagnetization and air-gap variation modeling. [Online]. Available : <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1038990/FULLTEXT01.pdf>

- [16] P. Bui, “Diagnostic des machines électriques par l’analyse du champ magnétique de fuite : Application à l’identification de défauts rotoriques d’un alternateur à vide,” –, 2007, article en français accessible via ResearchGate, analyse du champ magnétique de fuite pour diagnostic. [Online]. Available : https://www.researchgate.net/publication/30518881_Diagnostic_des_machines_Électriques_par_l’analyse_du_champ_magnetique_defuite_Application_a_l’identification_de_defauts_rotoriques_d’un_alternateur_a_vide
- [17] S. Gawande, R. Mehta, and P. Kulkarni, “Machine learning approaches for fault detection and diagnosis in electrical machines : A comparative study of deep learning and classical methods,” *Panamerican Mathematical Journal*, vol. 34, no. 2, pp. 87–105, 2024. [Online]. Available : <https://internationalpubls.com/index.php/pmj/article/view/930>
- [18] C. Zachariades and V. Xavier, “A review of artificial intelligence techniques in fault diagnosis of electric machines,” *Sensors*, vol. 25, no. 16, p. 5128, 2025. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/16/5128>
- [19] T. B. e. A. B. M. B. Bentradi, A. Ghoghal, “Gnn-ase : Graph-based anomaly detection and severity estimation in three-phase induction machines,” *arXiv preprint*, 2025. [Online]. Available : <https://arxiv.org/abs/2508.00879>
- [20] P. E. Ebwala, “Self-supervised magnetic fault diagnosis in PMSMs using Self2Self+ and FEM-based flux maps,” in *Advances and Trends in Artificial Intelligence. Theory and Applications*, ser. Lecture Notes in Computer Science, H. Fujita, A. Selamat, M. Ghazali, and M. Ali, Eds., vol. 16616. Springer Nature Singapore, 2027, pp. 27–40. [Online]. Available : https://doi.org/10.1007/978-981-92-2888-1_3
- [21] S. Svirin, A. Ryzhikov, S. Ali, and D. Derkach, “Intelligent algorithms for signature diagnostics of three-phase motors,” *arXiv preprint arXiv :2411.08582*, 2024. [Online]. Available : <https://arxiv.org/abs/2411.08582>
- [22] Q. Zhang, Q. He, J. Qin, and J. Duan, “Application of fault diagnosis method combining finite element method and transfer learning for insufficient turbine rotor fault samples,” *Entropy*, vol. 25, no. 3, p. 414, 2023. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1099-4300/25/3/414>
- [23] C. Anerdi, S. Ferrari, F. Freschi, L. Giaccone, G. Lorenti, G. Pellegrino, M. Repetto, L. Solimene, P. Alotto, F. Lucchini, and R. Torchio, “Data-driven

simulation of traction electrical machines : a modelling strategy for multi-physics dataset generation,” in *Symposium Electromagnetic Phenomena in Nonlinear Circuits (EPNC 2024)*. University of Maribor Press, 2025, available on ResearchGate. [Online]. Available : https://www.researchgate.net/publication/391754310_Data-Driven_Simulation_of_Traction_Electrical_Machines_a_Modelling_Strategy_for_Multi-Physics_Dataset_Generation

- [24] R. Zhou, M. Zhang, and L. Huang, “Recent advances in fault diagnosis of electric machines using time–frequency and time-series analysis,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 39, no. 2, pp. 1812–1825, 2024.
- [25] R. Ginzarly *et al.*, “Electromagnetic and vibration finite element model for electrical machine fault simulation,” *Journal of Renewable and Sustainable Energy*, vol. 10, 2018. [Online]. Available : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896318324005>
- [26] P. Ligeza, P. Jamróz, and K. Socha, “Predictive maintenance for energy systems in built environments : A deep learning approach for rotating electrical machines,” *Energies*, vol. 18, no. 2, p. 412, 2025. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/2/412>
- [27] B. Wang, H. Inoue, and M. Kanemaru, “Motor eccentricity fault detection : Physics-based and data-driven approaches,” Mitsubishi Electric Research Laboratories (MERL), Tech. Rep. TR2023-107, 2023. [Online]. Available : <https://www.merl.com/publications/docs/TR2023-107.pdf>
- [28] Z. Yang, M. Krishnamurthy, and I. P. Brown, “Electromagnetic and vibrational characteristic of ipm over full torque-speed range,” in *2013 International Electric Machines & Drives Conference (IEMDC)*, Chicago, IL, 2013, pp. 295–302.

Annexe A

Environnement d'exécution et scripts de simulation

A.1 Environnement d'exécution et dépendances

Afin de garantir la reproductibilité scientifique et la traçabilité complète des résultats, toutes les simulations et analyses ont été réalisées dans un environnement logiciel homogène sous Windows 10, en utilisant la version Python 3.10.11 et un ensemble de bibliothèques et solveurs spécialisés pour la modélisation électromagnétique.

A.1.1 Configuration matérielle et système

Les expérimentations ont été exécutées sur une machine DELL Latitude équipée des caractéristiques suivantes :

TABLE A.1 – Configuration matérielle utilisée pour les simulations

Élément	Détails techniques
Ordinateur	DELL Latitude
Processeur	Intel® Core™ i7 (8 cœurs, 2.8 GHz)
Mémoire RAM	16 Go
Système d'exploitation	Windows 10 (64 bits)
Stockage	SSD 512 Go
GPU	Intégré - exécution CPU uniquement

Cette configuration a permis d'exécuter l'ensemble des simulations et traitements d'analyse en temps raisonnable, sans recours à un calcul parallèle.

A.1.2 Logiciels externes requis

TABLE A.2 – Logiciels utilisés pour la modélisation et la simulation

Logiciel	Version / Source	Rôle
FEMM	4.2 (femm.info)	Solveur 2D par éléments finis pour l'analyse électromagnétique
Gmsh	Dernière version (gmsh.info)	Génération et maillage géométrique
ElmerFEM	Dernière version (elmerfem.org)	Solveur multi-physique complémentaire

A.1.3 Bibliothèques Python utilisées

TABLE A.3 – Bibliothèques Python utilisées et leurs rôles principaux

Bibliothèque	Version	Rôle principal
pyleecan	1.5.2	Simulation et modélisation des machines électriques
swat-em	commit 05986d2	Analyse électromagnétique complémentaire
numpy	1.23.1	Calcul numérique et manipulation de tableaux
pandas	2.2.3	Traitement et structuration des séries temporelles
matplotlib	3.8.0	Visualisation graphique des signaux
matplotlib-inline	0.1.7	Affichage intégré dans JupyterLab
scipy	1.15.3	Calcul scientifique et filtrage de signaux
pyvista	0.42.3	Visualisation 3D des champs et flux
meshio	4.4.6	Gestion des maillages géométriques
plotly	6.1.0	Graphiques interactifs pour l'analyse comparative
deepdiff	8.5.0	Comparaison entre modèles sains et défectueux
imageio	2.37.0	Exportation des figures et graphiques
PySide2	5.15.2.1	Interface graphique et rendu interne de Pyleecan
SciDataTool	2.5.0	Gestion et traitement des signaux physiques
cloudpickle	3.1.1	Sérialisation d'objets complexes
pyfemm	0.1.3	Interface Python-FEMM pour la résolution FEM
jupyterlab	4.4.3	Environnement de développement interactif
vtk	9.4.2	Support avancé pour la visualisation 3D
xlrd / xlwt / Xlsx-Writer	2.0.1 / 1.3.0 / 3.2.3	Exportation vers formats Excel

A.1.4 Principe de reproductibilité

Les notebooks et scripts utilisés pour la génération, la simulation et l'extraction ont été développés dans JupyterLab, facilitant :

- l'exécution séquentielle des modules ;
- la visualisation instantanée des flux, couples et champs simulés ;
- la traçabilité des résultats étape par étape.

L'ensemble du pipeline de simulation (scripts Python, modèles Pyleecan, notebooks

et jeux de données) est disponible dans un dépôt GitHub dédié :

<https://github.com/PRISCILLE7/Pyleecan-MultiDefect-Simulation>

Ce dépôt - actuellement privé et rendu public après soutenance - contient l'intégralité du code permettant de reproduire les expériences réalisées.

Toutes les dépendances nécessaires sont consignées dans le fichier `requirements.txt`, garantissant la reproductibilité complète du pipeline sur tout autre environnement.

Pour installer les dépendances, la commande suivante suffit :

```
pip install -r requirements.txt
```

Ainsi, l'environnement d'exécution et la structure du dépôt assurent la stabilité, la transparence et la reproductibilité de toutes les simulations présentées dans ce mémoire.

A.2 Scripts principaux d'injection et de génération

Cette section présente les principaux extraits de code utilisés pour modifier les paramètres des machines et générer les scénarios défectueux. Seules les parties directement liées à l'injection des défauts sont reproduites ici. L'intégralité des scripts, des fonctions de simulation et des notebooks de post-traitement est disponible dans le dépôt GitHub associé au projet.

A.2.1 Injection d'un défaut de démagnétisation

La démagnétisation est simulée en réduisant progressivement plusieurs propriétés magnétiques des aimants. Le coefficient `demag` représente le niveau de dégradation appliqué.

```
1 mag.Brm20 *= (1 - demag)
2 mag.Br *= (1 - demag)
3 mag.Hc *= (1 - 0.8 * demag)
4 mag.mur_lin *= (1 - 0.3 * demag)
5 mag.rho *= (1 - 0.1 * demag)
```

Listing A.1 – Modification des propriétés des aimants pour simuler une démagnétisation

Dans cet extrait, `Brm20` et `Br` représentent les propriétés associées à la rémanence magnétique, `Hc` le champ coercitif, `mur_lin` la perméabilité relative linéaire et `rho` la résistivité électrique du matériau. Les coefficients appliqués permettent de faire varier l'influence du défaut sur chaque propriété.

A.2.2 Injection d'un défaut d'usinage

Le défaut d'usinage est représenté par des variations simultanées de l'entrefer, des dimensions des encoches, de la longueur active et des dimensions des aimants. Le coefficient mach prend vingt-et-une valeurs comprises entre -5% et $+5\%$.

```
1 machining_variations = np.linspace(-0.05, 0.05, 21)
2
3 for mach in machining_variations:
4     M = deepcopy(M_ref)
5
6     # 1. Modification de l'entrefer
7     original_airgap = M.stator.Rint - M.rotor.Rext
8     M.rotor.Rext -= original_airgap * mach * 0.2
9
10    # 2. Modification des dimensions des encoches
11    slot = M.stator.slot
12    slot.W0 *= (1 + mach * 0.4)
13    slot.H0 *= (1 + mach * 0.3)
14
15    # 3. Modification de la longueur active
16    M.stator.L1 *= (1 + mach * 0.2)
17
18    # 4. Modification des dimensions et proprietes des aimants
19    for hole in M.rotor.hole:
20        for magnet in hole.magnet_dict.values():
21            magnet.Hmag *= (1 + mach * 0.6)
22            magnet.Wmag *= (1 + mach * 0.6)
23
24            mag = magnet.mat_type.mag
25            mag.Brm20 *= (1 - abs(mach) * 0.1)
```

Listing A.2 – Génération des variantes associées au défaut d'usinage

Le facteur appliqué à chaque paramètre permet de limiter l'amplitude réelle de sa modification. Ainsi, une variation générale de $\pm 5\%$ ne conduit pas à une modification de $\pm 5\%$ de tous les paramètres, mais à des variations adaptées à chacun d'entre eux.

A.2.3 Injection d'un court-circuit inter-spires

Le défaut est simulé en réduisant de une à trois unités le nombre de spires actives dans une partie du bobinage statorique.

```
1 short_circuit_variations = range(1, 4)
2
3 for short in short_circuit_variations:
4     M = deepcopy(M_ref)
5
6     if hasattr(M.stator.winding, "wind_mat"):
7         M.stator.winding.wind_mat[0][0][0][0] = max(
8             1,
9             M.stator.winding.Ntcoil - short
10        )
```

Listing A.3 – Réduction du nombre de spires actives pour simuler un court-circuit inter-spires

A.2.4 Injection d'un défaut de matériau

Le défaut de matériau est représenté par une variation de la perméabilité relative linéaire du matériau magnétique du stator.

```
1 material_variations = np.linspace(-0.08, 0.08, 17)
2
3 for mat in material_variations:
4     M = deepcopy(M_ref)
5
6     if hasattr(M.stator.mat_type, "mag"):
7         stator_mag = M.stator.mat_type.mag
8         stator_mag.mur_lin *= (1 + 0.4 * mat)
```

Listing A.4 – Variation de la perméabilité relative du matériau statorique

Le coefficient `mat` varie de -8% à $+8\%$. Le facteur multiplicatif de 0,4 limite toutefois la variation effective de `mur_lin` à l'intervalle $[-3,2\%, +3,2\%]$.

A.2.5 Génération de variantes multiparamétriques saines

Le script suivant applique de faibles modifications à plusieurs paramètres de la machine afin de générer des configurations considérées comme saines mais non strictement identiques.

```
1 var = delta
2 M = deepcopy(M_ref)
3
4 if abs(var) < 0.001:
5     amplification = 50.0
6 else:
7     amplification = min(50.0, 0.03 / abs(var))
8
9 # Ajustement du nombre de spires
10 if hasattr(M.stator.winding, "Ntcoil"):
11     M.stator.winding.Ntcoil = max(
12         1,
13         int(
14             M.stator.winding.Ntcoil
15             * (1 + var * amplification * 0.1)
16         )
17     )
18
19 # Modification des propriétés du stator
20 if hasattr(M.stator, "mat_type") and hasattr(
21     M.stator.mat_type, "mag"
22 ):
23     stator_mag = M.stator.mat_type.mag
24
25     if hasattr(stator_mag, "mur_lin"):
26         stator_mag.mur_lin *= (
27             1 - var * amplification * 0.05
28         )
29
30     if hasattr(stator_mag, "Hc"):
31         stator_mag.Hc *= (
```

```

32         1 + var * amplification * 0.03
33     )
34
35 # Variation de l'entrefer
36 if hasattr(M.stator, "Rint") and hasattr(M.rotor, "Rext"):
37     airgap = M.stator.Rint - M.rotor.Rext
38     M.stator.Rint += (
39         airgap * var * amplification * 0.01
40     )
41
42 # Ajustement des aimants pour les faibles variations
43 if abs(var) < 0.01:
44     for hole in M.rotor.hole:
45         if hasattr(hole, "magnet_dict"):
46             for magnet in hole.magnet_dict.values():
47                 mag = magnet.mat_type.mag
48
49                 if hasattr(mag, "Brm20"):
50                     mag.Brm20 *= (
51                         1 + var * amplification * 0.05
52                     )
53
54                 if hasattr(mag, "Hc"):
55                     mag.Hc *= (
56                         1 + var * amplification * 0.03
57                     )
58
59 M.stator.slot.build_geometry()

```

Listing A.5 – Génération de variantes multiparamétriques de la machine saine

A.2.6 Génération de variantes par modification des aimants

Le script suivant applique une même variation aux dimensions et aux propriétés magnétiques de tous les aimants permanents du rotor.

```

1  var = delta
2  M = deepcopy(M_ref)
3
4  for hole in M.rotor.hole:
5      if hasattr(hole, "magnet_dict"):
6          for magnet in hole.magnet_dict.values():
7
8              # Modification des dimensions
9              if hasattr(magnet, "Hmag"):
10                 magnet.Hmag *= (1 + var)
11
12             if hasattr(magnet, "Wmag"):
13                 magnet.Wmag *= (1 + var)
14
15             # Modification des propriétés magnétiques
16             if hasattr(magnet.mat_type, "mag"):
17                 mag = magnet.mat_type.mag
18
19                 if hasattr(mag, "Brm20"):
20                     mag.Brm20 *= (1 + 0.8 * var)
21
22                 if hasattr(mag, "Br"):

```

```

23         mag.Br *= (1 + 0.8 * var)
24
25         if hasattr(mag, "Hc"):
26             mag.Hc *= (1 + 0.6 * var)
27
28         if hasattr(mag, "mur_lin"):
29             mag.mur_lin *= (1 + 0.3 * var)

```

Listing A.6 – Variation des dimensions et des propriétés des aimants permanents

A.2.7 Génération des variantes géométriques de la Toyota Prius

Le script suivant génère plusieurs configurations de la Toyota Prius en modifiant les dimensions des encoches statoriques et du premier logement d'aimant rotorique. Le nombre de spires est maintenu constant.

```

1  def create_geo_variant(
2      name,
3      stator_H0,
4      stator_W0,
5      rotor_H0,
6      rotor_W0
7  ):
8      generator = ToyotaPrius_Generator(Ntcoil=100)
9
10     stator = generator.create_stator()
11     rotor = generator.create_rotor()
12
13     # Modification de l'encoche statorique
14     stator.slot.H0 = stator_H0
15     stator.slot.W0 = stator_W0
16
17     # Modification du premier logement d'aimant rotorique
18     rotor.hole[0].H0 = rotor_H0
19     rotor.hole[0].W0 = rotor_W0
20
21     return MachineIPMSM(
22         name=name,
23         stator=stator,
24         rotor=rotor,
25         shaft=generator.create_shaft()
26     )
27
28
29  variants = [
30      (
31          "ToyotaPrius_geom1",
32          0.0013, 0.0019,
33          0.0112, 0.0425
34      ),
35      (
36          "ToyotaPrius_geom2",
37          0.0015, 0.0021,
38          0.0118, 0.0445
39      ),
40      (
41          "ToyotaPrius_geom_def1",
42          0.0020, 0.0005,

```

```

43         0.0115, 0.0430
44     )
45 ]
46 machines = [
47     create_geo_variant(*parameters)
48     for parameters in variants
49 ]

```

Listing A.7 – Génération des variantes géométriques de la Toyota Prius

A.2.8 Génération d’une variante avec un bobinage sous-dimensionné

Le script suivant génère une variante de la Toyota Prius avec seulement deux spires par bobine.

```

1 generator_defect = Toyota_Prius_Generator(Ntcoil=2)
2
3 machine_defect = MachineIPMSM(
4     name="Toyota_Prius_Ntcoil_2",
5     shaft=generator_defect.create_shaft(),
6     rotor=generator_defect.create_rotor(),
7     stator=generator_defect.create_stator()
8 )

```

Listing A.8 – Génération de la Toyota Prius avec $N_{\text{tcoil}} = 2$

A.2.9 Génération de variantes par modification de l’entrefer

Le script suivant génère dix variantes de la Toyota Prius en modifiant le rayon intérieur du stator afin d’obtenir différents niveaux d’entrefer.

```

1 from copy import deepcopy
2 import numpy as np
3
4 rotor_radius = machine.rotor.Rext
5
6 airgaps_mm = np.linspace(0.5, 1.85, 10)
7 airgaps_m = airgaps_mm / 1000
8
9 airgap_variants = []
10
11 for index, airgap in enumerate(airgaps_m):
12     machine_variant = deepcopy(machine)
13
14     machine_variant.stator.Rint = (
15         rotor_radius + airgap
16     )
17
18     machine_variant.name = (
19         f"Toyota_Prius_airgap_"
20         f"{airgap * 1000:.2f}mm"
21     )
22
23     airgap_variants.append(machine_variant)

```

Listing A.9 – Génération de variantes avec différents niveaux d’entrefer

A.2.10 Génération de variantes du logement d'aimants

Le script suivant génère dix configurations en faisant varier les dimensions du premier logement d'aimants du rotor.

```
1 H0_ref = machine.rotor.hole[0].H0
2 W0_ref = machine.rotor.hole[0].W0
3
4 H0_factors = np.linspace(0.7, 1.2, 5)
5 W0_factors = np.linspace(0.85, 1.2, 2)
6
7 for h_ratio in H0_factors:
8     for w_ratio in W0_factors:
9         machine_variant = deepcopy(machine)
10
11         machine_variant.rotor.hole[0].H0 = (
12             H0_ref * h_ratio
13         )
14         machine_variant.rotor.hole[0].W0 = (
15             W0_ref * w_ratio
16         )
17
18         machine_variant.name = (
19             f"Toyota_Prius_H0_{int(h_ratio * 100)}p_"
20             f"W0_{int(w_ratio * 100)}p"
21         )
22
23         save(
24             machine_variant,
25             os.path.join(
26                 save_dir,
27                 machine_variant.name + ".json"
28             )
29         )
```

Listing A.10 – Variation des dimensions du logement d'aimants

A.2.11 Génération de variantes combinées de la Toyota Prius

Les dimensions du stator et du rotor sont combinées à plusieurs valeurs du nombre de spires afin de générer des configurations saines et perturbées.

```
1 ntcoil_values = [7, 10, 12]
2
3 for index in range(100):
4
5     if index < 50:
6         # Faibles variations autour des valeurs nominales
7         H0s = random_healthy_stator_height()
8         W0s = random_healthy_stator_width()
9         H0r = random_healthy_rotor_height()
10        W0r = random_healthy_rotor_width()
11        category = "healthy"
12
13    else:
14        # Variations geometriques plus importantes
15        H0s = random_defective_stator_height()
```

```

16      W0s = random_defective_stator_width()
17      H0r = random_defective_rotor_height()
18      W0r = random_defective_rotor_width()
19      category = "defect"
20
21  for ntcoil in ntcoil_values:
22      machine = create_prius_variant(
23          H0s=H0s,
24          W0s=W0s,
25          H0r=H0r,
26          W0r=W0r,
27          Ntcoil=ntcoil,
28          category=category
29      )

```

Listing A.11 – Pseudo-code de génération des variantes combinées

QUYẾT ĐỊNH

Về việc thành lập Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ

GIÁM ĐỐC ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI

Căn cứ Nghị định số 201/2025/NĐ-CP ngày 11 tháng 07 năm 2025 của Chính phủ quy định chức năng, nhiệm vụ và quyền hạn của đại học quốc gia;

Căn cứ Quyết định số 3636/QĐ-ĐHQGHN của Giám đốc Đại học Quốc gia Hà Nội ngày 21 tháng 10 năm 2022 của Giám đốc Đại học Quốc gia Hà Nội ban hành Quy chế đào tạo thạc sĩ tại Đại học Quốc gia Hà Nội;

Theo đề nghị của Hiệu trưởng Trường Quốc tế tại công văn số 1110/TQT-ĐT ngày 24 tháng 06 năm 2026 về việc đề xuất thành lập hội đồng đánh giá luận văn cho học viên;

Theo đề nghị của Trưởng ban Đào tạo và Công tác sinh viên.

QUYẾT ĐỊNH:

Điều 1. Thành lập Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ của học viên cao học EBWALA EBWALETTE Priscille, sinh ngày 19/7/1999, tại Công - gô;

Đề tài: Chẩn đoán máy điện bằng cách sử dụng thuật toán học máy;

Chuyên ngành: Hệ thống thông minh và Đa phương tiện; Mã số: 8480201.02;

Danh sách các thành viên của Hội đồng kèm theo Quyết định này.

Điều 2. Hội đồng có trách nhiệm đánh giá luận văn thạc sĩ theo Quy chế đào tạo thạc sĩ tại Đại học Quốc gia Hà Nội và tự giải thể sau khi hoàn thành nhiệm vụ.

Điều 3. Chánh Văn phòng, Trưởng ban Đào tạo và Công tác sinh viên, Hiệu trưởng Trường Quốc tế và các thành viên trong Hội đồng đánh giá luận văn thạc sĩ chịu trách nhiệm thi hành Quyết định này.

Nơi nhận:

- Như Điều 3;
- Giám đốc (để báo cáo);
- Lưu: VT, ĐT&CTSV, M10.

KT. GIÁM ĐỐC

PHÓ GIÁM ĐỐC



Đào Thanh Trường

DANH SÁCH HỘI ĐỒNG ĐÁNH GIÁ LUẬN VĂN THẠC SĨ

*(Kèm theo Quyết định số: 3217 /QĐ-ĐHQGHN, ngày 08 tháng 7 năm 2026
của Giám đốc Đại học Quốc gia Hà Nội)*

STT	Họ và tên	Ngành/ Chuyên ngành	Cơ quan công tác	Trách nhiệm trong Hội đồng
1	TS. Nguyễn Thị Minh Huyền	Công nghệ thông tin	Trường Đại học Khoa học Tự nhiên, ĐHQGHN	Chủ tịch
2	GS. Selain Kasereka	Công nghệ thông tin	Đại học Kinshasa, CHDC. Công - gô	Phản biện 1
3	TS. Hồ Tường Vinh	Công nghệ thông tin	Trường Quốc tế, ĐHQGHN	Phản biện 2
4	TS. Đào Tùng	Khoa học Quản lý	Trường quốc tế, ĐHQGHN	Thư ký
5	TS. Nguyễn Hồng Quang	Công nghệ thông tin	Hội Tin học Việt Nam (VAIP)	Ủy viên

Hội đồng gồm 05 thành viên.

Hanoi, le 17/07/2026

RESOLUTION DU JURY D'ÉVALUATION DE MÉMOIRE DE MASTER

Vu la Décision n°3217/QĐ-ĐHQGHN émise le 08/07/2026 par le Président de l'Université nationale du Vietnam, Hanoï, portant création du jury d'évaluation de mémoire de master pour évaluer le mémoire de master de l'étudiante **EBWALA EBWALETTE Priscille** (date de naissance : 19/07/1999)

Titre du mémoire : Diagnostic de machines électriques en utilisant des algorithmes de machine learning

Spécialité : Systèmes intelligents et multimédia

Code : 8480201.02

Le jury d'évaluation de mémoire s'est réuni le 17/07/2026 à l'École internationale de l'Université nationale du Vietnam, Hanoï.

Après la présentation du mémoire par l'étudiant(e), des observations des rapporteurs, les commentaires des membres du jury et les réponses de l'étudiant(e), le jury a délibéré et a rendu sa décision:

1. La nécessité, la signification scientifique et l'aspect pratique du sujet de mémoire

Le sujet de mémoire répond à une nécessité importante dans le domaine du diagnostic des machines électriques, où les données réelles sont souvent limitées et hétérogènes. Sur le plan scientifique, il apporte une contribution originale en proposant une méthodologie de simulation et de génération de données fiables, permettant d'enrichir la recherche en intelligence artificielle appliquée à la maintenance prédictive. Ce travail démontre la pertinence des signatures électromagnétiques simulées et leur exploitabilité pour des modèles de machine learning. Sur le plan pratique, il constitue une étape essentielle vers la mise en place de systèmes automatisés de diagnostic, utiles pour améliorer la fiabilité et réduire les coûts de maintenance dans les applications industrielles.

2. Structure, méthodologie de recherche, références, etc., du mémoire

La structure du mémoire est organisée de manière progressive, allant de l'introduction générale et du contexte scientifique jusqu'à la conception de la solution, les expérimentations et l'analyse des résultats. La méthodologie repose sur la simulation numérique des machines électriques à l'aide de la bibliothèque Pyleecan, combinée à l'extraction et au traitement des séries temporelles pour alimenter des modèles de machine learning. Les références mobilisées incluent des travaux académiques sur le diagnostic des machines, la maintenance prédictive et les approches d'intelligence artificielle, ce qui confère au mémoire une assise scientifique solide. L'ensemble témoigne d'une démarche rigoureuse, structurée et reproductible, adaptée aux enjeux industriels étudiés.

3. Résultats de la recherche:

Les résultats de la recherche montrent que le mémoire a atteint ses objectifs. Les simulations réalisées ont permis de mettre en évidence des signatures

électromagnétiques distinctes pour chaque type de défaut, confirmant la pertinence de l'approche méthodologique. La base de données générée s'est révélée exploitable pour des modèles de machine learning, ouvrant la voie à un diagnostic automatique fiable. Globalement, le travail démontre la faisabilité et la cohérence de la démarche, et répond pleinement aux objectifs scientifiques et pratiques fixés.

4. Limitations et demandes de correction du mémoire (le cas échéant)

Certaines limitations du mémoire sont mentionnées. Il existe un écart entre le sujet annoncé initialement et le contenu final, le travail s'étant recentré sur la simulation plutôt que sur le diagnostic par machine learning. La présentation du document présente certaines faiblesses, notamment dans la structure générale et la numérotation. Enfin, des répétitions apparaissent dans le texte, ce qui affecte la clarté et la fluidité de la lecture.

5. Évaluation globale:

Le jury conclut que votre soutenance s'est globalement bien déroulée et que le travail présenté est sérieux, intéressant et bien construit. Le jury souligne néanmoins qu'il existe un écart entre le sujet annoncé au départ et le contenu final du mémoire, car votre travail s'est recentré sur la simulation plutôt que sur le diagnostic par machine learning. Le jury note aussi quelques points à corriger dans le mémoire, notamment la présentation, la structure, la numérotation et certaines répétitions. Malgré ces réserves, le jury estime que vous avez fourni un vrai effort scientifique et méthodologique, avec une démarche cohérente et des résultats exploitables. En conclusion, le jury vous félicite pour votre travail, vous encourage à améliorer la version finale selon les remarques, et la soutenance se termine sur un avis favorable du jury.

Note du mémoire: 8.0/10

Résultat de la soutenance de mémoire de master de l'étudiant 8.0/10

Admis : ☒

Non admis : ☐

(Le mémoire est admis si la note moyenne attribuée par le jury est de 5,5 ou plus).

Cette résolution est adoptée à l'unanimité par 05/05 membres du jury.

SECRETAIRE DU JURY

PRESIDENT DU JURY



Dr. Đào Tùng



Dr. Nguyễn Thị Minh Huyền

**Certification de l'Ecole internationale
P.P. RECTEUR
DEPARTEMENT DE SCOLARITE**



Prof. Assoc. Dr. Hoàng Tuyết Minh

BẢN XÁC NHẬN/ATTESTATION
Về việc chỉnh sửa luận văn thạc sĩ sau bảo vệ
De la correction du mémoire après la soutenance

Họ và tên/*Nom et prénom*: Priscille Ebwalette EBWALA
Lớp/*Classe*: P27 SIM
Khóa/*Promotion*: QH - 2023
Chuyên ngành/*Parcours*: Hệ thống thông minh và Đa phương tiện/*Systèmes Intelligents et Multimédia*
Ngày bảo vệ/*Date de soutenance*: 17/07/2026
Đề tài luận văn/*Sujet de mémoire*:
- Tiếng Việt/*En vietnamien*: Chẩn đoán máy điện sử dụng các thuật toán học máy
- Tiếng Pháp/*En français*: Diagnostic de machines électriques en utilisant des algorithmes de machine learning
Giáo viên hướng dẫn/*Encadrant*: Dr. Eric Lefèvre
Thời gian bảo vệ luận văn/*Date de soutenance*: 17/07/2026
Sau khi bảo vệ luận văn, được sự góp ý của Hội đồng chấm luận văn thạc sĩ, tôi đã chỉnh sửa và hoàn chỉnh luận văn theo các vấn đề sau/*Après avoir soutenu le mémoire, avec des remarques du Jury d'évaluation du mémoire, j'ai corrigé et achevé mon mémoire pour les points ci-dessous*:

STT	Nội dung góp ý của hội đồng <i>Remarques du Jury</i>	Nội dung đã chỉnh sửa <i>Contenu corrigé</i>	Mục/Trang đã chỉnh sửa/ <i>Chapitre/page corrigé(e)</i>
1	Manque de visualisations du pipeline d'IA pour clarifier le rôle de l'IA.	Un chapitre dédié à l'application de l'intelligence artificielle a été ajouté (Chapitre 5), présentant le pipeline auto-supervisé Self2Self+ pour la détection et la localisation des défauts. Il ouvre également la voie au développement de modèles de classification (CNN, LSTM/Transformers) entraînés sur les données générées, destinés à être adaptés aux données réelles d'EDF par apprentissage par transfert.	Chapitre 5, pages 83 à 103, notamment la section 5.4, page 87, et les figures 5.1 à 5.4, pages 88, 94, 95 et 96.

2	Présence de code brut non justifiée : les captures de scripts Python volumineux nuisent à l'élégance académique du manuscrit et doivent être reléguées en annexe.	Suppression des codes volumineux du corps du mémoire et transfert des scripts complets dans l'annexe A.2. Seuls les extraits indispensables à la compréhension de la méthodologie ont été conservés.	Chapitre 4, sections 4.1.2 et 4.2, pages 39 à 77 ; Annexe A, section A.2, pages 113 à 119, Listings A.1 à A.11.
---	---	--	---

Hà Nội, ngày 27 tháng 07. năm 2026

XÁC NHẬN CỦA GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN
APPROBATION DE L'ENCADRANT



Eric Lefèvre

HỌC VIÊN
ÉTUDIANT



Ebwala Ebwalette Priscille

XÁC NHẬN CỦA CHỦ TỊCH HỘI ĐỒNG
APPROBATION DU PRÉSIDENT DU JURY



Nguyễn Thị Minh Huyền

CỘNG HÒA XÃ HỘI CHỦ NGHĨA VIỆT NAM
Độc lập – Tự do – Hạnh phúc/
SOCIALIST REPUBLIC OF VIETNAM
Independence – Freedom – Happiness

GIẤY THỎA THUẬN/ AGREEMENT LETTER
V/v Sử dụng, khai thác nội dung tài liệu nộp lưu chiểu/
Regarding the use and exploitation of submitted archival documents

Tôi tên là/ *Full name*: Ebwala Ebwalette Priscille

Số điện thoại/ *Tel*: +84333149343

Là tác giả tài liệu/ *As the author of the document*:

Chẩn đoán máy điện sử dụng các thuật toán học máy /

Diagnosis of electrical machines using machine learning algorithms/

Diagnostic de machines électriques en utilisant des algorithmes de machine learning

Tôi làm bản thỏa thuận này với Thư viện Trường Quốc tế như sau/ *I make this agreement with the VNU-IS Library as follows*:

Tôi đồng ý cho phép Thư viện Trường Quốc tế sử dụng và khai thác nội dung tài liệu vào mục đích phục vụ nghiên cứu khoa học, giảng dạy và học tập trong ĐHQGHN/ *I agree to allow the VNU-IS Library to use and exploit the content of the documents for the purposes of scientific research, teaching, and learning within the Vietnam National University./.*

Hà Nội, ngày 31 tháng 07. Năm 2026

Tác giả/ *Author*

(Ký và ghi rõ họ tên/ *Full name and signature*)



Ebwala Ebwalette Priscille