

UNIVERSITÉ NATIONALE DU VIETNAM HANOI

INSTITUT FRANCOPHONE INTERNATIONAL

EBWALA Ebwalette Priscille

**GÉNÉRATION ET SIMULATION MULTI-DÉFAUTS DE
MACHINES ÉLECTRIQUES POUR LA CONSTITUTION D'UNE
BASE DE DONNÉES DÉDIÉE AU DIAGNOSTIC ASSISTÉ PAR
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

**Mô phỏng đa lỗi máy điện nhằm xây dựng cơ sở dữ liệu phục vụ chẩn
đoán thông minh bằng trí tuệ nhân tạo**

MEMOIRE DE FIN D'ÉTUDES DU MASTER INFORMATIQUE

HANOI – 2025

UNIVERSITÉ NATIONALE DU VIETNAM HANOI

INSTITUT FRANCOPHONE INTERNATIONAL

EBWALA Ebwalette Priscille

**GÉNÉRATION ET SIMULATION MULTI-DÉFAUTS DE
MACHINES ÉLECTRIQUES POUR LA CONSTITUTION D'UNE
BASE DE DONNÉES DÉDIÉE AU DIAGNOSTIC ASSISTÉ PAR
INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

**Mô phỏng đa lỗi máy điện nhằm xây dựng cơ sở dữ liệu phục vụ chẩn
đoán thông minh bằng trí tuệ nhân tạo**

Spécialité: Systèmes Intelligents et Multimédia

Code: 23315051

MEMOIRE DE FIN D'ÉTUDES DU MASTER INFORMATIQUE

Sous la direction de: Dr. Eric Lefèvre & Dr. Gildas Morvan

HANOI – 2025

ATTESTATION SUR L'HONNEUR

J'atteste sur l'honneur que ce mémoire a été réalisé par moi-même et que les données et les résultats qui y sont présentés sont exacts et n'ont jamais été publiés ailleurs. La source des informations citées dans ce mémoire a été bien précisée.

LỜI CAM ĐOAN

Tôi cam đoan đây là công trình nghiên cứu của riêng tôi. Các số liệu, kết quả nêu trong Luận văn là trung thực và chưa từng được ai công bố trong bất kỳ công trình nào khác. Các thông tin trích dẫn trong Luận văn đã được chỉ rõ nguồn gốc.

Signature de l'étudiant



EBWALA Ebwalette Priscille

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 plate-forme 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. 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.

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. 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.

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 à ma famille, dont le soutien moral, l'amour, la patience et la confiance ont été pour moi une force inestimable. À chacun d'entre vous, merci pour votre présence et votre encouragement dans chaque étape de ce parcours.

EBWALA Ebwalette Priscille

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

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	Objectif 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 la Performance	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 Basées 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	15
2.5.1	Nature et caractéristiques des séries temporelles	15
2.5.2	Apport de la simulation pour la génération de données	16
2.5.3	Vers une approche hybride	16
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	17
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 2	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 de la Machine Électrique	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	29
3.4.6	Défaut d'usinage des aimants	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	Extraction et Analyse des Grandeurs Physiques	32
3.4.11	Structure et organisation des fichiers générés	34
3.4.12	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 et simulation et Variation de Point 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	70
4.2.4	Analyse de la variation des points de fonctionnement	87
4.2.5	Synthèse des expérimentations	90
4.3	Discussion et interprétation	91
4.3.1	Analyse critique des résultats	91
4.4	Conclusion	92
4.4.1	Objectifs et réalisations	92
4.4.2	Principaux résultats obtenus	93
4.4.3	Contributions et implications	93
4.4.4	Perspectives d'amélioration	93
4.4.5	Limites du travail réalisé	94
4.5	Annexe	100
4.5.1	Environnement d'exécution et dépendances	100

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 entrefer 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 du champ rémanent 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_{tcoil}	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 de entre la machine saine et le cas -5%	46
4.8	Spectre fréquentiel de B_{\tan} pour le défaut -5%	46
4.9	Évolution du couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour le défaut de -5%	47
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 ($\Delta N = 1$)	50
4.12	Densité de flux tangentiel B_{\tan} pour le défaut ($\Delta N = 1$)	50
4.13	Spectre fréquentiel du flux tangentiel B_{\tan} sous court-circuit ($\Delta N = 1$) .	51
4.14	Évolution temporelle du couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour le défaut $\Delta N = 1$	51
4.15	Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180° pour le défaut $\Delta N = 1$.	52
4.16	Géométrie de la Tesla Model 3 avec défaut de matériau $+8\%$	54
4.17	Densité de flux tangentiel B_{\tan} dans l'entrefer pour la machine de référence et pour le défaut matériau $+8\%$	55
4.18	Spectre fréquentiel de B_{\tan} pour la machine saine et pour le défaut matériau $+8\%$	55
4.19	Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour la machine saine et pour le défaut matériau $+8\%$	56
4.20	Géométrie de la machine	58
4.21	Flux tangentiel dans l'entrefer – Analyse angulaire	58
4.22	Spectre fréquentiel du flux	59
4.23	Couple électromagnétique	59
4.24	Géométrie modifiée ($+3\%$)	63
4.25	Densité de flux tangentiel $B_\theta(\theta)$ pour $+3\%$ d'encoches.	63
4.26	Spectre harmonique du flux tangentiel pour la machine ($+3\%$)	64
4.27	Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour $+3\%$ d'encoches.	64
4.28	Comparaison du champ magnétique pour la variation d'encoche de $+3\%$ aux angles 0° et 180°	65
4.29	Géométrie transversale de la machine pour une variation de $+5\%$ des dimensions et propriétés magnétiques des aimants.	68
4.30	Comparaison du flux tangentielle dans l'entrefer pour la machine de référence et la machine saine avec aimants $+5\%$	68

4.31 Spectre fréquentiel du flux tangentielle. Les harmoniques conservent la même structure que la machine de référence, avec une légère augmentation d'amplitude.	69
4.32 Évolution temporelle du couple électromagnétique.	69
4.33 Comparaison du champ magnétique pour Variation des aimants (+5 %) aux angles 0° et 180°	70
4.34 Géométrie du modèle Toyota Prius avec défaut géométrique	72
4.35 Densité de flux dans l'entrefer (instantané, $t = t_0$)	73
4.36 Spectre fréquentiel de la densité de flux	73
4.37 Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$	74
4.38 Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	75
4.39 Géométrie de la machine Toyota Prius avec $N_{\text{tcoil}} = 2$	76
4.40 Densité de flux $B_\theta(\theta)$ à un instant donné	76
4.41 Analyse fréquentielle de B_θ	76
4.42 Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$	77
4.43 Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	77
4.44 Vue transversale de la machine Toyota Prius avec logement d'aimants agrandi ($H_0 = 120\%$, $W_0 = 120\%$)	81
4.45 Air gap circumferential flux density vs angle	83
4.46 Spectre de B_θ le long de l'entrefer	84
4.47 Couple électromagnétique	84
4.48 Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	85
4.49 Densité de flux circonférentielle dans l'entrefer pour $t = 0.000156$ s	
.	85
4.50 Densité de flux dans l'entrefer (circonférentielle) – FFT	86
4.51 Couple électromagnétique	86
4.52 Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°	87
4.53 Tem_av en fonction de Φ_0 – Scatter	89
4.54 Couple électromagnétique et Flux d'entrefer	90
4.55 Couple électromagnétique et Flux d'entrefer	90
4.56 Extrait du fichier d'exportation des séries temporelles (Toyota Prius). .	91

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
4.1	Configuration matérielle utilisée pour les simulations	100
4.2	Logiciels utilisés pour la modélisation et la simulation	100
4.3	Bibliothèques Python utilisées et leurs rôles principaux	101

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 de futurs modèles de classification 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 approfondie des types de défauts simulables, des paramètres modifiables d'une machine électrique, ainsi qu'une ébauche de pipeline permettant

d’exploiter ces données pour des approches de machine learning, notamment via l’apprentissage par transfert.

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 Canonical Applications**) afin de générer des machines saines et défectueuses, en faisant varier plusieurs paramètres clés tels que l'excéntricité, 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, l'application de techniques d'apprentissage profond et d'apprentissage par transfert.

1.4 Objectif du stage

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

- **Construire une base de données simulée** de machines saines et défectueuses, obtenues sous différents points de fonctionnement, afin de disposer d'un ensemble représentatif pour un futur apprentissage automatique.
- **Préparer un modèle pré-entraîné** sur ces données simulées, destiné à être adapté ultérieurement aux machines réelles du parc hydraulique d'EDF via des techniques d'apprentissage par transfert.

Compte tenu de la durée limitée du stage, les travaux se sont concentrés sur la première étape : la génération automatique de variantes de machines via Pyleecan, la simulation électromagnétique et l'extraction des séries temporelles associées.

Cette phase est essentielle, car elle fournit la structure de données nécessaire à tout pipeline de machine learning. Un dataset varié, annoté et physiquement cohérent constitue en effet la condition préalable au développement de modèles fiables de classification, de détection de défauts et de diagnostic intelligent. Le travail réalisé établit ainsi les fondations d'une future approche complète combinant simulation numérique, apprentissage profond et transfert vers les machines réelles.

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 et organiser un ensemble cohérent de données simulées, représentant différents comportements de machines électriques, afin de préparer un futur diagnostic automatique basé sur le machine learning ?

Plus spécifiquement, la problématique du stage consiste à :

- identifier les paramètres critiques à faire varier pour refléter différents défauts,
- générer des machines saines et défectueuses à l'aide de la bibliothèque Pyleecan,
- extraire et structurer les séries temporelles issues des simulations,
- évaluer la pertinence de ces données comme base préalable à l'apprentissage automatique.

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 peuvent être résumées ainsi :

1. **Étude approfondie de la génération de machines électriques** : Une analyse bibliographique et technique sera conduite afin d'identifier les approches existantes de simulation de machines électriques et d'en mesurer les limites. Cette étape préparatoire permettra de justifier le recours à la bibliothèque Pyleecan, qui offre la possibilité de concevoir des modèles paramétrés, modulables et adaptés à différents scénarios de défauts.
2. **Sélection des machines de référence** : Nous retiendrons des modèles représentatifs issus de la littérature et disponibles dans Pyleecan, notamment la Toyota Prius et la Tesla Model 3. Ces machines serviront de base pour générer des variantes saines et défectueuses, couvrant un large spectre de configurations.
3. **Analyse des types de machines et des paramètres critiques** : Une étude détaillée sera réalisée pour caractériser les machines choisies (géométrie rotor-stator, nombre de pôles, dimensions de l'entrefer, type d'aimantation, etc.) et

identifier les paramètres les plus sensibles aux variations et aux défauts.

4. **Variation de paramètres structurels et fonctionnels** : Différents scénarios de défauts seront modélisés en agissant sur plusieurs paramètres clés.
5. **Simulation des machines générées via Pyleecan** : Les machines ainsi paramétrées seront simulées afin de produire des signaux temporels caractéristiques.
6. **Analyse des résultats de simulation** : Les résultats seront analysés afin de vérifier leur cohérence physique et de mettre en évidence les signatures caractéristiques des défauts simulés, en les comparant aux comportements sains.
7. **Extraction des séries temporelles** : Les grandeurs pertinentes seront extraites sous forme de séries temporelles, qui constitueront la matière première pour les étapes ultérieures de diagnostic automatique.
8. **Analyse et organisation des séries temporelles** : Les séries temporelles seront classées en deux grandes catégories (saines et défectueuses) et organisées de manière structurée afin de constituer une base exploitable pour l'entraînement et la validation de futurs modèles de machine learning.

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 (excéntricité, 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, disponibilité limitée des mesures avec les exigences de rigueur propres à la simulation et à la préparation des données pour l'apprentissage automatique. Les relever constitue une étape essentielle pour établir des fondations solides en vue des travaux de diagnostic qui suivront.

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 reflètent 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 en classes et 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.

Ces résultats ont pour objectif de constituer une base solide et généralisable, nécessaire au développement ultérieur d'un diagnostic automatique fondé sur l'apprentissage automatique.

1.9 Plan du mémoire

Pour organiser notre travail de manière méthodique et conforme aux standards scientifiques, nous avons élaboré le plan suivant pour notre mémoire, qui se décompose en plusieurs chapitres essentiels

Chapitre 1 : Introduction générale

Ce chapitre expose le contexte du projet, la problématique, les objectifs fixés, ainsi que la méthodologie envisagée. Il met également en lumière les défis à relever et les résultats attendus.

Chapitre 2 : Recherche et Synthèse Bibliographique

Ce chapitre présente l'état de l'art sur le diagnostic des machines électriques, les méthodes traditionnelles et modernes, l'apport des séries temporelles, ainsi que les techniques de génération et simulation des machines électriques .

Chapitre 3 : Conception et Description de la Solution Proposée

Ce chapitre détaille la démarche adoptée pour la génération et la simulation des machines électriques. Il décrit les paramètres étudiés et les choix technologiques.

Chapitre 4 : Implémentation, Expérimentation et Analyse des Résultats

Ce chapitre présente la mise en œuvre pratique de la méthodologie : les scripts développés, les simulations réalisées et les visualisations obtenues pour les machines saines et défectueuses. Il analyse les différences observées entre scénarios, évalue la pertinence des résultats en vue d'un futur apprentissage automatique et propose une synthèse des contributions réalisées. Enfin, il ouvre sur les perspectives, notamment l'entraînement de modèles de machine learning et l'adaptation par transfert learning aux données 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 sert ainsi de fondement conceptuel et méthodologique pour la mise en œuvre de notre propre système de diagnostic automatique.

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'isolation, 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 multiphasique 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 la Performance

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] :

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

- **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 prématuée.

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]. Déetecter 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 [17, 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, 18]. 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 [19].

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 Basées 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 [19, 18].

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 labellisées (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 [18] ;
- les arbres de décision et forêts aléatoires (Random Forests), appréciés pour leur simplicité d'utilisation [19] ;
- 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, 17].

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 [18].

Plus récemment, les Transformers ont été introduits pour leur capacité à modéliser des séquences longues, à intégrer plusieurs modalités de données (courants, vibrations, température) et à dépasser certaines limitations des architectures récurrentes [17]. Ces modèles offrent une détection robuste même dans des environnements industriels variables.

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 [19, 20]. 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 [18, 17] :

- la nécessité de disposer de jeux de données adaptés et suffisamment diversifiés ;
- le manque d'interprétabilité de certains modèles profonds ;
- l'absence d'un cadre unifié pour comparer les performances entre études.

Ces limites renforcent l'intérêt d'une approche intégrant simulation et apprentissage, qui constitue l'orientation principale du présent travail [21].

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, 22].

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'ampli-**

tude ou de fréquence, difficile à isoler sans traitement spécifique [1, 23]. 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.

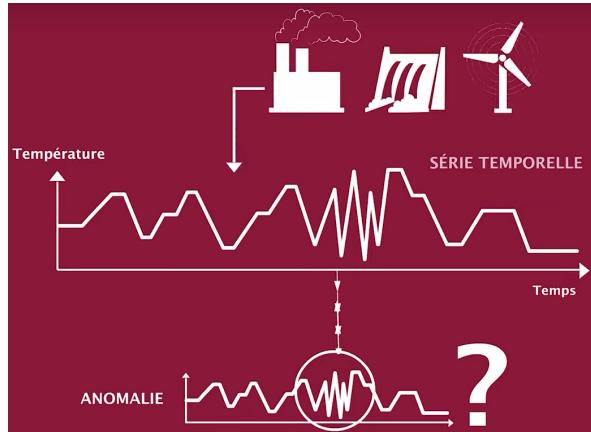


FIGURE 2.1 – Illustration du principe de la détection d'anomalies dans une série temporelle [1]. Une grandeur physique (ici la température) évolue dans le temps ; une variation brusque du signal peut révéler une anomalie ou un défaut dans le système. Dans le cas des machines électriques, les signaux 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 [21]. 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, 24].

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 conduit à des modèles hybrides plus robustes [19]. Les simulations servent à enrichir la base de données et à pré-entraîner

les réseaux, tandis que les données réelles assurent l'adaptation finale au contexte industriel. Cette synergie permet d'améliorer la généralisation, la précision et la capacité prédictive du diagnostic automatique [2, 22].

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, 25].

2.6.1 Outils et environnements de simulation

Plusieurs plateformes open-source ou commerciales permettent la modélisation détaillée des machines électriques [12, 5, 24] :

- **Pyleecan** : logiciel libre en Python basé sur la méthode des éléments finis, spécifiquement conçu pour la conception et la simulation de machines électriques. Il permet d'introduire différents types de défauts (excentricité, court-circuit, démagnétisation) et d'en extraire les grandeurs physiques (flux, couple, courants).
- **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 [20, 24].
- **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** [21, 19]. 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 [22].

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 [19].

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 [26]. 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'intégration complète entre modélisation électromagnétique et apprentissage automatique. Nous exploitons des outils tels que Pyleecan et FEMM [3] pour simuler divers défauts (mécaniques, électriques, magnétiques), puis utilisons les signaux temporels et fréquentiels obtenus comme base d'apprentissage pour des modèles d'IA dédiés au diagnostic [27, 16].

Cette démarche présente plusieurs avantages :

- elle fournit un ensemble de données variées et physiquement cohérentes, indépendantes des contraintes de collecte industrielle ;
- elle permet de relier directement les phénomènes physiques simulés aux motifs détectés par les modèles d'IA ;
- elle constitue une méthodologie complète, reproductible et extensible à d'autres types de machines.

Ainsi, la méthode proposée contribue à rapprocher la simulation physique et le diagnostic par apprentissage, ouvrant la voie à des systèmes de surveillance intelligents, fiables et explicables pour les environnements industriels.

2.8 Conclusion du Chapitre 2

Ce chapitre a mis en évidence une revue complète des approches de diagnostic des machines électriques, depuis les méthodes traditionnelles fondées sur l'analyse fréquentielle et vibratoire jusqu'aux approches modernes intégrant la simulation numérique et l'intelligence artificielle. L'étude a mis en évidence les limites des méthodes classiques et l'intérêt croissant des approches hybrides combinant modélisation physique et apprentissage automatique.

Cette synthèse a permis de situer notre travail dans le contexte scientifique actuel et de justifier le choix d'une méthodologie basée sur la simulation et le traitement de séries temporelles, qui sera détaillée dans le chapitre suivant.

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. Bien que le développement d'un modèle d'intelligence artificielle pour le diagnostic automatique ne fasse pas partie du périmètre de ce travail, les résultats obtenus ici fournissent la base nécessaire pour de futures recherches dans cette direction.

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 électrique** 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).

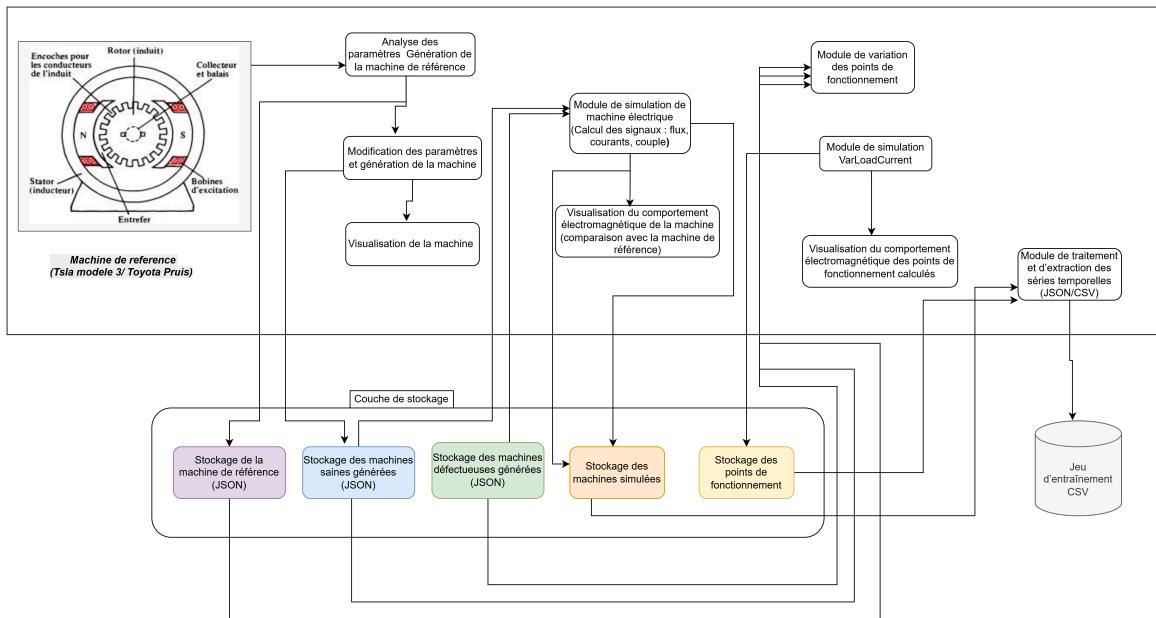


FIGURE 3.1 – Architecture générale de la solution proposée pour la génération, la simulation et l'extraction des signaux électromagnétiques.

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** : création de modèles sains et défectueux à l'aide de Pyleecan, sauvegardés au format JSON pour garantir leur réutilisabilité.
3. **Variation des points de fonctionnement** : À partir d'un même modèle, les points de fonctionnement sont ajustés vitesse, couple, tension ou fréquence afin de générer plusieurs scénarios expérimentaux. 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 Canonical Applications)** constitue le cœur du dispositif. Il permet de modéliser, paramétrier 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 Magnetics)** 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 de la Machine Électrique

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 Prius, stable et bien documentée, sert de référence initiale, tandis que la Tesla Model 3, plus compacte et performante, illustre les architectures de nouvelle génération plus sensibles aux défauts fins.

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 à réluctance intérieure (*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'ensemble présente un rapport stator/rotor de 2.16, assurant un bon compromis entre rigidité mécanique et densité de flux. 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.

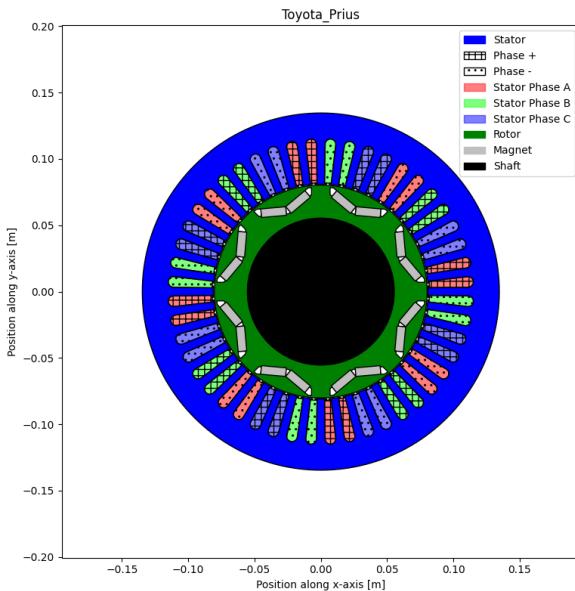


FIGURE 3.2 – Modèle de la machine Toyota Prius sous *Pyleecan*

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
	Tours 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	2 aimants <i>MagnetPrius</i> , $B_r = 1.24 T$ 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, la machine combine les avantages :

- d'un fort couple de réluctance,
- d'une excellente efficacité énergétique,
- et d'une réponse dynamique rapide.

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.

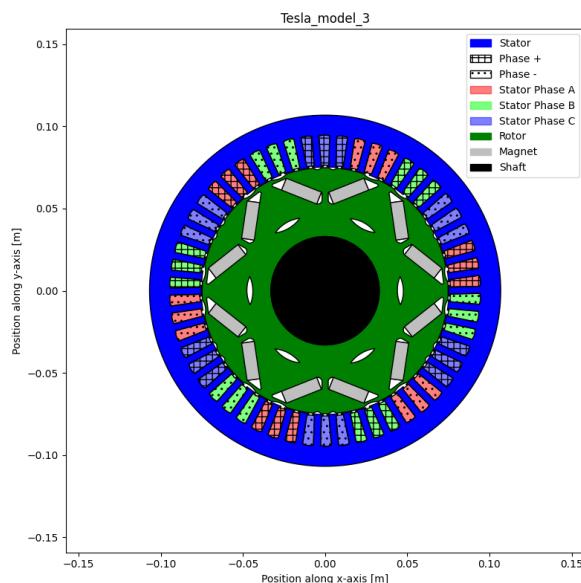


FIGURE 3.3 – Modèle de la machine Tesla Model 3 sous *Pyleecan*

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 (*LamHole*) contenant un aimant principal.

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
Entrefier	Valeur	0.45 mm ($\approx 0.60\%$ du rayon)
Aimants	Type et orientation	Aimant interne unique, orientation radiale

L'entrefier 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 résistance 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,
- et une stabilité du flux réduisant les pertes à haute fréquence.

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.

Leur utilisation conjointe assure une évaluation complète, garantissant la **reproductibilité scientifique** et la **validité industrielle** des résultats.

3.4 Simulation des défauts et méthodes d'injection

Dans cette partie, nous décrivons comment différents défauts mécaniques, magnétiques et électriques sont reproduits dans un modèle numérique de machine synchrone à aimants permanents (PMSM). L'objectif est d'Analyser l'impact des défauts sur le flux, le couple et les courants à partir de deux architectures de référence (Toyota Prius et Tesla Model 3). Chaque défaut est introduit par la modification ciblée de paramètres géométriques ou magnétiques (stator, rotor, entrefer, bobinage, matériaux) dans Pyleecan. Cette section présente les défauts retenus et leur intégration effective dans les modèles de simulation.

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 :

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

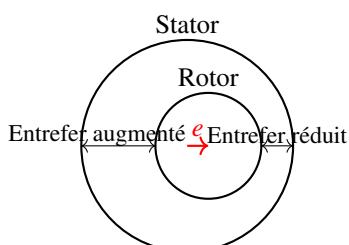


FIGURE 3.4 – Excentricité statique : le centre du rotor est décalé d'une distance e par rapport au centre du stator.

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

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

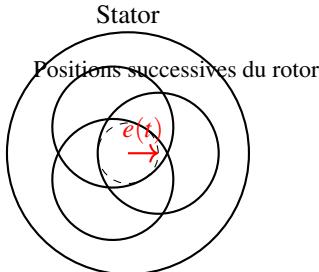


FIGURE 3.5 – Excentricité dynamique : le centre du rotor se déplace sur un cercle de rayon $e(t)$.

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. Ces défauts induisent des harmoniques supplémentaires dans le flux radial B_{rad} et des oscillations périodiques du couple électromagnétique T_{em} , qui seront analysées dans le chapitre suivant.

3.4.2 Variation d'entrefer

Dans le modèle paramétrique, ce défaut est injecté en ajustant le rayon du rotor R_r , ce qui conduit à un entrefer modifié :

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

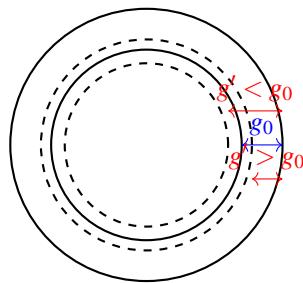


FIGURE 3.6 – Variation de l'entrefer : comparaison entre l'entrefer nominal g_0 et les entrefer modifiés g' .

Paramètres simulés : la variation appliquée s'étend de $\pm 2\%$ à $\pm 10\%$ de l'entrefer nominal. 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 :

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

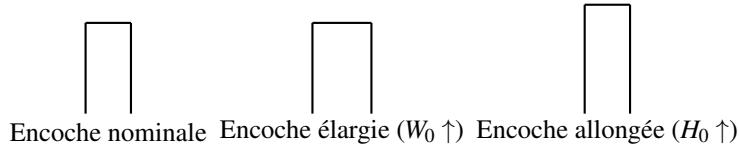


FIGURE 3.7 – Défaut d'usinage : variation locale de la hauteur (H_0) et de la largeur (W_0) des encoches.

Paramètres simulés : β 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 :

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

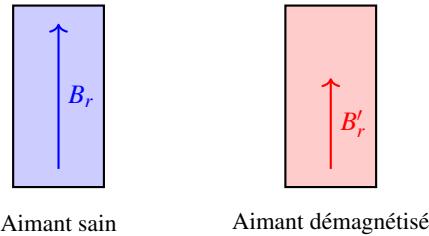


FIGURE 3.8 – Démagnétisation partielle : réduction du champ rémanent B_r .

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 :

$$\mu'_r = \mu_r(1 - \delta)$$

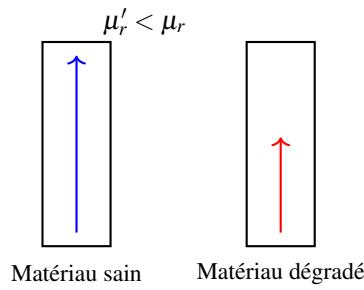


FIGURE 3.9 – Défaut de matériau : diminution de la perméabilité relative μ_r .

Paramètres à simulés : varie de $\delta \in [-0.08, +0.08]$.

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 Défaut d’usinage des aimants

L’injection s’effectue via la fonction `Magnet.build_geometry()`, qui permet d’ajuster directement les dimensions des aimants dans Pyleecan.

Paramètres simulés : des variations comprises entre $\pm 5\%$ et $\pm 10\%$ sont appliquées sur les dimensions principales de l’aimant. Ces modifications géométriques altèrent la distribution du champ dans l’entrefer et influencent le flux total produit par le rotor.

3.4.7 Court-circuit partiel entre spires

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

$$N' = N(1 - \alpha)$$

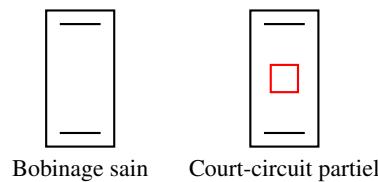


FIGURE 3.10 – Court-circuit partiel : réduction du nombre de spires actives.

avec une variation de α comprise entre 5% et 20%. Dans Pyleecan, cette modification est réalisée via le paramètre `Winding.Ntcoil` de la structure de bobinage. Ce type de défaut provoque un déséquilibre des courants de phase et perturbe localement la distribution du champ magnétique, entraînant une distorsion du champ tournant.

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 (par exemple 2, 8, 10 ou 12 tours).

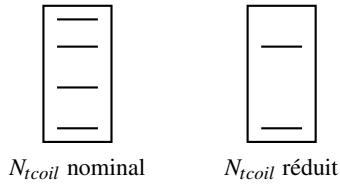


FIGURE 3.11 – Défaut de bobinage : réduction du nombre de spires N_{tcoil} .

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 (faible N_{tcoil}), la machine reste fonctionnelle mais présente une diminution notable de rendement et une stabilité dégradée.

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.

4. Structuration et automatisation des simulations

L'ensemble des scénarios serons automatisé à l'aide de scripts Python intégrés à Pyleecan, permettant la génération en série de modèles défectueux 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** a 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.

3.4.10 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 *Pyleecan*, 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} , directement lié 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 couple électromagnétique T_{em} est constant, sans oscillations notables, et les courants statoriques sont équilibrés et déphasés de 120° .
- **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 baisse d'environ 5 %. La forme d'onde reste sinusoïdale mais son amplitude est réduite.
- **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 composantes continues apparaissent 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** : harmoniques basses fréquences liées au déséquilibre des phases.
- **Défaut d'usinage** : enrichissement du spectre haute fréquence dû aux irrégularités géométriques.

Ces signatures constituent des indicateurs pertinents pour distinguer les défauts et seront exploitées dans les approches de diagnostic automatique.

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.

3.4.11 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 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

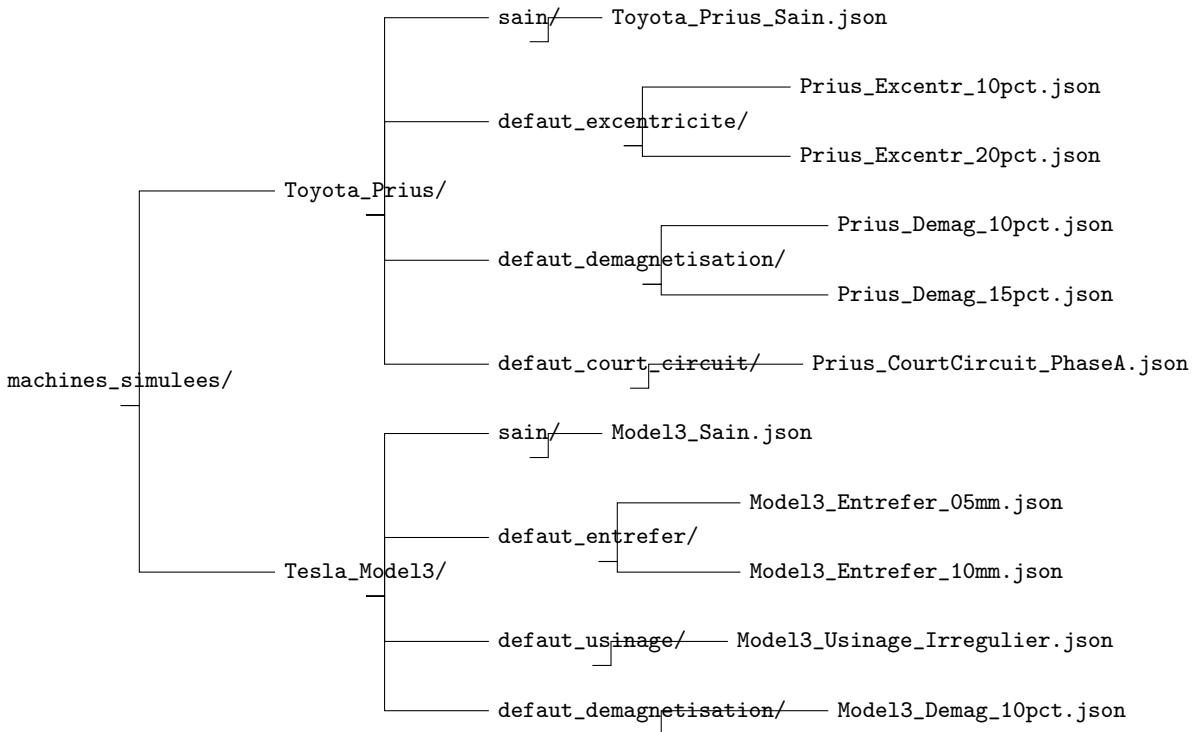


FIGURE 3.12 – Arborescence des fichiers générés pour les machines simulées.

dégradation.

3.4.12 Prétraitement et nettoyage des données

Avant toute analyse, les fichiers bruts issus des simulations doivent être 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.
- **Lissage des signaux** : application d’un filtre passe-bas numérique afin d’éliminer le bruit numérique résiduel lié à la discréttisation.
- **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), analyse sur la 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 énumérés permettant d'observer leurs impacts sur les grandeurs essentielles : flux, couple et courant. 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 étapes ultérieures de diagnostic.

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** décrit l'environnement d'implémentation et la configuration logicielle utilisée pour la génération et la simulation des machines ;
- La section **4.2** détaille les expérimentations menées, en présentant les scénarios de test, les conditions de simulation et les métriques retenues ;
- La section **4.3** analyse les résultats obtenus à travers l'interprétation des grandeurs électromagnétiques simulées et la comparaison entre les états sains et défectueux ;
- Enfin, la section **4.4** discute les limites, les perspectives d'amélioration et les apports de cette étude.

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, extraction 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*. Chaque scénario (machine saine ou défectueuse)

est configuré, simulé puis comparé automatiquement.

La fonction suivante illustre la procédure générale utilisée pour comparer une machine de référence et un scénario défectueux :

```
1 out_ref = simu_ref.run()      # Simulation de la machine de r f rence
2 out_def = simu_defect.run()    # Simulation du sc nario d efectueux
3 compare_simulation_results(out1=out_ref, out2=out_def)
```

Listing 4.1 – Simulation et comparaison entre la machine de référence et le scénario défectueux

L'environnement logiciel utilisé repose sur : Python 3.11, Pyleecan 1.5.2, NumPy 1.23, Pandas 2.2 et Matplotlib 3.8, ce qui garantit une intégration fluide entre la génération, la simulation et le post-traitement des résultats.

4.2 Expérimentations : génération et simulation et Variation de Point 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 reference(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

1. Défaut de démagnétisation

Méthode d'injection :

Dans cette étude, la démagnétisation partielle a été simulée en appliquant des variations progressives du coefficient de démagnétisation k_d , noté `demag`. Les coefficients utilisés varient entre 2 % et 70 %, selon :

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

soit :

$$B'_r = (1 - \text{demag}) \times B_r$$

Chaque aimant du rotor est modifié indépendamment au niveau de ses propriétés magnétiques afin de reproduire différentes intensités de démagnétisation.

```
1 mag.Brm20 *= (1 - demag)
2 mag.Br *= (1 - demag)
3 mag.Hc *= (1 - demag * 0.8)
4 mag.mur_lin *= (1 - demag * 0.3)
5 mag.rho *= (1 - demag * 0.1)
```

Listing 4.2 – Application du coefficient de démagnétisation sur les propriétés des aimants

Ainsi :

- Brm20 et Br représentent le **flux rémanent** (équivalent à B_{rem} dans Pyleecan) ;
- Hc correspond au **champ coercitif**, diminué de 80 % du coefficient de démagnétisation ;
- mur_lin désigne la **perméabilité relative**, légèrement réduite afin de simuler une perte de conductivité magnétique ;
- rho traduit un **effet secondaire de porosité** du matériau magnétique.

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

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 appliquée 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 ondulations 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 prématûr 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 %.

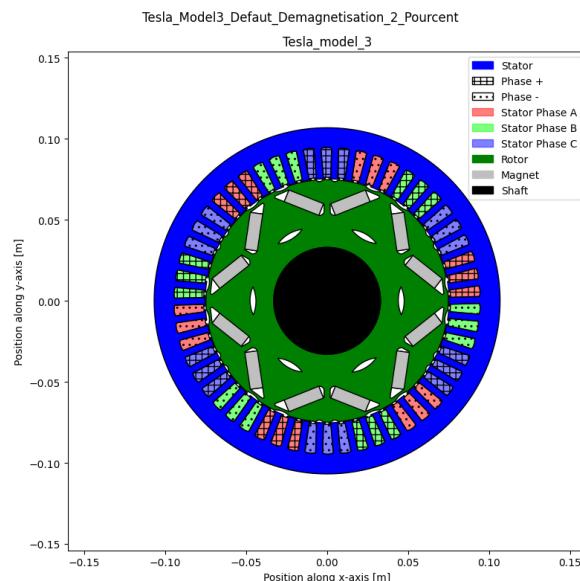


FIGURE 4.1 – Géométrie de la Tesla Model 3 avec démagnétisation uniforme de 2%.

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).

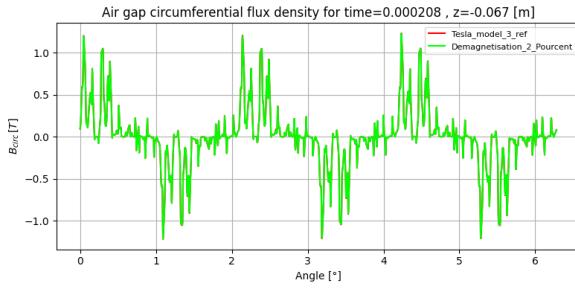


FIGURE 4.2 – Densité du flux tangentiel B_{\tan} pour le défaut de 2 %.

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 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.

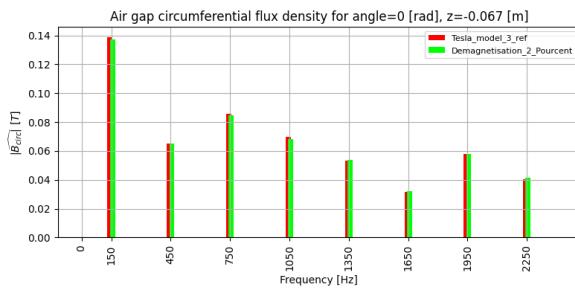


FIGURE 4.3 – Spectre fréquentiel de B_{\tan} pour le défaut de 2 %.

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 com-

paré à la machine saine.

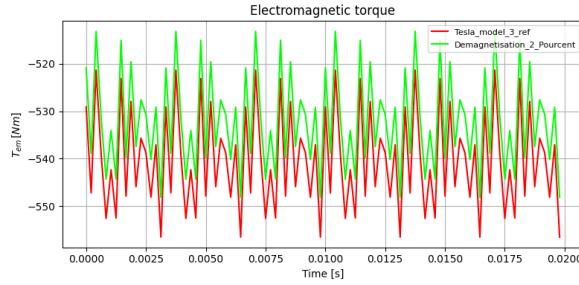


FIGURE 4.4 – Couple électromagnétique T_{em} pour le défaut de 2 %.

Observation :

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

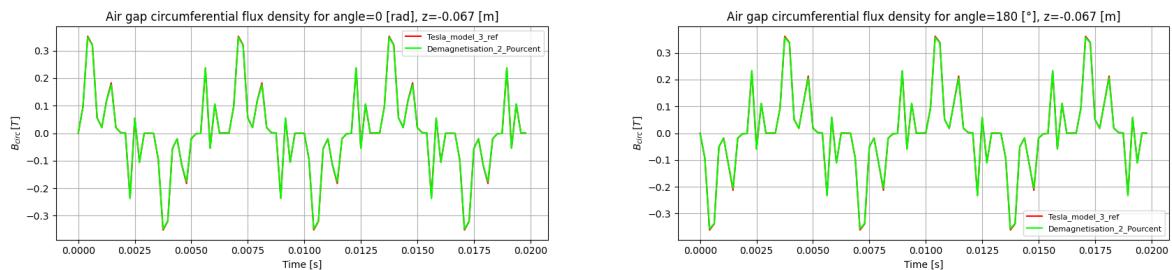


FIGURE 4.5 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre machine saine et défaut 2 % aux angles 0° et 180°.

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 :

Dans la simulation de la Tesla Model 3, ce défaut a été injecté en faisant varier plusieurs paramètres géométriques et magnétiques du modèle de référence afin de reproduire différents niveaux de tolérances d'usinage.

Les variations appliquées sont comprises entre -5% et $+5\%$, selon la relation :

$$P_{\text{def}} = P_{\text{ref}} \times (1 + \text{mach})$$

où P désigne le paramètre géométrique concerné et mach varie de -0.05 à $+0.05$.

```
1 # D faut d'usinage : variation de -5 % +5 %
2 machining_variations = np.linspace(-0.05, 0.05, 21)
3
4 for mach in machining_variations:
5     M = deepcopy(M_ref)
6
7     # 1. Modification de l'entrefer
8     original_airgap = M.stator.Rint - M.rotor.Rext
9     M.rotor.Rext -= original_airgap * mach * 0.2 # 1 % d'entrefer
10
11    # 2. Modification des dimensions d'encoches
12    slot = M.stator.slot
13    slot.W0 *= (1 + mach * 0.4) # 2 % largeur d'ouverture
14    slot.H0 *= (1 + mach * 0.3) # 1.5 % hauteur d'isthme
15
16    # 3. Modification de la longueur active
17    M.stator.L1 *= (1 + mach * 0.2) # 1 % longueur active
18
19    # 4. Modification des dimensions des aimants
20    for hole in M.rotor.hole:
21        for magnet in hole.magnet_dict.values():
22            magnet.Hmag *= (1 + mach * 0.6) # 3 % paissure aimant
23            magnet.Wmag *= (1 + mach * 0.6) # 3 % largeur aimant
24
25    # 5. L g re alternation des propri t s magn tiques (rugosit )
26    mag = magnet.mat_type.mag
27    mag.Brm20 *= (1 - abs(mach) * 0.1)
```

Listing 4.3 – Simulation du défaut d'usinage : variation de -5% à $+5\%$

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 :

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

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 %.

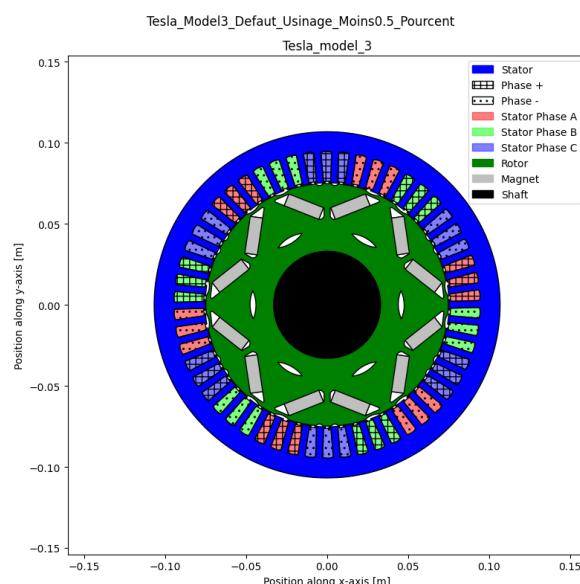


FIGURE 4.6 – Géométrie du moteur Tesla Model 3 avec défaut d'usinage de -5%

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.

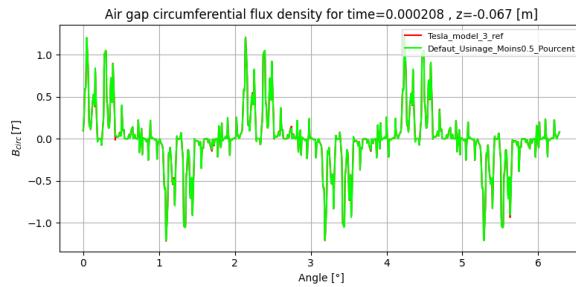


FIGURE 4.7 – Comparaison de entre la machine saine et le cas -5 %.

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.

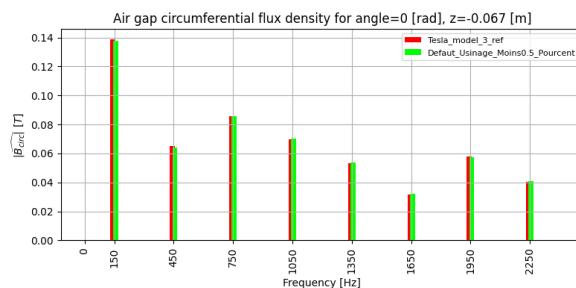


FIGURE 4.8 – Spectre fréquentiel de B_{tan} pour le défaut -5 %.

- 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.

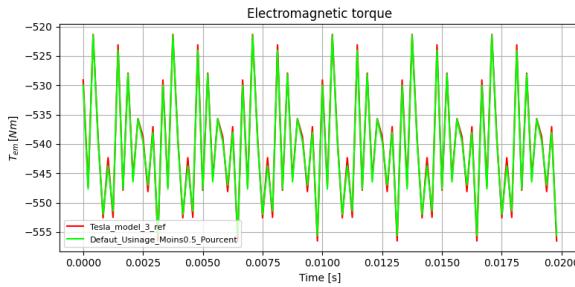


FIGURE 4.9 – Évolution du couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour le défaut de -5% .

On observe :

- une baisse du couple moyen d'environ 3 %,
- une ondulation accrue sur la courbe verte (défault -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.

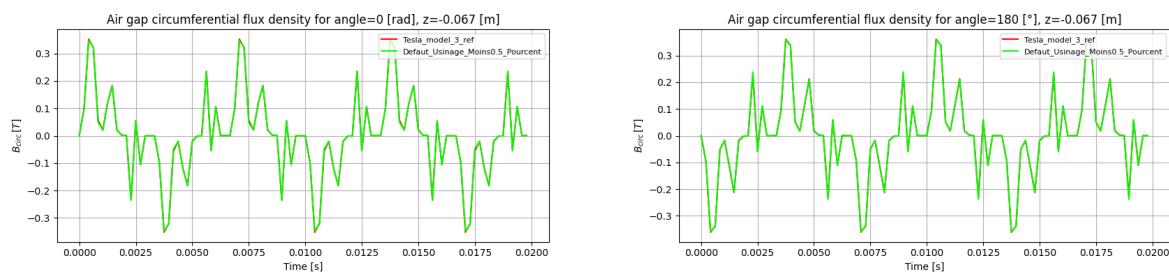


FIGURE 4.10 – Comparaison du champ magnétique pour le défaut d'usinage -5% aux angles 0° et 180° .

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

Pour la Tesla Model 3, le court-circuit partiel a été injecté numériquement en **réduisant le nombre de spires par phase** dans le modèle de bobinage du stator.

```
1 print("\n    Groupe 7: Court-circuits (1      3 tours)")  
2 short_circuit_variations = list(range(1, 4)) * 5 # R p ter 5 fois  
3  
4 for i, short in enumerate(short_circuit_variations):  
5     M = deepcopy(M_ref)  
6     if hasattr(M.stator.winding, 'wind_mat'):  
7         M.stator.winding.wind_mat[0][0][0][0] = max(1, M.stator.winding.Ntcoil - short)
```

Listing 4.4 – Simulation des court-circuits statoriques (1 à 3 tours)

→ Explication :

- $\Delta N = 1, 2, 3$ spires ont été successivement retirées pour simuler des niveaux croissants de court-circuit.
- Le nombre de spires actives devient :

$$N'_{\text{coil}} = N_{\text{coil,ref}} - \Delta N$$

- Cette modification affecte directement la résistance et l’inductance de la phase concernée :

$$R' \propto (N')^2 \quad \text{et} \quad L' \propto (N')^2$$

- Le reste de la machine (rotor, entrefer, aimants) reste inchangé, afin d’isoler les effets **purement électriques** du défaut.

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 $T_{\text{em}}(t)$,

- 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 :

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

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.

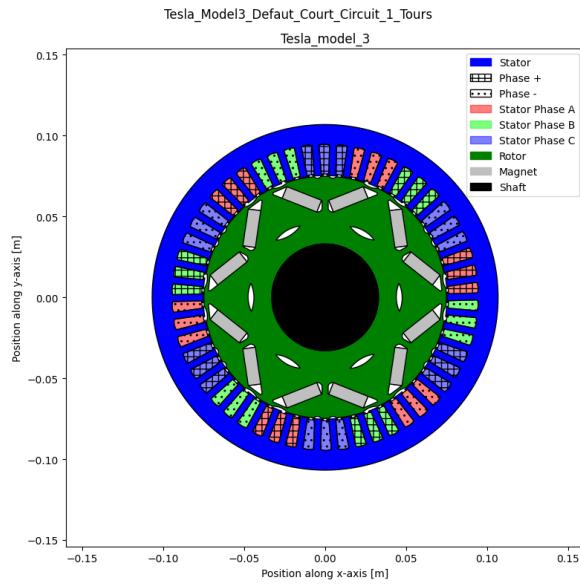


FIGURE 4.11 – Géométrie du moteur Tesla Model 3 avec court-circuit d'une spire ($\Delta N = 1$)

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.

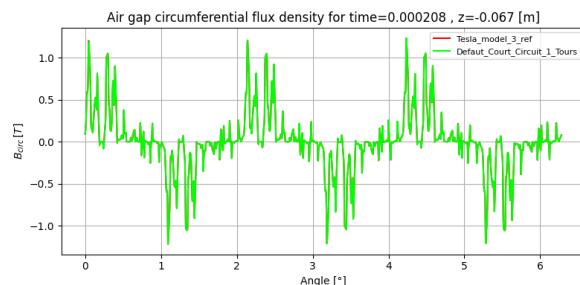


FIGURE 4.12 – Densité de flux tangentiel B_{\tan} pour le défaut ($\Delta N = 1$)

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-

iel dans l'entrefer.

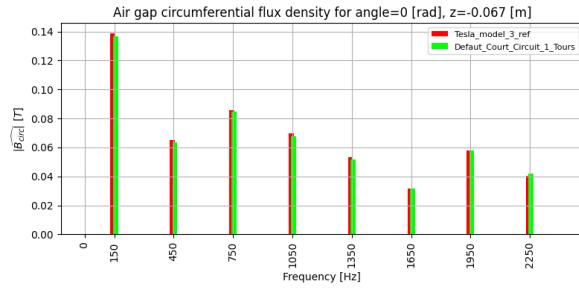


FIGURE 4.13 – Spectre fréquentiel du flux tangentiel B_{\tan} sous court-circuit ($\Delta N = 1$)

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.

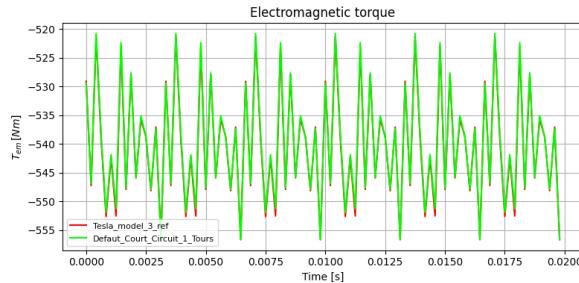


FIGURE 4.14 – Évolution temporelle du couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour le défaut $\Delta N = 1$.

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.

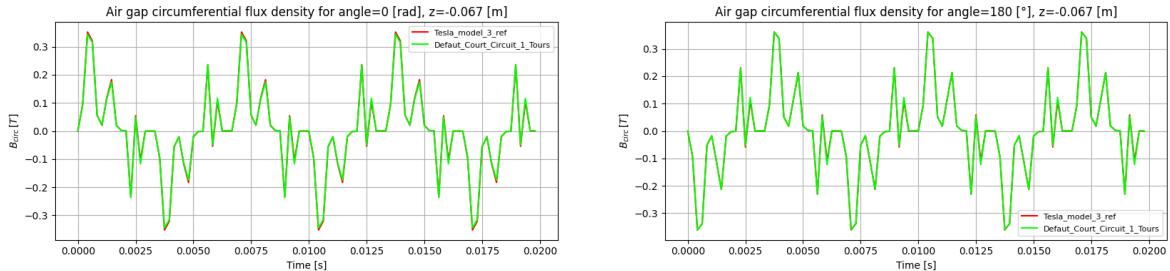


FIGURE 4.15 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180° pour le défaut $\Delta N = 1$

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 Matériaux

Le défaut de matériau a été simulé en modifiant directement les propriétés magnétiques des matériaux du moteur dans le modèle Pyleecan. Sur le plan mathématique, la relation suivante est utilisée :

$$\mu_{r,\text{def}} = \mu_{r,\text{ref}} \times (1 + \delta)$$

avec :

$$\delta \in [-0.08, +0.08]$$

où δ représente la variation relative de la perméabilité magnétique.

```

1 material_variations = np.linspace(-0.08, 0.08, 17) # -8%      +8%
2
3 for i, mat in enumerate(material_variations):
4     M = deepcopy(M_ref)
5     if hasattr(M.stator.mat_type, 'mag'):
6         stator_mag = M.stator.mat_type.mag
7         stator_mag.mur_lin *= (1 + mat * 0.4) # variation de perm abilit

```

Listing 4.5 – Variation des propriétés magnétiques du matériau

→ Explication :

Le paramètre `mur_1in` du matériau magnétique du stator (et secondairement du rotor) est ajusté selon le coefficient $(1 + \delta)$.

Des variations supplémentaires de rémanence (B_r) et de champ coercitif (H_c) ont été intégrées afin de rendre la simulation plus réaliste.

Les propriétés électriques du matériau (conductivité, pertes par hystérésis, densité) ont également été légèrement modifiées pour simuler un effet thermique ou d'oxydation.

Ainsi, la simulation couvre l'ensemble du cycle magnétique : **flux, pertes, et comportement couple/flux**.

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 : Défaut de matériau +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_Materiau_8_Pourcent ».

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

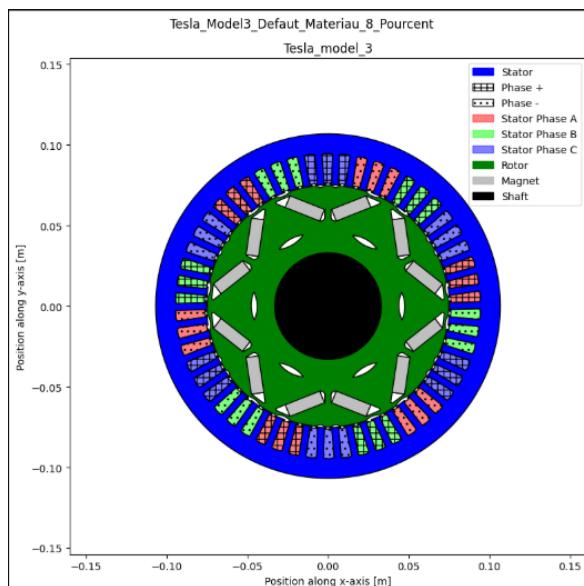


FIGURE 4.16 – Géométrie de la Tesla Model 3 avec défaut de matériau +8 %.

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.

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 %.

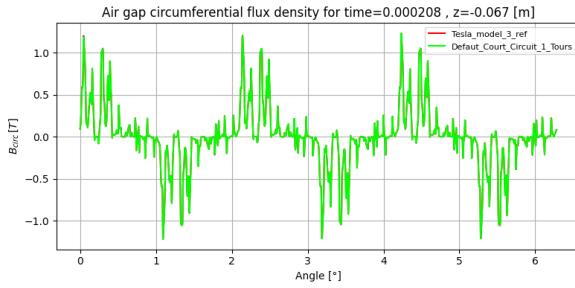


FIGURE 4.17 – Densité de flux tangentiel B_{\tan} dans l'entrefer pour la machine de référence et pour le défaut matériau +8 %.

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.

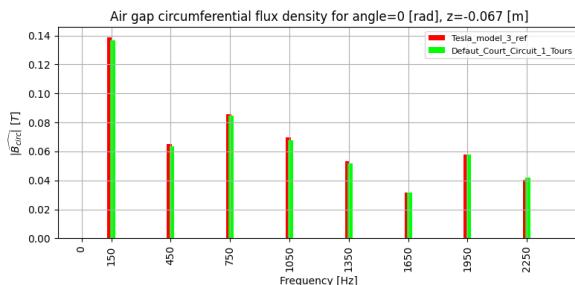


FIGURE 4.18 – Spectre fréquentiel de B_{\tan} pour la machine saine et pour le défaut matériau +8 %.

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 $T_{\text{em}}(t)$

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

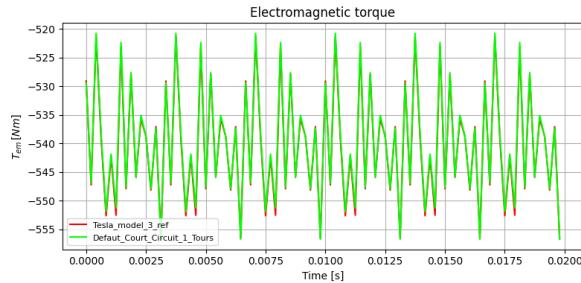


FIGURE 4.19 – Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour la machine saine et pour le défaut matériau +8 %.

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 correspond à un décalage fixe du rotor par rapport à l'axe du stator. Dans le code, ce décalage est appliqué selon l'axe x :

```

1 M. rotor.x0 = ecc      # D calage horizontal du rotor
2 M. rotor.y0 = 0.0       # Aucun d calage vertical

```

Listing 4.6 – Application du décalage du rotor (excentricité statique)

Les excentricités testées sont comprises entre **5 %** et **20 %** de l'entrefer nominal, soit :

$$5 \% \rightarrow 0.05 g_0, \quad 20 \% \rightarrow 0.20 g_0.$$

À chaque variation, on contrôle :

- l'entrefer minimal :

$$g_{\min} = g_0 - e$$

- l'entrefer maximal :

$$g_{\max} = g_0 + e$$

et l'on vérifie que $g_{\min} > 0$ afin d'éviter tout contact rotor–stator.

L'excentricité statique crée donc une **non-uniformité permanente** de l'entrefer, contrairement à l'excentricité dynamique, qui varie en fonction de la rotation.

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.

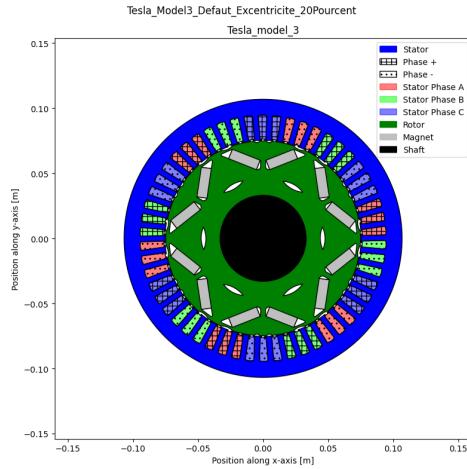


FIGURE 4.20 – Géométrie de la machine

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

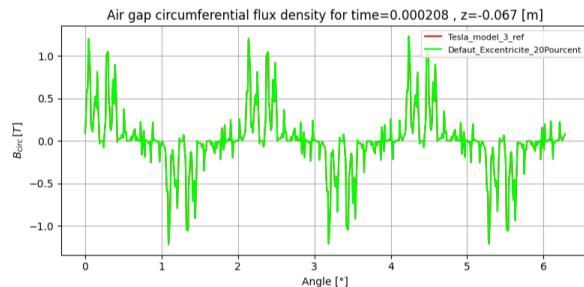


FIGURE 4.21 – Flux tangentiel dans l'entrefer – Analyse angulaire

Observations principales

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

- 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

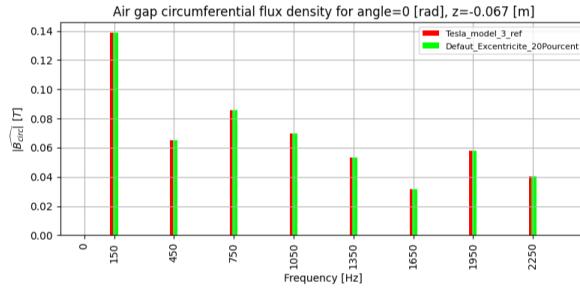


FIGURE 4.22 – Spectre fréquentiel du flux

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

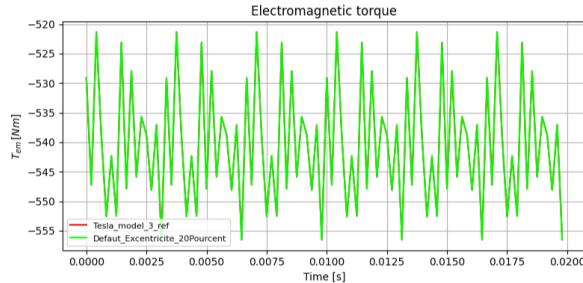


FIGURE 4.23 – Couple électromagnétique

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* ;
- 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 d'encoches

Dans une machine électrique réelle, les encoches statoriques présentent toujours de petites irrégularités dues à l'usinage, à l'assemblage ou aux tolérances de fabrication.

Ces variations, même minimes (de l'ordre de $\pm 0.5\%$ à $\pm 3\%$), modifient légèrement :

- la géométrie locale du chemin du flux,
- la distribution du champ magnétique,
- et l'équilibre magnétique entre phases.

Contrairement aux défauts sévères, ces variations sont considérées comme des variations normales d'une machine saine, mais elles influencent finement les grandeurs électromagnétiques et sont donc utiles pour enrichir une base de données de référence.

Méthode d'injection

La variation des encoches est simulée en appliquant une perturbation paramétrique contrôlée sur plusieurs éléments sensibles de la machine :

```
1 # --- Injection du d faut : variation d'encoches ( 0 .5%      3 %) ---
2 var = delta    # ex. delta = +0.02 pour +2% de variation d encoche
3
4 M = deepcopy(M_ref)
5
6 # --- Coefficient adaptatif pour stabilit machine saine ---
7 if abs(var) < 0.001:
8     amplification = 50.0
9 else:
10    amplification = min(50.0, 0.03 / abs(var))
11
12 # --- Ajustement du nombre de spires ---
13 if hasattr(M.stator.winding, 'Ntcoil'):
14     M.stator.winding.Ntcoil = max(
15         1,
16         int(M.stator.winding.Ntcoil * (1 + var * amplification * 0.1)))
17
18
19 # --- Modification de la perm abilit du stator ---
20 if hasattr(M.stator, 'mat_type') and hasattr(M.stator.mat_type, 'mag'):
21     stator_mag = M.stator.mat_type.mag
22
23     if hasattr(stator_mag, 'mur_lin'):
24         stator_mag.mur_lin *= (1 - var * amplification * 0.05)
25
26     if hasattr(stator_mag, 'Hc'):
27         stator_mag.Hc *= (1 + var * amplification * 0.03)
28
29 # --- Variation adaptative de l'entrefer ---
30 if hasattr(M.stator, 'Rint') and hasattr(M.rotor, 'Rext'):
31     airgap = M.stator.Rint - M.rotor.Rext
32     M.stator.Rint += airgap * var * amplification * 0.01
33
34 # --- Ajustement des aimants pour les petites variations (<1%) ---
35 if abs(var) < 0.01:
36     for hole in M.rotor.hole:
```

```

37     if hasattr(hole, 'magnet_dict'):
38         for magnet in hole.magnet_dict.values():
39             if hasattr(magnet.mat_type, 'mag'):
40                 mag = magnet.mat_type.mag
41
42             if hasattr(mag, 'Brm20'):
43                 mag.Brm20 *= (1 + var * amplification * 0.05)
44
45             if hasattr(mag, 'Hc'):
46                 mag.Hc *= (1 + var * amplification * 0.03)
47
48 # --- Validation géométrique ---
49 M.stator.slot.build_geometry()

```

1. Variation paramétrique

$$\delta \in [-3\%, +3\%]$$

est appliquée sur la géométrie des encoches.

2. Coefficient d'amplification adaptatif Pour maintenir la machine dans une condition dite "saine", un coefficient d'amplification est introduit :

$$A = \min\left(50, \frac{|\delta|}{0.03}\right)$$

Ce coefficient permet :

- d'amplifier les petites variations,
- de stabiliser les modifications plus grandes,
- et de garantir la cohérence physique du modèle.

3. Ajustements internes induits

La variation d'encoches entraîne automatiquement plusieurs ajustements internes :

a. bobinage

Le nombre de spires est légèrement ajusté :

$$N_{\text{tours}} = N_{\text{ref}} + \Delta N, \quad \Delta N \propto \delta \times A$$

b. perméabilité du stator

La perméabilité du stator est modifiée proportionnellement :

$$\mu_r \leftarrow \mu_r (1 - 0.05 \delta A)$$

c. entrefer

La variation de l'encoche modifie également :

$$g_{\text{new}} = g_{\text{ref}} + 0.01 g_{\text{ref}} \delta A$$

d. Correction des aimants (si $|\delta| < 1\%$)

De très petites variations ($< 1\%$) déclenchent une légère adaptation automatique des aimants afin de conserver une condition saine :

$$B'_r = B_r (1 + 0.05 \delta A)$$

Ce mécanisme stabilise la machine et évite des comportements similaires à un défaut réel.

Effets observés :

Les variations appliquées entraînent seulement de faibles perturbations : le flux reste symétrique, le couple électromagnétique ne présente que de légères oscillations (variation $< 1\%$), et les harmoniques conservent leur structure, avec de simples variations d'amplitude.

La machine demeure pleinement fonctionnelle, mais les signaux sont légèrement modifiés, ce qui enrichit la base de machines de référence et améliore la robustesse du diagnostic automatique.

Scénario simulé : Variation d'encoches +3%

Dans ce scénario, une variation géométrique du stator a été appliquée en augmentant la largeur effective des encoches de +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 :

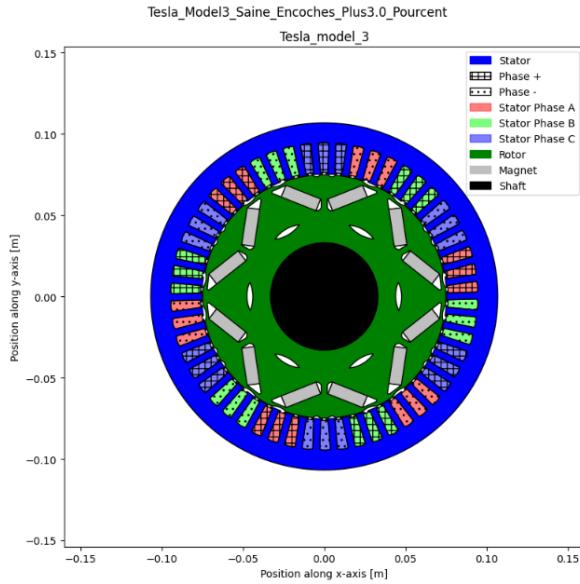


FIGURE 4.24 – Géométrie modifiée (+3 %)

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 graphique, on observe la comparaison de la machine de référence à la machine avec +3 % d'encoches.

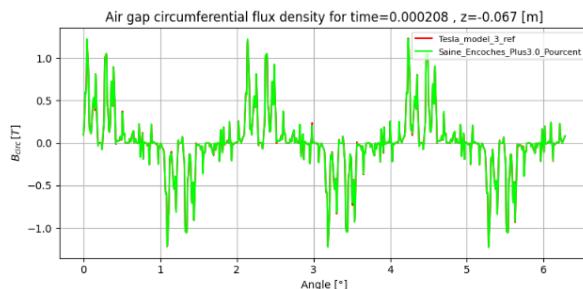


FIGURE 4.25 – Densité de flux tangentiel $B_\theta(\theta)$ pour +3 % d'encoches.

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.

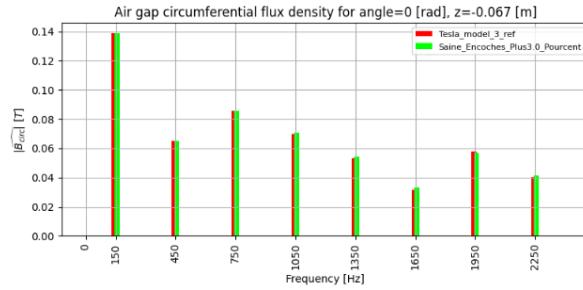


FIGURE 4.26 – Spectre harmonique du flux tangentiel pour la machine (+3 %)

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}

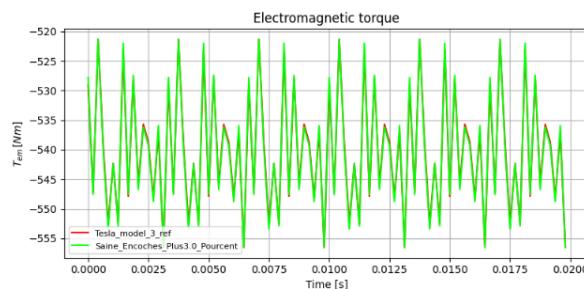


FIGURE 4.27 – Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$ pour +3 % d'encoches.

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 $B_{\text{rad}}(t)$ à 0° et 180°

Les signaux temporels du flux radial montrent :

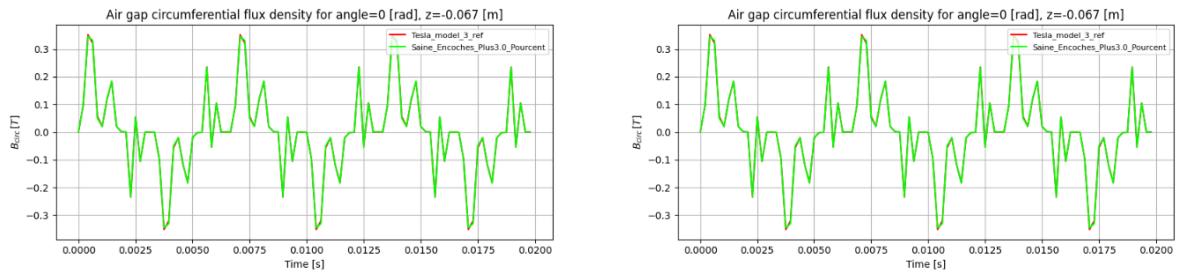


FIGURE 4.28 – Comparaison du champ magnétique pour la variation d'encoche de +3 % aux angles 0° et 180° .

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. Variation des Aimants

Les machines électriques industrielles présentent naturellement de petites variations de fabrication au niveau des aimants permanents : tolérances sur les dimensions, dispersion des propriétés magnétiques, variations de densité ou d'aimantation. Ces écarts, généralement compris entre $\pm 1 \%$ et $\pm 5 \%$, n'entraînent pas de défaut, mais modifient légèrement la distribution du flux et doivent être pris en compte pour enrichir la base de données de machines «saines».

L'objectif de cette section est donc de simuler ces variations naturelles de fabrication pour obtenir des modèles réalistes et diversifiés, tout en conservant le comportement d'une machine non défaillante.

Méthode d'injection

Deux catégories de paramètres sont modifiées : les dimensions géométriques des aimants et leurs propriétés magnétiques intrinsèques. Les variations sont appliquées sur une plage de -5% à $+5\%$, selon la valeur $\text{var} \in [-0.05, 0.05]$.

```

1 # --- Injection du d_faut : variation des aimants ( 1 %      5 %) ---
2 var = delta  # Variation relative appliquée, ex. delta = -0.03 pour -3%
3
4 M = deepcopy(M_ref)
5
6 # --- Modification des dimensions géométriques ---
7 for hole in M.rotor.hole:
8     for attr_name in dir(hole):
9         if attr_name.startswith('magnet_'):
10            magnet = getattr(hole, attr_name)
11            if magnet is not None:
12
13                # Hauteur d'aimant
14                if hasattr(magnet, 'Hmag'):
15                    magnet.Hmag *= (1 + var)
16
17                # Largeur d'aimant
18                if hasattr(magnet, 'Wmag'):
19                    magnet.Wmag *= (1 + var)
20
21 # --- Modification des propriétés magnétiques ---
22 for hole in M.rotor.hole:
23     if hasattr(hole, 'magnet_dict'):
24         for magnet_name, magnet in hole.magnet_dict.items():
25             if magnet is not None and hasattr(magnet.mat_type, 'mag'):
26                 mag = magnet.mat_type.mag
27
28                 # Rémanence Brm20 et Br
29                 if hasattr(mag, 'Brm20'):
30                     mag.Brm20 *= (1 + 0.8 * var)
31                 if hasattr(mag, 'Br'):
32                     mag.Br *= (1 + 0.8 * var)
33
34                 # Champ coercitif Hc
35                 if hasattr(mag, 'Hc'):
36                     mag.Hc *= (1 + 0.6 * var)
37
38                 # Permeabilité relative
39                 if hasattr(mag, 'mur_lin'):
40                     mag.mur_lin *= (1 + 0.3 * var)

```

Listing 4.7 – Variation des aimants ($\pm 1\%$ à $\pm 5\%$)

1. Modification géométrique des aimants

Les dimensions des aimants sont ajustées selon :

$$H'_{\text{mag}} = H_{\text{mag}}(1 + \text{var}), \quad W'_{\text{mag}} = W_{\text{mag}}(1 + \text{var})$$

Ces variations simulent :

- un léger rétrécissement ou élargissement,
- des tolérances d’usinage sur les aimants,

- des différences de pression lors de l'insertion dans les encoches du rotor.

2. Modification des propriétés magnétiques

Pour chaque aimant, les propriétés magnétiques sont ajustées selon :

$$B'_r = B_r (1 + 0.8 \text{ var})$$

$$H'_c = H_c (1 + 0.6 \text{ var})$$

$$\mu'_r = \mu_r (1 + 0.3 \text{ var})$$

Les coefficients réduits (80 %, 60 %, 30 %) reflètent que :

- les variations dimensionnelles ont un effet plus important que les variations magnétiques,
- les aimants conservent généralement une stabilité interne élevée.

3. Validation

Après chaque modification, la géométrie de la machine est reconstruite afin de vérifier :

- l'absence de chevauchement géométrique,
- la validité des aimants,
- un entrefer strictement positif,
- la cohérence magnétique générale du modèle.

Effets physiques attendus

Les variations appliquées aux aimants (max. $\pm 5\%$) laissent la machine pleinement saine. Les effets principaux sont :

- Légère modification de l'amplitude du flux : un aimant plus fort augmente légèrement le flux, un aimant plus faible le réduit.
- Faible décalage du couple moyen : une hausse de B_r peut augmenter légèrement T_{em} .
- Spectre harmonique quasi inchangé : seules de petites variations d'amplitude apparaissent, sans nouvelles harmoniques.
- Comportement global identique : absence de rupture de symétrie et aucun signe de défaut.

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 réalisables 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 chevau-chement, ni réduction anormale de l'entrefer.

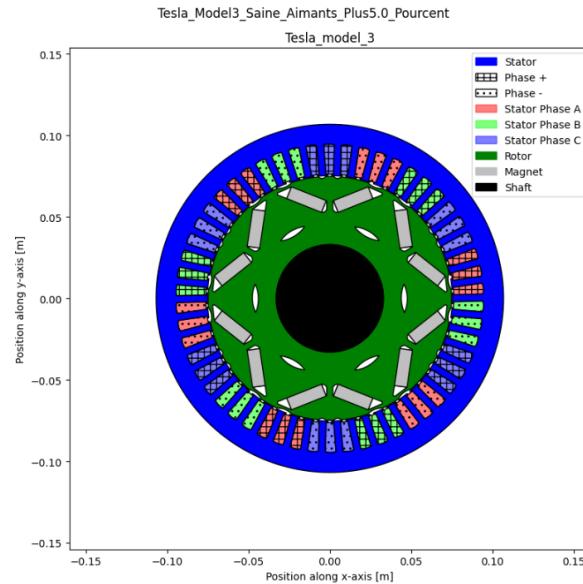


FIGURE 4.29 – Géométrie transversale de la machine pour une variation de +5 % des dimensions et propriétés magnétiques des aimants.

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 $B_\theta(\theta)$

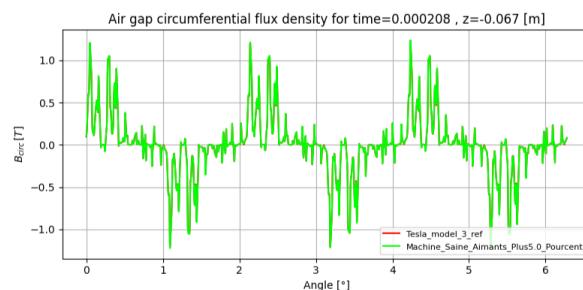


FIGURE 4.30 – Comparaison du flux tangentiel dans l'entrefer pour la machine de référence et la machine saine avec aimants +5 %.

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)

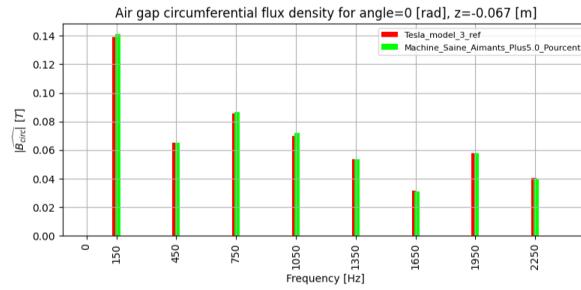


FIGURE 4.31 – Spectre fréquentiel du flux tangentiel. Les harmoniques conservent la même structure que la machine de référence, avec une légère augmentation d'amplitude.

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 hausse modérée, de l'ordre de quelques pourcents ;
- aucune nouvelle harmonique parasite n'apparaît.

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

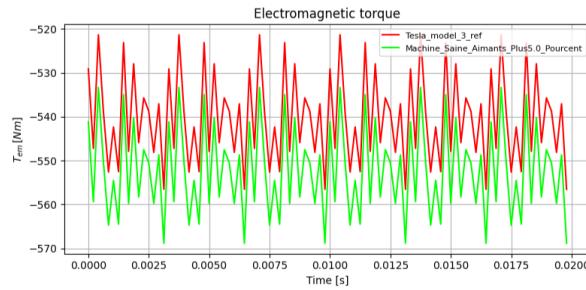


FIGURE 4.32 – Évolution temporelle du couple électromagnétique.

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 $B_{\text{rad}}(t)$ à 0° et 180°

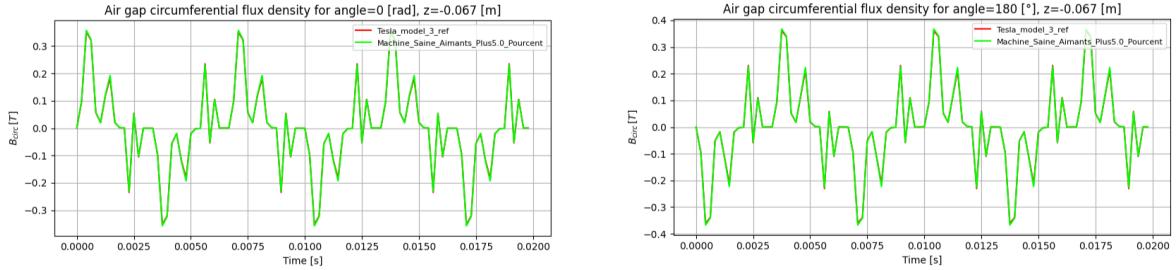


FIGURE 4.33 – Comparaison du champ magnétique pour Variation des aimants (+5 %) aux angles 0° et 180° .

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

Dans le cadre de la machine Toyota Prius, une première famille de scénarios consiste à modifier légèrement certains paramètres géométriques du stator et du rotor. Ces variations ne correspondent pas à des défauts réels, mais à des tolérances dimensionnelles pouvant apparaître lors de la fabrication ou de l'usinage. Elles permettent de générer plusieurs versions « saines » de la machine, augmentant ainsi la diversité du dataset sans introduire de perturbations majeures.

Principe de la méthode

La démarche consiste à modifier :

- H_0 et W_0 du stator : hauteur et largeur d'ouverture de l'encoche statorique,
- H_0 et W_0 du rotor : dimensions principales de la cavité accueillant les aimants.

Ces paramètres influencent directement la distribution du flux dans les dents, l'entrefer local et la profondeur d'insertion des aimants, ce qui modifie légèrement les signatures électromagnétiques mesurées (B_{rad} , B_{tan} , T_{em}). L'objectif est de reproduire des machines géométriquement proches mais non identiques, comme dans un processus industriel réel.

Méthode d'injection – Code utilisé

Le code suivant génère automatiquement plusieurs variantes géométriques de la Prius, en conservant un nombre fixe de spires ($N_{\text{tcoil}} = 100$) afin d'isoler uniquement l'effet de la géométrie :

```
1 # Variante géométrique avec Ntcoil constant
2 def create_geo_variant(name, stator_H0, stator_W0, rotor_H0, rotor_W0):
3     gen = Toyota_Prius_Generator(Ntcoil=100)
4
5     stator = gen.create_stator()
6     rotor = gen.create_rotor()
7
8     # Modifications géométriques
9     stator.slot.H0 = stator_H0
10    stator.slot.W0 = stator_W0
11    rotor.hole[0].H0 = rotor_H0
12    rotor.hole[0].W0 = rotor_W0
13
14    machine = MachineIPMSM(
15        name=name,
16        stator=stator,
17        rotor=rotor,
18        shaft=gen.create_shaft())
19
20    return machine
21
22 # Différents types de variantes
23 variants = [
24     ("Toyota_Prius_geom1",      0.0013, 0.0019, 0.0112, 0.0425), # Machine saine 1
25     ("Toyota_Prius_geom2",      0.0015, 0.0021, 0.0118, 0.0445), # Machine saine 2
26     ("Toyota_Prius_geom_def1", 0.0020, 0.0005, 0.0115, 0.0430), # Défaut stator
27 ]
```

Listing 4.8 – Variante géométrique avec N_{tcoil} constant

Description des variantes générées

Les trois configurations obtenues sont les suivantes :

- **Toyota_Prius_geom1** : variation modérée des dimensions statoriques et rotoriq
- ue → machine saine n° 1.

- **Toyota_Prius_geom2** : seconde combinaison géométrique indépendante → machine saine n° 2.
- **Toyota_Prius_geom_def1** : augmentation notable de H_0 et réduction de W_0 côté stator → machine perturbée (début de défaut géométrique).

Ces variantes permettent d'évaluer la sensibilité du modèle aux modifications dimensionnelles locales et d'enrichir la base d'apprentissage avec des machines proches mais non identiques, reproduisant ainsi la variabilité réelle du processus de fabrication.

Scénario simulé :Variation géométrique (défaut statorique)

Méthode d'injection du défaut

La géométrie du stator et du rotor a été modifiée en ajustant les paramètres d'encoche suivants :

- H_{0s} et W_{0s} : hauteur et largeur d'ouverture des encoches statoriques,
- H_{0r} et W_{0r} : dimensions principales des cavités rotorique accueillant les aimants.

Le défaut utilisé est :

```
1 ("Toyota_Prius_geom_def1", 0.0020, 0.0005, 0.0115, 0.043)
```

Ce défaut modifie localement la forme des encoches, déséquilibre local du flux, irrégularités dans l'entrefer, et perturbation du couple.

a. Géométrie modifiée

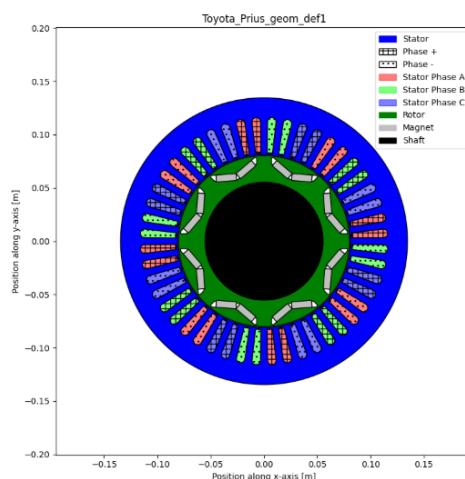


FIGURE 4.34 – Géométrie du modèle Toyota Prius avec défaut géométrique

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.

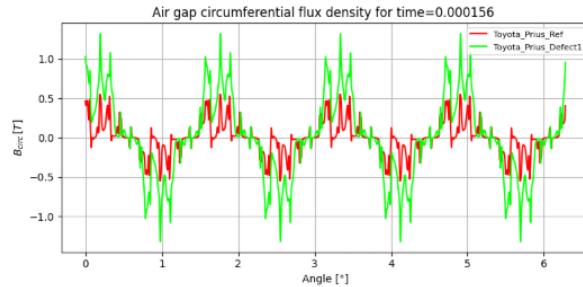


FIGURE 4.35 – Densité de flux dans l'entrefer (instantané, $t = t_0$)

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.

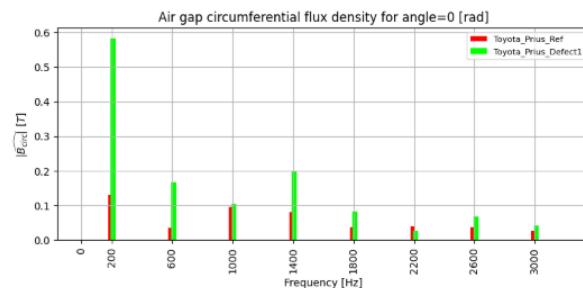


FIGURE 4.36 – Spectre fréquentiel de la densité de flux

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.

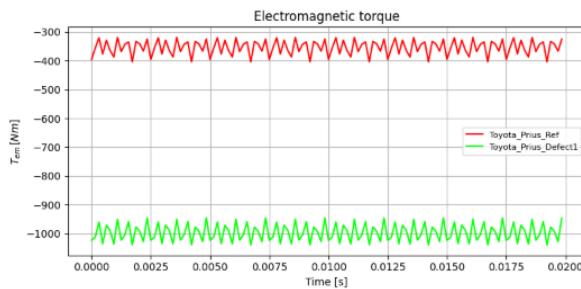


FIGURE 4.37 – Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$

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.

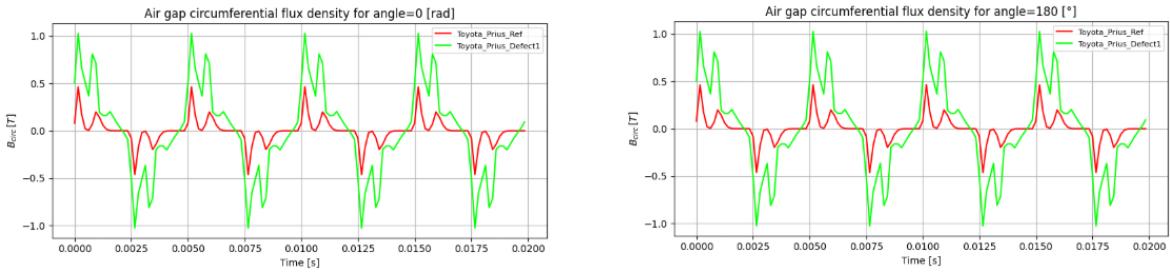


FIGURE 4.38 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

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 du bobinage (défaut de conception – Ntcoil réduit)

Pour générer une nouvelle classe de fonctionnement «anormal» sur la Toyota Prius, nous avons modifié le nombre de spires par encoche du bobinage statorique. Une forte réduction de Ntcoil modélise une machine mal bobinée, incapable de fournir le même niveau de force magnétomotrice que la machine de référence.

Méthode d'injection

Le défaut est injecté en générant une machine avec un Ntcoil très faible :

```

1 # Machine defectueuse (bobinage sous-dimensionné)
2 gen_defect = Toyota_Prius_Generator(Ntcoil=2)
3 machine_def = MachineIPMSM(
4     name="Toyota_Prius_Ntcoil_2",
5     shaft=gen_defect.create_shaft(),
6     rotor=gen_defect.create_rotor(),
7     stator=gen_defect.create_stator()
8 )

```

Listing 4.9 – bobinage sous-dimensionné

Analyse des résultats

a. Géométrie de la machine

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.

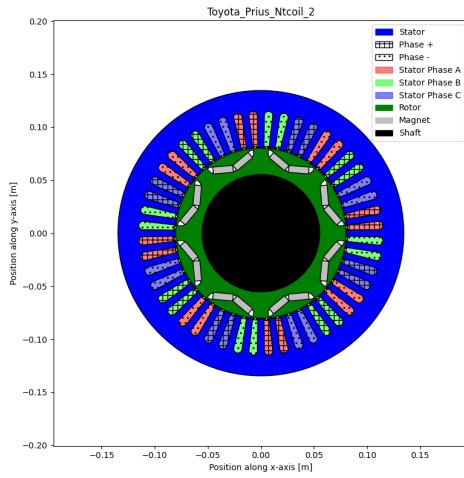


FIGURE 4.39 – Géométrie de la machine Toyota Prius avec $N_{\text{tcoil}} = 2$

b. Densité de flux dans l'entrefer

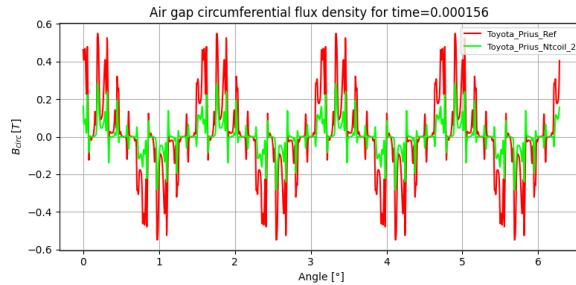


FIGURE 4.40 – Densité de flux $B_\theta(\theta)$ à un instant donné

La courbe du modèle $N_{\text{tcoil}} = 2$ (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 (FMF) fortement réduite, conséquence directe d'un nombre de spires très faible.

c. Analyse fréquentielle du flux

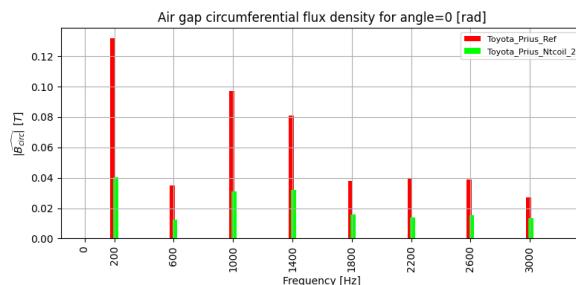


FIGURE 4.41 – Analyse fréquentielle de B_θ

On observe une réduction drastique de toutes les composantes harmoniques. La ma-

gnitude 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 :

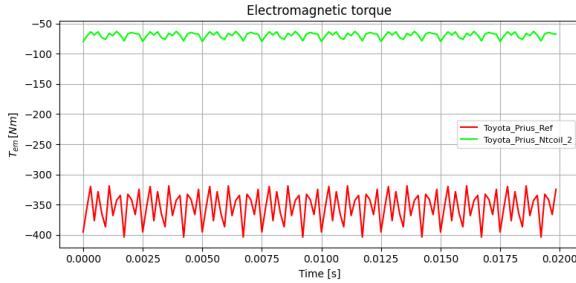


FIGURE 4.42 – Couple électromagnétique $T_{\text{em}}(t)$

- la machine de référence produit un couple moyen d'environ -350 Nm ,
- la variante $\text{Ntcoil} = 2$ 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°

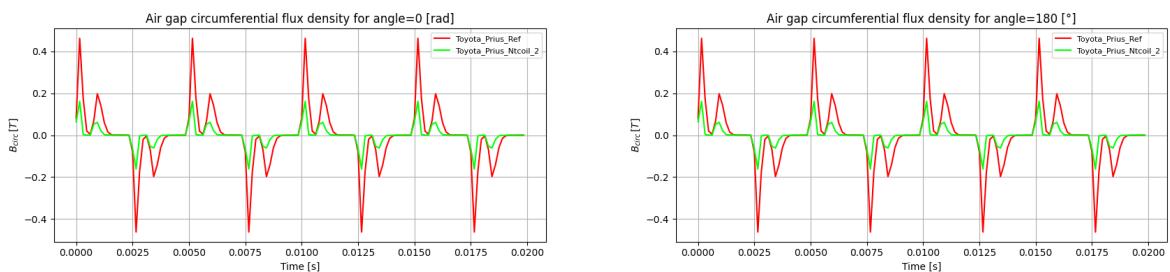


FIGURE 4.43 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

La dynamique temporelle présente :

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

Cela confirme que la machine reste *saine*, mais fortement affaiblie sur le plan électromagnétique.

La variation du nombre de spires se traduit par un affaiblissement clair du flux, une réduction du couple, et une baisse importante du contenu harmonique, ce qui confirme la sensibilité de la machine aux paramètres du bobinage.

3. Variation de l'entrefer

Dans ce scénario, nous étudions l'impact d'une variation contrôlée de l'entrefer entre le stator et le rotor. La démarche consiste à conserver le rotor d'origine et à modifier uniquement le rayon intérieur du stator (R_{int}), de manière à obtenir des entrefers compris entre 0.5 mm et 1.85 mm.

Méthode de génération des variantes

Chaque variante représente une machine saine, mais dont le niveau d'entrefer modifié permet d'observer une sensibilité directe du comportement électromagnétique aux variations géométriques.

```
1 # Rayon ext rieur du rotor
2 Rext_rotor = machine.rotor.Rext
3 print(f"Rext du rotor : {Rext_rotor:.5f} m")
4
5 entrefers_mm = np.linspace(0.5, 1.85, 10) # mm
6 entrefers_m = entrefers_mm / 1000 # m
7
8 from copy import deepcopy
9
10 # Creation et enregistrement de chaque machine modifie
11 for i, entrefer in enumerate(entrefers_m):
12     machine_mod = deepcopy(machine)
13
14     # Modification du rayon int rieur du stator
15     machine_mod.stator.Rint = Rext_rotor + entrefer
16
17     print(f"Machine {i+1} Entrefer = {entrefers_m[i]*1000:.2f} mm Rint = {machine_mod.
    stator.Rint:.5f} m")
```

Listing 4.10 – Variation de l'entrefer

Analyse attendue

L'entrefer constitue un paramètre déterminant dans le comportement des machines électriques. En l'augmentant, on observe les effets suivants :

Flux dans l'entrefer

- Diminution progressive du flux magnétique B ;
- Atténuation des harmoniques d'ordre supérieur;
- Profil angulaire plus lissé.

Couple électromagnétique

- Chute du couple moyen lorsque l'entrefer augmente ;
- Réduction des ondulations de couple en raison d'une liaison magnétique affaiblie.

Effets globaux Un entrefer plus large provoque :

- une diminution de la densité de flux ;
- une baisse de la force magnétomotrice effective ;
- une réduction de la capacité de transfert d'énergie entre stator et rotor.

Ces observations sont pleinement cohérentes avec les lois du circuit magnétique.

Conclusion du scénario : La variation de l'entrefer fournit un ensemble riche de signatures électromagnétiques, permettant d'élargir de manière significative le dataset

4. Variation du logement d'aimant (H0 et W0)

L'objectif de ce scénario est de générer plusieurs variantes géométriques du rotor de la Toyota Prius en modifiant les dimensions du logement d'aimant.

Nous faisons varier deux paramètres clés :

- H0 : hauteur du logement d'aimant
- W0 : largeur du logement d'aimant

Ces deux paramètres contrôlent directement la profondeur et la largeur de l'encoche dans laquelle les aimants IPM sont insérés. **Méthode de génération**

Les valeurs nominales de H0 et W0 sont d'abord récupérées :

```

1 H0_ref = machine.rotor.hole[0].H0
2 W0_ref = machine.rotor.hole[0].W0
3 print(f"Original H0: {H0_ref:.5f} m, W0: {W0_ref:.5f} m")
```

Ensuite, nous appliquons différentes variations proportionnelles :

```

1 H0_factors = linspace(0.7, 1.2, 5) # 70%      120%
2 W0_factors = linspace(0.85, 1.2, 2) # 85%      120%
```

La génération des machines modifiées est ensuite réalisée comme suit :

```

1 count = 0
2 for h_ratio in H0_factors:
3     for w_ratio in W0_factors:
4         machine_mod = deepcopy(machine)
5
6         new_H0 = H0_ref * h_ratio
7         new_W0 = W0_ref * w_ratio
8
9         machine_mod.rotor.hole[0].H0 = new_H0
10        machine_mod.rotor.hole[0].W0 = new_W0
11
12        machine_mod.name = f"Toyota_Prius_H0_{int(h_ratio*100)}p_W0_{int(w_ratio*100)}p"
13        file_name = machine_mod.name + ".json"
14        save(machine_mod, os.path.join(save_dir, file_name))
15
16        print(f" Machine {count+1}: {machine_mod.name}")
17        count += 1
```

Au total, 10 machines sont générées, couvrant une variation réaliste du logement d'aimant tout en garantissant une géométrie stable.

Nature du scénario

Ce scénario correspond à Une **variation géométrique contrôlée**, pas un défaut Modifier H0 et W0 ne reproduit pas un défaut réel observé en industrie, mais :

- modifie la distance aimant–entrefer,
- impacte la réluctance du rotor,
- influence le couplage magnétique.

Effets attendus sur les grandeurs électromagnétiques

Réduction de H0 (70–90 %)

- Aimant plus proche du centre = moins de flux radial.
- Amplitude de couple légèrement réduite.
- Augmentation possible de certaines harmoniques (sensibilité du flux).

Augmentation de H0 (110–120 %)

- Aimant plus profond = meilleur couplage magnétique.
- Flux dans l'entrefer légèrement plus élevé.
- Couple moyen augmenté.

Variation de W0 (85–120 %)

- Largeur plus faible = réduction de la surface active du flux.
- Largeur plus grande = augmentation du flux et du couple.

Analyse géométrique – Variation du logement d'aimants

Bien que les simulations électromagnétiques n'aient pas été effectuées pour certains scénario, 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 (H0) et la largeur (W0) du logement d'aimant à 120 % HO, 85% WO de leurs valeurs nominales.

On observe que :

- La géométrie globale stator–rotor reste parfaitement symétrique : le nombre d'encoches au stator et le nombre de pôles au rotor sont inchangés, ce qui confirme qu'il s'agit toujours d'une machine de type sain.
- Les logements d'aimants du rotor sont visiblement plus profonds et plus larges que dans la géométrie de référence : la zone verte du rotor autour des aimants est légèrement réduite, ce qui traduit une augmentation du volume magnétique

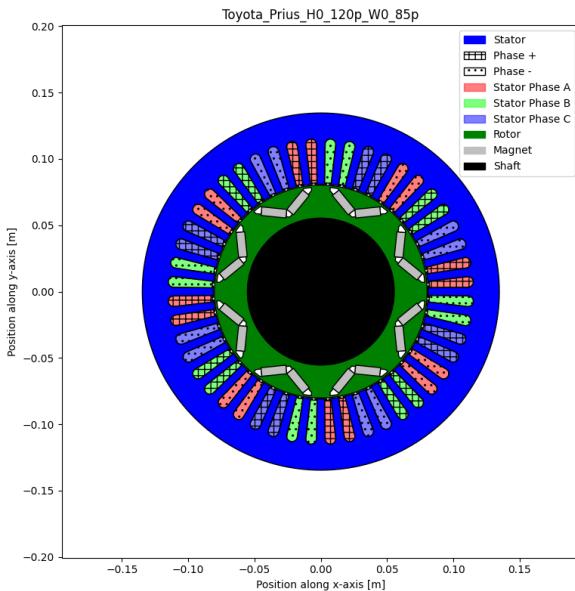


FIGURE 4.44 – Vue transversale de la machine Toyota Prius avec logement d’aimants agrandi ($H_0 = 120\%$, $W_0 = 120\%$)

disponible.

- Les aimants IPM inclinés occupent une surface plus importante, ce qui laisse présager :
 - un couplage magnétique rotor–stator renforcé,
 - un flux dans l’entrefer légèrement plus élevé,
 - et donc une augmentation attendue du couple moyen, au prix d’une possible hausse des pertes magnétiques.

Cette variante $H_0_120p_W0_85p$ correspond donc à une variation géométrique contrôlée du rotor : la machine reste saine, mais sa signature électromagnétique diffère légèrement de celle de la Prius nominale, ce qui permet d’enrichir le jeu de données en « machines saines mais non identiques ».

4. Variations combinées Stator / Rotor + Bobinage (Ntcoil)

Dans cette dernière série de variations, nous générerons un ensemble étendu de machines *Toyota Prius* en modifiant simultanément les paramètres géométriques du stator, du rotor, ainsi que le nombre de spires par bobine (Ntcoil). L’objectif de constituer un jeu de données large, varié et réaliste, comprenant à la fois des machines saines et des machines présentant des défauts géométriques significatifs.

Méthode de génération

Nous définissons des plages de variation réalistes autour des valeurs nominales :

```

1  stator_H0_range = np.linspace(0.0012, 0.0022, 50)
2  stator_W0_range = np.linspace(0.0017, 0.0023, 50)

```

```

3 | rotor_H0_range = np.linspace(0.008, 0.012, 50)
4 | rotor_W0_range = np.linspace(0.03, 0.045, 50)
5 |
6 | ntcoil_list = [7, 10, 12]

```

Puis, nous générerons 100 configurations aléatoires :

- **50 machines saines**, créées en appliquant de faibles variations autour des valeurs nominales ;
- **50 machines défectueuses**, obtenues en imposant des variations extrêmes (trop larges ou trop étroites), reproduisant des défauts tels que :
 - encoches statoriques anormalement larges ou étroites,
 - logements d'aimants rotor trop profonds ou trop petits,
 - changement anormal du nombre de spires (défaut de bobinage).

La logique de génération est illustrée ci-dessous :

```

1 | if i < 50:
2 |     # Machines saines
3 |     H0s = np.random.uniform(0.0013, 0.0017)
4 |     W0s = np.random.uniform(0.0018, 0.0022)
5 |     H0r = np.random.uniform(0.010, 0.012)
6 |     W0r = np.random.uniform(0.040, 0.045)
7 |     base_name = f"Toyota_Prius_healthy_{i+1}"
8 |
9 | else:
10 |     # Machines défectueuses : variations extrêmes
11 |     H0s = np.random.choice([...])
12 |     W0s = np.random.choice([...])
13 |     H0r = np.random.choice([...])
14 |     W0r = np.random.choice([...])
15 |     base_name = f"Toyota_Prius_defect_{i-49}"

```

Chaque machine est générée pour trois valeurs de Ntcoil (7, 10, 12), ce qui multiplie la diversité des configurations :

```

1 | machine = MachineIPMSM(
2 |     name=f"{base_name}_Ntcoil_{ntcoil}",
3 |     stator=stator,
4 |     rotor=rotor,
5 |     shaft=gen.create_shaft()
6 | )

```

Au total :

$$100 \text{ variantes} \times 3 \text{ valeurs de } N_{\text{coil}} = 300 \text{ machines générées}$$

Nature du scénario

Ce scénario représente à la fois :

1. Variations géométriques saines autour des valeurs nominales

2. Défauts géométriques simulés par dépassement des valeurs admissibles :

— **Défauts de stator**

- encoches trop larges → augmentation du flux de fuite
- encoches trop étroites → saturation locale, pertes

— **Défauts de rotor**

- logements d'aimants trop petits → baisse de flux
- logements trop grands → réduction de la rigidité mécanique

— **Défauts de bobinage**

- variations anormales de N_{tcoil} (ex. 7 spires) : équivalent à un défaut de fabrication ou une spire en court-circuit partiel.

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

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 ($N_{tcoil} = 7$), nettement inférieur à la configuration de référence.

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

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

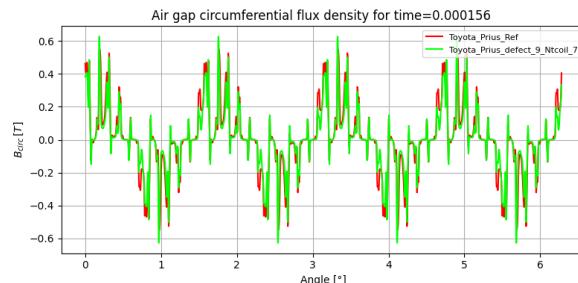


FIGURE 4.45 – Air gap circumferential flux density vs angle

Observations :

- La réduction de N_{tcoil} 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

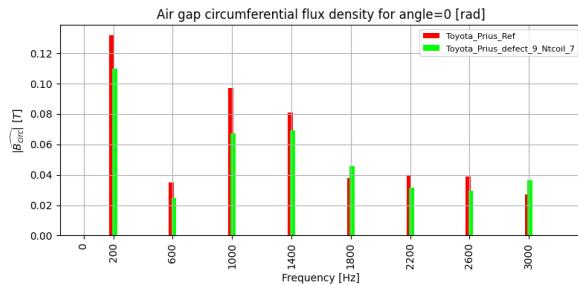


FIGURE 4.46 – Spectre de B_θ le long de l'entrefer

Observation :

- Avec $N_{tcoil} = 7$, 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

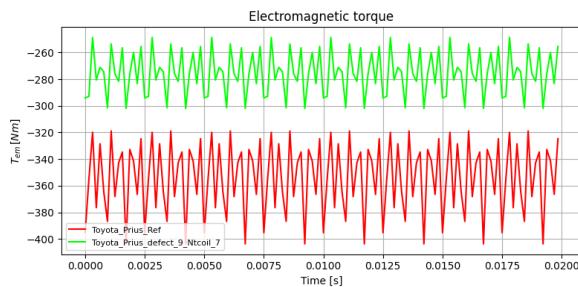


FIGURE 4.47 – Couple électromagnétique

Observation :

Le couple électromagnétique est proportionnel au flux :

$$T \propto \Phi I$$

Ainsi, une réduction du nombre de spires N_{tcoil} 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°

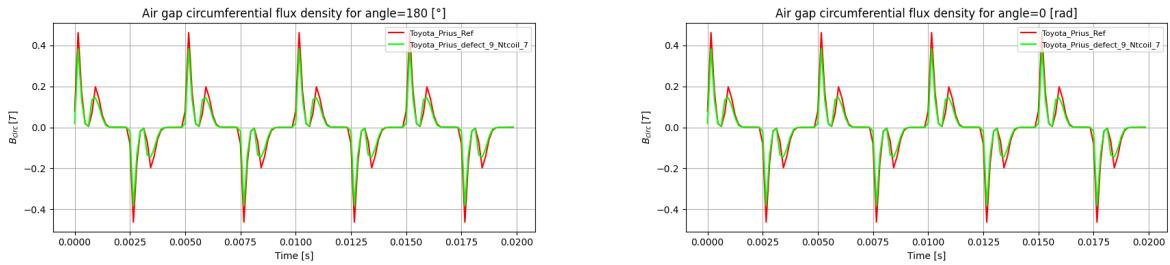


FIGURE 4.48 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

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.

Interpretation :

- À cause du faible Ntcoil, la machine génère un flux beaucoup plus faible.
- Les variations géométriques (H0r, W0r, H0s, W0s 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 magnéti-sante (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 Ntcoil ($N_{\text{tcoil}} = 12$)

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

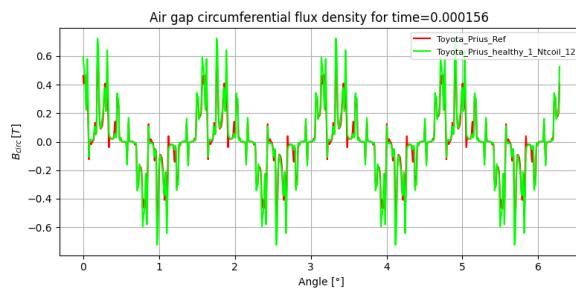


FIGURE 4.49 – Densité de flux circonférentielle dans l'entrefer pour $t = 0.000156$ s

Observation :

La courbe verte ($N_{\text{coil}} = 12$) 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)

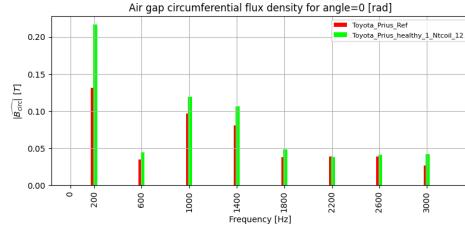


FIGURE 4.50 – Densité de flux dans l'entrefer (circonférentielle) – FFT

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

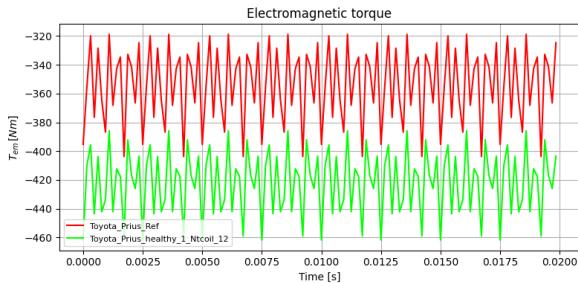


FIGURE 4.51 – Couple électromagnétique

Le couple de la machine avec $N_{\text{coil}} = 12$ (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°

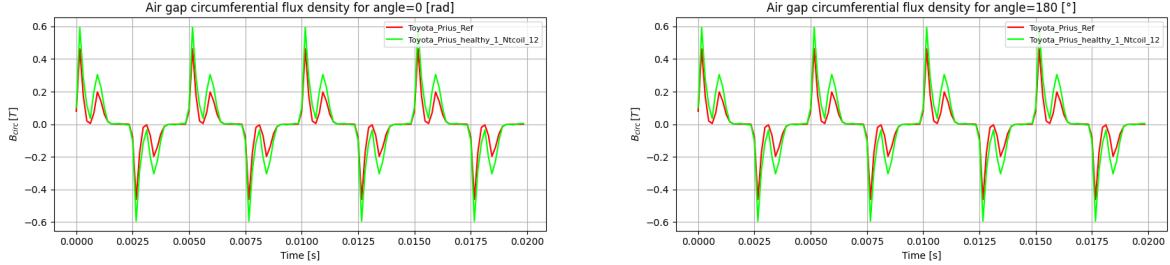


FIGURE 4.52 – Comparaison du flux radial B_{rad} entre 0° et 180°

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 f rence
```

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.

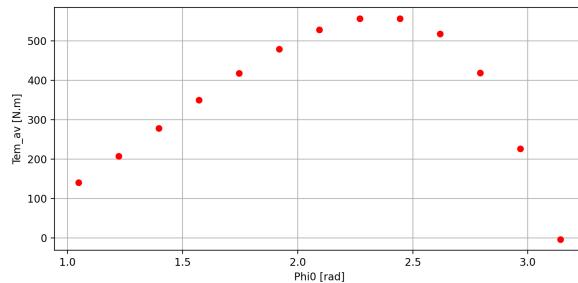


FIGURE 4.53 – T_{em_av} en fonction de Φ_0 – Scatter

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

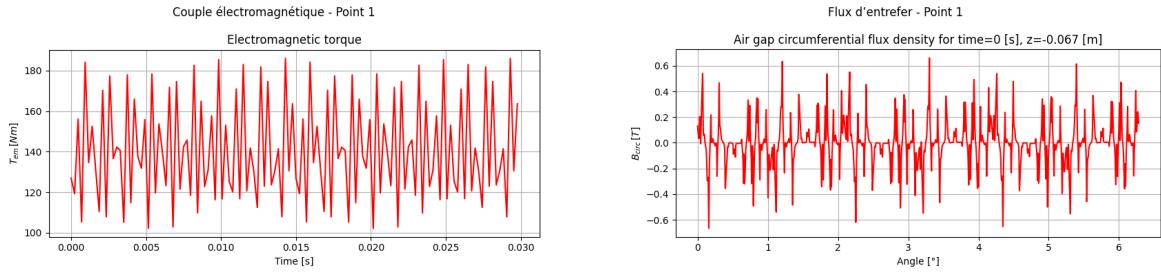


FIGURE 4.54 – Couple électromagnétique et Flux d’entrefer

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.

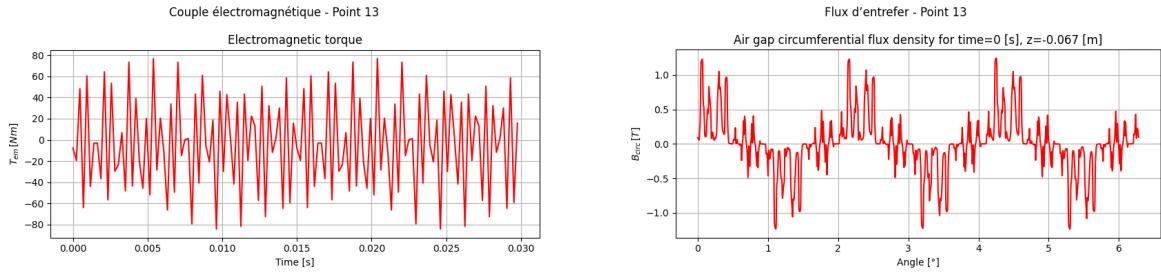


FIGURE 4.55 – Couple électromagnétique et Flux d’entrefer

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'un mini application, qui permet d'analyser le fichier Json de chaque machine simuler. 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_Instant	Vitesse_Rotor	Fréquence_Ele	Courant_Phase	Courant_Phase	Courant_Phase	Champ_Radial	Champ_Tangential	Flux_Enroulement	Flux_Enroulement	Flux_Enroulement	Champ_Hx (A)	Champ_Hy (A)	Permeabilité	Champ_Bx (T)	Champ_By (T)	Potentiel_Vecte
0	0	3000	200	-191.5111108	-43.41204442	234.9231552	-0.472809014	0.131990932	0.011461057	0.13674154	-0.086570662	-0.187274043	-0.003411557				
0.001	3.14159265	3000	200	-219.1816889	-204.45204442	234.9231552	-0.472809014	0.131990932	0.011461057	0.13674154	-0.086570662	-0.187274043	-0.003411557				
0.002	0.628318531	3000	200	-238.4292377	54.10990348	184.3193342	-0.215041227	0.038344517	0.019399323	0.230366533	0.019309323	-49034.5158	-1877.010413	653.6999125	-0.019444812	-0.004160134	
0.003	0.942477796	3000	200	-248.5140846	100.6866725	147.8274121	-0.028876677	0.02436752	0.016805578	0.200496041	0.016805578	-3608.4246	3104.154949	712.9667154	0.050572457	-0.182830822	-0.004555329
0.004	1.256637061	3000	200	-249.0486745	143.3941091	105.6545654	0.112325841	0.018193236	0.107047616	0.008872693	9410.36750	11439.81542	730.5216016	0.188159516	-0.144595071	-0.00414084	
0.005	1.5707956327	3000	200	-240.0124636	180.5990905	59.4214708	0.218086167	0.00971368	-0.006198727	0.073952834	9054.49464	809.9519567	0.232962903	740.1182733	0.12341046	0.154097723	-0.004515525
0.006	1.884955592	3000	200	-221.7527083	210.8478615	109.90484684	0.32580.119	-0.027509666	-0.017882295	36831.15159	7676.980718	677.5878929	0.3027229211	-0.143407456	-0.002619811		
0.007	2.199114858	3000	200	-194.9711206	233.0193673	-38.03084655	0.462845798	-0.064770205	-0.019428714	53427.66552	4547.96706	664.5335048	0.359587894	-0.145134245	-0.001733229		
0.008	2.513274123	3000	200	-160.6969024	246.2019383	-85.50503583	0.604943914	-0.087195419	-0.018025904	72405.56937	3309.82255	736.1876664	0.404138594	-0.134891486	-0.000106913		
0.009	2.827433388	3000	200	-120.2471922	249.5405068	-129.6933145	0.739008954	-0.106510297	-0.012543623	0.149649524	-0.012543623	8711.39107	-257.6834826	725.0336527	0.454042725	-0.137930325	0.001821741
0.01	3.141592654	3000	200	-75.17644988	244.0740018	-168.8975519	0.796992748	-0.123802931	0.000845826	0.010099983	0.000845826	91960.71298	-9205.483448	780.1468663	0.458814181	-0.149979678	0.004094066
0.011	3.455751919	3000	200	-27.21671871	228.8279698	-201.6111515	0.810127759	-0.134031787	0.015578828	0.015578828	97321.87319	-16827.55117	721.7623974	0.467732501	-0.164036736	0.006353173	
0.012	3.769911184	3000	200	21.78893569	204.7880111	-226.5796468	0.82881481	-0.13346426	0.019330324	0.019330324	98934.81797	-20665.90204	636.6315658	0.481335613	-0.175223186	0.008219991	
0.013	4.08407045	3000	200	69.95725351	172.8782639	-342.8355175	0.743676567	-0.13310455	0.018830389	0.224652695	0.018830389	92343.9026	-28215.22751	727.548942	0.436298561	-0.188677369	0.00702119
0.014	4.398229715	3000	200	115.4371533	134.3249021	-249.7620554	0.636176892	-0.133867775	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	90.60950957	-247.0903776	0.557945279	-0.135413279	0.004314444	0.051472724	0.004314444	71817.54726	-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 rotorique 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 réalisables, 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.

4.4 Conclusion

Ce mémoire propose un cadre méthodologique complet pour la génération, la simulation et l’analyse de machines synchrones à aimants permanents (PMSM), avec pour objectif final la constitution d’une base de données structurée dédiée au diagnostic assisté par intelligence artificielle. Le travail s’est appuyé sur une démarche rigoureuse, reproductible et alignée avec les enjeux industriels.

4.4.1 Objectifs et réalisations

L’objectif principal était de développer un environnement capable de :

- générer automatiquement des variantes saines et défectueuses ;
- faire varier de manière contrôlée les paramètres géométriques, magnétiques et de bobinage ;
- introduire différents défauts représentatifs (démagnétisation, excentricité, usinage, court-circuit partiel, etc.) ;
- simuler la machine selon plusieurs points de fonctionnement ;
- exporter des séries temporelles exploitables pour l’apprentissage automatique.

Ces objectifs ont été atteints sur les architectures Tesla Model 3 et Toyota Prius, grâce à l'intégration Pyleecan–FEMM et à une automatisation avancée sous Python.

4.4.2 Principaux résultats obtenus

Les travaux ont permis :

- de générer un ensemble large et cohérent de variantes simulées ;
- de balayer 13 points de fonctionnement pour la Tesla Model 3 et d'analyser l'évolution du couple, du flux et des courants en fonction de l'angle Φ_0 ;
- d'obtenir des séries temporelles et spectrales directement utilisables pour le futur modèle de diagnostic ;
- de valider la cohérence du modèle en comparaison avec la référence [28] ;
- d'identifier les effets caractéristiques de chaque défaut sur les grandeurs électromagnétiques.

Ces résultats constituent une base solide pour les travaux d'apprentissage supervisé à venir.

4.4.3 Contributions et implications

Les contributions majeures se déclinent en quatre axes :

1. **Méthodologique** : mise en place d'un pipeline complet et reproductible pour la génération, la simulation multi-défauts et la structuration des données.
2. **Technique** : développement d'outils Python automatisant la création de variantes géométriques, magnétiques et de bobinage.
3. **Scientifique** : production d'un dataset diversifié, essentiel pour entraîner des modèles de diagnostic robustes.
4. **Machine learning** : fourniture de données exploitables pour la classification des défauts, la détection précoce, la régression du niveau de dégradation et l'analyse fréquentielle.

Ainsi, ce travail établit un lien direct entre modélisation électromagnétique et intelligence artificielle.

4.4.4 Perspectives d'amélioration

Plusieurs pistes peuvent être envisagées pour renforcer l'apport de ces simulations dans un contexte d'apprentissage automatique :

- **Enrichissement du jeu de données** : simuler davantage de défauts réalistes (court-circuit de spires, décollement d'aimants, excentricité dynamique, défauts

de capteurs), multiplier les niveaux de charge et les vitesses, et étendre les scénarios à plusieurs tranches axiales ou à des modèles 3D simplifiés ;

- **Augmentation de la variabilité** : introduire des perturbations contrôlées (bruit sur les mesures, dispersion de matériaux, petites variations géométriques) afin d'augmenter la robustesse des modèles de ML vis-à-vis des données réelles ;
- **Optimisation de la chaîne de simulation** : exploiter plus systématiquement les fonctionnalités de type VarLoadCurrent, la réutilisation du modèle FEMM et le calcul parallèle pour générer des centaines de séries temporelles supplémentaires à coût raisonnable.
- **Renforcement des capacités de calcul (HPC/HOPC)** : Plusieurs simulations n'ont pas pu être réalisées faute de ressources (environnement local, contraintes de temps de calcul de FEMM, limites CPU). L'utilisation d'infrastructures HPC (cluster universitaire, GPU cloud, HOPC) permettrait de paralléliser les calculs, réduire les temps de simulation et générer un dataset plus large et plus varié pour l'apprentissage automatique.
- **Développement du modèle d'IA** : Les données obtenues sont prêtes à alimenter des CNN appliqués aux signaux temporels, des réseaux LSTM/Transformers, des modèles hybrides combinant temporel et fréquentiel ainsi que entraîner des méthodes classiques comme SVM, arbres de décision ou Random Forest.

En définitive, ce travail constitue un socle méthodologique solide pour la génération et l'exploitation de séries temporelles électromagnétiques. Les perspectives identifiées ouvrent la voie à un futur module IA de diagnostic autonome, capable d'apprendre les signatures des défauts, de les détecter en temps réel et d'accompagner la transition vers des machines électriques plus intelligentes et plus fiables.

4.4.5 Limites du travail réalisé

Bien que ce travail ait permis de générer un ensemble riche et cohérent de simulations électromagnétiques, certaines limites doivent être soulignées au regard des objectifs initiaux du stage.

Tout d'abord, la partie consacrée à la mise en œuvre des algorithmes de classification et au pré-entraînement d'un modèle d'apprentissage automatique n'a pas pu être réalisée dans le cadre de ce mémoire. Cette étape, pourtant centrale dans le sujet de stage, nécessite un temps supplémentaire pour structurer les données finales, définir les stratégies de prétraitement, sélectionner les architectures appropriées (CNN,

LSTM, Transformers) et mener à bien la phase d'apprentissage supervisé puis de transfert vers les données réelles. L'essentiel de l'effort a été consacré à la construction d'un pipeline de simulation fiable, reproductible et scientifiquement cohérent, condition indispensable pour garantir la qualité du futur modèle d'IA.

Ensuite, certaines simulations prévues initialement n'ont pas pu être générées en raison de contraintes matérielles et temporelles. La complexité des modèles, le coût de calcul de FEMM et l'absence d'infrastructure HPC ont limité la variété des scénarios possibles, notamment en ce qui concerne les variations de vitesse, les rampes de charge, les défauts dynamiques ou les modèles 3D simplifiés. Ces limitations impactent la taille finale du dataset et, par conséquent, la capacité du pipeline à couvrir l'ensemble de la diversité rencontrée dans les alternateurs du parc EDF.

Enfin, faute d'accès aux données expérimentales des machines réelles pendant la période du stage, aucune comparaison directe entre données simulées et données industrielles n'a pu être effectuée. De même, la généralisabilité inter-machines un enjeu important du sujet n'a pu être évaluée qu'au niveau des modèles simulés (Toyota Prius et Tesla Model 3), sans validation sur un parc réel.

Malgré ces limites, le travail accompli constitue une base solide et immédiatement exploitable pour la suite du projet : pré-entraînement de réseaux neuronaux, apprentissage par transfert, et intégration des données EDF dans un cadre complet de diagnostic intelligent.

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, Y. Zhou, and J. Li, “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] A. H. Bonnett and G. C. Soukup, *Fault Diagnosis of Electrical Machines : A Handbook*. CRC Press, 2018, contains sections on parametric fault simulation and electromagnetic signature analysis. [Online]. Available : <https://www.routledge.com/Fault-Diagnosis-of-Electrical-Machines-A-Handbook/Bonnett-Soukup/p/book/9781138098284>
- [5] J. Penman, H. Sedding, B. Lloyd, and F. Fogg, *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://digital-library.theiet.org/content/books/po/pbpo136e>
- [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] N. précisé, “Diagnostic des machines électriques par l’analyse du champ magnétique de fuite : Application à l’identification de défauts rotoriques d’un alternateur à vide,” –, 2016, article en français accessible via ResearchGate, analyse du champ magnétique de fuite pour diagnostique. [Online]. Available : https://www.researchgate.net/publication/30518881_Diagnostic_des_machines_lectriques_par_l'analyse_du_champ_magntique_de_fuite_Application_a_l'identification_de_defautsRotoriques_d'un_alternateur_a_vide
- [17] M. S. Bentrad, L. Hamida, and K. Belarbi, “Gnn-ase : Graph-based anomaly detection and severity estimation in three-phase induction machines,” *arXiv preprint*, 2025. [Online]. Available : <https://arxiv.org/abs/2503.07129>
- [18] S. Gawande, R. Mehta, and P. Kulkarni, “Machine learning approaches for fault detection and diagnosis in electrical machines,” *International Journal of Intelligent Systems and Applications*, vol. 16, no. 2, pp. 87–105, 2024. [Online]. Available : <https://www.internationalpubls.com/article/machine-learning-approaches-fault-diagnosis-2024>
- [19] A. Zachariades and M. Xavier, “A review of artificial intelligence techniques in fault diagnosis of electric machines,” *Energies*, vol. 18, no. 4, p. 2157, 2025. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/4/2157>
- [20] 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>
- [21] F. Rossi, G. Lefèvre, and M. Dupont, “Data-driven simulation of traction electrical machines : A modelling strategy for multi-physics dataset generation,” *ResearchGate Preprint*, 2025, preprint available on ResearchGate. [Online]. Available : https://www.researchgate.net/publication/385213204_Data-Driven_Simulation_of_Traction_Electrical_Machines_A_Modelling_Strategy_for_Multi-Physics_Dataset_Generation
- [22] T. Pham, D. Nguyen, and J. Tran, “Ai-based time series modeling for predictive maintenance of electrical rotating machines,” *Energies*, vol. 18, no. 4, p. 1472, 2025. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/4/1472>
- [23] 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 Industrial Electronics*, 2025. [Online]. Available : <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9400000>

tions on Energy Conversion, vol. 39, no. 2, pp. 1812–1825, 2024.

- [24] 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>
- [25] 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>
- [26] A. Svirin, D. Ivanov, and E. Smirnov, “Intelligent algorithms for signature diagnostics of three-phase motors,” *arXiv preprint*, 2024. [Online]. Available : <https://arxiv.org/abs/2409.01422>
- [27] A. Chahmi, “Analyse fréquentielle des défaillances d'une machine électrique asynchrone,” *Revue des Technologies Industrielles / Journal des Machines Électriques et des Systèmes Électriques*, 2014, Étude en français sur l'analyse fréquentielle des séries temporelles de défauts. [Online]. Available : <https://hal.science/hal-01378032/document>
- [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.

4.5 Annexe

4.5.1 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.

Configuration matérielle et système

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

TABLE 4.1 – 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.

Logiciels externes requis

TABLE 4.2 – 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

Bibliothèques Python utilisées

TABLE 4.3 – 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 Pylecan
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

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 Pylecan, 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.