UNIVERSITÉ DE LORRAINE | BIBLIOTHÈQUES UNIVERSITAIRES

AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact bibliothèque : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr
(Cette adresse ne permet pas de contacter les auteurs)

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4
Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10
http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php
http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm

Thèse

Présentée et soutenue publiquement pour l'obtention du titre de

DOCTEUR DE l'UNIVERSITÉ DE LORRAINE

Mention : Automatique, Traitement Du Signal Et Des Images, Génie Informatique

Par **Yazid AAFIF**

Sous la direction de Sofiene DELLAGI et Jérémie SCHUTZ

Développement et optimisation de stratégies intégrées de maintenance pour les éoliennes

Le 17 novembre 2025

À l'université de Lorraine – Metz UFR Mathématique, Informatique, Mécanique

Membres du jury :

Directeurs de thèse :	**S**ofiene **DELLAGI**	Professeur de l'Université de Lorraine, Section CNU 61
	Jérémie **SCHUTZ**	MCF de l'Université de Lorraine, Section CNU 61
	Lahcen **MIFDAL**	Professeur à l'Université Internationale d'Agadir, Section équivalente CNU 61
Rapporteurs :	**Z**ineb **SIMEU-ABAZI**	Professeur des universités, l'Université Grenoble Alpes, Section CNU 61
Président du Jury :	**A**bderrahmane **EL MHAMEDI**	Professeur de l'Université Paris 8, Section CNU 61
Examinateurs :	**A**nis **CHE**LBI	Professeur de l'ESSTT de Tunis, Section CNU 61
	Amal **GOUIAA MTIBAA**	MCF de l'IUT Orléans, Section CNU 61
	Nadia **HAMANI**	Professeure de l'Université de Picardie Jules Verne, Section CNU 61

« Ce n’est pas parce que les choses sont difficiles que nous n’osons pas, c’est parce que nous n’osons pas qu’elles sont difficiles. »

— Sénèque

DÉDICACES

A mes parents,

A ma sœur,

A ma grand-mère

A toute ma famille,

A tous mes collègues de travail,

A tous mes enseignants depuis mes premières années d'études,

A tous ceux qui me sont chers et que j'ai omis de citer.

REMERCIEMENTS

Tout d’abord, je souhaite remercier très vivement la personne sans laquelle tout ceci n’existerait pas. J’exprime en effet toute ma profonde gratitude à Monsieur DELLAGI Sofiene, mon directeur de thèse, qui a accepté la charge de diriger cette thèse. Je lui suis sincèrement reconnaissant pour la confiance qu'il m'a témoignée depuis le début et tout au long de ma thèse, pour son encadrement, ses conseils et ses orientations. J’espère avoir été digne de cette confiance.

Je tiens aussi à remercier sincèrement mon co-directeur de thèse, Monsieur SCHUTZ Jérémie pour son inspiration et son soutien indéfectible tout au long de cette période. Grâce à ses conseils éclairés et à sa disponibilité, j'ai pu surmonter de nombreux obstacles et approfondir mes connaissances dans mon domaine de recherche. Je lui suis profondément reconnaissant pour son implication constante et ses encouragements.

Je souhaite également exprimer ma gratitude à Monsieur MIFDAL Lahcen, mon encadrant de thèse, pour son soutien et ses orientations avisées. Son expertise et sa perspective unique ont grandement enrichi mon travail de recherche. Toujours présent pour répondre à mes questions et me guider. Je lui suis profondément reconnaissant pour son implication et ses encouragements qui m'ont permis d'atteindre cet objectif important dans ma carrière.

Je souhaite aussi exprimer ma profonde gratitude à Monsieur EL MHAMEDI Abderrahman et à Madame HAMANI Nadia pour avoir accepté de faire partie de mon comité de suivi de thèse. Leurs remarques pertinentes et leurs évaluations rigoureuses m'ont permis de voir mon travail avec un regard neuf et constructif. Je souhaite exprimer mes remerciements les plus sincères à Monsieur CHELBI Anis, Madame SIMEU-ABAZI Zineb et Madame GOUIAA MTIBAA Amal pour avoir accepté de faire partie du jury de cette thèse en tant qu’examinateurs. Leurs questions pertinentes, leurs remarques constructives et leur temps précieux me permettra d’enrichi mon travail.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Monsieur BOUSLIKHANE Aziz, président fondateur de l'Université Internationale d'Agadir, pour son soutien constant et ses encouragements, à Madame BENNANI Souad, présidente de l'Université Internationale d'Agadir, pour son soutien et son implication et à M. MAJDOULINE Ilias, vice-président des affaires académiques de l'Université Internationale d'Agadir, pour son leadership et sa vision qui m’ont toujours été une source d'inspiration.

Je souhaite également exprimer ma plus profonde gratitude à mes parents, ainsi qu'à ma sœur qui ont toujours été à mes côtés. Leur soutien constant m'a permis de franchir cette étape dans les meilleures conditions possibles.

Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à mes amis et collègues pour leurs encouragements durant toute cette période. Leur présence m'a été d'un grand réconfort.

RÉSUMÉ

Dans un contexte marqué par le réchauffement climatique, l'épuisement des ressources fossiles et les enjeux croissants de sécurité énergétique, les énergies renouvelables jouent un rôle crucial dans les politiques de transition énergétique. Dans ce contexte, l'énergie éolienne se distingue par son fort potentiel et la maturité de sa technologie. C'est dans ce cadre que s'inscrit cette thèse, qui s'articule autour de l'optimisation des stratégies de maintenance des éoliennes, avec un focus particulier sur les boîtes de vitesses (g*earbox*).

Le premier chapitre présente une revue de littérature sur l'énergie éolienne. Il examine en particulier les stratégies de maintenance *onshore* et *offshore*, décrit les principaux composants des éoliennes et discute les apports récents de l'intelligence artificielle et du traitement des données.

Le deuxième chapitre présente une première stratégie de maintenance préventive basée sur les données de fiabilité (MBF). Dans notre étude, la stratégie proposée repose sur un déclenchement du refroidissement à partir d'un seuil critique, puis introduit une approche par maintenance préventive imparfaite (MPI). Cette dernière est modélisée analytiquement selon deux variantes optimisant respectivement la période de renouvellement et le nombre d'actions de MPI.

Dans le troisième chapitre, une nouvelle stratégie basée sur la conception des éoliennes dans un contexte de reconfiguration est proposée. Deux configurations sont comparées, tantôt avec une seule boîte de vitesses puis avec deux boîtes de vitesses fonctionnant en alternance, à travers des modèles mathématiques visant à minimiser les coûts moyens par unité de temps.

Le quatrième chapitre propose une stratégie de maintenance périodique orientée profit, intégrant différents niveaux d'efficacité via des packages de maintenance, et optimisée à l'aide d'un modèle analytique. Afin de mettre en évidence la robustesse des modèles analytiques développés, des exemples numériques et des études de sensibilité sont présentés.

Enfin, le dernier chapitre présente des solutions à notre problématique par la maintenance prédictive par le biais des outils de l'IA. Plusieurs modèles de *machine learning* sont étudiés et analysés comparativement pour prédire la température de l'huile des boîtes de vitesses à partir de données SCADA. Ce chapitre représente donc une étape préliminaire pour tester la faisabilité de la maintenance prédictive pour ce type de problème.

Une des perspectives de cette thèse sera consacrée aux prises de décisions issues des informations récoltées par les méthodes de *machine learning*.

Mots clés : *Stratégies de maintenance, Maintenance préventive imparfaite, Boîte de vitesses d'éolienne, Machine Learning*

ABSTRACT

In a context marked by climate change, the depletion of fossil resources, and the growing challenges of energy security, renewable energies play a crucial role in energy transition policies. In this context, wind energy stands out due to its strong potential and the maturity of its technology. It is within this framework that this thesis is situated, focusing on the optimization of wind turbine maintenance strategies, with particular emphasis on gearboxes.

The first chapter presents a literature review on wind energy. It specifically examines onshore and offshore maintenance strategies, describes the main components of wind turbines, and discusses recent contributions from artificial intelligence and data processing.

The second chapter presents a first preventive maintenance strategy based on reliability data (MBF). In our study, the proposed strategy relies on triggering cooling from a critical threshold, then introduces an imperfect preventive maintenance (IPM) approach. The latter is analytically modeled according to two variants, respectively optimizing the renewal period and the number of IPM actions.

In the third chapter, a new strategy based on wind turbine design in a reconfiguration context is proposed. Two configurations are compared, one with a single gearbox and the other with two gearboxes operating alternately, through mathematical models aimed at minimizing average costs per unit of time.

The fourth chapter proposes a profit-oriented periodic maintenance strategy, integrating different levels of efficiency via maintenance packages, and optimized using an analytical model. To highlight the robustness of the analytical models developed, numerical examples and sensitivity studies are presented.

Finally, the last chapter presents solutions to our problem through predictive maintenance using AI tools. Several machine learning models are studied and comparatively analyzed to predict gearbox oil temperature from SCADA data. This chapter therefore represents a preliminary step to test the feasibility of predictive maintenance for this type of problem.

One of the perspectives of this thesis will be dedicated to decision-making based on the information collected by machine learning methods.

Keywords: *Maintenance strategies, Imperfect preventive maintenance, Wind turbine gearbox, Machine Learning*

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACES 3
REMERCIEMENTS 4
RÉSUMÉ 6
ABSTRACT 8
LISTE DES FIGURES 16
INTRODUCTION GÉNÉRALE 18
CHAPITRE 1 : STRATÉGIES DE MAINTENANCE DES ÉOLIENNES - ÉVOLUTIONS, TENDANCES ET LIMITES 21
1. INTRODUCTION 22
2. MAINTENANCE – GÉNÉRALITÉS 23
2.1 TYPOLOGIES DE MAINTENANCE 23
2.2 OPTIMISATION DE LA MAINTENANCE 25
3. **INDUSTRIE DES ÉNERGIES ÉOLIENNES** 26
3.2 DÉVELOPPEMENT DES ÉOLIENNES OFFSHORE 31
3.3 ARCHITECTURE FONCTIONNELLE ET DESCRIPTION DES COMPOSANTS PRINCIPAUX D'UNE ÉOLIENNE 33
3.3.1 PALES 34
3.3.2 MOYEU 35
3.3.3 SYSTÈME D'ORIENTATION DES PALES 35
3.3.4 SYSTÈME D'ORIENTATION DE L'ÉOLIENNE 35
3.3.5 MULTIPLICATEUR DE VITESSE (BOÎTE DE VITESSES) 36
3.3.6 TRANSFORMATEUR (BT-MT) 36
4. STRATÉGIES DE MAINTENANCE APPLIQUÉES AUX ÉOLIENNES 36
4.1 APPROCHES PHYSIQUES CIBLÉES SUR LA DÉGRADATION DES PALES 37
4.2 MAINTENANCE PRÉDICTIVE BASÉE SUR LES DONNÉES SCADA 38
4.3 INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET ESTIMATION DE LA DURÉE DE VIE RESTANTE 39
4.4 OPTIMISATION GROUPÉE ET PLANIFICATION MULTI-TURBINES 39

4.5 OPTIMISATION MATHÉMATIQUE DES STRATÉGIES DE MAINTENANCE PRÉDICTIVE ET CORRECTIVE 40
4.6 INTÉGRATION DES CONTRAINTES MÉTÉOROLOGIQUES ET LOGISTIQUES 40
4.7 TECHNOLOGIES ÉMERGENTES POUR LA MAINTENANCE OFFSHORE 41
4.8 TABLEAU DE SYNTHÈSE 41
5. **STRATÉGIES DE MAINTENANCE APPLIQUÉES AUX BOÎTES DE VITESSES DES ÉOLIENES** 46
5.1 MODÉLISATION MATHÉMATIQUE POUR LA PLANIFICATION OPTIMISÉE DE LA MAINTENANCE 47
5.2 DÉTECTION D'ANOMALIES BASÉE SUR LES DONNÉES SCADA ET THERMIQUES 49
5.3 APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE ET SURVEILLANCE VIBRATOIRE 50
5.4 ARCHITECTURES AVANCÉES POUR DONNÉES INCOMPLÈTES ET SÉQUENTIELLES 52
5.5 TABLEAU DE SYNTHESE 53
6. POSITIONNEMENT DE LA THÈSE 57
7. PROBLÉMATIQUE DE LA THÈSE 58
8. CONCLUSION 60
CHAPITRE 2 : OPTIMISATION ET DÉVELOPPEMENT DE STRATÉGIES OPTIMALES DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE POUR LES BOÎTES DE VITESSES D'ÉOLIENNES : ANALYSE COMPARATIVE ENTRE REFROIDISSEMENT CORRECTIF ET MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE. 61
1. INTRODUCTION 62
2. STRATÉGIE OPTIMALE DE RENOUVELLEMENT 63
2.1 DESCRIPTION 63
2.2 MODÈLE ANALYTIQUE 63
2.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE POUR LA STRATÉGIE DE RENOUVELLEMENT 65
3. STRATÉGIE PROPOSÉE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE 69
3.1 DESCRIPTION 69
3.2 MODÈLE ANALYTIQUE 70
3.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE POUR LA STRATÉGIE PROPOSÉE : 74
3.4 ETUDE DE SENSIBILITE 76

4. ANALYSE COMPARATIVE DES DEUX APPROCHES 84

5. CONCLUSION 86

CHAPITRE 3 : OPTIMISATION DES STRATÉGIES DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE POUR LES BOÎTES DE VITESSES D'ÉOLIENNES : ETUDE COMPARATIVE ENTRE CONFIGURATIONS À UNE ET À DEUX BOÎTES DE VITESSES. 88

1. INTRODUCTION 89

2. STRATÉGIE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE AVEC UNE SEULE BOÎTE DE VITESSES 90

2.1 DESCRIPTION 90

2.2 MODÈLE ANALYTIQUE 91

2.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE 97

3. STRATÉGIE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE AVEC DEUX BOÎTES DE VITESSES FONCTIONNANT EN ALTERNANCE 98

3.1 DESCRIPTION 98

3.2 MODÈLE ANALYTIQUE 98

3.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE 106

3.4 ETUDE DE SENSIBILITE 107

4. COMPARAISON DES DEUX STRATÉGIES 111

CHAPITRE 4 : OPTIMISATION D'UNE STRATÉGIE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE PÉRIODIQUE BASÉE SUR DES PACKAGES DE MAINTENANCE POUR MAXIMISER LA RENTABILITÉ DES ÉOLIENNES : APPLICATION À UN PARC ÉOLIEN AU SUD DU MAROC 114

1. INTRODUCTION 115

2. STRATÉGIE DE MAINTENANCE PERIODIQUE AVEC PLUSISEURS PACKAGES 116

2.1 DESCRIPTION 116

2.2 MODÈLE ANALYTIQUE 117

2.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE 124

2.4 ETUDE DE SENSIBILITE 128

3. CONCLUSION 135

CHAPITRE 5 : ANALYSE COMPARATIVE DES MODELES DE PRÉDICTION DE LA TEMPERATURE DE L'HUILE DES BOÎTES DE VITESSES DES EOLIENNES 136

1. INTRODUCTION 137
2. DESCRIPTION ET PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES 138
2.1 DESCRIPTION 138
2.2 TRAITEMENT DES DONNÉES MANQUANTES 139
2.3 SÉLECTION DES VARIABLES 140
3. MODÈLES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE POUR LA PRÉDICTION DE TEMPÉRATURE 145
3.1 MÉTRIQUES D'ÉVALUATION 145
3.1.1 COEFFICIENT DE DÉTERMINATION R^2: 145
3.1.2 ERREUR QUADRATIQUE MOYENNE RACINE (RMSE) : 146
3.1.3 ERREUR ABSOLUE MOYENNE (MAE) : 146
3.2 MODÈLE DE RÉGRESSION LINÉAIRE 147
3.2.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE : 147
3.2.2 APPLICATION DU MODÈLE : 147
3.3 SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR) 148
3.3.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE : 148
3.3.2 APPLICATION DU MODÈLE : 149
3.4 FORÊT ALÉATOIRE (RANDOM FOREST REGRESSION) 150
3.4.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE : 150
3.4.2 APPLICATION DU MODÈLE : 151
3.5 RÉGRESSION PAR XGBOOST 152
3.5.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE : 152
3.5.2 APPLICATION DU MODÈLE : 152
4. ANALYSE COMPARATIVE DES MODÈLES 153
5. CONCLUSION 155
CONCLUSION GÉNÉRALE 157
REFERENCE 159

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1. Comparaison des stratégies de maintenance appliquées aux éoliennes 42
Tableau 2. Comparaison des stratégies de maintenance appliquées aux boites de vitesse des éoliennes 53
Tableau 3. Notation 65
Tableau 4. Exemple numérique de la stratégie de renouvellement. 66
Tableau 5. Données numériques concernant la période de préparation P pour le renouvellement. 67
Tableau 6. Données numériques concernant les coûts logistiques. 68
Tableau 7. Période de renouvellement optimale obtenue et coût total moyen minimal par unité de temps correspondant. 68
Tableau 8. Notation 70
Tableau 9. Exemple numérique de la stratégie proposée 75
Tableau 10. Coût Clog correspondant à P. 75
Tableau 11. Stratégie de MP optimale obtenue avec le coût total minimal attendu par unité de temps correspondante 75
Tableau 12. Effet de la variation du paramètre de forme β. 77
Tableau 13. Effet de la variation de Ccl. 78
Tableau 14. Effet de la variation du coût de renouvellement Cren. 79
Tableau 15. Effet de la variation de Rl 81
Tableau 16. Effet de la variation de δ 82
Tableau 17. Comparaison des résultats des deux stratégies 84
Tableau 18. Nouvelle comparaison des deux stratégies 86
Tableau 19. Notation. 91
Tableau 20. Données numériques d'entrée. 97
Tableau 21. Intervalle optimal de maintenance préventive T1* obtenu avec le coût total minimum correspondant par unité de temps. 97
Tableau 22. Notation. 99
Tableau 23. Données numériques d'entrée. 106
Tableau 24. Résultats de la deuxième stratégie 107
Tableau 25. Effet de la variation du coût de l'action de maintenance préventive ($CMPI_2$). 107
Tableau 26. Effet de la variation de la valeur de perte de production par heure, CP (€/heure). . 109
Tableau 27. Effet de la variation de la fiabilité de la boîte de vitesses (paramètre de forme de la distribution de Weibull) 110
Tableau 28. Comparaison des deux stratégies 112
Tableau 29. Nomenclature. 117
Tableau 30. Données numériques d'entrée. 126
Tableau 31. Niveaux de MPI m_k, facteurs d'efficacité $\delta(m_k)$ et coûts C_k. 127
Tableau 32. Combinaison optimale pour les actions de MPI 127
Tableau 33. Periode optimale de MPI 128

Tableau 34. Effet de la variation de la fiabilité de l'éolienne à travers la variation du paramètre d'échelle μ de la distribution de Weibull. 129
Tableau 35. Effet de la variation du coût moyen d'une réparation minimale Crep 131
Tableau 36. Effet de la variation du prix unitaire de vente de l'électricité Pelec 134
Tableau 37. Données brutes collectées par le système SCADA 140
Tableau 38. Valeurs de corrélations entre chaque paire de variables 142
Tableau 39. Jeu de donnée final utiliser dans l'élaboration du modèle de prédiction. 144
Tableau 40. Résultats des performances du modèle de régression linéaire 147
Tableau 41. Résultats des performances du modèle Support Vector Regression 149
Tableau 42. Résultats des performances du modèle Random Forest Regression 151
Tableau 43. Résultats des performances du modèle XGBoost 152

LISTE DES FIGURES

Figure 1. Équilibre maintenance corrective / maintenance préventive 25
Figure 2. Jalons historiques dans le développement de l'industrie éolienne (IRENA, 2022) 26
Figure 3. Évolution de la capacité électrique installée en énergie éolienne (2012–2023) (IRENA, 2025) 28
Figure 4. Évolution des investissements mondiaux dans l'énergie éolienne (2013–2022) (IRENA, 2025) 28
Figure 5. Projections mondiales des ajouts annuels d'éolien onshore jusqu'en 2050 (IRENA, 2022) 30
Figure 6. Évolution mondiale de la capacité éolienne onshore installée : comparatif régional 2018–2050 (IRENA, 2022) 31
Figure 7. Évolution mondiale de la capacité éolienne offshore installée : comparatif régional 2018–2050 (IRENA, 2022) 32
Figure 8. Projections mondiales des ajouts annuels d'éolien offshore jusqu'en 2050 (IRENA, 2022) 33
Figure 9. Schéma fonctionnel d'une éolienne illustrant les principaux composants mécaniques et électrotechniques (source : www.connaissancedesenergies.org). 34
Figure 10. Vue schématique d'une éolienne mettant en évidence la pale 35
Figure 11. CTM en fonction de la période de renouvellement T. 69
Figure 12. Évolution du taux de défaillance - Cycle complet de renouvellement. 71
Figure 13. Effet de la variation du paramètre de forme β. 77
Figure 14. Effet de la variation de Ccl. 79
Figure 15. Effet de la variation du coût de renouvellement Cren. 80
Figure 16. Effet de la variation de Rl. 82
Figure 17. Effet de la variation de δ. 83
Figure 18. Comparaison des résultats des deux stratégies 85
Figure 19. Effet des actions de MPI sur le taux de défaillance de la boîte de vitesses. 93
Figure 20. Effet des actions de maintenance préventive imparfaites (MPI) sur les taux de défaillance de chaque boîte de vitesses. 100
Figure 21. Effet de la variation du coût de l'action de maintenance préventive ($CMPI_2$). 108
Figure 22. Effet de la variation de la valeur de perte de production par heure, CP (€/heure). ... 109
Figure 23. Effet de la variation de β sur le nombre moyen de surchauffes par semaine. 110
Figure 24. Effet de la variation de β sur la période de commutation p.* 111
Figure 25. Comparaison des deux stratégies 112
Figure 26. Courbe typique de puissance de l'éolienne étudiée 122
Figure 27. Modèle proposé pour l'analyse et la prévision des données éoliennes 138
Figure 28. Matrice de corrélation correspondante au données collectées. 141
Figure 29. Matrice de dispersion les paramètres sélectionnés. 143
Figure 30. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec LR pour les 500 premières observations 148

Figure 31. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec SVR pour les 500 premières observations..... 149
Figure 32. Diagramme de la méthode forêt aléatoire (Iannace et al., 2019)..... 150
Figure 33. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec RF pour les 500 premières observations 151
Figure 34. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec XGBoost pour les 500 premières observations..... 153
Figure 35. Analyse comparative des performances des modèles..... 154

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans un contexte menacé par le réchauffement climatique, la finitude des réserves de combustibles fossiles et les préoccupations croissantes en matière de sécurité énergétique, les énergies renouvelables occupent désormais une place centrale dans les stratégies de transition énergétique à travers le monde. Cette transition requiert des sources d'énergie à la fois fiables et viables, en vue de minimiser l'empreinte énergétique. Parmi ces énergies renouvelables, on retrouve l'énergie éolienne qui se démarque par son fort potentiel de développement et par la solidité de sa technologie.

En 2023, la capacité éolienne installée à l'échelle mondiale aura dépassé un million de mégawatts (IRENA, 2025). Cette expansion dynamique découle d'un financement considérable, de politiques engagées et d'avancées techniques. Néanmoins, l'exploitation des parcs éoliens se heurte encore à de nombreux défis. Les objectifs de production peuvent être compromis par des arrêts imprévus dus au vieillissement du matériel. L'efficacité des parcs éoliens est également influencée par les incidents techniques et les périodes de maintenance qui engendrent des arrêts prolongés. Dans ce cadre, l'amélioration des stratégies de maintenance, en particulier pour des composants clés comme les boîtes de vitesses, représente un défi crucial afin d'assurer la fiabilité et l'efficacité économique des installations sur toute leur durée de vie.

Cette thèse s'inscrit dans une démarche d'amélioration continue, proposant une étude approfondie et novatrice des stratégies de maintenance pour les éoliennes, en mettant l'accent sur les boîtes de vitesses. L'objectif de ce travail est donc de contribuer au développement de méthodes avancées, à la fois préventives et prédictives, permettant d'optimiser les interventions de maintenance tout en réduisant les arrêts non planifiés, les coûts associés et les risques de défaillances catastrophiques. Pour ce faire, la thèse mobilise des approches variées allant de la modélisation stochastique à l'analyse des données SCADA, en passant par l'intelligence artificielle et les techniques hybrides de traitement des données.

Le manuscrit est organisé selon une logique progressive permettant d'exposer clairement les fondements théoriques, les méthodologies employées et les résultats obtenus. Il se décompose comme suit :

Le premier chapitre propose une revue de la littérature portant sur l'évolution historique, technologique et économique du secteur éolien. Il présente également la structure d'une éolienne moderne à travers ses principaux sous-systèmes. Ce chapitre s'achève par une synthèse des principales stratégies de maintenance actuellement mises en œuvre dans le secteur. Cette étude bibliographique permet de positionner notre travail par rapport aux travaux de recherche existants et de clarifier la problématique traitée. Nous détaillons ensuite les objectifs scientifiques et opérationnels de notre recherche.

Dans le chapitre suivant, une première stratégie de maintenance, basée sur un refroidissement déclenché à un seuil critique de température, est étudiée. Face à ses limites, une nouvelle approche introduisant des actions de maintenance préventive imparfaites est développée. Deux modèles analytiques sont alors construits pour optimiser respectivement la période de renouvellement et le nombre optimal d'actions de maintenance préventive imparfaites (MPI). Une comparaison économique entre les deux stratégies est réalisée afin de guider les décisions de maintenance selon les contraintes du parc éolien étudié.

Dans le troisième chapitre, deux configurations sont modélisées et comparées. Une première, avec une seule boîte de vitesses et des MPI périodiques, et une seconde, avec deux boîtes de vitesses fonctionnant en alternance, également soumises à des MPI périodiques mais synchronisées. Les modèles sont appliqués au même parc éolien et validé par un exemple numérique accompagné d'études de sensibilité, démontrant l'efficacité de notre approche.

Dans le quatrième chapitre, une nouvelle stratégie de maintenance adaptative est développée. Cette dernière est fondée sur l'âge virtuel de la turbine et son état de dégradation. Plutôt que de répéter une action identique à intervalles réguliers, la maintenance est ici choisie à chaque cycle parmi un ensemble de packages de maintenance préventive, chacun correspondant à un niveau d'efficacité et à un coût donné. L'objectif est de maximiser la rentabilité sur l'ensemble du cycle de vie de la turbine.

Le cinquième et dernier chapitre de cette thèse propose un outil de prédiction pour la température de l'huile des boites de vitesses des éoliennes à partir des températures des roulements avant et arrière. De plus, une analyse des données extraites du système SCADA est présentée, mettant en évidence la structure des données et la relation entre les différentes variables choisies.

En combinant modélisation mathématique, analyse économique et application concrète à un parc éolien situé au sud du Maroc, cette thèse vise à apporter des contributions originales et opérationnelles à la fois à la communauté scientifique et aux acteurs industriels du secteur éolien.

CHAPITRE 1 : STRATÉGIES DE MAINTENANCE DES ÉOLIENNES - ÉVOLUTIONS, TENDANCES ET LIMITES

Dans ce chapitre, une revue des connaissances actuelles est dressée sur l'énergie éolienne, ainsi que sur les stratégies de maintenance associées aux éoliennes terrestres et offshore. Dans un premier temps, nous allons présenter une vue d'ensemble détaillée de la progression de l'industrie éolienne, en mettant l'accent sur les forces technologiques, économiques et géographiques qui ont guidé son expansion. Ce chapitre comprend une description détaillée des principaux composants d'une éolienne, dans le but de mieux saisir les enjeux liés à leur conception, leur fonctionnement et leur entretien. Dans un second temps, une revue des stratégies de maintenance est effectuée. Les progrès récents en matière d'intelligence artificielle et de traitement des données sont également analysés. Cette revue nous aidera à identifier les courants principaux et les limites des travaux existants, constituant ainsi la base du positionnement innovant de cette thèse. Cette dernière se focalise sur l'amélioration des stratégies de maintenance et l'optimisation de la rentabilité des fermes éoliennes.

1. INTRODUCTION

Les énergies renouvelables sont d'une importance capitale pour la transition énergétique qui s'annonce. C'est dans ce cadre que l'énergie éolienne est devenue un levier majeur de la production d'électricité sans émissions de carbone. Le secteur éolien, en effet, a connu un développement rapide au cours des vingt dernières années grâce aux engagements politiques en faveur du climat, à la diminution des ressources fossiles et aux enjeux de sécurité énergétique.

La quantité d'énergie produite par les installations éoliennes, tant onshore qu'offshore, augmente chaque année, soutenues par des investissements massifs et des avancées technologiques constantes. En 2023, la capacité mondiale de production d'énergie éolienne a atteint près d'un million de mégawatts (IRENA, 2025). Ainsi, l'énergie éolienne est désormais considérée comme un élément clé des politiques énergétiques à l'échelle mondiale dans les décisions prises par différents pays pour réussir leur transition énergétique.

La maximisation du rendement énergétique éolien devient un enjeu stratégique pour garantir leur rentabilité sur l'ensemble de leur cycle de vie. L'entretien des composants critiques, la prévention des défaillances et la réduction des temps d'arrêt sont actuellement des facteurs clés pour améliorer l'efficacité des parcs éoliens, notamment dans les environnements offshore, caractérisés par des coûts d'intervention élevés.

L'objectif de ce chapitre est de fournir une revue de la littérature rigoureuse et structurée sur les technologies éoliennes ainsi que les stratégies de maintenance qui leur sont associées. Il est structuré autour de trois axes complémentaires. Le premier revient sur l'évolution historique, technologique et économique de l'industrie éolienne, en distinguant les spécificités du développement onshore et offshore, les dynamiques régionales, ainsi que les perspectives à l'horizon 2050. Le deuxième axe de ce chapitre présente la structure fonctionnelle d'une éolienne moderne, en détaillant ses principaux sous-systèmes. Pour finir, le troisième axe présente un récapitulatif des approches de maintenance existantes. Cet axe est basé sur des articles scientifiques récents, qui montrent l'importance des technologies émergentes. Une attention particulière est portée aux stratégies appliquées aux boîtes de vitesses en raison de leur rôle central dans la chaîne de conversion d'énergie et leur impact direct sur les coûts de maintenance imprévus.

Cette analyse a permis de dégager les tendances majeures, les avancées les plus prometteuses, ainsi que les limites encore peu étudiées dans la littérature actuelle. Ces constats constitueront la base permettant de justifier l'approche méthodologique choisie dans cette thèse, qui vise à élaborer des stratégies de maintenance qui soient à la fois robustes, économiquement viables, et adaptées aux contraintes opérationnelles particulières des parcs éoliens situés dans des environnements isolés ou semi-désertiques.

2. MAINTENANCE – GÉNÉRALITÉS

La norme AFNOR X 60-010 définit la maintenance comme « l'ensemble des actions permettant de maintenir ou de rétablir un bien dans un état spécifié ou en mesure d'assurer un service déterminé ».

La maintenance consiste alors à réaliser diverses opérations (telles que le dépannage, le graissage, les visites, les réparations, les améliorations, etc.) afin de préserver les capacités de l'équipement, garantissant ainsi la continuité et la qualité de la production. Une maintenance efficace garantit la réalisation de ces opérations à un coût global optimisé au regard des principaux objectifs de la maintenance qui, sans être exhaustif, consistent à garantir la durabilité des systèmes de production, réduire les incidents imprévus, assurer la qualité requise par les clients, minimiser les coûts liés à la révision et à la remise en état opérationnelle.

Les missions de la maintenance peuvent être regroupées suivant trois aspects interdépendants. D'un point de vue technique, la maintenance augmente la durée de vie et la disponibilité des équipements, ce qui, sur le plan économique, contribue à diminuer les coûts de production et le coût total de possession des équipements. Cette fiabilité accrue des équipements améliore également, d'un point de vue social, la qualité du travail et réduit le nombre d'incidents imprévus, limitant ainsi le risque d'accidents. Ainsi, une stratégie de maintenance bien conçue génère un cercle vertueux entre performance technique, rentabilité économique et bien-être des opérateurs.

2.1 TYPOLOGIES DE MAINTENANCE

Pour mieux rentabiliser les équipements, il faut choisir une stratégie adéquate de maintenance.

Ainsi, au sein du service de maintenance, deux politiques de maintenance sont généralement déployées : la maintenance préventive (MP) et la maintenance corrective (MC).

Selon la norme « EN NF 13306 X60-319 », la maintenance préventive est définie comme une maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits, destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien. La maintenance corrective, quant à elle, est exécutée après détection d'une panne et vise à remettre un bien dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise. Cette dernière comprend la localisation de la panne, son diagnostic, la réparation et le contrôle du bon fonctionnement après intervention. La maintenance préventive se décline en trois types : systématique (basée sur des intervalles prédéfinis), conditionnelle (basée sur la surveillance de paramètres) et prévisionnelle (basée sur l'analyse de l'évolution des paramètres). La maintenance corrective se compose quant à elle de la maintenance palliative (dépannage à caractère provisoire) et de la maintenance curative (réparation à caractère définitif).

Chacune de ces maintenances est décrite plus précisément dans la norme « NF EN 13306 X 60-319 » :

- Maintenance corrective palliative : « *Actions physiques exécutées pour permettre à un bien en panne d'accomplir sa fonction requise pendant une durée limitée jusqu'à ce que la réparation soit exécutée* ».
- Maintenance corrective curative *:* « *Actions physiques exécutées pour rétablir la fonction requise d'un bien en panne* ».
- Maintenance préventive systématique *:* « *Maintenance préventive exécutée à des intervalles de temps préétablis ou selon un nombre défini d'unités d'usage mais sans contrôle préalable de l'état du bien* ».
- Maintenance préventive conditionnelle *:* « *Maintenance préventive basée sur une surveillance du fonctionnement du bien et/ou des paramètres significatifs de ce fonctionnement intégrant les actions qui en découlent* ».
- Maintenance préventive prévisionnelle *:* « *Maintenance préventive conditionnelle exécutée en suivant les prévisions extrapolées de l'analyse et de l'évaluation de paramètres significatifs de la dégradation du bien* ».

2.2 OPTIMISATION DE LA MAINTENANCE

L'optimisation de la maintenance a pour but de trouver un équilibre subtil entre la maintenance corrective et la maintenance préventive tout en respectant les objectifs fixés (disponibilité des équipements, satisfaction de la demande, budget du service maintenance, etc.). Il est donc nécessaire de déterminer efficacement les instants et actions de maintenance de sorte à optimiser un ou plusieurs critères de décision.

Ce critère de décision peut aussi bien être lié à un coût, par exemple, un coût d'opération par unité de temps ou un coût moyen de maintenance à long terme, qu'à la disponibilité du système ou encore à la sécurité.

L'augmentation du nombre d'opérations de maintenance préventive permet de réduire les effets indésirables engendrés par les pannes, mais pénalise le fonctionnement du système et peut entraîner une augmentation du coût global d'exploitation de ce dernier dans la mesure où chaque opération de maintenance engendre un coût. Nous pouvons dire alors que les coûts engendrés par la maintenance préventive et corrective, sont deux coûts antagonistes, lorsque l'un augmente, l'autre diminue et vice versa. Il est donc nécessaire de déterminer le moment optimal pour effectuer une action de maintenance préventive.

La figure 1, ci-après, illustre la relation entre la fréquence de la maintenance préventive et les coûts associés.

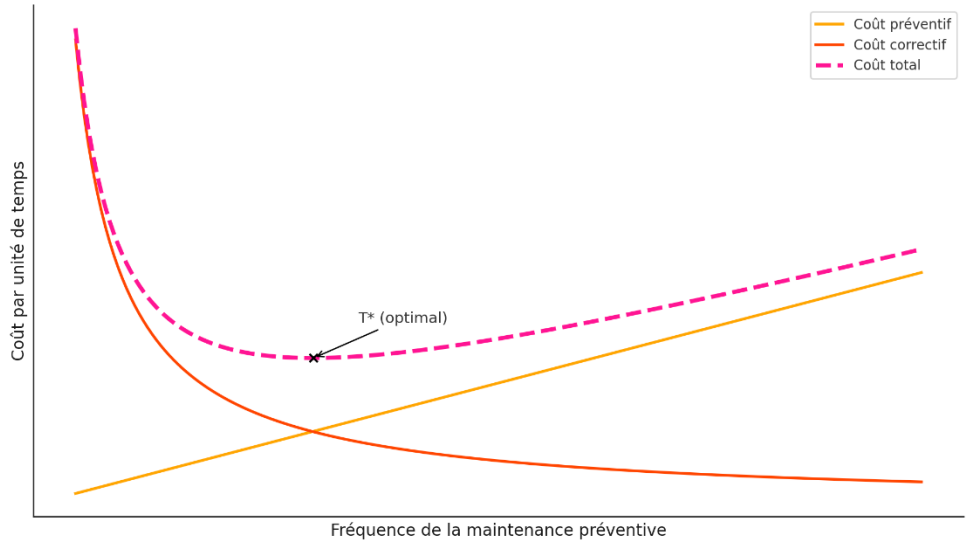

Figure 1. Équilibre maintenance corrective / maintenance préventive

3. INDUSTRIE DES ÉNERGIES ÉOLIENNES

De l'apparition des premières turbines à trois pales au début des années 1980 jusqu'à la mise en service des éoliennes offshore flottantes, chaque avancée a contribué à structurer une filière devenue aujourd'hui centrale dans la transition énergétique. La Figure 2 retrace les étapes clés de cette évolution, illustrant l'accélération du progrès technologique, la structuration institutionnelle du secteur à travers des associations mondiales, ainsi que l'atteinte de seuils significatifs en matière de capacité installée ou de part d'électricité produite.

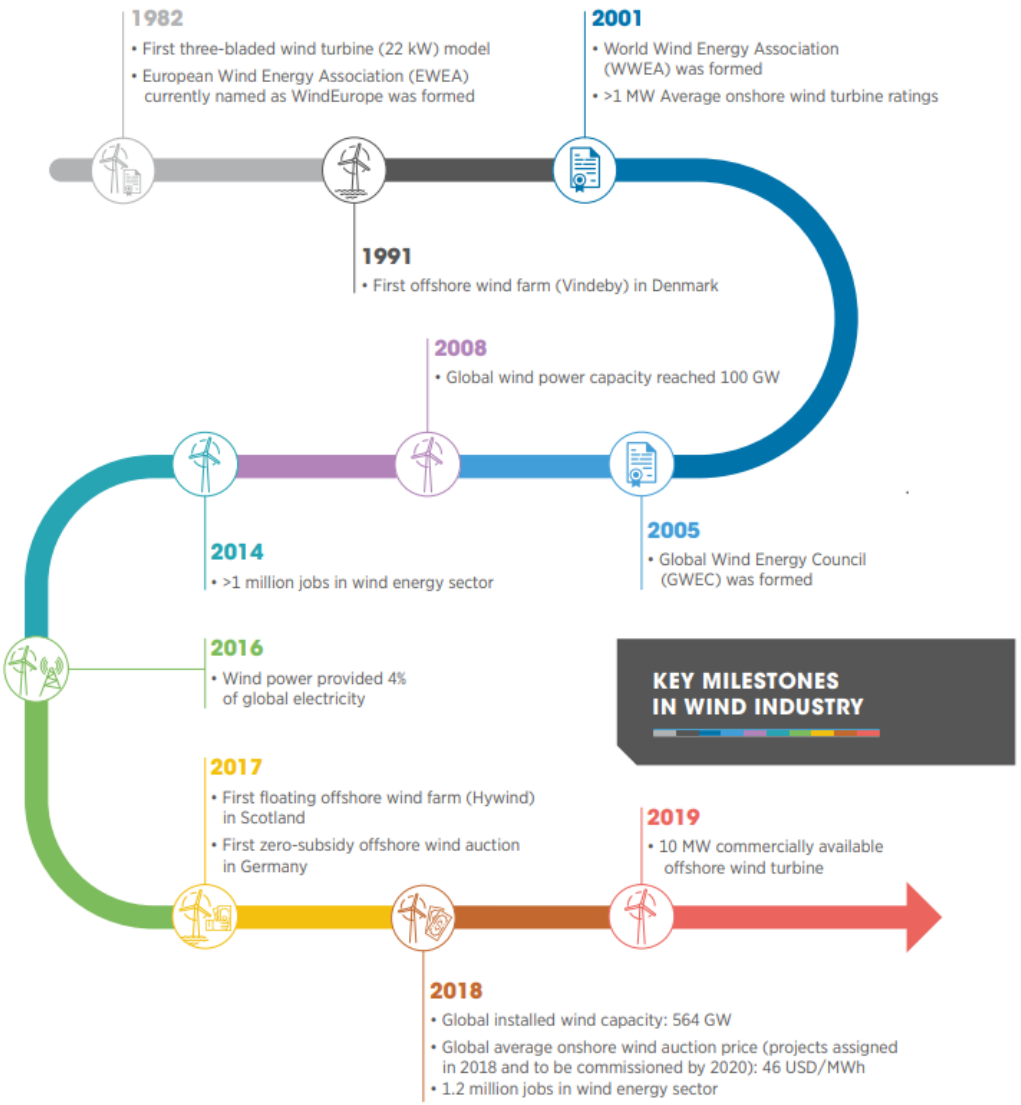

Figure 2. Jalons historiques dans le développement de l'industrie éolienne (IRENA, 2022)

Au cours des vingt dernières années, la technologie de production d'énergie éolienne a considérablement évolué, atteignant un stade de maturité. Les investissements substantiels dans le développement futur des éoliennes ont également stimulé les investissements visant à améliorer de manière continue la technologie des turbines éoliennes, dans le but d'optimiser la fiabilité, l'efficacité et la rentabilité de la production d'électricité.

Cette modernisation technologique s'est accompagnée d'une croissance constante des capacités électriques mondiales. Comme le montre la Figure 2, la capacité éolienne totale, incluant à la fois les installations *onshore* et offshore, a connu une hausse significative entre 2012 et 2023, atteignant près de 1 000 000 MW en 2023 (IRENA, 2025). Cette dynamique illustre la place croissante de l'énergie éolienne dans le panorama énergétique mondial.

En 2023, 85 % des nouvelles capacités installées à l'échelle mondiale sont des parcs éoliens Onshore. L'Allemagne, la Suède et la France se démarquent comme étant les principaux contributeurs en Europe (IRENA, 2025). Quant à la capacité éolienne *offshore* mondiale, 11 GW ont été raccordés au réseau en 2023, ce qui reste inférieur au record de 21,1 GW établi en 2021, mais s'inscrit tout de même dans une dynamique durable destinée à augmenter à long terme.

Parallèlement, la Chine a maintenu sa position de leader, représentant à elle seule plus de 50 % de la capacité *offshore* ajoutée en 2023. Elle a également consolidé sa suprématie dans l'éolien Onshore, avec plus d'un tiers de la capacité installée mondiale, devant l'Europe et l'Amérique du Nord (GWEC, 2025 ; IRENA, 2025) .

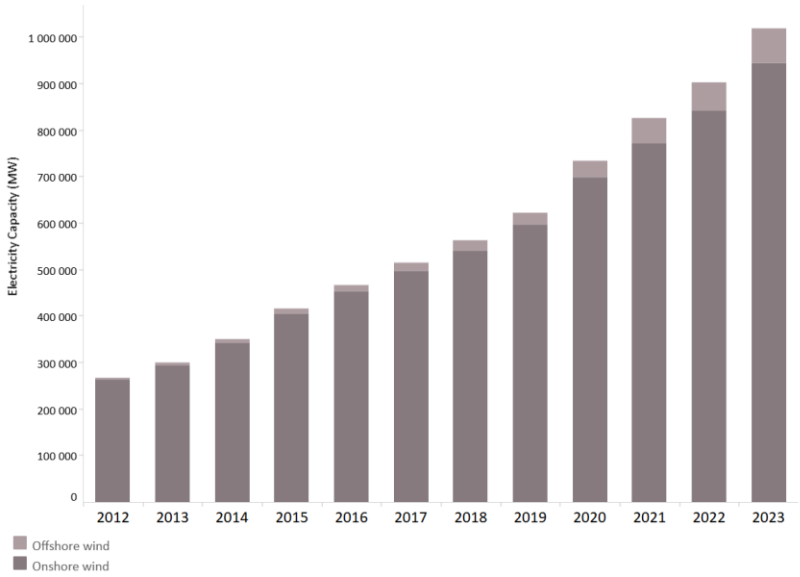

Figure 3. Évolution de la capacité électrique installée en énergie éolienne (2012–2023) (IRENA, 2025)

Cette montée en puissance de l'énergie éolienne repose également sur une tendance haussière marquée des investissements. Comme l'illustre la Figure 4, les investissements mondiaux dans l'éolien onshore et *offshore* ont plus que doublé entre 2013 et 2023, atteignant un nouveau record de 217 milliards USD en 2023, dépassant ainsi le précédent pic de 178 milliards USD en 2021 (GWEC, 2025). Cela traduit un engagement financier croissant des États et des acteurs privés pour accompagner la transition énergétique.

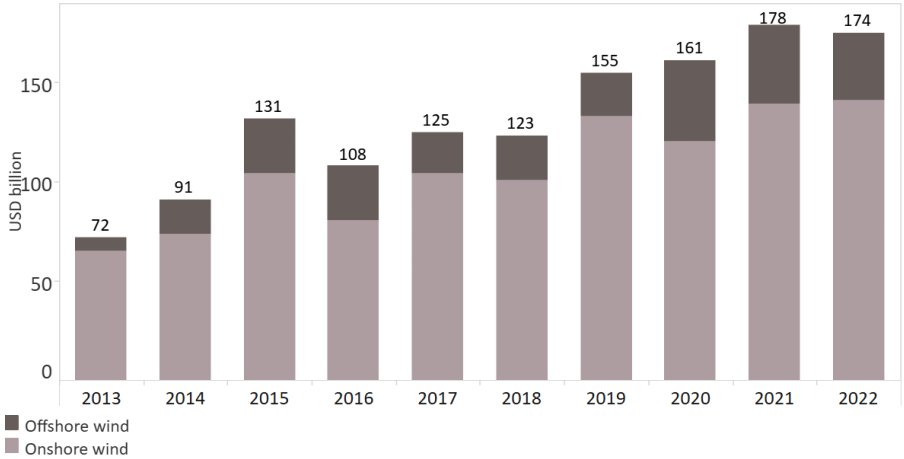

Figure 4. Évolution des investissements mondiaux dans l'énergie éolienne (2013–2022) (IRENA, 2025)

Cette tendance s’appuie sur des objectifs ambitieux de *repowering*, de remplacement des équipements vieillissants, ainsi que sur une volonté politique accrue en faveur de la transition énergétique.

3.1 DÉVELOPPEMENT DES ÉOLIENNES ONSHORE

En 2023, la capacité cumulée installée d’énergie éolienne onshore dans le monde avait atteint 904 GW et un taux de croissance annuel composé (TCAC) moyen d'environ 16 % (IRENA, 2025).

Au cours de la prochaine décennie, il est prévu que l’énergie éolienne *onshore* encourage le développement et l'utilisation de sources d'énergie renouvelables dans diverses régions. Ce développement est dû à plusieurs facteurs comme la disponibilité abondante des ressources, le potentiel de marché important et la compétitivité en termes de coûts. En outre, les installations d'énergie éolienne onshore devraient maintenir un taux de croissance annuel composé de plus de 6 % au cours des trois prochaines décennies. Cela signifie que la capacité installée totale d’éolien onshore serait multipliée par deux d’ici 2030 (atteignant environ 1 800 GW) et plus que quadruplée d’ici 2050, atteignant près de 4 000 GW, comparativement aux 904 GW de 2023.

Cette dynamique d’évolution technologique est étroitement associée à une augmentation soutenue des capacités de déploiement à l’échelle mondiale. Comme le montre la Figure 5, les ajouts annuels d’éolien onshore devraient continuer de croître jusqu’à atteindre environ 200 GW par an à l’horizon 2050. Cette tendance est soutenue par des objectifs ambitieux de modernisation, de renouvellement des équipements vieillissants, ainsi que par un engagement politique renforcé en faveur de la transition énergétique.

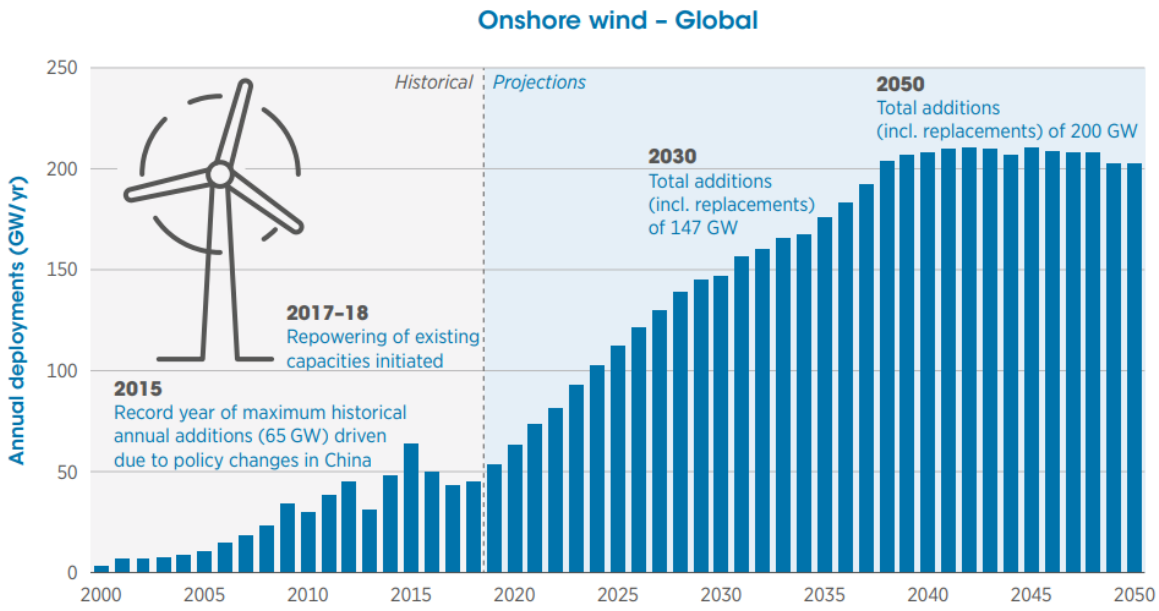

Figure 5. Projections mondiales des ajouts annuels d'éolien onshore jusqu'en 2050 (IRENA, 2022)

La Figure 6 illustre la projection de l'augmentation de la capacité installée de l'énergie éolienne onshore à l'échelle mondiale pour les années 2030 et 2050, compte tenu des capacités éoliennes *onshore* de 2018, soulignant ainsi les ambitions croissantes de différentes régions du monde en termes de transition énergétique. L'Asie se distingue clairement en affichant la croissance la plus élevée, atteignant 2 646 GW d'ici 2050. Chaque région enregistre une hausse significative, témoignant de l'expansion mondiale de l'énergie éolienne. Toutefois, c'est l'Afrique qui affiche le taux de croissance le plus rapide, ce qui souligne le fort potentiel de développement éolien sur le continent, notamment dans des pays comme le Maroc où des projets ambitieux d'installation d'éoliennes sont déjà en cours.

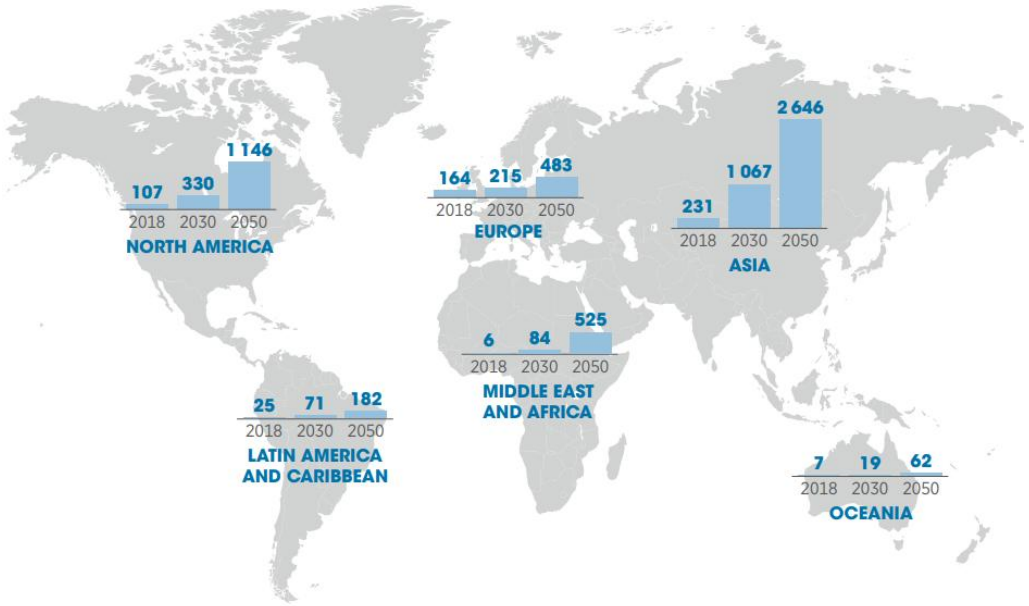

Figure 6. Évolution mondiale de la capacité éolienne onshore installée : comparatif régional 2018–2050 (IRENA, 2022)

3.2 DÉVELOPPEMENT DES ÉOLIENNES OFFSHORE

L'énergie éolienne en mer constitue l'une des technologies émergentes des énergies renouvelables ayant atteint un certain degré de maturité au cours des deux à trois dernières années. Cela est attribuable aux avancées technologiques significatives, à l'efficacité des chaînes d'approvisionnement, ainsi qu'aux synergies logistiques observées sur les marchés étroitement interconnectés en Europe, lesquelles ont conduit à une diminution rapide des coûts et au commencement d'une adoption substantielle dans de nouveaux marchés.

Actuellement, près de 80 % de la capacité mondiale installée d'éolien *offshore* est mise en service et exploitée en mer du Nord, dans l'océan Atlantique Nord et de plus en plus en mer de Chine méridionale. À l'avenir, un changement de déploiement important devrait se produire dans les eaux asiatiques (principalement en Chine, Inde, Taipei chinois, République de Corée, Japon, Indonésie, Philippines et Viêt Nam) au cours des trois prochaines décennies. L'Asie dominerait finalement les installations mondiales d'énergie éolienne en mer avec une capacité totale dépassant 230 GW d'ici 2030 et plus de 1 000 GW d'ici 2050 (GWEC, 2025 ; IRENA, 2025).

La Figure 7 présente une répartition régionale des capacités installées d'éoliennes offshore en 2018, et celles envisagées en 2030 et 2050. Elle met en évidence la montée en puissance de l'Asie,

qui devrait surpasser l'Europe d'ici 2030, ainsi que l'émergence progressive de l'Amérique du Nord, de l'Océanie et de l'Amérique latine. Contrairement à l'éolienne onshore en forte expansion, les installations offshores restent encore peu développées et beaucoup moins répandues à l'échelle mondiale.

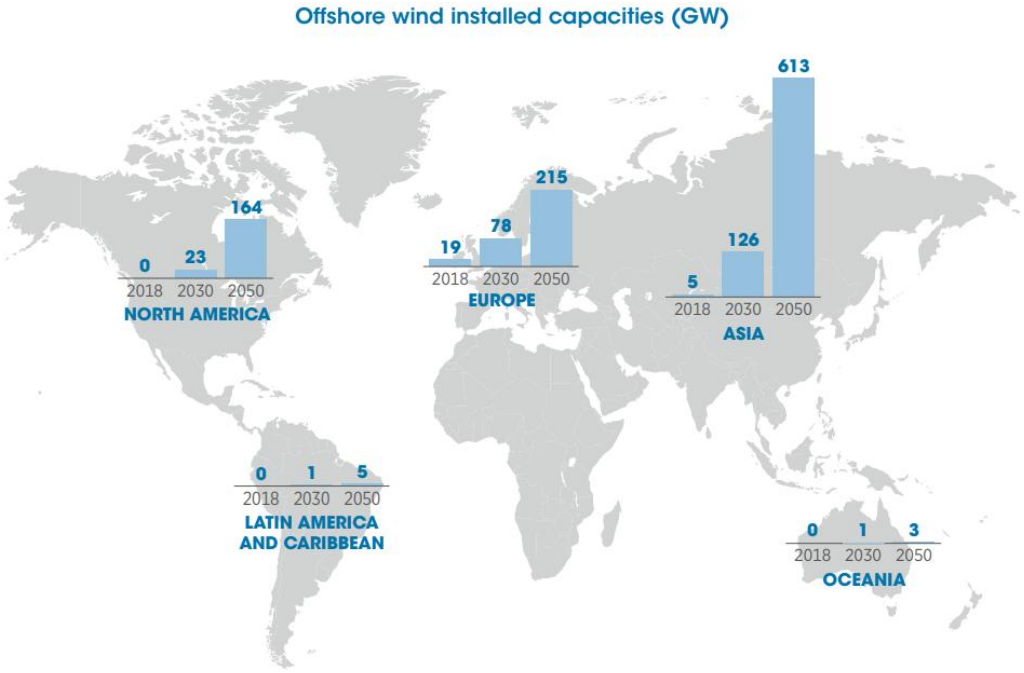

Figure 7. Évolution mondiale de la capacité éolienne offshore installée : comparatif régional 2018–2050 (IRENA, 2022)

Dans l'ensemble, les ajouts annuels de capacité offshore devraient être multipliés par trois d'ici 2030 (pour atteindre environ 35 GW/an) et atteindre près de 80 GW/an d'ici 2050, comparé aux 11 GW ajoutés en 2023, selon les dernières estimations du secteur (GWEC, 2025 ; IRENA, 2025). Cette accélération est d'une importance capitale dans la réalisation des objectifs climatiques mondiaux et dans la promotion de la transition vers un système énergétique décarboné.

Cette tendance est illustrée par la Figure 8, qui montre l'évolution historique et les projections des augmentations annuelles de la capacité éolienne offshore à l'échelle mondiale. On y observe une croissance soutenue des installations jusqu'à un pic prévu de 45 GW/an en 2050, notamment grâce au remplacement des turbines en fin de vie dès le début des années 2030.

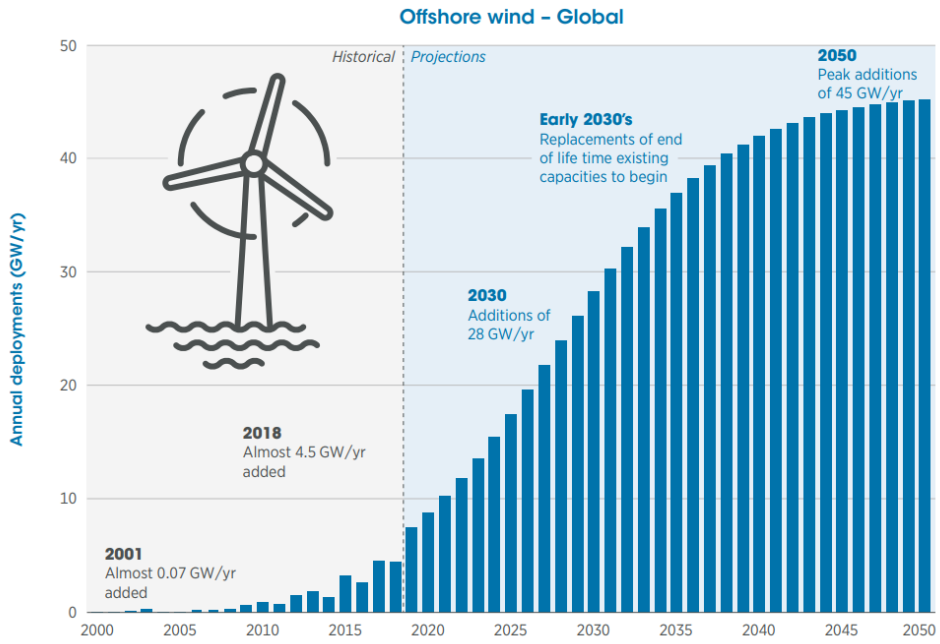

Figure 8. Projections mondiales des ajouts annuels d'éolien offshore jusqu'en 2050 (IRENA, 2022)

3.3 ARCHITECTURE FONCTIONNELLE ET DESCRIPTION DES COMPOSANTS PRINCIPAUX D'UNE ÉOLIENNE

Les éoliennes modernes sont des systèmes électromécaniques conçus pour convertir l'énergie cinétique du vent en énergie électrique. Cette transformation repose sur une synergie entre divers composants mécaniques, électriques et électroniques, chacun remplissant une fonction spécifique dans le processus de conversion d'énergie. Une compréhension approfondie de ces éléments est cruciale pour comprendre non seulement le fonctionnement global de l'éolienne, mais aussi les enjeux liés à sa conception, à sa maintenance et à son efficacité énergétique (Ackermann, 2005 ; Hau, 2013). Cette partie est consacrée à la description des composants fondamentaux d'une éolienne, tels que les pales, le moyeu, les systèmes d'orientation, la boîte de vitesses, le générateur, l'électronique de puissance et le transformateur. En s'appuyant sur les travaux de (Burton et al., 2021), chaque sous-système est abordé, ci-après, du point de vue de son rôle fonctionnel, de ses principes de fonctionnement et des technologies employées.

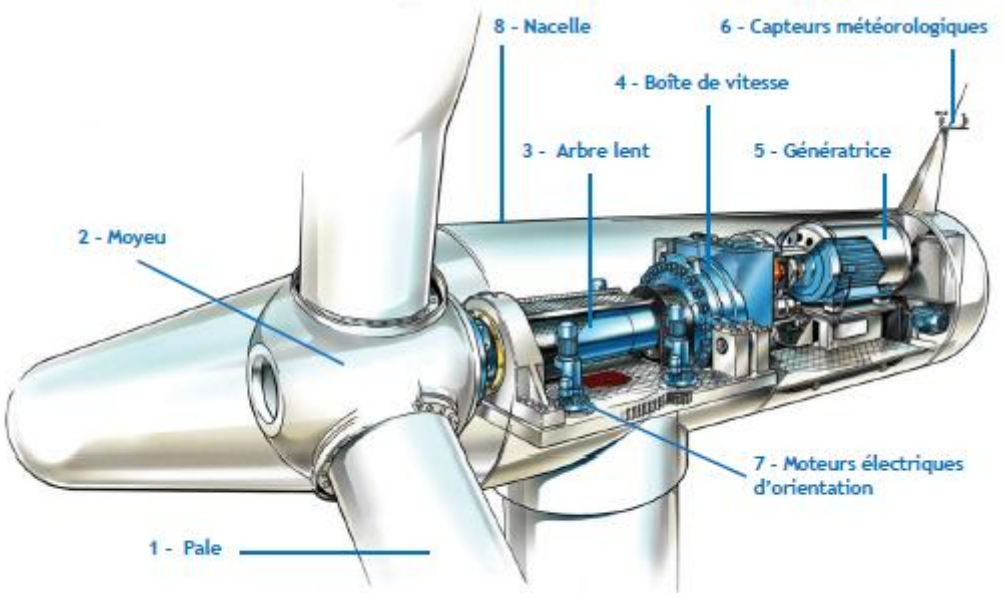

Figure 9. Schéma fonctionnel d'une éolienne illustrant les principaux composants mécaniques et électrotechniques (source : www.connaissancedesenergies.org).

3.3.1 PALES

Les pales d'une éolienne sont les composants qui entrent en contact direct avec le vent, ce qui explique pourquoi elles sont conçues avec un profil aérodynamique optimisé pour maximiser leur efficacité (Burton et al., 2021 ; Hau, 2013). La majorité des pales sont fabriquées à partir de polyester ou de résine époxy renforcée par des fibres de verre ce qui leur confère légèreté, durabilité, ainsi qu'une résistance à la corrosion et à l'humidité (Brøndsted et al., 2018). Les fibres de carbone peuvent aussi servir de matériau de renforcement afin d'accroître la rigidité et la résistance mécanique des pales. Toutefois, ce matériau présente un coût plus élevé et des difficultés de recyclage, notamment en fin de vie Click or tap here to enter text.(Liu & Barlow, 2017)Click or tap here to enter text..

La figure 11 présente une vue schématique d'une pale d'éolienne.

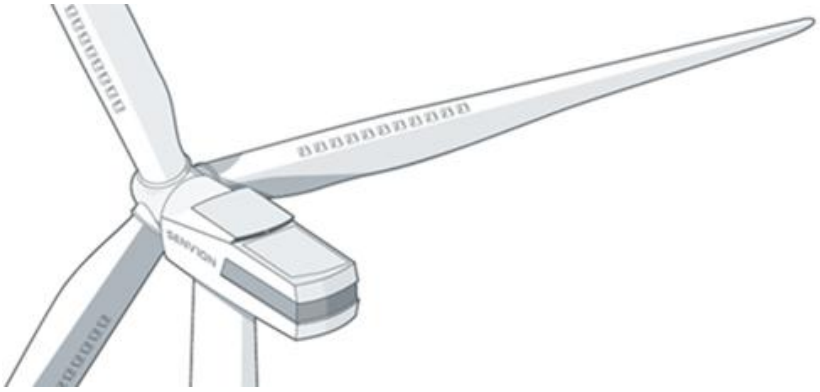

Figure 10. Vue schématique d'une éolienne mettant en évidence la pale

3.3.2 MOYEU

Le moyeu d'une éolienne est le composant chargé de relier les pales à l'arbre de transmission, qui transmet le mouvement vers la boîte de vitesses (Burton et al., 2021 ; Hau, 2013). Le moyeu intègre les mécanismes nécessaires pour ajuster le réglage de l'angle de calage des pales, garant d'un contrôle actif des performances aérodynamiques et de la puissance générée. En règle générale, il est fabriqué en acier ou en fonte pour assurer une robustesse mécanique élevée, et sa conception est aérodynamique afin de réduire les turbulences et favoriser un écoulement d'air optimal autour du rotor (Tavner, 2012 ; Tchakoua et al., 2014).

3.3.3 SYSTÈME D'ORIENTATION DES PALES

Ce système est composé d'un ensemble de mécanismes mécaniques, électriques ou hydrauliques permettant d'ajuster l'angle de calage des pales. Son objectif est de maintenir une puissance mécanique constante lorsque la vitesse du vent dépasse la valeur nominale (Ackermann, 2005 ; Burton et al., 2021). Ce système peut également être considéré comme un dispositif de sécurité, limitant la vitesse de rotation de l'éolienne afin de prévenir tout dépassement de sa vitesse de fonctionnement maximale et ainsi éviter tout dommage structurel.

3.3.4 SYSTÈME D'ORIENTATION DE L'ÉOLIENNE

La nacelle pivote autour de l'axe vertical de la tour grâce à un système de commande d'orientation actif, généralement motorisé par des actionneurs électriques. Ce système, appelé « yaw system », permet de diriger le rotor face au vent. La direction et la vitesse du vent sont en permanence surveillées par des capteurs situés à l'arrière de la nacelle, tels que les anémomètres et les girouettes

(IRENA, 2022 ; Tavner, 2012). L'objectif est d'aligner en temps réel l'axe du rotor dans la direction du vent dominant, afin d'optimiser le rendement aérodynamique et la production d'énergie.

3.3.5 MULTIPLICATEUR DE VITESSE (BOÎTE DE VITESSES)

La fonction du multiplicateur est d'assurer la liaison mécanique entre l'arbre relié au moyeu des pales et l'arbre du générateur électrique. Son rôle principal est de multiplier la vitesse de rotation du rotor de l'éolienne afin d'atteindre une plage optimale pour la production d'électricité (Burton et al., 2021 ; Hau, 2013). En l'absence de multiplicateur, le générateur devrait fonctionner à une vitesse très faible (de l'ordre de 10 à 25 tr/min), ce qui impliquerait une conception électromagnétique complexe avec un grand nombre de pôles pour maintenir une fréquence compatible avec le réseau (Tavner, 2012).

3.3.6 TRANSFORMATEUR (BT-MT)

La puissance électrique produite en sortie de l'éolienne est généralement délivrée en basse tension (souvent de l'ordre de 690 V). Afin de limiter les pertes ohmiques lors de la transmission vers le réseau de distribution, elle est convertie en moyenne tension (typiquement 20–30 kV) via un transformateur élévateur (Burton et al., 2021). Celui-ci peut être installé soit dans la nacelle, soit à la base de la tour, selon la conception choisie (Hau, 2013 ; Heier, 2014).

4. STRATÉGIES DE MAINTENANCE APPLIQUÉES AUX ÉOLIENNES

La fiabilité d'une éolienne est principalement déterminée en fonction de son type, de sa conception, ainsi que de la qualité de sa fabrication. La fiabilité varie également en fonction de l'environnement d'exploitation, car la réponse de l'éolienne à son environnement dicte les contraintes appliquées aux composants. La diversité des pannes possibles de composants qui peuvent, sans être exhaustifs, impacter les roulements de la boîte de vitesses, les roulements et bobinages du générateur, les bras de couple de la boîte de vitesses, et l'électronique du système de variation de pas indique que les conditions de fonctionnement et de charge d'une grande éolienne ne sont pas entièrement connues (Baglee et al., 2016).

La maintenance des éoliennes est principalement un ensemble d'actions effectué à des intervalles de temps planifiés et réguliers, et de procédures basées sur les pannes, qui peuvent être coûteuses. Il y a peu de considération accordée à la pertinence, à l'efficacité économique, à la nécessité des

techniques de maintenance ou de leurs activités associées, ce qui souligne l'importance de développer une stratégie de maintenance complète utilisant les pratiques de maintenance actuelles (Baglee et al., 2016).

Les actions préventives pour les éoliennes incluent des vérifications régulières des équipements, le remplacement d'huile et de filtres, l'étalonnage et le réglage des capteurs et actionneurs, tout comme le changement de pièces consommables tels que les plaquettes de frein et les joints. Les fabricants des turbines indiquent généralement les activités spécifiques et leur fréquence dans leurs manuels de maintenance. Les prix liés à la maintenance planifiée peuvent être calculés assez précisément, mais peuvent varier en fonction des coûts de main-d'œuvre locale, mais aussi de la localisation et de l'accessibilité du site. Les coûts associés à la maintenance planifiée dépendent également du type et du prix des consommables utilisés (Walford, 2006).

Lorsqu'il s'agit de prévenir les défaillances, il est nécessaire/indispensable/judicieux d'utiliser des méthodes raisonnables et efficaces pour les alertes précoces (S. Wang et al., 2021a). Tant la communauté scientifique que le secteur éolien ont déployé des efforts considérables pour réduire les défaillances précoces, à travers diverses modifications de conception et le développement de stratégies optimales de maintenance préventive.

On trouve dans la littérature de nombreuses études abordant les stratégies pour pallier les dégradations et défaillances des éléments constituants des éoliennes.

4.1 APPROCHES PHYSIQUES CIBLÉES SUR LA DÉGRADATION DES PALES

L'étude de (Kaewbumrung et al., 2024) s'appuie sur la modélisation de la dynamique des fluides CFD (*Computational Fluid Dynamics*) pour identifier les zones critiques d'érosion sur les pales d'éoliennes à axe horizontal. En analysant les gradients de vitesse de cisaillement du vent WSS (Wall Shear Stress) en fonction des saisons et des caractéristiques topographiques du site, les auteurs proposent une méthode d'inspection ciblée qui optimise la couverture des zones sensibles tout en réduisant les ressources mobilisées. Cette approche permet donc d'ajuster dynamiquement les fréquences d'intervention, notamment en anticipant les périodes d'usure accrue, améliorant la durabilité des pales en réduisant de fait les interruptions non planifiées.

Cette méthodologie est renforcée par les travaux de (Rezig et al., 2019), qui ont réalisé une étude expérimentale sur l'impact de l'érosion par des particules de sable sur la performance des pales

d'éoliennes dans les zones arides et semi-arides. Leur étude a révélé que les dégradations localisées provoquent non seulement une perte d'efficacité aérodynamique pouvant aller de 5 à 10 %, mais aussi l'élévation du niveau de bruit aérodynamique. L'étude suggère en outre l'intégration de revêtements protecteurs sur les zones exposées, validée par simulation et par des essais en soufflerie.

L'étude de (Martinez-Luengo et al., 2016) utilise les données du système de contrôle et d'acquisition de données SCADA (*Supervisory Control And Data Acquisition*) pour générer des indicateurs de déviation thermique sur les composants critiques des éoliennes. Cette méthode permet une intervention précoce en repérant les tendances déviantes par rapport aux profils historiques. Elle permet donc de réduire les risques de défaillance majeure.

4.2 MAINTENANCE PRÉDICTIVE BASÉE SUR LES DONNÉES SCADA

(Gigoni et al., 2019), ont développé un modèle de maintenance prédictive basé sur l'apprentissage automatique et le contrôle statistique des processus appliqués aux données SCADA. Les opérateurs peuvent planifier des actions de maintenance avant que des défaillances majeures ne surviennent grâce à cette méthode qui leur permet de prédire les anomalies jusqu'à deux mois avant une panne non planifiée.

De plus, (Backhus et al., 2024) ont utilisé des réseaux de neurones fonctionnels FNN (*Feedforward Neural Network*) et des réseaux de neurones à mémoire à long terme LSTM (*Long Short-Term Memory*) pour analyser les séries temporelles des données SCADA. La production d'énergie et la détection de la détérioration des performances des éoliennes, peut être prédit avec précision grâce à leur approche basée sur l'ensemble, favorisant ainsi les démarches de maintenance préventive.

En se basant sur des données thermiques issues des historiques SCADA, l'étude de (Q. Yu et al., 2024) ont proposé une modélisation statistique qui combine la loi de Weibull et le modèle de Cox. Cette approche permet de calculer un nouveau taux de défaillance, à partir duquel il est possible de déterminer les périodes optimales de maintenance préventive, ce qui conduit à une réduction estimée de 23,7 % des coûts opérationnels.

4.3 INTELLIGENCE ARTIFICIELLE ET ESTIMATION DE LA DURÉE DE VIE RESTANTE

Une méta-analyse des approches d'intelligence artificielle (IA) appliquées à la maintenance des éoliennes a été réalisée par (Santiago et al., 2024). Les modèles hybrides, en particulier les structures CNN-LSTM et les autoencodeurs variationnels VAE (*Variational AutoEncoder*), ont été identifié comme étant les plus robustes pour estimer la durée de vie restante RUL (*Remaining Useful Life*) et la criticité des défauts.

Ces conclusions sont étayées par (Chatterjee & Dethlefs, 2021), qui montrent que les modèles hybrides sont les plus utilisés dans la littérature récente, avec une estimation plus précise de la RUL. (Shah et al., 2024) ont introduit une stratégie basée sur des réseaux à attention multiparamétrique (ForeNet-2d et ForeNet-3d), qui sont capables de prédire les défaillances jusqu'à deux semaines à l'avance à l'heure près, tout en renforçant la valeur ajoutée de l'IA dans le cadre de la maintenance prédictive.

4.4 OPTIMISATION GROUPÉE ET PLANIFICATION MULTI-TURBINES

(Su et al., 2024) ont présenté une stratégie conditionnelle opportuniste CBOM (*Condition-Based Opportunistic Maintenance*) fondée sur des équations différentielles stochastiques. La maintenance de plusieurs composants peut être planifiée grâce à ce modèle lorsque l'un des composants atteint un seuil critique, optimisant ainsi les interventions et réduisant les coûts associés aux arrêts non planifiés.

De plus, (Soltani et al., 2023) ont mis en place un processus de décision markovien MDP (*Markov Decision Process*). Le but de cette approche fondée sur le remplacement groupé vise à minimiser les coûts globaux dans les parcs *offshore* tout en tenant compte de l'interdépendance économique entre les turbines. Cette méthode permet de déterminer des politiques de maintenance optimales, avec la prise en considération de l'évolution de l'état des composants et des coûts associés aux différentes actions de maintenance.

4.5 OPTIMISATION MATHÉMATIQUE DES STRATÉGIES DE MAINTENANCE PRÉDICTIVE ET CORRECTIVE

Une planification efficace des activités de maintenance permet de réduire les coûts liés à la maintenance. (Q. Yu & Strömberg, 2021) ont combiné la modélisation mathématique de la planification de la maintenance préventive avec des stratégies de maintenance corrective. Les auteurs ont pris également en compte différents types de contrats entre le propriétaire du parc éolien et une entreprise de maintenance ou d'assurance, ainsi que les différentes phases de vie des turbines et les périodes de contrat. Leurs modèles combinés de maintenance préventive et corrective sont ensuite appliqués à des combinaisons pertinentes des phases de vie des turbines et des types de contrats. Leurs études de cas montrent qu'avec des critères initiaux identiques, les plannings de maintenance optimaux diffèrent selon les phases temporelles et les types de contrat. Une étude de cas révèle une réduction des coûts de 40 % et une disponibilité de production significativement plus élevée — 1,8 points de pourcentage — obtenues grâce à ce modèle d'optimisation par rapport à une stratégie de maintenance purement corrective.

Dans une autre étude de (Q. Yu et al., 2020), un modèle d'optimisation est développé en utilisant le théorème de renouvellement-récompense. Dans le cadre multi-composants, l'approche des auteurs implique une nouvelle idée de maintenance virtuelle qui permet de traiter chaque événement de remplacement comme un événement de renouvellement, même si certains composants ne sont pas remplacés par des neufs. L'algorithme d'optimisation proposé est appliqué à un modèle à quatre composants d'une éolienne et les plans de maintenance optimaux sont calculés pour diverses conditions initiales. Les résultats de modélisation ont clairement montré le bénéfice de la planification de la maintenance préventive par rapport à une stratégie purement corrective (environ 8,5 % de coût de maintenance en moins).

4.6 INTÉGRATION DES CONTRAINTES MÉTÉOROLOGIQUES ET LOGISTIQUES

(Tan et al., 2025) ont intégré des contraintes météorologiques et de ressources dans leur modèle de planification de maintenance *offshore* afin de minimiser les retards dus à la météo. Leur algorithme de type VNS (*Variable Neighborhood Search*) permet d'optimiser les fenêtres d'intervention et simultanément maximiser l'utilisation des ressources logistiques et humaines, notamment les navires et les équipes techniques.

D’autre part, un modèle d'optimisation multi-objectifs pour la planification de la maintenance préventive dans les parcs éoliens *offshore* a été développé par (Karyotakis, 2011). Son étude permet de déterminer des fenêtres de maintenance optimales qui réduisent les pertes d'énergie et améliorent l'efficacité opérationnelle en tenant compte des pertes de production dues aux effets de sillage et des contraintes logistiques.

(Papadopoulos et al., 2024) ont introduit un planificateur de maintenance opportuniste stochastique STOCHOS (*Stochastic Opportunistic Scheduler*) conçu pour les parcs éoliens *offshore*. Le but de ce modèle est d'optimiser la planification des tâches de maintenance en prenant en compte les incertitudes liées aux conditions météorologiques, à la dégradation des éoliennes et aux prix de l'électricité.

4.7 TECHNOLOGIES ÉMERGENTES POUR LA MAINTENANCE OFFSHORE

(Ren et al., 2021) ont dressé un état de l'art sur les stratégies O&M (*Operations and Maintenance*) *offshore*. Ils ont souligné le rôle primordial de la maintenance prédictive et de la digitalisation pour réduire les coûts d’accès en mer. L'utilisation de drones aériens pour l'inspection des éoliennes *offshore* permet de collecter des données visuelles et thermiques en haute résolution, ce qui facilite la détection précoce des défauts tout en réduisant la nécessité d'interventions humaines risquées.

L'inspection et l'entretien des constructions sous-marines des parcs éoliens *offshore* se font aussi de plus en plus par des robots sous-marins, ou véhicules sous-marins téléopérés (ROV). Le jumeau numérique est d’ailleurs en train de réformer la maintenance prédictive dans le domaine de l'énergie *offshore*. Il permet une surveillance en temps réel dans le but de détecter des anomalies et d’optimiser les opérations de maintenance. Ces progrès technologiques mettent en évidence l'importance croissante de l'automatisation dans les stratégies d'exploitation et de maintenance O&M pour les parcs éoliens *offshore* et *onshore*.

4.8 TABLEAU DE SYNTHÈSE

Une comparaison des stratégies de maintenance appliquées aux éoliennes est représentée dans ce tableau 1 :

Tableau 1. Comparaison des stratégies de maintenance appliquées aux éoliennes

Référence	**Approche**	**Composant ciblé**	**Gain économique**	**Méthodologie**
(Kaewbumrung et al., 2024)	Maintenance préventive par CFD basée sur le WSS (Wall Shear Stress)	Pales	Non quantifié mais amélioration attendue de la durée de vie et réduction de l'érosion	Simulation CFD avec ANSYS, analyse statistique de distribution log-normale des contraintes pariétales
(Ren et al., 2021)	Revue des stratégies O&M offshore	Systèmes offshore (blades, gearbox, etc.)	Non précisé directement	Synthèse de stratégies (corrective, préventive, conditionnelle, prédictive), considérations environnementales et logistiques
(Santiago et al., 2024)	Méta-analyse des modèles IA appliqués à la maintenance prédictive	Général	Non précisé	Revue systématique des modèles CNN, LSTM, VAE, méthodes de diagnostic/prognostic
(Soltani et al., 2023)	Politique de remplacement groupée par MDP	Composants majeurs offshore	Réduction des coûts totaux sur l'horizon infini	Processus de décision markovien avec dépendance entre turbines

(Su et al., 2024)	Maintenance conditionnelle opportuniste (CBOM)	Composants multiples	Optimisation des coûts de maintenance groupée	Équations différentielles stochastiques, déclenchement à seuil
(Tan et al., 2025)	Planification de maintenance offshore sous contraintes météo et ressources	Parcs offshore (multi-composants)	Réduction des reports d'intervention et amélioration de la disponibilité des ressources	Algorithme VNS (Variable Neighborhood Search), modélisation stochastique météo
(Q. Yu et al., 2024)	Programmation optimale de la maintenance préventive sous monitoring	Multiplicateurs de vitesse (gearbox)	Réduction des coûts de 23,7 % vs maintenance corrective	Modèle de Weibull ajusté thermiquement, algorithme linéaire mixte, intégration d'un facteur de Cox
(Martinez-Luengo et al., 2016)	Identification de modes de défaillance via données SCADA	Multiples (principalement gearbox et générateur)	Réduction du temps de réponse aux défaillances	Analyse de tendance des écarts thermiques, développement d'indicateurs de santé
(Gigoni et al., 2019)	Maintenance prédictive par modèles SCADA	Ensemble des composants	Non précisé	Modèle d'apprentissage automatique scalable pour analyse de séries temporelles

(Shah et al., 2024)	Deep Learning hybride (ForeNet-2D, ForeNet-3D)	Multi-composants (transformateur, groupe hydraulique, générateur, boîte de vitesses)	Fenêtre PdM de 12 jours ; prévision à 10 min près pour certains cas	CNN + LSTM + Attention Mechanism, traitement de données SCADA multivariées
(Chatterjee & Dethlefs, 2021)	Revue scientométrique de l'IA en maintenance éolienne	Non spécifié (revue)	Non quantifié (revue théorique)	Analyse scientométrique et classification des techniques IA : SVM, CNN, LSTM, etc.
(Karyotakis, 2011)	Stratégie de maintenance par intervention planifiée (PIM)	Ensemble du parc offshore	Réduction de l'inventaire de pièces, coûts logistiques, meilleure planification	Analyse du cycle de vie (LCCA), SADT, comparaison proactive vs corrective
(Papadopoulos et al., 2024)	Planification opportuniste stochastique (STOCHOS)	Maintenance de parc offshore (multi-composants)	Réduction de 31 % des coûts totaux par rapport à l'approche déterministe	Programmation stochastique mixte en nombres entiers à deux étapes avec horizon glissant, intégrant incertitudes météorologiques, dégradation et prix de l'électricité
(Backhus et al., 2024)	Apprentissage automatique à	Performance globale des	Non quantifié mais	Analyse de séries temporelles

	partir des données SCADA (LSTM + FNN)	turbines (composants multiples)	amélioration de la détection des dégradations et maintenance proactive	multivariées avec modèles LSTM et FNN, ensemble learning, détection de dégradation basée sur l'erreur de prédiction
(Q. Yu & Strömberg, 2021)	Planification optimisée de la maintenance préventive et corrective selon type de contrat et phase de vie des turbines	Système global (niveau parc éolien)	Jusqu'à 40 % de réduction des coûts et +1,8 points de disponibilité	Modélisation mathématique avec prise en compte des types de contrats, phases de vie, et application sur cas réels
(Q. Yu et al., 2020)	Maintenance virtuelle dans un cadre multi-composant avec renouvellement-récompense	Quatre composants d'éolienne	Environ 8,5 % de réduction des coûts de maintenance	Théorème de renouvellement-récompense, modélisation multi-composants, optimisation rapide et précise

5. STRATÉGIES DE MAINTENANCE APPLIQUÉES AUX BOÎTES DE VITESSES DES ÉOLIENES

Au cours des deux dernières décennies, une attention accrue a été portée à l'étude et à la prévision de la fiabilité des éoliennes et de leurs sous-ensembles, en particulier la boîte de vitesses(Igba et al., 2015). À titre d'exemple, le coût de réparation d'une boîte de vitesses dans une turbine de 660 kW installée au sommet d'une tour de 65 mètres se situe autour de 120 000 $, en supposant que le site dispose d'un accès à une grue hydraulique. La majeure partie de cette dépense, estimée à 80 %, est consacrée à l'achat et à la livraison de la nouvelle boîte de vitesses depuis l'étranger. Le reste couvrant la grue, la main-d'œuvre sur site et le transport local. En privilégiant la réparation de la boîte de vitesses dans un atelier local, le coût total de renouvellement peut être réduit à environ 40 000 $ – 50 000 $; ces acteliers étant construits dans des zones présentant une forte concentration d'installations d'énergie éolienne. Le remplacement de la boîte de vitesses d'une turbine de 1,5 MW montée sur une tour de 80 mètres s'avère plus coûteux (Walford, 2006). L'auteur estime (Walford, 2006) qu'il en coûterait trois à quatre fois plus cher que celle d'une turbine de 660 kW, et une grue sur chenille à flèche en treillis sera nécessaire. Étant donné que chaque segment de flèche – dix à douze au total – ainsi que les contrepoids doivent être transportés séparément, les frais de mobilisation des équipements sont donc significatifs, et le coût total lié à la grue peut atteindre entre 50 000 à 70 000 $.

La boîte de vitesses de l'éolienne est un composant critique dans le transfert de puissance. Différents types de boîtes de vitesses d'éoliennes ont été étudiés (Bharani & Sivaprakasam, 2022). En raison de leurs caractéristiques, notamment leur compacité, leur capacité à transmettre un couple élevé et leur bon rendement, les boîtes de vitesses planétaires mécaniques sont utilisées dans les grandes éoliennes mais, présentent divers inconvénients, notamment des coûts de maintenance et un taux de défaillance élevés et donc une faible fiabilité. Les boîtes de vitesses à transmission/variation continue CVT (Continuously Variable Transmission) sont utilisées uniquement dans les éoliennes de petite et moyenne taille en raison des problèmes de résistance des matériaux et de fabrication qui leur sont associés. Les boîtes de vitesses magnétiques sont quant à elles utilisées dans les petites et grandes éoliennes. Leurs avantages incluent l'absence de contact entre les arbres d'entrée et de sortie, ce qui réduit significativement la probabilité de

défaillance. Elles offrent également l'avantage de générer de faibles bruits acoustiques et vibratoires.

Les boîtes de vitesses à rapports variables VRGs (Variable Reduction Groups) peuvent fonctionner selon diverses vitesses de rotor pour s'adapter aux fluctuations de la vitesse du vent en conditions de charge partielle ou complète. En termes de suivi de la fiabilité, ce type de boîtes de vitesses offre une bonne performance. (Bharani & Sivaprakasam, 2022)

Ce chapitre synthétise les stratégies de maintenance préventive, conditionnelle, et prédictive appliquées à ce composant critique.

5.1 MODÉLISATION MATHÉMATIQUE POUR LA PLANIFICATION OPTIMISÉE DE LA MAINTENANCE

Selon un calendrier fixe TBM (Time-Based Maintenance), (L. Chen et al., 2022) comparent les performances de la maintenance conditionnelle CBM (Condition-Based Maintenance) et de la maintenance planifiée à travers un cadre mathématique basé sur des équations différentielles stochastiques. Grâce à leur modèle qui intègre un seuil de déclenchement dynamique, ajusté en temps réel à l'aide des données SCADA, il est possible de réduire significativement les risques de sur-maintenance, tout en prolongeant la durée de vie des composants critiques tels que les boîtes de vitesses. Cette approche permet d'adapter la stratégie d'intervention au profil de dégradation spécifique de chaque turbine, en fonction des sollicitations réelles.

(Su et al., 2024) poursuivent cette logique en prenant en compte l'effet des maintenances imparfaites, à savoir le phénomène par lequel une intervention ne rétablit pas totalement l'état initial du composant. Leur modèle hybride TBIM-CBM (*Time-Based Imperfect Maintenance – Condition-Based Maintenance*) introduit une fonction de dégradation post-maintenance, et simule différents scénarios opérationnels à l'aide d'équations stochastiques. Les résultats montrent que cette approche permet non seulement d'optimiser la fréquence des interventions, mais aussi de réduire les coûts en tenant compte de la réalité opérationnelle des parcs éoliens *offshore*, notamment les conditions météorologiques et les contraintes d'accès.

(Igba et al., 2015) ont fourni une méthode pour déterminer la période de maintenance optimale requise pour maintenir la fiabilité souhaitée d'un module ou d'un sous-ensemble typique en utilisant l'historique des données de défaillance. Les auteurs ont mis l'accent sur l'importance de

cet historique pour déterminer les tâches de maintenance qui minimisent les coûts d'intervention et maximisent la disponibilité du système étudié.

Un plan de maintenance basé sur la fiabilité pour les composants d'une boite à vitesse d'éolienne a été présenté dans une autre étude par (Nejad et al., 2014). Les dommages dus à la fatigue des engrenages et des roulements sont évalués et un plan de maintenance est élaboré pour se concentrer sur les composants présentant un risque de défaillance plus élevé due à la fatigue et un degré de fiabilité plus faible. L'objectif principal de cette recherche était de proposer un moyen de créer une « carte de vulnérabilité » que les équipes de maintenance pourraient utiliser pour identifier les composants dont la fiabilité est réduite.

(Yang et al., 2023) ont abordé la question des roulements de boîtes de vitesses de l'éolienne susceptibles d'être soumis à des impacts aléatoires qui réduisent leur fiabilité. Ils ont introduit une approche qui comprend la modélisation de la dégradation naturelle, la simulation du processus de latence des défauts et la prise en compte de la fréquence et de l'intensité des impacts. La méthode évalue la dégradation de la fiabilité des roulements de boîte de vitesses dans les machines-outils en appliquant l'idée de l'incubation des défauts. Elle fournit des informations utiles pour la maintenance des systèmes de transport terrestre.

Une autre étude de (Kontrec et al., 2024) introduit une approche innovante de la planification de la maintenance qui utilise un modèle mathématique incorporant un processus de renouvellement alterné pour déterminer avec précision les seuils de taux de réparation. Ces seuils sont importants pour identifier les moments optimaux de maintenance, minimisant les défaillances et temps d'arrêt. Au cœur de cette étude se trouvent les expressions analytiques généralisées obtenues qui peuvent être utilisées pour prédire le temps total de réparation d'une entité observée. Quatre lemmes clés sont développés pour établir des preuves formelles pour la fonction de densité de probabilité PDF (Probability Density Function) et la fonction de répartition cumulée CDF (Cumulative Distribution Function) des taux de réparation, à la fois au-dessus et en dessous des seuils critiques de taux de réparation. L'innovation principale de cette étude réside dans l'application méthodologique des PDF et des CDF pour définir des seuils de temps de réparation qui affinent les plannings de maintenance. L'efficacité du modèle est illustrée à l'aide de données simulées basées sur des composants typiques d'éolienne tels que les boîtes de vitesses, les générateurs et les convertisseurs, validant son potentiel à améliorer la disponibilité du système et la préparation opérationnelle. En

établissant des seuils mesurables de taux de réparation, le modèle priorise efficacement les tâches de maintenance, prolongeant la durée de vie des composants critiques de l'éolienne et assurant une production d'énergie constante. Au-delà de l'amélioration de la compréhension théorique, cette recherche fournit des perspectives pratiques qui pourraient informer des stratégies de maintenance plus larges dans divers systèmes d'énergie renouvelable, marquant une avancée significative dans le domaine de l'ingénierie de la maintenance.

5.2 DÉTECTION D'ANOMALIES BASÉE SUR LES DONNÉES SCADA ET THERMIQUES

(Heydari et al., 2021) ont intégré des données SCADA dans un modèle intelligent combinant la décomposition modale variationnelle VMD (*Variational Mode Decomposition*), des réseaux de groupe de méthodes de données de traitement GMDH (*Group Method of Data Handling*) et des optimisations par algorithme de vortex multi-objectifs MVO (*Multi-Verse Optimizer*) pour prédire les anomalies thermiques. Cette approche permet une détection précoce des défaillances potentielles en analysant les variations thermiques anormales, améliorant ainsi la fiabilité des systèmes éoliens.

(Castellani, Natili, et al., 2024) ont proposé une méthodologie hybride de surveillance de l'état des boîtes de vitesses d'éoliennes, combinant des données SCADA avec des mesures vibratoires issues de systèmes de surveillance de l'état CMS (*Condition Monitoring System*). Leur approche repose sur une architecture en cascade : dans un premier temps, une régression par vecteurs de support SVR (*Support Vector Regression*) permet de détecter une surchauffe anormale du système, suivie, dans un second temps, par un autoencodeur neuronal chargé de diagnostiquer précisément le composant défectueux. Cette combinaison permet de prévoir les pannes jusqu'à un mois à l'avance tout en identifiant leur source.

Dans une seconde étude, les mêmes auteurs (Castellani, Vedovelli, et al., 2024) ont mis en place une stratégie multi-échelle utilisant une détection d'anomalies basée sur les résidus d'un modèle Random Forest et un classificateur SVM (*Support Vector Machine*), permettant de détecter des événements transitoires subtils, souvent invisibles dans des analyses classiques. Cette stratégie confirme l'efficacité d'une approche à plusieurs niveaux temporels pour une maintenance conditionnelle ciblée.

Ces résultats sont appuyés par des travaux récents de (X. Wang & Du, 2024), qui ont introduit une méthode basée sur l'entropie de dispersion inversée multi-échelle composite pour le diagnostic des défauts des boîtes de vitesses dans des environnements bruités. Leur approche améliore la sensibilité et la précision du diagnostic dans des conditions de fonctionnement réelles, notamment grâce à un classificateur SVM. De même, (Li et al., 2022) ont proposé un modèle dynamique intégré à un réseau d'apprentissage profond DTL (Deep Transfer Learning) pour la détection précoce des défaillances des engrenages planétaires dans les turbines. Leur méthodologie permet non seulement de simuler fidèlement le comportement mécanique des composants, mais aussi d'améliorer la robustesse du diagnostic dans des scénarios à forte variabilité opérationnelle.

(S. Wang et al., 2021b) ont utilisé l'analyse des relations grises pour identifier les caractéristiques liées à la température de l'huile de boîte de vitesses. Ils ont retenu comme variables d'entrée celles présentant un degré de relation supérieur à 0,7, telles que la vitesse du vent, la température ambiante, la puissance et la température de l'arbre de la boîte de vitesses. L'approche d'optimisation de la baleine est utilisée pour améliorer une machine d'apprentissage extrême révolutionnaire qui peut prévoir la température de l'huile de la boîte de vitesses. Les problèmes de cette dernière sont identifiés sur la base des résidus en comparant les prédictions du modèle avec les données surveillées par SCADA. Dans une étude de cas, les données d'essai sont divisées en deux groupes : l'un avec des défauts et l'autre ne présentant aucun défaut. Le modèle proposé s'est révélé plus performant que trois autres modèles dans le groupe sans défaut, avec le taux de faux négatifs le plus bas (0,211 %) et le pourcentage d'erreur absolue moyenne le plus faible (2,812 %). Le modèle proposé parvient également à détecter les défaillances de boîte de vitesses, au sein du groupe présentant des défauts, avec une avance de160 minutes par rapport aux trois modèles de référence.

5.3 APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE ET SURVEILLANCE VIBRATOIRE

(Shaheen & Németh, 2023) ont proposé une méthode basée sur la surveillance de la courbe de puissance des éoliennes, utilisant deux réseaux de neurones artificiels ANN (Artificial Neural Network) couplés à un détecteur CUSUM (Cumulative Sum Control Chart) pour identifier précocement les pannes. Cette technique permet de détecter des anomalies plusieurs mois à l'avance avec une erreur de prédiction inférieure à 5 %, offrant ainsi une marge significative pour la planification des maintenances.

(Gu et al., 2021) ont présenté une revue structurée des techniques de surveillance conditionnelle CMS (*Condition Monitoring System*) appliquées aux boîtes de vitesses d'éoliennes, en mettant un accent particulier sur les approches temps-fréquence, telles que la transformée de Fourier à court terme STFT (*Short-Time Fourier Transform*), la transformée en ondelettes WT (*Wavelet Transform*), et la décomposition modale empirique EMD (*Empirical Mode Decomposition*). Pour améliorer la sensibilité et la précision des détections précoces de défauts, ces techniques sont combinées à des algorithmes d'intelligence artificielle, comme les réseaux de neurones convolutifs CNN (*Convolutional Neural Network*), les processus gaussiens de classification GPC (*Gaussian Process Classifier*) et les machines à vecteurs de support SVM.

(Pichika et al., 2022) ont également développé une méthode de classification des défauts dans la boîte de vitesses d'une TSF (*Time Series Forest*). Ils ont discuté de l'importance d'un diagnostic et d'une classification précoces des défauts, ainsi que des difficultés rencontrées à cet égard. La méthode repose sur une approche intégrée de la surveillance de l'état qui utilise les signaux de vibration émis par la boîte de vitesses. La méthode proposée est évaluée sur la base d'un cas spécifique et les résultats sont comparés à ceux obtenus avec d'autres méthodes de classification.

(Elusakin & Shafiee, 2022) ont également abordé l'identification et le diagnostic précoces des défaillances des boîtes de vitesses. Les auteurs utilisent le modèle de réseau bayésien dynamique DBN (Deep Belief Network) pour évaluer les signaux de vibration acquis à partir de la boîte de vitesses et localiser la position et la nature des problèmes. L'efficacité de la méthode proposée est démontrée empiriquement à l'aide d'une étude de cas afin de l'évaluer et de la comparer à d'autres stratégies d'identification des défauts.

Dans un autre travail réalisé par (H. Wang et al., 2023), une approche de détection hybride est présentée. Elle combine les méthodes SDP (*Symmetrized Dot Pattern*) et CNN (*Convolutional Neural Network*) pour identifier les défauts dans les engrenages d'éoliennes. Elle prend en compte à la fois les systèmes exempts de défauts et quatre catégories distinctes de défauts, notamment la rouille sur les engrenages, les dents fracturées, l'usure et le vieillissement. L'acquisition de données à grande vitesse est utilisée pour recueillir et traiter les données de vibration, tandis que le SDP est utilisé pour convertir les données en caractéristiques qui peuvent être utilisées pour créer des graphiques structurées (souvent de type radar ou "snowflake images"),. Ensuite, le type de défaut exact est déterminé à l'aide du CNN.

5.4 ARCHITECTURES AVANCÉES POUR DONNÉES INCOMPLÈTES ET SÉQUENTIELLES

En allant des modèles mathématiques stochastiques aux architectures avancées d'intelligence artificielle, cette synthèse met en évidence la diversité des approches appliquées à la maintenance des boîtes de vitesses. L'intégration de données SCADA, thermiques mais aussi vibratoires, combinée à d'autres techniques d'apprentissage profond, permet aujourd'hui une surveillance fine, une détection précoce et une planification intelligente des interventions de maintenance. Ces avancées contribuent significativement à la fiabilisation des éoliennes et à la réduction des coûts de maintenance dans des environnements complexes et incertains.

Dans cette continuité, (Xu et al., 2025) ont introduit une architecture de jumeau numérique fondée sur un réseau convolutionnel temporel TCN (*Temporal Convolutional Network*) optimisé via l'algorithme de la baleine WOA (*Whale Optimization Algorithm*), visant à modéliser avec précision les dégradations évolutives des composants mécaniques. Leur solution permet de détecter une défaillance imminente avec un horizon de prévision supérieur à 18 heures, offrant ainsi une marge d'action significative pour l'ordonnancement des actions de maintenances. Cette liaison entre jumeaux numériques et *deep learning* séquentiel constitue une avancée notable dans la fiabilité des systèmes prédictifs.

De leur côté, (X. Yu et al., 2025) ont conçu NTNNet (*Nonlinear Temporal Network*), un réseau sans mémoire temporelle explicitement conçue pour gérer des séries de données discontinues, fréquentes dans les systèmes CMS où les capteurs vibratoires présentent des lacunes ou des pertes de transmission. Leur modèle démontre une capacité à identifier les caractéristiques discriminantes d'anomalies vibratoires, tout en étant plus robuste face aux irrégularités d'échantillonnage. Cette approche ouvre la voie à une surveillance plus fiable dans des environnements *offshore* ou isolés.

(Zhou et al., 2020) ont proposé une autre approche pour améliorer le diagnostic des défauts des multiplicateurs d'éoliennes en construisant et en analysant l'algorithme de machine à vecteur de support. Les auteurs ont comparé son efficacité à celle de l'algorithme d'optimisation par essaims de particules et à celle de l'algorithme traditionnel. L'étude a démontré que l'algorithme de machine à vecteur de support offre une plus grande précision et une meilleure stabilité, en particulier pour le diagnostic des dents cassées. (Sreenatha & Mallikarjuna, 2023) ont développé cette étude en élaborant un modèle de réseau neuronal. Il intègre une mémoire bidirectionnelle à long terme

(BLSTM) avec un autoencodeur pour faire la distinction entre les conditions « bonnes » et « dents cassées ». Grâce à l'autoencodeur, l'apprentissage des caractéristiques est amélioré, la complexité est réduite et la précision est accrue. Le modèle est efficace pour utiliser des données de séries temporelles afin de surveiller l'état des boîtes de vitesses, comme cela a été démontré en le testant avec des données de vibrations provenant d'engrenages d'éoliennes. Il est également avantageux pour l'analyse et le diagnostic des défauts dans les boîtes de vitesses d'éoliennes et s'avère plus performant que les modèles BLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) traditionnels en termes de complexité des temps d'apprentissage et d'essai.

5.5 TABLEAU DE SYNTHESE

Le tableau 2, ci-après, présente une synthèse comparant les stratégies de maintenance appliquées aux boîtes de vitesses des éoliennes.

Tableau 2. Comparaison des stratégies de maintenance appliquées aux boites de vitesse des éoliennes

Référence	**Approche**	**Composant ciblé**	**Gain économique**	**Méthodologie**
(Castellani, Natili, et al., 2024)	Hybride (SCADA + vibration, architecture en cascade)	Boîte de vitesses	Anticipation de panne un mois à l'avance	SVR + Autoencodeur neuronal
(Castellani, Vedovelli, et al., 2024)	Hybride multi-échelle	Boîte de vitesses	Détection d'anomalies transitoires	Random Forest + SVM
(L. Chen et al., 2022)	Préventive stochastique	Boîte de vitesses	Réduction du risque de sur-maintenance	Équations différentielles stochastiques
(Gu et al., 2021)	Revue de diagnostic intelligent	Boîte de vitesses	Non applicable	CMS + IA (CNN, GPC, SVM)

(Heydari et al., 2021)	Prédictive intelligente (SCADA)	Boîte de vitesses	Détection précoce d'anomalies thermiques	VMD + GMDH + MVO
(Pandit et al., 2023)	Revue de PdM	Systèmes éoliens (général)	Non applicable	Synthèse critique des techniques de maintenance prédictive
(Shaheen & Németh, 2023)	Prédictive ANN + CUSUM	Boîte de vitesses	Détection anomalies plusieurs mois à l'avance (<5%)	ANN + CUSUM sur la courbe de puissance
(Su et al., 2024)	Hybride TBIM-CBM	Boîte de vitesses	Optimisation des fréquences d'intervention	Modèle stochastique + dégradation post-maintenance
(Xu et al., 2025)	Jumeau numérique + Deep Learning	Boîte de vitesses	Prévision > 18h avant la panne	TCN optimisé par WOA
(X. Yu et al., 2025)	Réseau neuronal sans mémoire temporelle (NTNNet)	Boîte de vitesses	Robustesse accrue aux données discontinues	Apprentissage vibratoire sans dépendance temporelle
(X. Wang & Du, 2024)	Entropie de dispersion inversée	Boîte de vitesses	Amélioration de la précision en environnement bruité	RCMFDE + SVM
(Li et al., 2022)	Modèle dynamique +	Engrenages planétaires	Diagnostic robuste en	Modèle dynamique + DTL

	Deep Transfer Learning		conditions variables	
(Igba et al., 2015)	Optimisation de la période de maintenance préventive basée sur données historiques	Module ou sous-ensemble typique	Réduction des coûts de maintenance, augmentation de la disponibilité	Utilisation des données de défaillances historiques pour la planification PM
(Nejad et al., 2014)	Maintenance basée sur la fiabilité	Engrenages et roulements	Non précisé	Évaluation des dommages par fatigue ; carte de vulnérabilité
(Yang et al., 2023)	Modélisation de la dégradation et processus latent de défaut	Roulements de boîte de vitesses	Non précisé	Simulation des impacts aléatoires et incubation des défauts
(Pichika et al., 2022)	Surveillance vibratoire intégrée	Boîte de vitesses	Non précisé	Analyse vibratoire, classification de défauts
(S. Wang et al., 2021b)	Apprentissage automatique optimisé pour température d'huile	Boîte de vitesses	Prédiction précoce avec faible taux de faux négatifs	SCADA, analyse de corrélation, ELM optimisé
(Elusakin & Shafiee, 2022)	Réseau bayésien dynamique	Boîte de vitesses	Non précisé	Analyse vibratoire, localisation et nature des défauts

(H. Wang et al., 2023)	Méthode hybride SDP + CNN	Engrenages	Non précisé	Transformée SDP, CNN, classification de défauts multiples
(Sreenatha & Mallikarjuna, 2023 ; Zhou et al., 2020)	SVM et BLSTM	Engrenages	Amélioration de précision et réduction de complexité	SVM, BLSTM, séries temporelles
(Kontrec et al., 2024)	Optimisation de la planification via seuils de taux de réparation (processus de renouvellement alterné)	Boîtes de vitesses, générateurs, convertisseurs	Non quantifié précisément, mais amélioration de la disponibilité et réduction des temps d'arrêt	Modèle mathématique avec expressions analytiques (PDF, CDF), simulation sur données synthétiques

6. POSITIONNEMENT DE LA THÈSE

L'état de l'art a mis en évidence la diversité et la multitude de travaux récents sur la maintenance des éoliennes, notamment ceux qui se concentrent sur les approches conditionnelles, prédictives, ou hybrides intégrant des techniques d'intelligence artificielle. Les principaux objectifs de ces recherches visent la réduction du taux de défaillance, l'optimisation des fréquences d'intervention, ou encore la prédiction de l'état des composants critiques à partir des données SCADA. Toutefois, une analyse transversale de la littérature révèle plusieurs limitations qui expliquent le point de vue original adopté dans cette thèse.

Tout d'abord, les travaux sur les boîtes de vitesses se concentrent principalement sur la surveillance et le diagnostic, avec une attention particulière accordée aux méthodes prédictives (Heydari et al., 2021 ; Shaheen & Németh, 2023 ; Xu et al., 2025). L'application de ces stratégies nécessitent des capteurs denses, une qualité de données stable, et une connectivité fiable. Ces éléments sont souvent absents dans les parcs isolés, en particulier dans les zones désertiques ou semi-arides comme le sud du Maroc (Stiri et al., 2019).

Selon (Chen et al., 2022 ; Su et al., 2024), la majorité des modèles mathématiques proposés dans la littérature cherchent à optimiser une fréquence d'intervention ou un seuil de déclenchement. Cependant, très peu d'entre eux prennent en compte les contraintes logistiques, les coûts d'immobilisation, ou encore la nature imparfaite des maintenances réelles (par exemple, lorsque la réparation ne restaure pas un état "comme neuf"). De plus, l'effet cumulatif de plusieurs maintenances imparfaites, et leur influence sur la dégradation de l'équipement, est rarement modélisé.

D'un autre côté, bien que certaines recherches récentes proposent des stratégies multi-composants ou opportunistes, très peu se penchent sur la possibilité de revoir la conception du système afin d'alléger les contraintes de maintenance.

La présente thèse s'inscrit précisément dans ce contexte en proposant des solutions applicables à ces différents verrous scientifiques relevés.

7. PROBLÉMATIQUE DE LA THÈSE

Cette étude a débuté par l'examen d'un cas particulier : un parc éolien situé dans le sud du Maroc confronté à des défaillances fréquentes au niveau de ses boîtes de vitesses. Actuellement, la stratégie de maintenance adoptée dans ce parc repose sur une approche empirique, qui consiste à déclencher un refroidissement passif dès que la température de la boîte de vitesses atteint un seuil critique. Cette méthode est certes simple à mettre en œuvre mais, elle se révèle peu efficace sur le long terme. En effet, elle n'impacte pas la dégradation intrinsèque de l'équipement mais, provoque des interruptions de production récurrentes, et aboutit à un remplacement intégral souvent décidé sans fondement analytique.

L'objectif de cette thèse est de développer des stratégies de maintenance optimisées, capables d'allier réduction des coûts, augmentation de la fiabilité et maintien d'une disponibilité opérationnelle élevée. Ainsi, divers axes méthodologiques ont été explorés, en utilisant des modèles mathématiques rigoureux, adaptés à la situation réelle du parc éolien marocain.

Le premier axe porte sur l'optimisation du renouvellement des boîtes de vitesses dans le cadre d'une stratégie reposant sur un refroidissement systématique. Le but est de définir une fréquence optimale pour le renouvellement, minimisant le coût global estimé par unité de temps.

Le second axe introduit une stratégie de maintenance préventive imparfaite (MPI), conçue comme une alternative proactive au refroidissement passif. À chaque dépassement du seuil thermique critique, une action de maintenance partielle est réalisée, dans le but de réduire le taux de défaillance sans pour autant restaurer l'équipement à un état « comme neuf ». L'optimisation de cette approche repose sur deux paramètres décisionnels ; le nombre optimal d'interventions avant remplacement, et le délai de réactivité entre le dépassement du seuil de température critique et l'exécution de l'action de maintenance.

Cette réflexion a conduit à envisager des modifications structurelles dans la conception de l'éolienne, notamment par l'intégration de deux boîtes de vitesses fonctionnant en alternance. Cette innovation permet, d'une part, de répartir l'usure entre deux composants identiques, de réduire la fréquence des anomalies liées au surchauffage, et, d'autre part, de limiter les pertes de production.

Chaque boîte est exploitée selon un cycle prédéfini, et la maintenance préventive imparfaite est programmée à intervalles réguliers pour chacune d'elles. Le modèle permet de déterminer à la fois la période optimale de commutation entre les deux boîtes et la fréquence des actions de maintenance. Cette approche intégrée, articulant conception et maintenance répond également à une problématique importante : les coûts élevés de mobilisation liés aux opérations de maintenance sur les boîtes de vitesses. Effectivement, ces opérations requièrent fréquemment le déplacement de matériel spécialisé comme des grues à flèche en treillis, dont l'utilisation constitue une part importante des coûts globaux de maintenance.

Enfin, une troisième approche est développée autour d'un concept de maintenance préventive périodique adaptative, centrée sur la notion d'âge virtuel de l'éolienne. L'objectif étant d'ajuster la fréquence et l'intensité des actions de maintenance, en fonction du degré de vieillissement de l'équipement. Pour cela, un ensemble de packages de maintenance est défini, chacun représentant un niveau d'intervention spécifique, avec un coût et une efficacité associée. L'enjeu est d'optimiser le couple fréquence-efficacité à chaque cycle de maintenance, afin d'augmenter le profit total sur le cycle de vie de la turbine. Ce profit se défini comme la différence entre les revenus générés par l'électricité produite et les dépenses cumulées des interventions de maintenance et des réparations.

Ces modèles ont été validés par des simulations numériques basées sur des données réelles du parc étudié, ainsi qu'une analyse de sensibilité, afin d'évaluer la robustesse des décisions face aux incertitudes sur les paramètres d'entrée, tels que le coût de l'énergie, la fréquence des pics thermiques et la disponibilité des équipes.

Ainsi, cette thèse propose une contribution à la fois méthodologique et appliquée. Elle propose un modèle générique pour l'optimisation des stratégies de maintenance des éoliennes, avec une version opérationnelle ajustée à un cas spécifique. Elle montre que la transition d'une gestion empirique à une gestion optimisée basée sur des modèles décisionnels offre la perspective de gains importants : diminution des coûts d'entretien, augmentation de la production énergétique, et une amélioration de la prévision budgétaire. Au-delà du cas des boîtes de vitesses, les approches mises en place dans cette thèse peuvent être appliquées à d'autres composants vitaux des éoliennes (tels que les génératrices, les pales et les roulements) ou à d'autres installations industrielles confrontées à des contraintes similaires.

8. CONCLUSION

À travers cette revue de la littérature, il apparaît que les stratégies de maintenance des éoliennes ont connu une évolution considérable au cours des deux dernières décennies, portée par l'avènement du numérique, la sophistication des capteurs et le développement de modèles prédictifs avancés. L'introduction de l'intelligence artificielle, de l'apprentissage profond, ainsi que des approches hybrides intégrant les données SCADA, a permis d'affiner les diagnostics, de prédire plus précisément les défaillances, et d'optimiser la planification des interventions. Grâce à ces avancées, la disponibilité des turbines et la maîtrise des coûts opérationnels, particulièrement dans les environnements offshores, ont été améliorées.

Cependant, l'analyse critique de ces travaux met en évidence plusieurs lacunes persistantes. D'une part, la majorité des recherches menées reposent sur des stratégies prédictives qui exigent des données abondantes et continues, ce qui n'est pas toujours possible particulièrement dans les environnements isolés ou soumis à des contraintes logistiques importantes. D'autre part, les stratégies de maintenance imparfaite, qui reflètent mieux les réalités opérationnelles des opérateurs, restent sous-modélisées dans la littérature. Enfin, la question de l'optimisation conjointe de la fréquence d'intervention, de l'efficacité des actions et de la rentabilité économique sur l'ensemble du cycle de vie des boites de vitesse des éoliennes est rarement abordée de manière intégrée.

Ces constats justifient le développement d'approches nouvelles, plus réalistes, combinant des modèles analytiques rigoureux avec une prise en compte des contraintes opérationnelles. Les chapitres suivants proposeront un positionnement original de la thèse, fondé sur une formalisation progressive des stratégies de maintenance imparfaite appliquées aux boîtes de vitesses, allant de la conception de systèmes redondants et de l'optimisation du profit sur l'ensemble du cycle de vie, jusqu'à l'intégration de l'intelligence artificielle dans la maintenance préventive, notamment à travers d'algorithmes prédictifs.

CHAPITRE 2 : OPTIMISATION ET DÉVELOPPEMENT DE STRATÉGIES OPTIMALES DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE POUR LES BOÎTES DE VITESSES D'ÉOLIENNES : ANALYSE COMPARATIVE ENTRE REFROIDISSEMENT CORRECTIF ET MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE.

Dans le présent chapitre, nous allons étudier et optimiser une première stratégie de maintenance déjà appliquée aux boîtes de vitesses d'un parc éolien au sud du Maroc. Cette stratégie repose sur un refroidissement qui se déclenche dès lors que la température interne de la boîte de vitesses atteint un seuil critique déjà prédéfini. Cette dernière, largement répandue dans ce parc éolien, engendre d'énormes pertes de production et conduit à des décisions de renouvellement souvent arbitraires. Face à ce problème, un modèle analytique a été développé pour optimiser cette période de renouvellement tout en prenant en compte les coûts de perte liés au refroidissement, le coût de renouvellement et les coûts logistiques liés à cette stratégie. Par la suite, une seconde stratégie est proposée. Elle introduit des actions de maintenance préventive imparfaites(MPI), à effectuer chaque fois que le seuil de température critique prédéfini a été atteint. Ces interventions partielles permettent de réduire le taux de défaillance sans restaurer le système à l'état neuf. Un deuxième modèle mathématique est alors élaboré afin de déterminer simultanément le nombre optimal d'actions de MPI à effectuer avant l'action de renouvellement ainsi que la période logistique optimale d'intervention une fois ce seuil critique dépassé. Une comparaison des performances économiques des deux approches a été effectuée afin d'orienter le choix des agents de maintenance en fonction des contraintes spécifiques du parc éolien.

1. INTRODUCTION

Ce chapitre présente deux démarches d'optimisation des stratégies de maintenance appliquées aux boites de vitesses d'un parc éolien au sud du Maroc. La première est fréquemment adoptée en pratique. En effet, elle consiste à surveiller la température de la boîte de vitesses. Dès que cette dernière atteint un niveau de seuil prédéfini, le taux de production est fortement réduit en ralentissant l'éolienne tout en refroidissant la boîte de vitesses pendant une certaine période avant de retrouver le taux de production souhaité. À mesure que cela devient plus fréquent avec le temps, les opérateurs de l'éolienne décident de renouveler la boîte de vitesses. Cette dernière est remplacée par une nouvelle ou soumise à une révision majeure, basée uniquement sur le jugement des agents de maintenance.

Pour cette première stratégie, un modèle analytique est développé pour optimiser la période de renouvellement de la boîte de vitesses en tenant compte de l'équilibre entre le coût du renouvellement et le coût de la perte de production et du refroidissement chaque fois que le seuil de température est atteint.

Ce chapitre propose une seconde stratégie innovante. Elle consiste à effectuer une action de MPI chaque fois que le seuil de température est atteint, réduisant ainsi le taux de défaillance de la boîte de vitesses à une valeur comprise entre celle observée et celle d'une boîte neuve. L'action de maintenance préventive imparfaite est effectuée N fois avant que la boîte de vitesses ne doive être renouvelée.

Un modèle mathématique est ainsi développé afin de déterminer simultanément le nombre optimal d'actions de MPI à effectuer avant de renouveler la boîte de vitesses, ainsi que la période optimale pour que l'équipe de maintenance commence l'action de MPI ou de renouvellement après le dépassement du seuil de température. Cette période peut être plus ou moins longue, en fonction de la logistique nécessaire pour déplacer l'équipe de maintenance sur le site et se préparer à l'intervention.

Des exemples numériques sont présentés, une analyse de sensibilité est réalisée, et les deux stratégies sont comparées. Des solutions optimales sont obtenues pour chaque stratégie. De plus, le résultat de la comparaison montre que chaque stratégie peut être plus économique selon la

fiabilité de la boîte de vitesses et les différents coûts engagés, en particulier les coûts logistiques liés à la MPI et au renouvellement.

Le chapitre est structuré comme suit :

- **Section 1 : Stratégie de renouvellement optimale**
- **Section 2 : Stratégie de maintenance préventive imparfaite (MPI)**
- **Section 3 : Étude de sensibilité**
- **Section 4 : Comparaison économique des deux stratégies**

2. STRATÉGIE OPTIMALE DE RENOUVELLEMENT

2.1 DESCRIPTION

Notre étude s'attaque à un problème critique rencontré par les opérateurs éoliens marocains, où les boîtes de vitesses, soumises à des contraintes thermiques aléatoires dues aux vents violents (jusqu'à 80 km/h), subissent une dégradation accélérée nécessitant une maintenance fréquente. La stratégie actuelle, basée sur le refroidissement réactif dès le dépassement d'un seuil thermique, présente des lacunes majeures : non seulement elle impose des réductions temporaires de production énergétique coûteuses, mais surtout elle ne traite pas la cause profonde du vieillissement mécanique. D'autant plus que la décision de remplacement reste empirique, sans cadre d'optimisation économique.

Pour rationaliser cette approche, nous proposons un modèle stochastique intégré qui :

1. Quantifie l'impact des cycles thermiques sur la dégradation via une loi de fiabilité dépendante de la température en intégrant l'effet cumulatif des surchauffes répétées.
2. Optimise la période de renouvellement en pondérant le coût marginal des refroidissements (pertes de production + coûts opérationnels) contre le coût d'un renouvellement complet.

2.2 MODÈLE ANALYTIQUE

Chaque fois que le seuil de température est dépassé, un cycle opérationnel précis est déclenché ; la turbine est immédiatement maintenue à régime bas afin de réduire les stress mécaniques et, simultanément, commence une procédure de refroidissement. Bien qu'indispensables, ces opérations ont un impact économique important, à la fois par des coûts directs liés à la mobilisation

des équipes techniques et par des pertes de production substantielles dues au fonctionnement à régime bas de l'éolienne pendant toute la durée de l'intervention.

Le coût total moyen par unité de temps sera exprimé en fonction de la variable de décision, correspondant à la période de renouvellement T. Nous devons souligner que ce coût inclut le coût de refroidissement, et de perte de revenus basée sur les temps de fonctionnement en dessous de la capacité normale pendant l'opération de refroidissement ainsi que le coût de renouvellement qui inclut le coût d'une nouvelle boîte de vitesses et le coût logistique associé à cette opération de renouvellement.

La logistique liée à l'opération de renouvellement est importante et nécessite une durée conséquente. Elle implique le transport de l'équipe et du matériel de maintenance, la préparation, l'installation et le démantèlement de tous les équipements lourds et légers nécessaires.

Refroidir la boîte de vitesses pendant une période déterminée est une mesure permettant au système de reprendre le travail à la capacité souhaitée. Cependant, cette action ne réduit pas le taux de défaillance de la boîte de vitesses. Pour cette raison, nous considérons que toutes les opérations de refroidissement effectuées entre deux renouvellements consécutifs seront considérées comme des réparations minimales.

L'optimisation de la période de renouvellement $T*$ implique de trouver un équilibre entre, d'un côté, l'addition des coûts liés aux refroidissements de plus en plus fréquents sur un équipement vieillissant, et de l'autre, les dépenses significatives mais occasionnelles liées au renouvellement intégral. Ce compromis doit prendre en considération la dynamique spécifique de dégradation de l'équipement ainsi des conditions opérationnelles variables du site éolien. L'analyse coûts-bénéfices permet d'identifier la solution optimale, définissant ainsi une politique de maintenance rationnelle qui se distingue des approches empiriques couramment utilisées.

La nomenclature utilisée est présentée dans le Tableau 3.

Tableau 3. Notation

Notation	Définition
T	Période de renouvellement (variable de décision)
Ccl	Coût moyen de refroidissement
$Cren$	Coût moyen d'un renouvellement
Rl	Perte de revenu moyenne par unité de temps due à la production en capacité réduite pendant le refroidissement.
r	Durée nominale moyenne de refroidissement
$\lambda\,(t)$	Taux de défaillance nominal du système de boîte de vitesses (*t* représente le temps entre les instants successifs où la température critique est dépassée)
P	Période de préparation/logistique pour l'action maintenance/renouvellement
$CTM(T)$	Coût total moyen par unité de temps
$Clog$	Coût logistique lié à l'action de renouvellement

Ainsi, l'expression analytique du coût total moyen par unité de temps est la suivante (Aafif et al., 2022) :

$$CTM(T) = \frac{(Rl \times r + Ccl) \times \left(\int_0^T \lambda(t)dt\right) + (Cren + Clog\ )}{T} \qquad \text{Eq (2.1)}$$

Le premier terme de la somme exprime le produit entre le coût moyen associé à chaque opération de refroidissement (incluant les pertes de production et coût de refroidissement) et le nombre moyen de dépassements du seuil de température nécessitant un refroidissement au cours d'un cycle de renouvellement. Le deuxième terme correspond au coût moyen de l'opération de renouvellement, englobant le coût de la nouvelle boîte de vitesses, ainsi que les coûts logistiques liés à cette opération.

2.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE POUR LA STRATÉGIE DE RENOUVELLEMENT

Le logiciel MATHEMATICA® (version 10.2 – 2015) a été utilisé pour coder le coût total moyen par unité de temps (Éq. (2.1)) et déterminer la période optimale de renouvellement pour toute instance du problème avec un ensemble donné de paramètres d'entrée. Les données du Tableau 4 présente l'un des nombreux exemples numériques utilisés pour valider le modèle.

Le taux de défaillance de la boîte de vitesses suit une distribution de Weibull, choisie pour son large champ d'applications reconnu. Le taux de défaillance est exprimé comme suit (l'unité de temps étant exprimée en semaines) :

$$\lambda(t) = \left(\frac{\beta}{\alpha}\right)\left(\frac{t}{\alpha}\right)^{\beta-1} \qquad \text{Eq (2.2)}$$

Tableau 4. Exemple numérique de la stratégie de renouvellement.

	Valeurs numériques
β	Paramètre de forme 2
α	Paramètre d'échelle 200 (Semaines)
Rl	1 100 Euros/heure
$Cren$	50 0000 Euros
Ccl	2 000 Euros
r	11 Heures

Le coût logistique considère deux limites extrêmes, Pmin désigne la période minimale entre l'atteinte du seuil de température critique et l'intervention effective des équipes de maintenance. Cette période, relativement courte, correspond à une mobilisation urgente et intensive des ressources humaines et matérielles, impliquant ainsi un coût logistique élevé. Pmax, à l'inverse, représente la période maximale tolérée entre l'atteinte du seuil critique et l'intervention. Elle permet une planification plus souple et une mobilisation optimisée des ressources, réduisant ainsi les coûts logistiques, mais au risque d'une dégradation plus avancée de l'équipement.

La relation entre le coût logistique Clog et le temps de préparation P montre la dynamique opérationnelle que l'on pourrait qualifier de vitale pour la gestion des renouvellements. Comme

mentionné précédemment, cela est dû au fait qu'elles soient directement liées à la mobilisation des ressources engagées pour assurer l'efficacité d'une intervention. En d'autres termes, pour réduire P à un niveau inférieur à un seuil planifié, il sera nécessaire d'avoir recours à des activités exceptionnelles comme l'affectation d'unités supplémentaires, la mise à disposition de moyens de transport rapide comme les hélicoptères ou encore le stockage de pièces de rechange. Cela optimise la préparation, mais le coût augmente de manière importante. En revanche, une période P trop étendue, bien que moins coûteuse en ressources immédiates, expose à des risques opérationnels accrus et à des pertes de production prolongées.

Entre ces deux périodes extrêmes, ce coût logistique Clog varie d'une façon décroissante, allant d'un coût élevé pour une période Pmin, garantissant une intervention rapide à un coût bas pour une période Pmax.

Cette modélisation discrète permet de rechercher un équilibre optimal entre réactivité et coût en déterminant la période P* à laquelle les coûts totaux peuvent être minimisés sous les contraintes opérationnelles du site, typiques du parc éolien étudié.

La fonction du coût logistique est exprimée ainsi :

$$Clog = Clog1 \times 1_{P\in[Pmin,P1]} + Clog2 \times 1_{P\in]P1,P2]} + Clog3 \times 1_{P\in]P2,Pmax]} \qquad \text{Eq (2.3)}$$

Avec :

$$Clog1 > Clog2 > Clog3$$

Les valeurs suivantes de Pmin, P1, P2 et Pmax sont considérées (Tableau 5) :

Tableau 5. Données numériques concernant la période de préparation P pour le renouvellement.

	Valeurs numériques
$Pmin$	3 Heures
$P1$	10 Heures
$P2$	13 Heures
$Pmax$	20 Heures

Les coûts Clog1, Clog2 et Clog3 sont donnés dans le Tableau 6 ci-dessous.

Tableau 6. Données numériques concernant les coûts logistiques.

	Valeurs numériques
$Clog1$	7000 Euros
$Clog2$	1600 Euros
$Clog3$	800 Euros

Dans cette configuration, le coût logistique Clog est établi à 800 euros, ce qui représente le scénario le plus économique pour la préparation de l'intervention de renouvellement. Connaissant précisément l'instant T du renouvellement, les gestionnaires de maintenance peuvent organiser l'ensemble du processus dans des conditions optimales. Ils disposent d'une période de préparation suffisamment longue, allant de 13 à 20 heures selon les données opérationnelles citées, pour mettre en œuvre la logistique nécessaire sans avoir à recourir à des solutions d'urgence, qui augmenteraient significativement les coûts

Cette approche contraste fortement avec les situations de maintenance non planifiées où les coûts logistiques deviennent excessifs. Le choix de la plage horaire de 13 à 20 heures n'a pas été arbitraire, elle a été déterminée en fonction du temps requis pour planifier efficacement le transport des équipements lourds, coordonner les diverses équipes d'intervention sans engendrer de coûts supplémentaires de dernière minute, préparer minutieusement le site, et enfin effectuer tous les contrôles préalables requis. Ces paramètres ont été soigneusement calibrés sur la base des données historiques de maintenance (Tables 4 et 6) afin d'atteindre un équilibre optimal entre réactivité et maîtrise des coûts.

Les résultats obtenus par la stratégie de renouvellement optimisée sont présentés dans la Figure 11 et le Tableau 7.

Tableau 7. Période de renouvellement optimale déterminée et coût total moyen minimal par unité de temps correspondant.

T*	CTM*
380 Semaines	267 Euros/Semaines

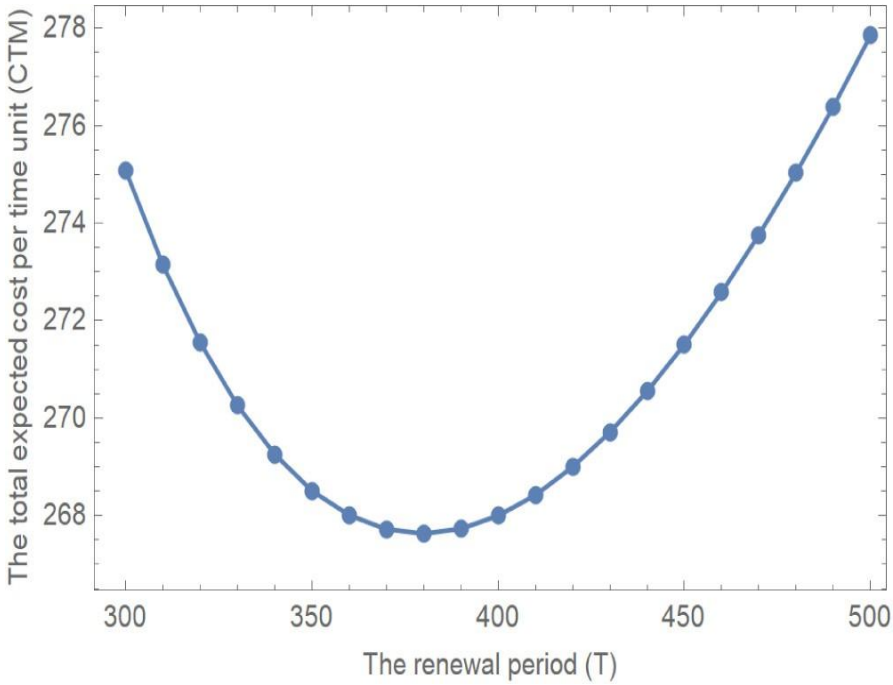

Figure 11. CTM en fonction de la période de renouvellement T.

La stratégie de renouvellement optimisée suggère soit de planifier un remplacement de la boîte de vitesses, soit d'effectuer une révision complète afin de restaurer son état d'origine toutes les 380 semaines (7 ans). Cet intervalle équivaut à un compromis entre efficacité technique et viabilité économique sur le long terme.

3. STRATÉGIE PROPOSÉE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE

3.1 DESCRIPTION

Se fier à l'opération de refroidissement pour abaisser la température à un niveau de fonctionnement normal sans traiter la cause principale de l'augmentation de température et/ou prendre des mesures préventives s'avère fonctionnel mais économiquement inapproprié. En effet, le dépassement du seuil maximal prédéfini de la température contribue fortement à la dégradation de la boîte de vitesses . Pour ces raisons, nous proposons une nouvelle stratégie de maintenance préventive pour la boîte de vitesses. Elle suggère qu'en plus de l'opération de refroidissement, une action de Maintenance Préventive Imparfaite (MPI) soit effectuée chaque fois que le seuil de température est atteint, réduisant ainsi le taux de défaillance de la boîte de vitesses à un niveau entre la valeur actuelle et celle d'une boîte neuve.

L'action de maintenance préventive imparfaite sera effectuée N fois avant que la boîte de vitesses nécessite d'être renouvelée. La période de réactivité (période P) pour se rendre sur le site et effectuer les actions de maintenance dépendra de la logistique à mettre en place ainsi que de son coût associé. Ainsi, les variables de décision N et P doivent être déterminées de sorte que le coût total moyen par unité de temps soit minimisé.

3.2 MODÈLE ANALYTIQUE

La nomenclature utilisée est présentée dans le Tableau 8.

Tableau 8. Notation

Notation	Définition
N	Nombre d'actions de maintenance préventive imparfaite à réaliser avant le renouvellement (***Variable de décision***).
P	Période de préparation des actions de maintenance (***Variable de décision***).
τ_1	Période avant le premier dépassement du seuil de température.
$f_1(t)$	Fonction de densité de probabilité associée à la variable aléatoire τ_1.
τ_i	Intervalle entre la (i-1)^e action de MPI (i = 1, ..., N+1) et le i^e dépassement du seuil thermique.
$f_i(t)$	Fonction de densité de probabilité associée à la variable τ_i (i = 1, ..., N+1).
Ccl	Coût unitaire moyen de l'opération de refroidissement.
Cpm	Coût unitaire moyen d'une action de MPI.
$Cren$	Coût moyen d'un renouvellement complet.
Rl	Perte de revenu moyenne par unité de temps due au fonctionnement en capacité réduite.
$Clog$	Coût logistique des actions de maintenance (dépendant de la durée P).
$E(Cycle)$	Durée moyenne d'un cycle de renouvellement.
$CT(Cycle)$	Coût total moyen par cycle.
$CTM(N,P)$	Coût total moyen par unité de temps.
$MTBFi$	Temps moyen entre dépassements successifs du seuil de température.

Le modèle mathématique permettant d'exprimer le coût total moyen par unité de temps en fonction des deux variables de décision N et P est présenté ci-dessous et modélisé par les équations 2.4 à 2.11.

Le cycle de renouvellement est défini comme la période commençant immédiatement après l'installation d'une nouvelle boîte de vitesses et se terminant lors du renouvellement de cette dernière (ou de sa restauration à un état "comme neuf").

Les opérations de maintenance réalisées durant un cycle de renouvellement sont présentées dans la figure 12 ci-dessous, qui illustre l'effet des actions de MPI sur le taux de défaillance de la boîte de vitesses.

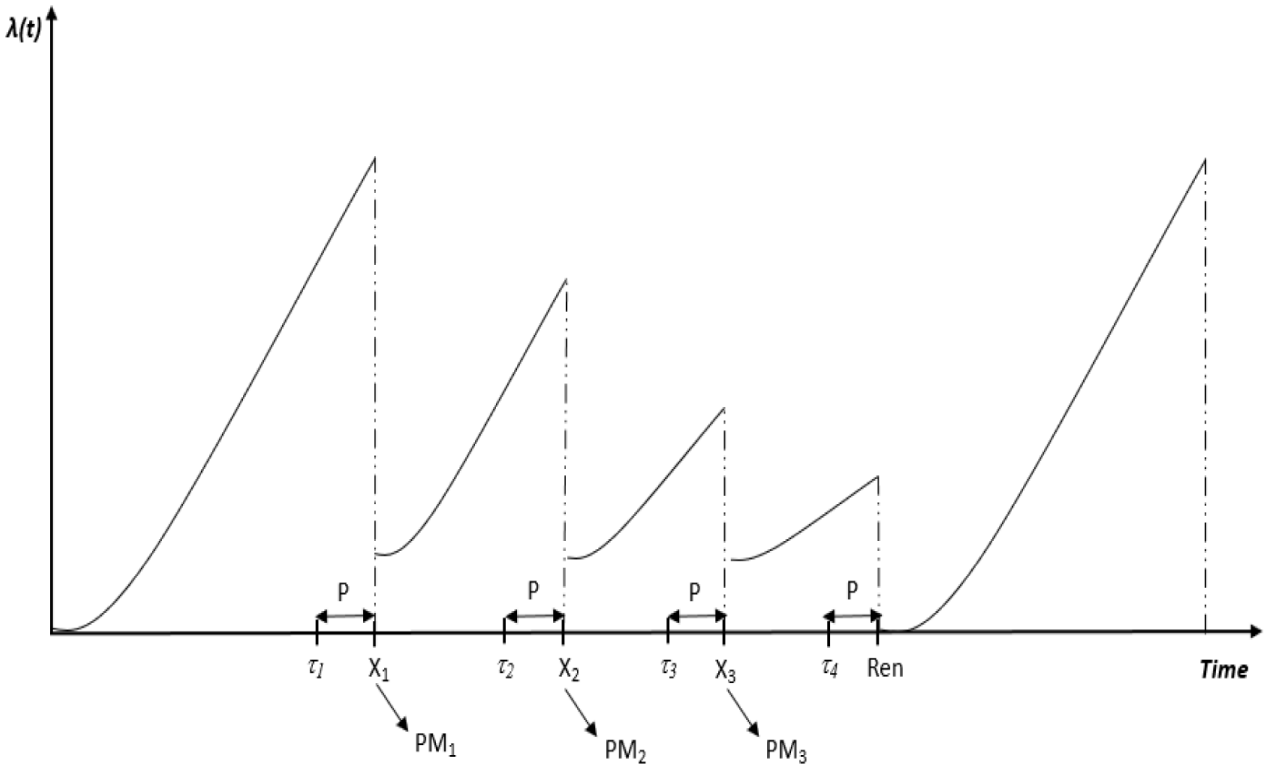

Figure 12. Évolution du taux de défaillance - Cycle complet de renouvellement.

Le coût total moyen par unité de temps de cette stratégie est exprimé ainsi :

$$CTM(N,P) = \frac{CT(cycle)}{E(Cycle)} \qquad \text{Eq (2.4)}$$

Le coût total moyen CTM sur un cycle est égal à la somme :

- Du coût des actions de maintenance préventive
- Du coût de refroidissement après chaque alerte
- De la perte de revenus durant les périodes de fonctionnement sous la capacité désirée, à savoir les périodes où le refroidissement est activé.
- Du coût de renouvellement en fin de cycle

$$CT(cycle) = \begin{pmatrix} \int_0^{X1} Rl \times \underbrace{(X1 - \tau_1)}_{P} \times f_1(\tau_1) d\tau_1 + \\ \int_0^{X2} Rl \times \underbrace{(X2 - \tau_2)}_{P} \times f_2(\tau_2) d\tau_2 \\ + \cdots \int_0^{X_N} Rl \times \underbrace{(X_N - \tau_N)}_{P} \times f_N(\tau_N) d\tau_N \end{pmatrix} + N(Cpm + Ccl + Clog) + \big((Rl \times P) + Ccl + Cren + Clog\big) \quad \text{Eq (2.5)}$$

Il est à noter qu'après N actions de MPI, au (N+1)ème dépassement du seuil, une action de renouvellement est effectuée après P unités de temps. Ceci explique le dernier terme de l'équation où on exprime :

- Le coût de perte de production (Rl×P)
- Le coût de refroidissement Ccl
- Ainsi que le coût de renouvellement Cren

Clog dépend de la période logistique P. Il est défini par l'équation 3.

L'équation (5) peut être réécrite comme suit :

$$CT(cycle) = Rl \times P \times \sum_{i=1}^{N} \left(\int_0^{Xi} f_i(\tau_i) d\tau_i \right) + N(Cpm + Ccl + Clog) + \big((Rl \times P) + Ccl + Cren + Clog\big) \quad \text{Eq (2.6)}$$

Par conséquent, l'expression du coût total moyen par unité de temps est donnée par (Aafif et al., 2022) :

$$CTM(N,P) = \frac{N(Cpm + Ccl + Clog) + \left((Rl \times P) + Ccl + Cren + Clog\right) + Rl \times P \times \sum_{i=1}^{N}\left(\int_0^{Xi} f_i(\tau_i)d\tau_i\right)}{\left((N+1)\times P\right) + \sum_{i=1}^{N+1}(MTBF_i)} \quad \text{Eq (2.7)}$$

Étant donné que les actions de maintenance imparfaites réduisant le taux de défaillance sont effectuées à chaque dépassement du seuil de température, la fonction de taux de défaillance associée à la variable aléatoire τi (temps jusqu'au dépassement du seuil après chaque action de MPI) évolue comme suit (selon le modèle de (Gertsbakh, 2005)) :

$$\lambda_{i+1}(t) = e^{\delta} \times \lambda_i(t) \quad \text{Eq (2.8)}$$

Où e^{δ} est considéré comme un facteur de "dégradation" strictement positif. δ peut être déterminé empiriquement par régression linéaire ((Gertsbakh, 2005)).

$\lambda_1(t)$ représente la fonction de taux de défaillance avant la première action de MPI (correspondant à un système initialement dans l'état neuf).

Ainsi, en adoptant cette expression pour la fonction de taux de défaillance :

$$f_i(t) = \lambda_i(t) \times e^{-\int_0^t \lambda_i(t)dt} \quad \text{Eq (2.9)}$$

Enfin, les instants Xi (i = 1, 2,..., N) pour réaliser les actions de MP seront estimés comme suit :

$$Xi = MTBFi + P \quad \text{Eq (2.10)}$$

En notant que :

$$MTBF_i = \int_0^{+\infty} \tau_i f_i(\tau_i) d\tau_i \qquad \text{Eq (2.11)}$$

3.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE POUR LA STRATÉGIE PROPOSÉE :

Pour cette analyse, nous considérons le même scénario d'application que celui mentionné précédemment, impliquant une boîte de vitesses similaire et soumise aux mêmes conditions de fonctionnement. La modélisation conserve une distribution de Weibull pour modéliser les intervalles entre les dépassements successifs du seuil de température critique, avec des paramètres initiaux identiques à ceux du Tableau 8. Les autres durées possibles pour la préparation logistique sont reprises comme précédemment définies dans le Tableau 5, assurant ainsi une concordance parfaite avec l'étude précédente.

L'objectif principal est d'identifier simultanément les deux paramètres critiques, à savoir, le nombre optimal N* d'actions de MPI à accomplir avant le renouvellement complet, et la période optimale P* pour la préparation logistique. Ces deux éléments doivent être conjointement optimisés afin de minimiser le coût total moyen par unité de temps sur l'ensemble du cycle de vie de l'équipement.

Le modèle intègre la même relation entre les coûts logistiques et le temps de préparation que celle utilisée dans la stratégie de renouvellement unique décrite dans le Tableau 10. Cette cohérence dans la modélisation des coûts permet une comparaison entre les différentes approches de maintenance. La variabilité des coûts logistiques en fonction du temps de préparation suit exactement le même schéma que celui adopté précédemment afin de maintenir une évaluation équitable de la relation de performance entre les deux stratégies.

Tableau 9. Exemple numérique de la stratégie proposée

	Valeurs numériques
β	Paramètre de forme 2
α	Paramètre d'échelle 200 (Semaines)
Rl	1 100 Euros/heure
$Cren$	50 0000 Euros
Ccl	2 000 Euros
Cpm	2 500 Euros
δ	0.223

Le coût logistique dépend de la période de préparation/logistique P (Tableau 10). La variation de ces coûts est la même que celle considérée pour la stratégie de renouvellement dans la section précédente.

Tableau 10. Coût Clog correspondant à P.

	P∈ [2 h, 10 h]	P∈]10 h, 13 h]	P∈]13 h, 20 h]
$Clog1$	7000 Euros	-	-
$Clog2$	-	1600 Euros	-
$Clog3$	-	-	800 Euros

Les résultats obtenus de la stratégie proposée sont résumés ci-dessous.

Tableau 11. Stratégie de MP optimale obtenue avec le coût total minimal attendu par unité de temps correspondante

N*	P*	CTM*
8	]10 h, 13 h]	144 Euros/Semaines

La stratégie de maintenance optimale obtenue repose sur la réalisation de huit actions successives de MPI (N* = 8), à l'issue desquelles la boîte de vitesses fait l'objet soit d'un remplacement par une unité neuve, soit d'une révision complète visant à la restaurer dans un état équivalent au neuf.

En ce qui concerne l'organisation logistique préalable à chaque intervention, l'optimisation du modèle indique qu'une durée de préparation comprise strictement entre 10 et 13 heures ($P^* \in]10h\,;\,13h]$) constitue la configuration la plus efficiente. Cette plage horaire permet de garantir une coordination optimale des moyens humains et techniques tout en limitant les interruptions prolongées de production.

L'ensemble de ces paramètres contribue à définir une politique de maintenance économiquement viable et opérationnellement réaliste pour les exploitants de parcs éoliens.

3.4 ETUDE DE SENSIBILITE

Cette étude de sensibilité examine systématiquement comment les variations des principaux paramètres d'entrée influencent la détermination de la stratégie optimale. L'analyse couvre l'ensemble des facteurs critiques, depuis les coûts opérationnels jusqu'aux caractéristiques techniques de l'équipement, en passant par les contraintes logistiques. Les résultats mettent en évidence des relations complexes et parfois contre-intuitives entre ces paramètres et les valeurs optimales de N* et P*. Certaines variables montrent une influence dominante, soit sur l'un des deux paramètres de décision soit simultanément sur les deux.

L'analyse révèle aussi que les paramètres liés à la fiabilité de l'équipement (comme le paramètre de forme et le paramètre d'échelle de la distribution de Weibull) ont un impact particulier sur N* et P*. Ainsi, certains éléments de la solution optimale sont davantage influencés par les contraintes opérationnelles.

Cette compréhension globale des sensibilités permet d'identifier quels paramètres fournissent des indications précieuses pour l'adaptation des politiques de maintenance face aux variations des conditions opérationnelles ou économiques.

- Effet de la variation du paramètre de forme de la distribution de Weibull « β ».

En conservant les autres données d'entrée identiques, les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 12 et la figure 13 ci-dessous :

Tableau 12. Effet de la variation du paramètre de forme β.

Beta β	N*	P*	CTM*
2	**8**	**]10h, 13h]**	**144.287**
4	12	]10h, 13h]	112.028
6	15	]10h, 13h]	97.6829

En augmentant le paramètre de forme β, on considère une boite de vitesses qui est moins fiable. Dans ce cas la stratégie optimale suggère de réaliser plus d'actions de MPI au cours du cycle de renouvellement. Cela peut être expliquer par le fait qu'une valeur de β plus élevée indique un vieillissement accéléré de la boite à vitesse qui se traduit par une augmentation rapide du taux de défaillance en fonction du temps. Face à cette problématique, les interventions de MPI deviennent de plus en plus fréquentes afin de maintenir un niveau de fiabilité acceptable et ainsi compenser cette dégradation accélérée.

On peut noter que l'augmentation du nombre d'actions de MP ne s'accompagne pas d'un changement de la période optimale de préparation/logistique P. Cette observation s'explique par le fait que les contraintes logistiques et leur coûts associés restent les mêmes, indépendamment de la fréquence des interventions de MP.

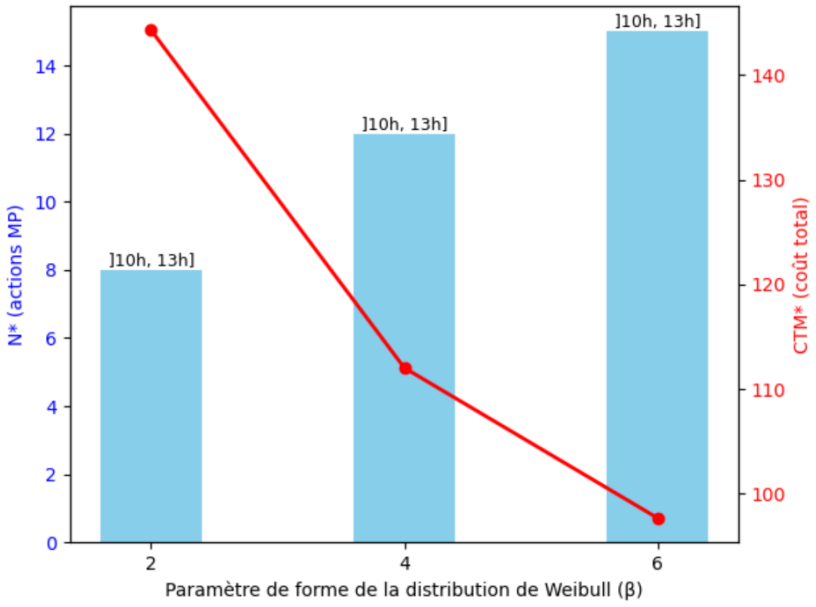

Figure 13. Effet de la variation du paramètre de forme β.

Cette différence entre la variation de N* et P*, montre la grande divergence de ces deux variables de décisions. Cela permet d'optimiser séparément ces deux aspects de la stratégie de maintenance, offrant ainsi une plus grande flexibilité dans la mise en œuvre pratique.

- Effet de la variation du coût unitaire moyen de l'opération de refroidissement « Ccl ».

En maintenant constantes les autres données d'entrée, les résultats obtenus figurent dans le tableau 13et la figure 14 ci-après :

Tableau 13. Effet de la variation de Ccl.

Ccl	N*	P*	CTM*
100	8	]10h, 13h]	128.222
2000	**7**	**]10h, 13h]**	**144.325**
8000	6	]10h, 13h]	191.858
100000	2	[2h, 10h]	796.808

Au fur et à mesure que le coût de refroidissement augmente, la stratégie optimale suggère un renouvellement plus tôt.

Par exemple, avec un Ccl de 8000 Euros, on peut noter que la stratégie propose d'effectuer 6 actions de MPI au lieu de 7 actions. Cette réduction en nombre de MPI s'explique par le fait que la stratégie s'adapte aux coûts élevés de refroidissement. Il devient donc plus avantageux d'anticiper légèrement le renouvellement plutôt que de supporter plus d'interventions trop coûteuses.

On peut aussi noter que l'impact de cette augmentation des coûts ne se limite pas au nombre d'action de MPI à effectuer, mais il concerne aussi la période de préparation/logistique P*. Contrairement au paramètre de forme Beta, lorsque le coût de refroidissement augmente significativement, la stratégie optimale de MPI recommande d'agir plus rapidement pour effectuer les actions de MPI.

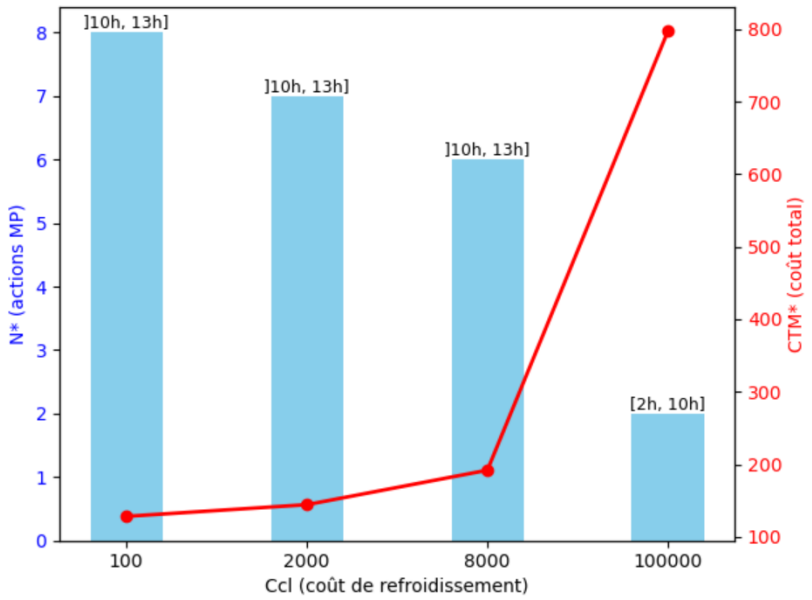

Figure 14. Effet de la variation de Ccl.

Cette adaptation se justifie par le besoin de réduire au minimum les périodes de fonctionnement à bas régime, qui peuvent engendrer des coûts énormes pour le parc éolien. Cette réponse à double enjeu de la stratégie optimale met en évidence la souplesse et la robustesse du modèle pour s'adapter aux changements des paramètres économiques.

- Effet de la variation du coût de renouvellement « Cren ».

Les résultats correspondants, obtenus avec des données d'entrée identiques, sont présentés dans le tableau 14 ci-dessous :

Tableau 14. Effet de la variation du coût de renouvellement Cren.

Cren	*N**	*P**	*CTM**
10000	3	[2h, 10h]	97.3649
20000	5	]10h, 13h]	112.535
50000	**8**	**]10h, 13h]**	**144.287**
100000	10	]10h, 13h]	189.027

Quand le renouvellement de la boite de vitesses devient trop coûteux, on peut noter que la stratégie privilégie d'effectuer un grand nombre d'interventions de MPI avant de considérer un remplacement complet.

En effet, chaque action supplémentaire de MPI permet de retarder l'investissement lourd lié à l'achat et le remplacement d'une nouvelle boite de vitesses.

Par exemple, on peut remarquer que lorsque le coût de renouvellement double, et passe de 50 000 à 100 000 euros, le nombre des interventions de MPI augmentent de 25%.

Les détails de cette évolution est présentée dans la figure ci-dessous. Cette dernière démontre la capacité du système à automatiquement trouver l'équilibre entre les coûts de maintenance et l'investissement que représente une action de renouvellement.

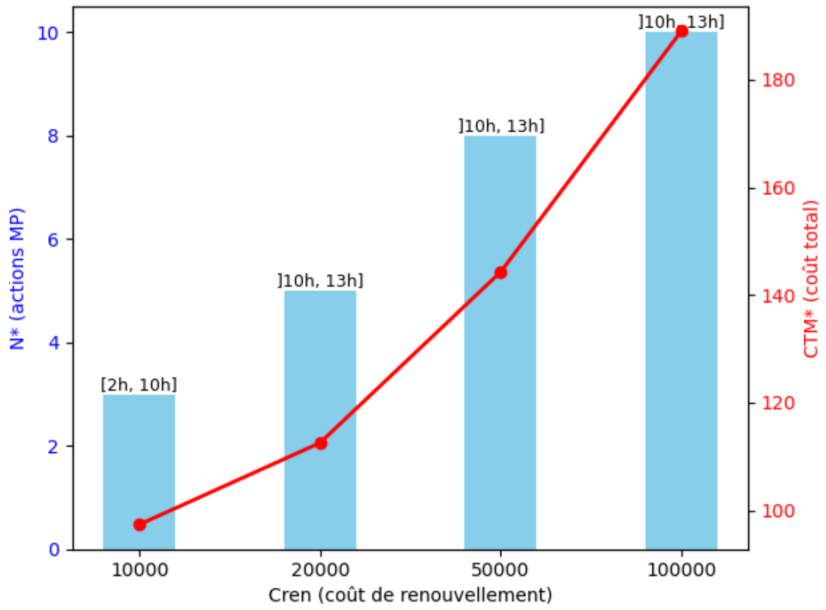

Figure 15. Effet de la variation du coût de renouvellement Cren.

- Effet de la variation du coût de perte de revenu « Rl »

Afin de garantir une comparaison cohérente, les autres paramètres d'entrée demeurent inchangés ; les résultats obtenus dans ces conditions sont regroupés et illustrés dans le tableau 15 et la figure 16 ci-après :

Tableau 15. Effet de la variation de Rl

Rl	N*	P*	CTM*
500	8	]13h, 20h]	117.251
1100	**8**	**]10h, 13h]**	**144.287**
1200	7	]10h, 13h]	148.618
2000	6	[2h, 10h]	156.054

L'étude de la variabilité du coût de perte de revenu Rl, montre que ce dernier a un impact direct sur la stratégie optimale de maintenance.

Nous pouvons remarquer que lorsque Rl augmente la stratégie suggère un remplacement précoce de la boîte de vitesses, qui se traduit par une réduction significative du nombre d'opérations de MPI effectuées avant l'action de renouvellement ainsi qu'une réduction de la période de préparation P* nécessaire pour chaque intervention.

Lorsque les coûts associés au fonctionnement en mode dégradé augmentent, le modèle d'optimisation estime qu'il est économiquement plus avantageux de limiter le nombre d'interventions intermédiaires et d'anticiper le renouvellement définitif. Il convient de noter que le coût cumulé des pertes de production durant les multiples phases de refroidissement finit par surpasser l'avantage du report de l'investissement dans une nouvelle boîte de vitesses.

Parallèlement, la stratégie recommande de réduire la période de préparation P* pour chaque action de maintenance restante. Cette adaptation permet de minimiser la durée des périodes de fonctionnement dégradé et, par conséquent, de réduire l'impact financier des pertes de revenu. La réactivité accrue des équipes de maintenance devient alors un levier essentiel de maîtrise des coûts opérationnels dans un contexte où chaque heure de production perdue alourdit la rentabilité globale.

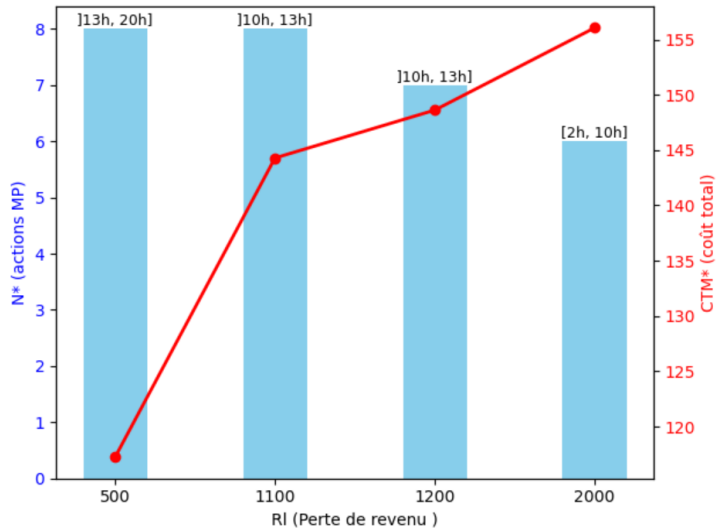

Figure 16. Effet de la variation de Rl.

Cette double adaptation de la stratégie à faible volume d'interventions et de préparation accélérée illustre la capacité du modèle à réajuster de manière dynamique les divers paramètres économiques en jeu. Elle démontre l'évolution de la politique de maintenance optimale en fonction des priorités financières, tout en équilibrant les coûts directs de maintenance et les pertes indirectes de production.

- Effet de la variation du taux d'efficacité des actions de MPI « δ »

Les résultats présentés dans le tableau 16 et la figure 17 ci-dessous ont été obtenus en conservant identiques l'ensemble des autres variables d'entrée, ce qui permet d'évaluer précisément l'impact de la variable modifiée :

Tableau 16. Effet de la variation de δ

δ	*N**	*P**	*CTM**
0.095	13	]10h, 13h]	110.92
0.223	**8**	**]10h, 13h]**	**144.287**
0.40	5	]10h, 13h]	179.765
0.81	2	[2h, 10h]	231.319

e^{δ} constitue un indicateur clé de l'efficacité des actions de MPI. La variation de celui-ci influence directement la stratégie optimale de maintenance.

Quand e^{δ} prend une valeur faible, cela indique une amélioration de l'efficacité des interventions de maintenance qui se traduit par une réduction importante du taux de défaillance de la boite de vitesses à chaque intervention. Par contre, une valeur élevée de e^{δ}, indique une efficacité réduite des actions de maintenance, avec un impact plus limité sur l'amélioration de la fiabilité de l'équipement.

L'augmentation de e^{δ} révèle que la stratégie optimale s'adapte d'une part, en recommandant de réduire le nombre global d'actions de MPI à réaliser avant le renouvellement, qui se justifie par la moindre efficacité de ces dernières. D'autre part, les actions de renouvellement de la boite à vitesses sont anticipées, vu qu'il devient plus économique de procéder à son renouvellement plutôt que de continuer à faire des interventions dont l'effet est minime.

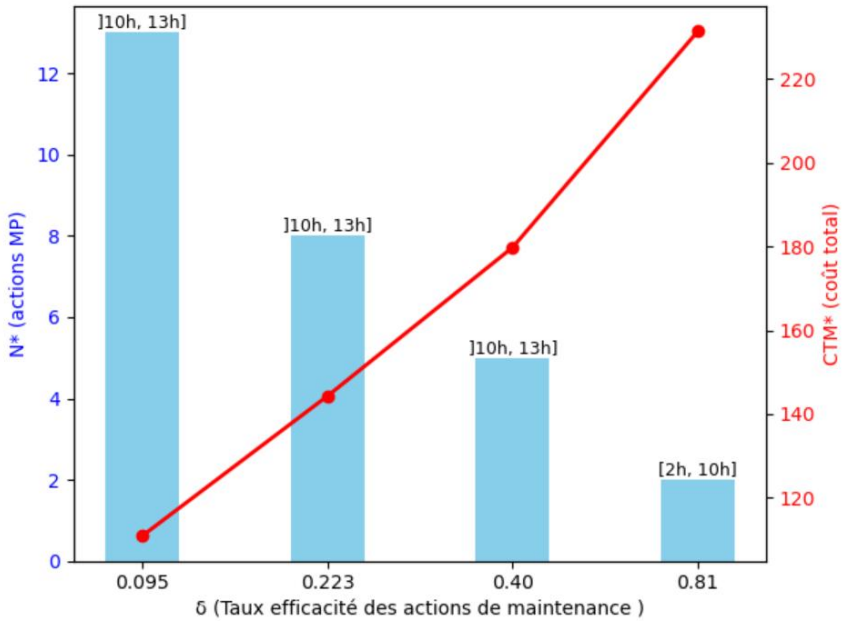

Figure 17. Effet de la variation de δ.

Cette adaptation stratégique repose sur un calcul économique rigoureux qui pondère à la fois les coûts directs des interventions de maintenance et les bénéfices en termes d'amélioration de la fiabilité. Quand l'efficacité des actions diminue, l'équilibre économique se déplace naturellement en faveur d'un renouvellement plus précoce, permettant ainsi d'optimiser les coûts totaux de maintenance tout au long du cycle de vie de l'équipement.

4. ANALYSE COMPARATIVE DES DEUX APPROCHES

L'étude, le développement et l'optimisation des deux stratégies de maintenance offre aux opérateurs du parc éoliens au sud du Maroc une base solide pour choisir l'approche la plus adéquate à leur contexte.

Ce choix peut s'effectuer en fonction de plusieurs paramètres opérationnels et économiques, tels que les coûts associés aux actions de renouvellement, aux actions de MPI mais aussi aux actions de refroidissement récurrentes, ainsi qu'aux coûts logistiques liés à la période d'intervention.

Dans le but de simplifier cette prise de décision, une analyse comparative des deux stratégies s'appuyant sur les données numériques précédentes a été réalisée.

Cette analyse permet d'évaluer les avantages respectifs des deux approches dans des conditions opérationnelles similaires. Les résultats, révèlent des différences entre les stratégies en termes de coûts totaux et de fréquence des interventions.

L'exploitation de ces données permet aux opérateurs de ce parc éolien d'identifier le scénario le plus avantageux, en tenant compte de l'ensemble des contraintes techniques et économiques qui leur sont propres. Cette démarche analytique représente une avancée notable par rapport aux pratiques empiriques classiques, en proposant une approche quantitative et optimisée pour la gestion du cycle de vie des boîtes de vitesses.

Le tableau 17, ci-dessous, représente une comparaison entre les deux stratégies.

Tableau 17. Comparaison des résultats des deux stratégies

	T*	N*	P*	CTM*
Stratégie de renouvellement optimale	380 Semaines	-	-	267
Stratégie de MPI optimale		8	]10h, 13h]	144

La comparaison des deux approches illustrées dans la figure 8 ci-dessous, révèle que la stratégie de MPI affiche une rentabilité supérieure à celle du simple renouvellement, avec un avantage économique de 46%.

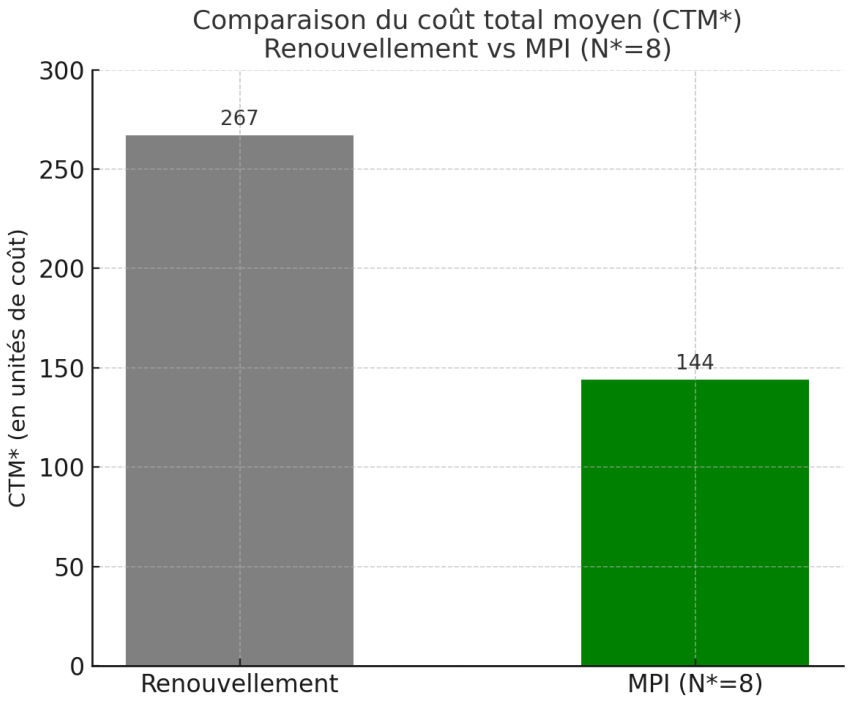

Figure 18. Comparaison des résultats des deux stratégies

Cet avantage économique met en évidence l'importance d'une approche planifiée de la maintenance qui repose principalement sur sa capacité à prolonger la durée de vie utile de la boîte de vitesses. Cette approche permet de maintenir un niveau de fiabilité acceptable, particulièrement dans des environnements opérationnels où les coûts de remplacement et les pertes de production sont des éléments clés du budget.

$$Gain = \quad ((267.634 - 144.287)\,)/267.634 = \quad 46\%$$

Les 46% d'économie réalisés proviennent notamment de :

- La minimisation des pertes de production grâce à des interventions plus ciblées
- La diminution de la fréquence des investissements majeurs lié au renouvellement

Cette étude comparative révèle aussi que cet avantage économique de la stratégie de MPI n'est pas absolu mais dépend étroitement des conditions spécifiques de chaque opérateur éolien.

- Effet de l'augmentation du coût des interventions de MPI « Cpm » :

Lorsque le coût moyen d'une action de MPI (Cpm) subit une augmentation significative - passant à 23 000 euros dans notre exemple - la balance économique entre les deux stratégies se trouve fortement modifiée.

Dans ce cas, la stratégie optimale de MPI s'adapte en recommandant 3 interventions avant le renouvellement de la boîte de vitesses, contre 8 dans le cas initial.

Cette diminution s'explique par l'effet du coût élevé des MPI sur l'équation économique. Le modèle identifie alors un nouveau point d'inflexion où la stratégie de renouvellement traditionnelle redevient plus avantageuse. Cette situation illustre l'impact d'un seul paramètre critique sur la prise de décision.

Cette observation souligne l'importance d'une modélisation précise et actualisée des coûts pour chaque cas particulier.

Tableau 18. Nouvelle comparaison des deux stratégies

	T*	N*	P*	CTM*
Stratégie de renouvellement optimale	380 Semaines	-	-	267
Stratégie de MP imparfaite optimale		3	]10h, 13h]	269

5. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux approches distinctes pour optimiser la maintenance des boîtes de vitesses d'éoliennes, en élaborant des modèles mathématiques visant à réduire le coût total moyen par unité de temps.

Dans le contexte de la première stratégie utilisant le refroidissement correctif, un modèle a été développé afin de déterminer la période de renouvellement optimale T*. Le moment optimal pour remplacer ou réviser complètement la boîte de vitesses est déterminé en considérant les coûts liés au fonctionnement à régime bas, aux refroidissements et aux opérations de maintenance.

Par la suite, une stratégie de MPI a été introduite et consiste à déclencher une action de maintenance préventive imparfaite à chaque dépassement du seuil de température critique. Chaque opération contribue à une diminution partielle du taux de défaillance, sans restaurer pleinement l'état initial de la boite de vitesses.

Après un nombre optimal de N* actions de MPI, un renouvellement ou une révision complète est planifié. Cette approche, plus exigeante en terme logistique, nécessite la mobilisation d'équipements spécifiques, dont la mise en place est coûteuse et dépend fortement de la durée de préparation. Plus cette dernière est réduite, plus les coûts logistiques augmentent.

Un second modèle a ainsi été formulé pour exprimer le coût total moyen en fonction des deux variables de décision N et P, permettant d'identifier la configuration optimale (N*, P*) pour différents contextes opérationnels.

L'intégralité de cette étude offre aux opérateurs un cadre pour évaluer la rentabilité relative des deux stratégies en fonction de la fiabilité de leurs équipements et des coûts spécifiques à leur environnement opérationnel. Par conséquent, ils peuvent choisir en toute connaissance de cause la stratégie de maintenance la plus économiquement avantageuse.

CHAPITRE 3 : OPTIMISATION DES STRATÉGIES DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE POUR LES BOÎTES DE VITESSES D'ÉOLIENNES : ETUDE COMPARATIVE ENTRE CONFIGURATIONS À UNE ET À DEUX BOÎTES DE VITESSES.

Ce chapitre étudie la conception, le fonctionnement et la maintenance des boîtes de vitesses d'éoliennes sur un horizon de temps de fonctionnement donné H. La dégradation de la boîte de vitesses est surveillée par la température ; lorsqu'elle atteint un seuil critique, la production d'énergie est réduite pour refroidir la boîte de vitesses. Pour atténuer les pertes de production, deux stratégies sont proposées. La première implique des actions de maintenance imparfaite MPI périodiques qui diminuent le taux de dégradation. Un modèle mathématique est développé pour déterminer la période optimale de MPI qui minimise le coût total moyen par unité de temps, incluant les coûts des actions de MPI, du refroidissement et des pertes de production. En considérant que la maintenance sur site des éoliennes implique une logistique lourde avec des coûts élevés, la deuxième stratégie propose de modifier la conception de l'éolienne en incluant deux boîtes de vitesses similaires qui fonctionnent en redondance passive, en basculant de l'une à l'autre toutes les p unités de temps. Les périodes de basculement et de MPI sont toutes deux optimisées par la minimisation du coût total moyen. En utilisant les données du même parc éolien marocain, les deux stratégies sont testées et comparées. Les résultats indiquent que l'approche à deux boîtes de vitesses est plus rentable. Les modèles développés facilitent la comparaison de ces stratégies pour toute boîte de vitesses d'éolienne avec n'importe quelle configuration de coûts liée à la maintenance et aux pertes de production potentielles dues au réchauffement des boites de vitesses.

1. INTRODUCTION

À partir des résultats présentés dans le chapitre précédent, il ressort que, comparativement au cas du parc éolien situé dans le sud du Maroc, la mise en place d'une maintenance préventive imparfaite MPI planifiée permet de réduire significativement les coûts, en comparaison avec une stratégie de maintenance reposant uniquement sur des refroidissements et des actions de renouvellement. Malgré cette supériorité, les interventions de MPI continuent de poser d'importants défis logistiques pour les opérateurs, engendrant des coûts fixes élevés.

Ces limitations soulignent une contrainte structurelle propre aux éoliennes actuelles : leur architecture technique impose des interventions sur site coûteuses, ce qui limite l'efficacité des stratégies de maintenance, même lorsque ces dernières sont optimisées. Pour tenter de minimiser ces coûts totaux, ce chapitre adopte une approche différente, centrée non seulement sur la politique de maintenance, mais également sur la conception du système. Cette dernière repose sur une idée innovante : intégrer deux boîtes de vitesses identiques au sein d'une même éolienne, fonctionnant de manière alternée. Ce fonctionnement permet de répartir l'usure entre les deux boîtes et d'espacer les besoins de maintenance. En réduisant la sollicitation thermique (réchauffement) sur chaque unité, cette architecture limite la fréquence des périodes de surchauffe, réduit les pertes de production et allonge les intervalles entre les actions de maintenance. Il s'agit ainsi d'une stratégie proactive, visant à anticiper la dégradation des composants plutôt que de se limiter à y réagir.

Deux configurations sont modélisées et comparées : une première, avec une boîte unique et des MPI périodiques, et une seconde, avec deux boîtes de vitesses fonctionnant en redondance passive, également soumises à des MPI périodiques synchronisées. Comme mentionné précédemment, les modèles sont appliqués au même parc éolien afin d'assurer la cohérence méthodologique et la comparabilité des résultats.

Ce chapitre est structuré en trois grandes parties :

- **Section 1 : Stratégie de maintenance préventive imparfaite avec une seule boîte de vitesses**
- **Section 2 : Stratégie de maintenance préventive imparfaite avec deux boîtes de vitesses fonctionnant en alternance**

- **Section 3 : Analyse comparative et étude de sensibilité**

2. STRATÉGIE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE AVEC UNE SEULE BOÎTE DE VITESSES

2.1 DESCRIPTION

Nous considérons une éolienne avec une boîte de vitesses neuve, fonctionnelle et prête à l'emploi. À mesure que la boîte de vitesses fonctionne dans les conditions environnementales rudes du sud du Maroc, ses composants se dégradent et sa température augmente, atteignant un seuil critique prédéfini. L'atteinte de ce seuil déclenche un mécanisme de refroidissement automatique qui refroidit la boîte de vitesses. Cependant, chaque fois que le processus de refroidissement est déclenché, la productivité de l'éolienne chute de 50 %. Par conséquent, cela entraîne des pertes financières importantes. En outre, une éolienne de deux mégawatts (MW), peut perdre presque 12 500 $ de production chaque semaine. Sans inclure les frais d'installation, de main-d'œuvre et de matériel, la seule perte de production résultant de dix défaillances de la boîte de vitesses en une année peut atteindre environ 30 millions de dollars (Issahak, A. et al., 2021).

La stratégie de maintenance proposée consiste à effectuer, à chaque intervalle de temps T1, qui comprend un nombre aléatoire de cycles de réchauffe et de refroidissement, une action de maintenance préventive imparfaite MPI sur la boîte de vitesses. Cette action de maintenance vise à réduire le niveau de dégradation (taux de défaillance) de la boîte de vitesses, induisant une réduction de la fréquence de dépassement du seuil critique de température, réduisant ainsi la perte de production et le coût de refroidissement sur l'horizon temporel de fonctionnement H. On rappelle que le coût de cette action de MPI est bien inférieur à celui d'un renouvellement ou d'une révision complète. Cette stratégie offre une solution économique qui s'aligne avec les défis liés aux emplacements éloignés des parcs éoliens et aussi aux impératifs économiques de l'industrie de l'énergie éolienne.

L'objectif est de trouver la période optimale de MPI T1* qui minimise le coût total moyen par unité de temps sur l'horizon temporel de fonctionnement H.

L'analyse approfondie de ces mécanismes et l'optimisation précise des paramètres d'intervention ouvrent des perspectives prometteuses pour une gestion plus efficace et plus économique des parcs

éoliens particulièrement dans des contextes où la rentabilité et la fiabilité opérationnelle sont des enjeux majeurs.

2.2 MODÈLE ANALYTIQUE

Nous présentons dans ce qui suit la formalisation mathématique complète du modèle de coût total moyen associé à la stratégie de maintenance préventive imparfaite décrite précédemment.

Cette formalisation permettra de déterminer la période optimale T_1* qui minimise l'indicateur de performance économique retenu.

a. Notation

La notation utilisée est présentée dans le Tableau 19.

Tableau 19. Notation.

Notation	Définition
T_1	Période entre deux actions de MPI pour la première stratégie (***Variable de décision***)
x	Variable aléatoire désignant le temps avant dépassement du seuil de température (surchauffe).
$\lambda 1(x)$	Fonction du taux de défaillance de la boîte de vitesses.
H	Horizon temporel d'exploitation
i	Indice des périodes successives de maintenance préventive imparfaite durant l'horizon temporel H. i = 1, 2, 3, ...
CA	Coût d'acquisition d'une nouvelle boîte de vitesses
Ccl	Coût de l'action de refroidissement
CP	Valeur de la perte de production par unité de temps
$CMPI_1$	Coût de chaque action de maintenance imparfaite pour la première stratégie
CTM_1	Coût total moyen par unité de temps pour la première stratégie
r	Durée de refroidissement après l'atteinte du seuil critique de température
ϵ	Coefficient de dégradation de la boîte de vitesses (supérieur à 0)

$\emptyset_{a,1}$	Nombre moyen de surchauffes durant les périodes T_i.
$\emptyset_{b,1}$	Nombre moyen de surchauffes entre la dernière action de maintenance imparfaite et la fin de l'horizon temporel d'exploitation H.

b. Nombre moyen de réchauffement

Il est important de mentionner qu'à chaque fois que le seuil de température de la boîte de vitesses est atteint, son refroidissement ne permet pas de réduire son taux de défaillance. Il est considéré comme une réparation minimale dans le sens où, après le refroidissement, la boîte de vitesses reprend simplement son fonctionnement sans modification de ses caractéristiques de fiabilité. Le taux de défaillance ne sera affecté (diminué) qu'après la mise en œuvre des actions de maintenance préventive imparfaite, comme illustré dans la figure 19.

Pour développer notre stratégie, nous nous sommes basés sur le modèle de maintenance imparfaite proposé par (Gertsbakh, 2005). Selon ce modèle, après chaque action de MPI, le taux de défaillance évolue de la manière suivante (voir Figure 19) :

$$\lambda_{i+1}(x) = e^{\epsilon} \times \lambda_i(x) \qquad \text{Eq (3.1)}$$

$$\lambda_{i+1}(x) = (e^{\epsilon})^i \times \lambda_1(x) = e^{\epsilon \times i} \times \lambda_1(x) \qquad \text{Eq (3.2)}$$

Où e^{ϵ} est considéré comme un facteur de "dégradation" strictement positif. ϵ Peut être déterminé empiriquement par régression linéaire (Aafif et al., 2024; Gertsbakh, 2005).

$\lambda_1(x)$ Représente la fonction du taux de défaillance avant la première action de maintenance préventive imparfaite (correspondant à un système initialement dans l'état neuf).

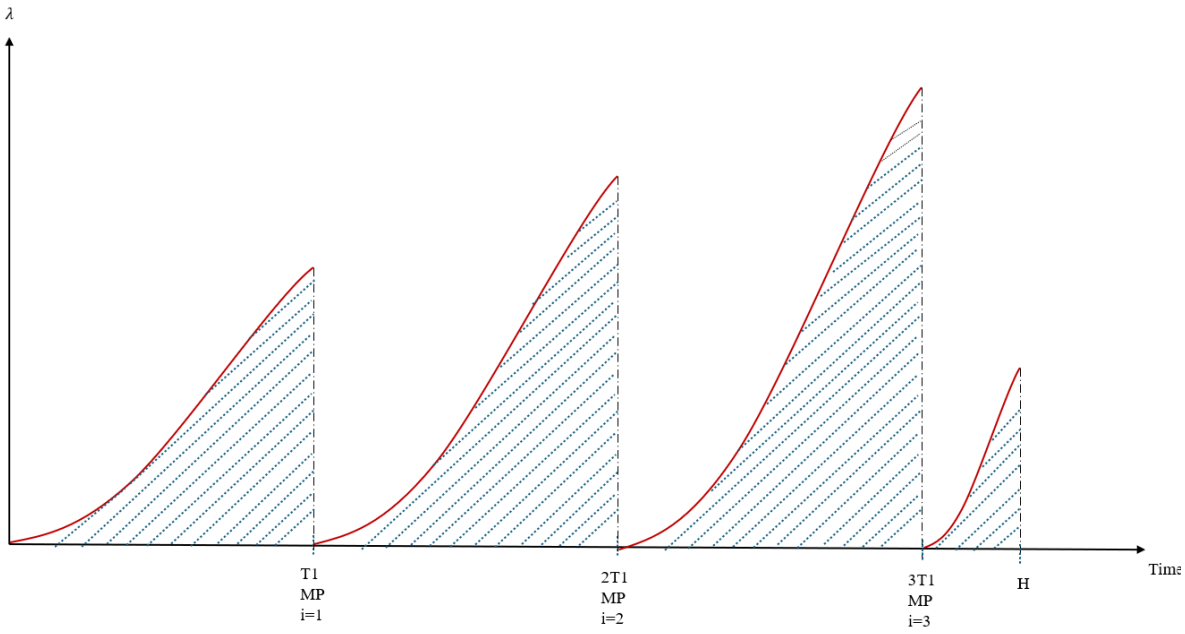

Figure 19. Effet des actions de MPI sur le taux de défaillance de la boîte de vitesses.

L'expression ci-dessous représente le nombre moyen de surchauffes $\emptyset_{a,1}$ pendent les périodes successives de maintenance préventive imparfaite durant l'horizon temporel H.

$$\emptyset_{a,1} = \sum_{i=1}^{Int\left(\frac{H}{T_1}\right)} \int_0^{T_1} e^{\epsilon \times (i-1)} \times \lambda_1(x)dx \qquad \text{Eq (3.3)}$$

Le nombre moyen de surchauffes $\emptyset_{a,1}$ entre la dernière action de MPI et la fin de l'horizon temporel d'exploitation H est définit par l'équation ci-dessous :

$$\emptyset_{b,1} = \int_0^{H-Int\left(\frac{H}{T_1}\right)\times T_1} e^{\epsilon \times Int\left(\frac{H}{T_1}\right)} \times \lambda_1(x)dx \qquad \text{Eq (3.4)}$$

c. Coût total moyen de maintenance

Ainsi, l'expression analytique du coût total de maintenance peut s'écrire comme suit :

$$CT_1 = \mathrm{CA} + CclT_1 + CPT_1 + CmpiT_1 \qquad \text{Eq (3.5)}$$

Avec :

- Le coût d'acquisition de la boîte de vitesses (CA)

Ce coût représente le coût d'achat d'une boite de vitesses d'éolienne. Ce dernier est considéré comme étant connu et constant durant l'horizon de planification.

- Le coût total des actions de refroidissement ($CclT_1$)

Ce coût représente le coût lié au refroidissement de la boite de vitesses durant toute la période d'exploitation de la turbine. Ce dernier s'exprime comme suit :

$$CclT_1 = \mathrm{Ccl} \times \left[\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \int_0^{\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon \times (\mathrm{i}-1)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx} + \left(\int_0^{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)\times \mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon \times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx} \right) \right] \qquad \text{Eq (3.6)}$$

- Le coût total de perte de production (CPT_1)

Le coût de perte de production représente le manque à gagner lorsque la boite de vitesses ne fonctionne pas à plein régime durant la période de refroidissement r.

Ce coût peut s'exprimer comme suit :

$$CPT_1 = (\mathrm{CP} \times \mathrm{r}) \times \left[\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \int_0^{\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon \times (\mathrm{i}-1)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx} + \left(\int_0^{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)\times \mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon \times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx} \right) \right] \quad \text{Eq (3.7)}$$

- Le coût total maintenance préventive imparfaite ($CmpiT_1$)

Le coût $CmpiT_1$ représente la somme des coûts liés aux action de maintenance préventive imparfaite durant l'horizon de planification H. Il est exprimé par l'équation ci-dessous :

$$CmpiT_1 = CMPI_1 \times \left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right) - 1 \times \mathbb{I}_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right) = \frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}} \right) \quad \text{Eq (3.8)}$$

Où :

$\mathrm{Int}\left(\frac{H}{\mathrm{T1}}\right)$ représente la partie entière de $\frac{H}{\mathrm{T1}}$.

Et :

$$\mathbb{I}_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right) = \frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}} = 1 \; Si \; \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right) = \frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}$$

$$\mathbb{I}_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right) = \frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}} = 0 \; Sinon$$

Lorsque cette égalité est vérifiée, la fin de la période d'exploitation H coïncide exactement avec une période de maintenance préventive. Dans ce cas particulier, nous considérons qu'aucune action de maintenance préventive n'est effectuée en fin de période d'exploitation.

Nous notons que l'expression du coût total moyen de maintenance par unité de temps est exprimé comme suit :

$$CTM_{1_{(\mathrm{T}_1)}} = \frac{CT_1}{H} \qquad \text{Eq (3.9)}$$

Donc :

$$CTM_{1_{(\mathrm{T}_1)}} \qquad \text{Eq (3.10)}$$
$$= \frac{\begin{array}{c}\mathrm{CA} + \mathrm{Ccl} \times \left[\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \int_0^{\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon\times(\mathrm{i}-1)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx} + \left(\int_0^{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)\times\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon\times\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx}\right)\right] \\ +(\mathrm{CP}\times\mathrm{r}) \times \left[\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \int_0^{\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon\times(\mathrm{i}-1)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx} + \left(\int_0^{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)\times\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon\times\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx}\right)\right. \\ \left. +CMPI_1 \times \left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right) - 1 \times \mathbb{I}_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)=\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}}\right)\right.\end{array}}{H}$$

Ainsi, l'expression analytique du coût total moyen par unité de temps devient (Aafif et al., 2024) :

$$CTM_{1_{(\mathrm{T}_1)}} = \frac{\begin{array}{c}CA + (\mathrm{Ccl} + \mathrm{CP}\times\mathrm{r}) \times \\ \left[\begin{array}{c}\left(\sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \int_0^{\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon\times(\mathrm{i}-1)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx}\right) \\ + \\ \left(\int_0^{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)\times\mathrm{T}_1} \mathrm{e}^{\epsilon\times\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\mathrm{dx}\right)\end{array}\right] \\ + \\ \left[CMPI_1 \times \left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right) - 1 \times \mathbb{I}_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}\right)=\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T}_1}}\right)\right]\end{array}}{\mathrm{H}} \qquad \text{Eq (3.11)}$$

2.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE

On considère une boîte de vitesses typique en fonctionnement dans le parc éolien du sud du Maroc, dont le taux de défaillance suit une distribution de Weibull.

$$\lambda(t) = \left(\frac{\beta}{\mu}\right)\left(\frac{t}{\mu}\right)^{\beta-1} \qquad \text{Eq (3.12)}$$

Tableau 20. Données numériques du modèle.

	Valeurs numériques
β	Paramètre de forme β = 2
μ	Paramètre d'échelle μ = 200 semaines
$MTBF$	177.2 semaines
H	30 ans
CA	150 000 euros
Ccl	10 000 euros
CP	500 (euros par heure)
$CMPI_1$	50 000 euros
r	11 heures
ϵ	0.005

La stratégie optimale obtenue (Tableau 21) recommande de réaliser une action de maintenance préventive imparfaite (MPI) toutes les 93 semaines (T1 = 93 semaines), ce qui équivaut approximativement à une fréquence d'une MPI chaque 22 mois.

Tableau 21. Intervalle optimal de maintenance préventive T1 obtenu avec le coût total minimum correspondant par unité de temps.*

T*	CTM*
93 Semaines	704 Euros/Semaine

3. STRATÉGIE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE IMPARFAITE AVEC DEUX BOÎTES DE VITESSES FONCTIONNANT EN ALTERNANCE

3.1 DESCRIPTION

Comme indiqué précédemment, les boîtes de vitesses des éoliennes sont des composants essentiels qui nécessitent une maintenance régulière pour garantir des performances optimales et éviter des pannes coûteuses. Cependant, la maintenance des boîtes de vitesses de ces éoliennes entraîne fréquemment des dépenses élevées liées à la perte de production dû au fonctionnement à bas régime.

Pour résoudre ce problème, une nouvelle approche est proposée. Elle implique une modification de conception qui intègre l'utilisation de deux boîtes de vitesses, fonctionnant en alternance au sein de l'éolienne, avec une boîte en service pendant que l'autre reste inactive. Après une durée de fonctionnement spécifique de p unités de temps, la deuxième boîte de vitesses prend le relais, tandis que la première se refroidit. En basculant automatiquement entre les boîtes de vitesses toutes les p unités de temps, cette nouvelle stratégie contribuera à réduire la fréquence de surchauffe, et par conséquent à limiter les pertes de production et les coûts de refroidissement, réduisant ainsi le besoin d'interventions de maintenance.

Après T2 unités de temps de fonctionnement alterné des deux boîtes de vitesses, ces dernières subissent simultanément une action de maintenance préventive imparfaite. Notre objectif est de trouver à la fois la période optimale de maintenance préventive imparfaite T2* et la période optimale de basculement p* qui minimisent le coût total moyen par unité de temps sur l'horizon de fonctionnement H. Notons que T2* est un multiple entier de p*.

3.2 MODÈLE ANALYTIQUE

Cet axe est consacré à la présentation du modèle analytique du coût total moyen correspondant à cette stratégie.

a. Notation

La notation utilisée est présentée dans le Tableau 22.

Tableau 22. Notation.

Notation	Définition
T_2	Période entre deux actions de MPI pour la deuxième stratégie (***Variable de décision***)
p	Période de commutation (***Variable de décision***)
x	Variable aléatoire représentant le temps avant dépassement du seuil de température
$\lambda 1(x)$	Fonction de taux de défaillance de la boîte de vitesses.
$\emptyset_{a,2}$	Nombre moyen de surchauffes durant les cycles complets de maintenance préventive.
$\emptyset_{b,2}$	Nombre moyen de surchauffes entre la dernière action de maintenance imparfaite et la fin de l'horizon temporel d'exploitation H.
δ	Coefficient de dégradation de la boîte de vitesses au repos (inférieur à 0, car au repos la boîte refroidit. Si, X et al. (2014)
ϵ	Coefficient de dégradation de la boîte de vitesses en opération (supérieur à 0).
H	Horizon temporel d'exploitation H.
i	Indice des périodes successives de maintenance préventive durant H : i = 1, 2, 3...
j	Indice des périodes successives de commutation entre les deux boîtes : j = 1, 2, 3...
CA	Coût d'une nouvelle boîte de vitesses.
Ccl	Coût de l'action de refroidissement.
CP	Valeur de la perte de production par unité de temps
CA_{SS}	Coût du système de commutation.
$CMPI_2$	Coût de la maintenance imparfaite pour les deux boîtes (stratégie 2).
CTM_2	Coût total moyen pour cette deuxième stratégie.
r	Durée de refroidissement après atteinte du seuil critique de température.

b. Nombre moyen de réchauffement

Il est important de noter que le mécanisme de refroidissement n'est pas un substitut à une maintenance appropriée et doit être considéré comme une réparation minimale. En d'autres termes, c'est une solution temporaire qui rétablit simplement l'efficacité de la boîte de vitesses à sa capacité nominale. Le taux de défaillance des boîtes de vitesses ne peut être affecté et réduit qu'en subissant des actions de maintenance préventive imparfaite, comme illustré dans la figure 2.

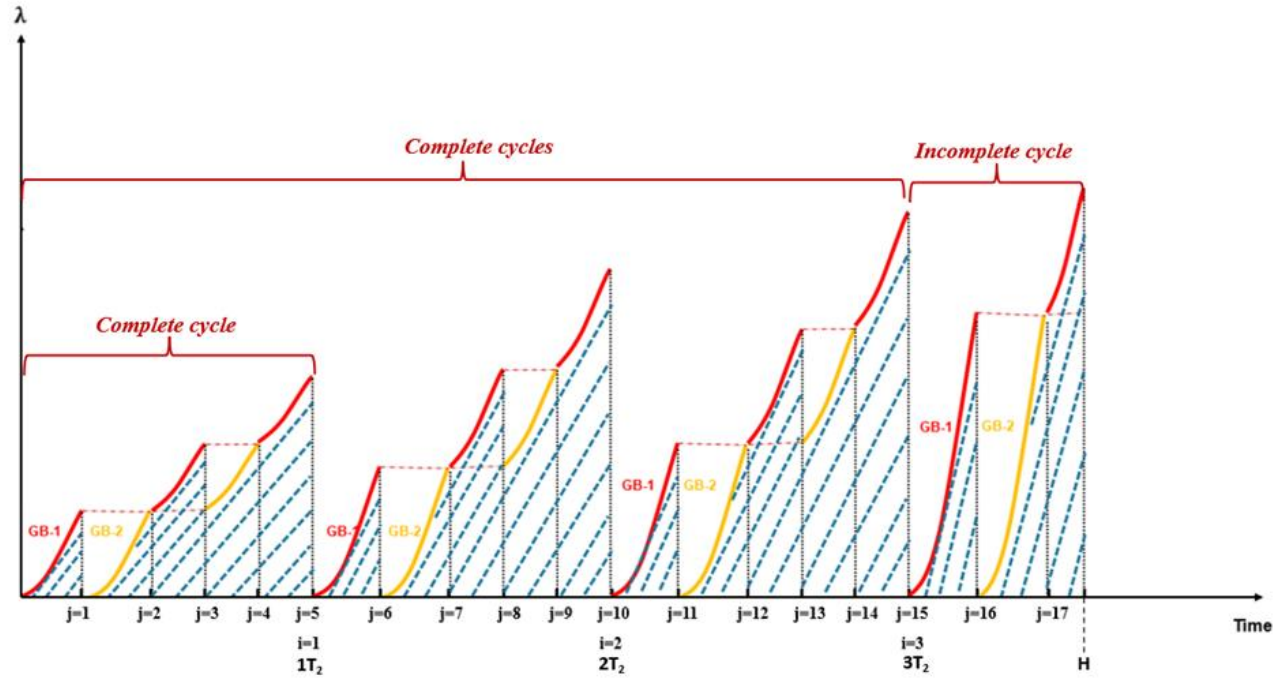

Figure 20. Effet des actions de maintenance préventive imparfaites (MPI) sur les taux de défaillance de chaque boîte de vitesses.

Le nombre moyen de surchauffes durant les cycles complets de MPI est exprimé comme suit :

$$\emptyset_{a,2} = \sum_{i=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)} \sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times(i-1)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \qquad \text{Eq (3.13)}$$

La somme externe, allant de i = 1 à la partie entière de $\frac{H}{T_2}$, prend en compte le nombre de cycles complets de maintenance préventive. La somme interne, allant de j = 1 à la partie entière de $\frac{T_2}{p}$,

considère le nombre de commutations entre la première et la deuxième boîte de vitesses. Dans chaque période entre des commutations successives, l'intégrale fournit le nombre moyen de surchauffes atteint par chaque boîte de vitesses.

Si la fin de l'horizon temporel d'exploitation H coïncide exactement avec la fin d'une période de maintenance préventive imparfaite, nous supposons qu'aucune action de maintenance imparfaite ne sera effectuée. Mais si ce n'est pas le cas (cas d'un cycle incomplet comme illustré dans la Figure 2), alors le nombre moyen de surchauffes durant la période résiduelle entre la dernière maintenance préventive imparfaite et la fin de l'horizon d'exploitation H est exprimé comme suit :

$$\emptyset_{b,2} = \left(\sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \right)$$

$$+ \qquad \text{Eq (3.14)}$$

$$\int_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+\left(H-Int\left[\frac{H}{p}\right]\times p\right)} e^{\epsilon\times\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times\left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+1\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx}$$

La première partie de l'équation représente le nombre moyen de surchauffes lorsque la fin de la période d'exploitation H coïncide exactement avec la fin de la dernière période de commutation p dans le dernier cycle incomplet.

La deuxième partie de l'équation correspond au scénario où la période H se termine après qu'un événement de commutation a déjà eu lieu. Cela signifie que la boîte de vitesses vient juste de commencer son fonctionnement, et qu'elle ne complétera pas sa pleine période p avant la prochaine commutation.

c. Coût total moyen de maintenance

Le coût total moyen de maintenance comprend les coûts des actions de MPI, des actions de refroidissement et des pertes de production chaque fois que le seuil de température critique est atteint, ainsi que le coût des deux boîtes de vitesses et de leur système de basculement.

Ainsi, l'expression analytique du coût total de maintenance pour cette deuxième stratégie peut s'écrire comme suit :

$$CT_2 = 2 \times \mathrm{CA} + CA_{SS} + CclT_2 + CPT_2 + CmpiT_2 \qquad \text{Eq (3.15)}$$

Avec :

- Le coût d'acquisition de la boîte de vitesses (CA)

Ce coût représente le coût d'achat d'une boite de vitesses d'éolienne qui reste identique par apport à la première stratégie. Ce dernier est considéré comme étant constant pour les deux boites à vitesses durant l'horizon de planification.

- Le coût d'acquisition de la boîte de vitesses ($\mathrm{CA_{SS}}$)

Ce coût représente le coût d'achat du système de commutation entre les deux boites de vitesses. Ce dernier est considéré également connue et constant durant l'horizon d'exploitation de la turbine.

- Le coût total des actions de refroidissement ($CclT_2$)

Ce coût représente le coût lié au refroidissement de la boite de vitesses durant l'horizon de planification. On note que le cout de refroidissement unitaire reste identique à celui de la première stratégie.

Le coût total des actions de refroidissement s'exprime comme suit :

$$CclT_2 = \mathrm{Ccl} \times \left[\begin{array}{l} \sum_{i=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)} \sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times(i-1)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \\ + \\ \left(\sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \right) \\ + \\ \int_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+\left(H-Int\left[\frac{H}{p}\right]\times p\right)} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times\left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+1\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \end{array} \right] \quad \text{Eq (3.16)}$$

- Le coût total de perte de production (CPT_2)

Comme cité précédemment, le coût de perte de production représente le manque à gagner lorsque la boite de vitesses ne fonctionne pas à plein régime durant la période de refroidissement r.

Afin d'assurer une comparaison équitable entre les deux stratégies, le coût unitaire de perte de production sera maintenu identique à celui utilisé dans la première stratégie.

Le coût total de perte de production peut alors être exprimé comme suit :

$$CPT_2$$
$$= (\mathrm{CP} \times \mathrm{r})$$
$$\times \left[\begin{array}{l} \sum_{i=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)} \sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times(i-1)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \\ + \\ \left(\sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \right) \\ + \\ \int_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+\left(H-Int\left[\frac{H}{p}\right]\times p\right)} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times\left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+1\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \end{array} \right] \quad \text{Eq (3.17)}$$

- Le coût total de maintenance préventive imparfaite ($CmpiT_2$)

Le coût total de maintenance préventive imparfaite pour cette deuxième stratégie représente le coût des actions de maintenance imparfaite pour les deux boîtes de vitesses. À chaque intervalle de maintenance T_2, ces deux dernières subissent une MPI, indépendamment de celle qui est actuellement en service. Ce coût est exprimé par l'équation ci-dessous :

$$CmpiT_2 = CMPI_2 \times \left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T_2}}\right) - 1 \times \mathbb{I}_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)=\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T_2}}} \right) \quad \text{Eq (3.18)}$$

On note que l'expression du coût total moyen de maintenance par unité de temps pour la deuxième stratégie avec deux boites de vitesses est exprimé comme suit :

$$CTM_{2(T_2,p)} = \frac{CT_2}{H} \quad \text{Eq (3.19)}$$

Ainsi, l'expression analytique du coût total moyen par unité de temps devient (Aafif et al., 2024) :

$$
\begin{aligned}
&CTM_{2_{(T_2,p)}} \\
&2 \times \mathrm{CA} + \mathrm{Ccl} \times \\
&\left[\begin{array}{c}
\sum_{i=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)} \sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times(i-1)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \\
+ \\
\left(\begin{array}{c}
\left(\sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \right) \\
+ \\
\int_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+\left(H-Int\left[\frac{H}{p}\right]\times p\right)} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times\left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+1\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx}
\end{array} \right)
\end{array} \right] \\
&+ \\
&(\mathrm{CP} \times \mathrm{r}) \times \\
&\left[\begin{array}{c}
\sum_{i=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)} \sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times(i-1)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \\
+ \\
\left(\begin{array}{c}
\left(\sum_{j=1}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)} \int_{Int\left(\frac{j-1}{2}\right)\times p}^{Int\left(\left(\frac{j-1}{2}\right)+1\right)\times p} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times Int\left(\frac{j-1}{2}\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx} \right) \\
+ \\
\int_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)}^{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+\left(H-Int\left[\frac{H}{p}\right]\times p\right)} e^{\epsilon\times \mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)+\delta\times\left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}-\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{T_2}\right)\times T_2}{\mathrm{p}}\right)+1\right)} \times \lambda_1(\mathrm{x})\,\mathrm{dx}
\end{array} \right)
\end{array} \right] \\
&+ \\
&= \frac{CMPI_2 \times \left(\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T_2}}\right) - 1 \times \mathbb{I}_{\mathrm{Int}\left(\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T_2}}\right) = \frac{\mathrm{H}}{\mathrm{T_2}}} \right)}{H}
\end{aligned}
\qquad \text{Eq (3.20)}
$$

3.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE

Nous reprenons le même contexte ainsi que les données d'entrée utilisées dans la section précédente concernant le parc éolien situé dans le sud du Maroc. Cependant, ici nous considérons des éoliennes qui auraient une conception différente incluant deux boîtes de vitesses similaires au lieu d'une.

L'objectif est de déterminer simultanément la période optimale de maintenance préventive T2* et la période optimale de commutation p* entre les deux boîtes de vitesses, qui minimisent le coût total moyen par unité de temps tout au long de l'horizon temporel d'exploitation H.

Les paramètres d'entrée sont présentés dans le tableau 23, ci-dessous :

Tableau 23. Données numériques d'entrée.

	Valeurs numériques
β	Paramètre de forme β = 2
μ	Paramètre d'échelle μ = 200 semaines
$MTBF$	177.2 semaines
H	30 ans
CA	150 000 euros
Ccl	10 000 euros
CP	500 (euros par heure)
CA_{SS}	10 000 euros
$CMPI_2$	60 000 euros
r	11 heures
δ	-0.003
ϵ	0.005

En se basant sur l'équation eq. 20 et les données d'entrée ci-dessus, nous avons pu obtenir l'intervalle optimal de maintenance préventive T2* et la période optimale de commutation p* avec le coût total moyen minimum correspondant par unité de temps.

Ces derniers sont illustrés dans le tableau 24, ci-dessous :

Tableau 24. Résultats de la deuxième stratégie

T*	p*	CTM*
224 Semaines	56 Semaines	655 Euros/Semaines

Par conséquent, la stratégie optimale préconise de réaliser une action de maintenance préventive toutes les 224 semaines (T2 = 224 semaines), ce qui équivaut approximativement à une période de quatre ans. De plus, elle recommande une alternance entre les deux boîtes de vitesses toutes les 57 semaines (p = 57 semaines), soit environ tous les 14 mois.

3.4 ETUDE DE SENSIBILITE

L'analyse de sensibilité menée dans cette étude a permis d'examiner en profondeur l'impact des variations des paramètres clés sur les variables décisionnelles optimales T2* et p* tout en maintenant constants les autres paramètres du système selon les valeurs de référence établies dans le tableau 23.

- Effet de la variation du coût de l'action de maintenance préventive ($CMPI_2$).

Avec les mêmes données d'entrée, les résultats obtenus sont synthétisés dans le tableau 25 et illustrés dans la figure 21 ci-après.

Tableau 25. Effet de la variation du coût de l'action de maintenance préventive ($CMPI_2$).

CMPI2 (Euros)	T2* (Semaines)	p* (Semaines)	CTM2* (Euros/(Semaines))
20 000	174	58	477
60 000	**224**	**56**	**655**
100 000	260	52	844
140 000	312	52	959

Il est intéressant de remarquer que, à mesure que le coût des actions de maintenance préventive ($CMPI_2$) augmente, la stratégie optimale suggère, d'une part, d'espacer ces interventions dans le temps et, d'autre part, de diminuer légèrement la période p* de basculement entre les boîtes de vitesses. Cela permet, en retour, de réduire les coûts de refroidissement et les pertes de production entre les actions de MPI moins fréquentes.

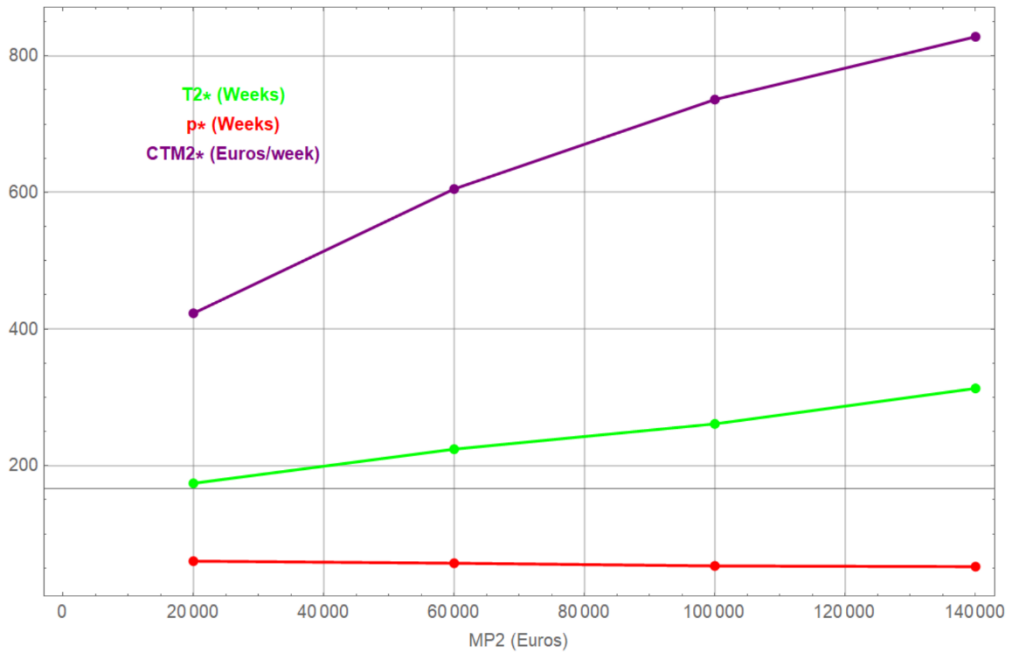

Figure 21. Effet de la variation du coût de l'action de maintenance préventive ($CMPI_2$).

- Effet de la variation de la valeur de perte de production par heure, CP (€/heure).

Les résultats correspondants, basés sur les mêmes données d'entrée, sont présentés dans le tableau 26 ainsi que dans la figure 22 suivants.

Tableau 26. Effet de la variation de la valeur de perte de production par heure, CP (€/heure).

CP (€/heure)	T2* (Semaines)	p* (Semaines)	CTM2* (Euros/(Semaines))
0	260	52	559
500	**224**	**56**	**655**
1 000	174	58	770
2 000	130	65	992

Les résultats montrent que l'augmentation de la valeur du taux de perte de production entraîne une réduction progressive de la période de maintenance préventive T2* (effectuer la maintenance plus fréquemment), et une réduction également de la fréquence de basculement (la période de basculement p* augmente). En effet, la réduction de l'intervalle de MPI diminue la fréquence à laquelle chaque boîte de vitesses atteint son seuil de surchauffe sur la période de fonctionnement, réduisant ainsi le besoin fréquent de commutation entre les deux de boîtes de vitesses.

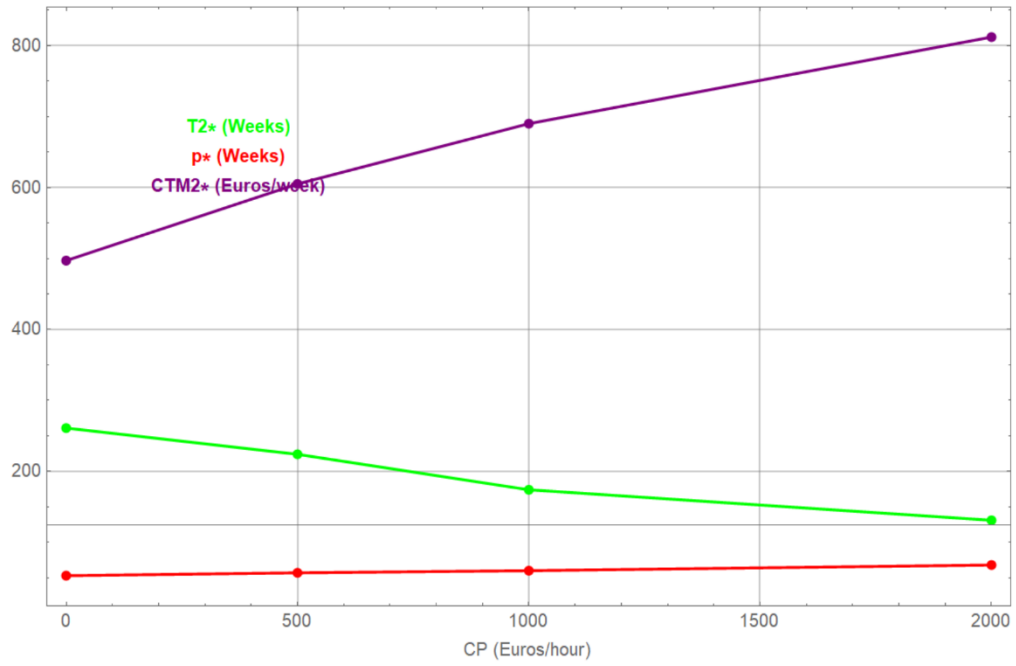

Figure 22. Effet de la variation de la valeur de perte de production par heure, CP (€/heure).

- Effet de la variation du paramètre de forme de la distribution de Weibull β

Les résultats obtenus en variant le paramètre de loi de dégradation des boite de vitesses (paramètre de forme de la distribution de Weibull) sont rapportés dans le tableau 27.

Tableau 27. Effet de la variation de la fiabilité de la boîte de vitesses (paramètre de forme de la distribution de Weibull)

β	Nombre moyen réchauffement par semaine	T2* (Semaines)	p* (Semaines)	CTM2* (Euros/(Semaines))
2	**0.011**	**224**	**56**	**655**
4	0.054	156	52	775
5	0.102	144	48	719

En augmentant le paramètre de forme β de la distribution de Weibull, on considère des boîtes de vitesses moins fiables, d'où l'augmentation progressive du nombre moyen de surchauffes par semaine. Ces résultats sont présentés dans la figure 23 ci-dessous.

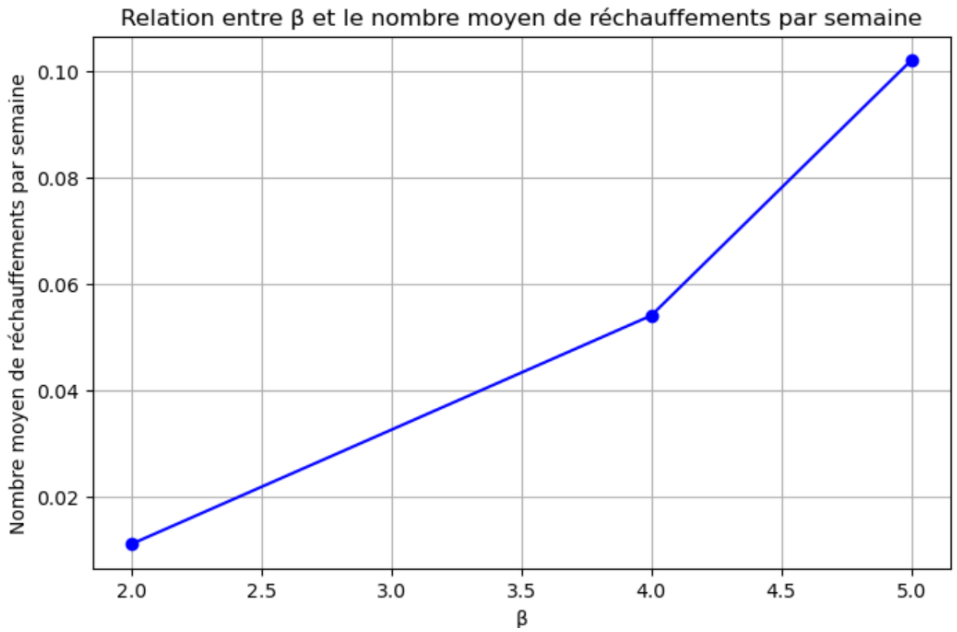

Figure 23. Effet de la variation de β sur le nombre moyen de surchauffes par semaine.

Le choix de boîtes de vitesses moins fiables conduit la stratégie optimale à recommander, d'une part, d'effectuer la maintenance préventive plus fréquemment (diminution de la période de MPI), et d'autre part, de réduire la période de basculement p* (Figure 6), permettant à chaque boîte de vitesses de se mettre en pause plus fréquemment compte tenu de sa fiabilité réduite.

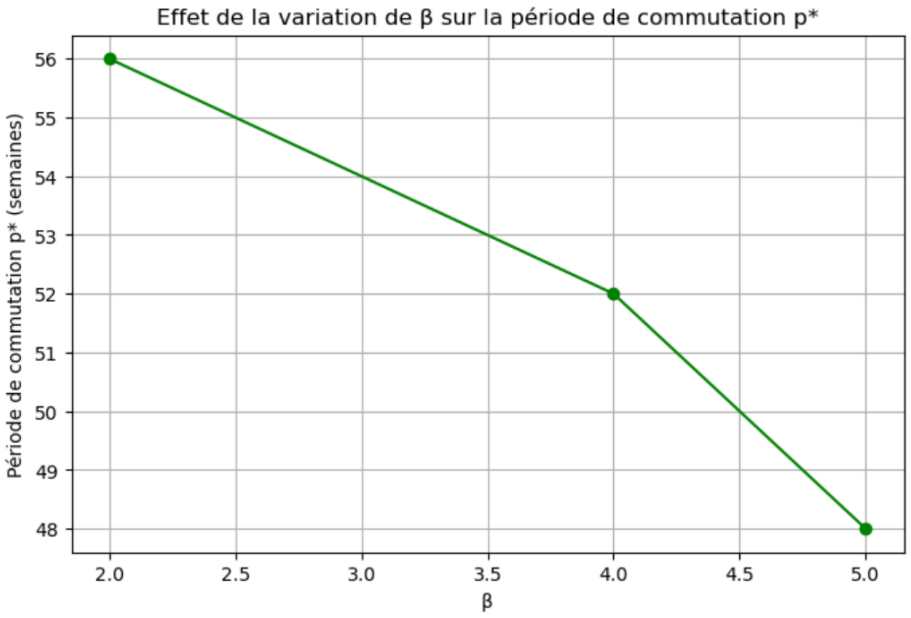

*Figure 24. Effet de la variation de β sur la période de commutation p.**

4. COMPARAISON DES DEUX STRATÉGIES

Maintenant qu'il est possible de modéliser et d'optimiser les deux approches proposées (avec une boîte de vitesses et avec deux boîtes de vitesses et leur système de commutation), les exploitants d'éoliennes peuvent sélectionner la stratégie la plus rentable correspondant à leur situation particulière.

En se référant au même cas des éoliennes au Maroc à travers les deux exemples numériques présentés dans ce chapitre, nous pouvons comparer les deux stratégies sur la base de leurs coûts optimaux par unité de temps.

Nous illustrons les résultats de cette comparaison dans le tableau 28, ci-dessous.

Tableau 28. Comparaison des deux stratégies

	T_i* (Semaines)	p* (Semaines)	CTM_i* (Euros/(Semaines))
Stratégie de MPI avec une seule boîte de vitesses	T_1*=93	-	CTM_1*=704
Stratégie de MPI avec deux boîtes de vitesses fonctionnant en alternance	T_2*=224	57	CTM_2*=655

Il apparaît clairement que dans cette situation, l'approche avec deux boîtes de vitesses fonctionnant en alternance s'avère plus économique que la stratégie avec une seule boîte de vitesses. En effet, l'adoption de la deuxième stratégie permet de réduire le coût total moyen de maintenance à 7.09%.

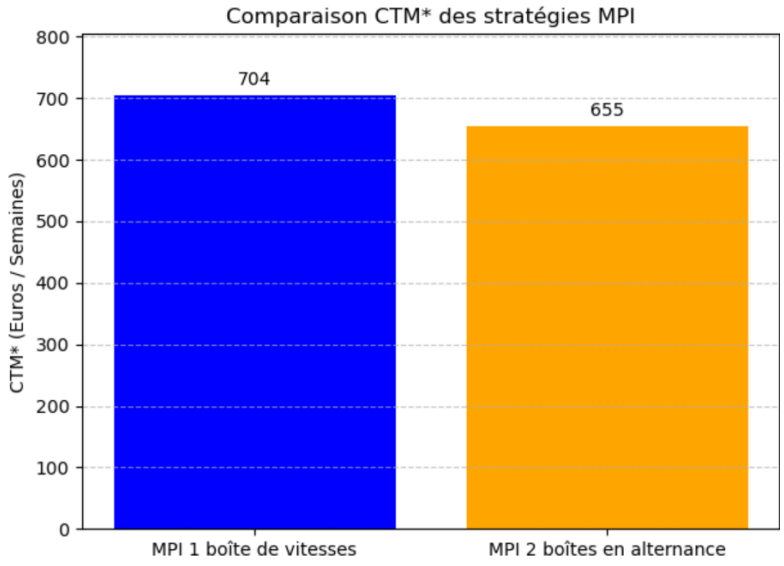

Figure 25. Comparaison des deux stratégies

Évidemment, ce n'est pas une règle générale, cela pourrait différer en considérant d'autres configurations dans différents parcs éoliens avec des coûts différents et des fiabilités de boîtes de vitesses différentes.

5. CONCLUSION

La conception, l'exploitation et la maintenance de la boite de vitesses des éoliennes sont des aspects cruciaux nécessitant une attention particulière. Dans ce chapitre, nous avons proposé deux stratégies intégrées de conception et de maintenance pour répondre aux défis de dégradation des boîtes de vitesses tout en minimisant les coûts de maintenance directs et indirects.

La première stratégie suggère d'effectuer des actions de maintenance préventive imparfaites périodiques pour réduire le taux de dégradation de la boîte de vitesses et diminuer la fréquence de dépassement du seuil critique de température. Un modèle mathématique a été développé pour déterminer la période optimale de maintenance préventive minimisant le coût total moyen par unité de temps sur l'horizon d'exploitation H, incluant les coûts des actions de maintenance préventive imparfaite, de refroidissement, de perte de production et le coût d'une nouvelle boîte de vitesses.

La deuxième stratégie propose une conception différente incorporant deux boîtes de vitesses similaires fonctionnant en alternance, commutant de l'une à l'autre toutes les p unités de temps. Cette approche réduit la fréquence de surchauffe et la la perte de production, diminuant ainsi le besoin d'interventions de maintenance nécessitant des dépenses élevées de mobilisation et de logistique. Un modèle mathématique a été développé pour déterminer simultanément la période optimale de commutation p* et la période optimale de maintenance préventive imparfaite T2*, minimisant le coût total moyen, incluant les coûts des actions de maintenance préventive imparfaite, de refroidissement, de perte de production, le coût des deux nouvelles boîtes de vitesses et le cout du système de commutation.

Ces deux stratégies peuvent être optimisées par la minimisation de leur coût total moyen respectif. En utilisant le modèle d'optimisation développé pour chaque stratégie, les opérateurs d'éoliennes peuvent prendre des décisions éclairées sur l'approche à adopter.

Dans cette étude, les deux stratégies ont été optimisées et comparées sur la base du cas spécifique d'un parc éolien au Maroc. La deuxième stratégie impliquant une conception avec deux boîtes de vitesses similaires fonctionnant en alternance s'est révélée la plus économique avec un gain de 14,06%.

CHAPITRE 4 : OPTIMISATION D'UNE STRATÉGIE DE MAINTENANCE PRÉVENTIVE PÉRIODIQUE BASÉE SUR DES PACKAGES DE MAINTENANCE POUR MAXIMISER LA RENTABILITÉ DES ÉOLIENNES : APPLICATION À UN PARC ÉOLIEN AU SUD DU MAROC

Ce chapitre présente une nouvelle stratégie de maintenance préventive périodique pour les éoliennes dans un parc éolien situé dans le sud du Maroc. La productivité de ces éoliennes est affectée par l'état de dégradation et leurs âges. La maintenance préventive permet une réduction de l'âge virtuel. Ainsi, plus cet âge est faible après la $i^{ème}$ action de maintenance préventive imparfaite MPI (équipement plus fiable), plus l'énergie produite pendant la période de MPI suivante est élevée. Le service de maintenance doit décider à quelle fréquence la maintenance préventive doit être effectuée et à quel niveau d'efficacité. Ce dernier est déterminé en sélectionnant l'un des cinq packages de tâches de maintenance à effectuer. Chaque package a un coût spécifique et un niveau d'efficacité. Les packages plus efficaces étant plus coûteux mais entraînant un âge virtuel plus faible et, par conséquent, une productivité plus élevée. L'objectif est de trouver le bon équilibre entre l'efficacité à adopter pour chaque MPI, la période de MPI, et la perte de production et de revenus dues au vieillissement. Pour atteindre cet objectif, un modèle mathématique est développé afin d'exprimer le profit sur la durée de vie opérationnelle de l'éolienne. Ce profit est la différence entre les revenus générés par l'énergie produite et le coût des actions de maintenance corrective et préventive. Une procédure itérative numérique est utilisée pour déterminer simultanément la période de maintenance optimale et le package de maintenance le plus approprié (niveau d'efficacité) pour chaque MPI, en maximisant le profit espéré. En outre, une analyse de sensibilité est réalisée pour évaluer l'impact des variations des principaux paramètres opérationnels et économiques sur la politique de maintenance optimale développée.

1. INTRODUCTION

Les chapitres précédents ont montré que l'optimisation des politiques de maintenance – qu'elle repose sur la maintenance préventive imparfaite ou sur une reconception du système via une double boîte de vitesses – permet de réduire significativement les coûts d'exploitation et d'augmenter la disponibilité opérationnelle des éoliennes. Cependant, ces stratégies restent fondées sur des décisions déterministes ; fréquence fixe d'intervention, efficacité constante des maintenances, et absence d'adaptation dynamique à l'évolution de l'état réel de l'équipement.

Ce chapitre propose une rupture méthodologique en introduisant une stratégie de maintenance adaptative fondée sur l'âge virtuel de la turbine et son état de dégradation. Plutôt que de répéter une action identique à intervalles réguliers, la maintenance est ici choisie à chaque cycle parmi un ensemble de packages de maintenance préventive, chacun correspondant à un niveau d'efficacité et à un coût donné. L'objectif est de maximiser la rentabilité sur l'ensemble du cycle de vie de la turbine.

Le modèle développé s'appuie sur une modélisation stochastique de la fiabilité (distribution de Weibull), l'évolution de la production en fonction de l'âge virtuel, et la distribution locale du vent influençant les performances énergétiques. Ce dernier permet de calculer le profit total, défini comme la différence entre les revenus de production d'électricité et les coûts liés aux actions de maintenance. Une procédure numérique explore l'ensemble des combinaisons possibles de packages et de périodicités afin de déterminer la stratégie optimale.

L'application du modèle au parc éolien marocain déjà étudié dans les deux chapitres précédents permet de prolonger l'analyse comparative. Les résultats révèlent que la stratégie privilège des actions de maintenance plus intensives en début de vie, puis progressivement moins coûteuses à mesure que la fin de vie approche.

Une étude de sensibilité est enfin menée pour évaluer l'impact de la fiabilité des composants, des coûts de réparation, et du prix de l'énergie sur la stratégie optimale. Elle montre que la rentabilité de cette approche dépend fortement du contexte, et qu'une adaptation dynamique aux conditions techniques et économiques du moment est essentielle pour garantir des performances optimales.

Ce chapitre est structuré en trois principales sections :

- **Section 1 – Modélisation d'une stratégie de maintenance périodique adaptative**
- **Section 2 – Application numérique**
- **Section 3 – Étude de sensibilité et discussion des résultats**

2. STRATÉGIE DE MAINTENANCE PÉRIODIQUE AVEC PLUSISEURS PACKAGES

2.1 DESCRIPTION

Dans cette étude, menée en collaboration avec le même parc éolien situé dans le sud du Maroc, la maintenance préventive imparfaite (MPI) est au centre de l'attention. Quatre packages de MPI ont été proposés. Chacun comprenant un nombre différent d'activités avec des effets, des coûts et des niveaux d'efficacité variables. Les packages plus efficaces sont également plus coûteux. La mise en œuvre d'un package de maintenance spécifique réduit l'âge virtuel de l'éolienne dans une certaine mesure, influençant directement la productivité, qui dépend de l'état et de l'âge de l'éolienne. En abaissant l'âge virtuel après chaque action de maintenance, l'éolienne devient plus fiable, ce qui conduit à une augmentation de la production d'énergie dans les périodes suivantes.

Pour maximiser le profit sur la durée de vie opérationnelle de l'éolienne, le service de maintenance doit déterminer à la fois la fréquence des actions de MPI et le package de maintenance le plus efficace à appliquer à chaque fois. À notre connaissance, cette problématique spécifique n'a pas été abordée dans la littérature existante sur l'exploitation et la maintenance des éoliennes.

Ainsi, ce chapitre propose une nouvelle stratégie de MPI périodique pour les éoliennes, où un package de maintenance prédéfini – avec une efficacité et un coût correspondant – est sélectionné pour chaque action de MPI. Chaque package comprend une combinaison unique de tâches, telles que le nettoyage, la lubrification, le remplacement de composants (neufs ou usagés), l'inspection et la révision. Un modèle mathématique est développé pour prendre en compte les coûts et les bénéfices de chaque package, dans le but de maximiser le profit total sur le cycle de vie de l'éolienne.

Grâce à une procédure itérative numérique, toutes les combinaisons des quatre packages de MPI sont évaluées. Ce processus détermine la période de maintenance optimale (P*) et le package le

plus approprié à appliquer à chaque intervalle (X(k,i). De plus, on peut remarquer un cinquième package, représentant une absence d'action (efficacité nulle et coût nul), est inclus à titre de comparaison.

Cette approche permet d'adapter la stratégie de maintenance en fonction de l'évolution des conditions d'exploitation et de l'état de l'équipement offrant ainsi une solution adaptée aux parcs éolien marocain soumis à des conditions environnementales exigeantes. Les résultats préliminaires démontrent l'intérêt économique de cette méthode qui ouvre des perspectives nouvelles pour l'optimisation des opérations de maintenance dans l'industrie éolienne

2.2 MODÈLE ANALYTIQUE

a. Notation

La notation utilisée dans ce chapitre sera la suivante (Tableau 29) :

Tableau 29. Nomenclature.

Notation	Définition
P	Intervalle entre deux actions de MPI (***Variable de décision***).
$X(k,i)$	Le package de maintenance k, à appliquer lors de la i^{ème} MPI (***Variable de décision***).
T	Horizon de fonctionnement de l'éolienne (cycle de vie en mois).
$r(t)$	Taux de défaillance en fonction du temps t.
$Pu(Ai)$	Énergie produite par unité de temps entre la i^{ème} et la (i+1)^{ème} MPI.
fc	Indicateur d'efficacité de l'éolienne.
$pelec$	Prix unitaire de vente de l'électricité.
mk	Niveau de maintenance préventive.
n	Nombre d'actions de MPI à réaliser durant le cycle de vie de l'éolienne.
K	Nombre de packages de maintenance disponible.
Ck	Coût du package de MPI de niveau mk.
Rv	Revenu total généré par l'éolienne sur la l'horizon de fonctionnement T.
A_i	Âge virtuel de l'éolienne après la i^{ème} action de MPI.
R	Rayon de la pale de la turbine (en mètres).

V	Vitesse du vent à hauteur du rotor (en m/s).
Cp	Coefficient de performance : efficacité de conversion de l'énergie éolienne en énergie mécanique.
ρ	Masse volumique de l'air à hauteur du rotor (en kg/m³).
PR	Profit moyen total sur la période de fonctionnement.
C_{rep}	Coût moyen d'une réparation minimale.
CM	Coût total moyen de maintenance sur la période de fonctionnement.
$f(V)$	Fonction de densité de probabilité associée à la vitesse du vent V.
V_{cut_in}	Vitesse minimale du vent requise pour la production d'énergie.
V_{nom}	Vitesse nominale du vent dans des conditions parfaites.
V_{cut_out}	Vitesse maximale du vent à ne pas dépasser.
Pu_{nom}	Énergie nominale produite dans des conditions idéales.

b. Age virtuel de l'éolienne

Il convient de rappeler que cette stratégie vise à déterminer l'intervalle entre deux actions de maintenance préventive imparfaite (P*) et le package de maintenance à mettre en œuvre à chaque action de MPI ($X_{k,i}$). Le but est de maximiser le profit, défini comme la différence entre les revenus issus de l'énergie produite et les coûts liés à la maintenance préventive ainsi qu'aux réparations.

On note que chaque action de maintenance préventive imparfaite (MPI), effectuée après chaque période P, un seul niveau de maintenance mk est choisi. Pour ce faire, la contrainte ci-dessous est prise en compte.

$$\sum_{k=1}^{K} X_{k,i} = 1 \; ; \; (i = 1, \ldots, n) \qquad \text{Eq (4.1)}$$

Où X(k,i) est une variable binaire indiquant si le package de maintenance k (k = 1, 2, ..., K) est appliqué lors de la ième MPI.

X(k,i) = 1 si le package k est appliqué lors de la i^{ème} action de MPI.

X(k,i) = 0 sinon.

Pour calculer l'âge virtuel de l'éolienne, nous utilisons la même approche de modélisation que celle utilisé dans le travail de Ben Mabrouk et al. (2016).

Le niveau de maintenance adopté mk pour une MPI réalisée au temps ti détermine la réduction d'âge et l'âge virtuel résultant Ai.

$$A_i = A_{i-1} + \delta(m_k) \times (t_i - t_{i-1}) \; ; (i = 1, \ldots, n) \qquad \text{Eq (4.2)}$$

Avec $A_0 = 0$; $n = Int\left[\frac{T}{P}\right]$; $t_i = i \times P$

Le facteur d'efficacité δ(mk) est la même fonction décroissante de mk fournie par Ben Mabrouk et al. (2016) :

$$\delta(m_k) = (1 + m_k) \times e^{-m_k} \qquad 0 \leq \delta(m_k) \leq 1 \qquad \text{Eq (4.3)}$$

Suite à la i^{ème} action de MPI, l'âge virtuel Ai peut être obtenu comme suit :

$$A_i = A_{i-1} + \sum_{k=1}^{K} \delta(m_k) \times X_{k,i} \times (t_i - t_{i-1}) \qquad \text{Eq (4.4)}$$

L'expression mathématique du profit total prend en compte l'ensemble des aspects économiques sur la durée de vie complète de l'éolienne en intégrant à la fois les revenus énergétiques et les dépenses de maintenance. Le modèle considère spécifiquement que les revenus proviennent directement de la production d'électricité dont le niveau dépend de l'état de la turbine et de son âge virtuel tandis que les coûts regroupent l'ensemble des interventions techniques qu'elles soient préventives ou correctives.

Cette approche globale permet d'optimiser simultanément les paramètres clés de la maintenance en tenant compte de leurs interactions et de leurs effets combinés sur la rentabilité à long terme de l'installation de l'éolienne dans les conditions spécifiques des parcs marocains où les contraintes

opérationnelles et économiques exigent une gestion particulièrement fine des ressources techniques et financières.

c. Coût total de maintenance

Chaque fois que l'éolienne subit une défaillance nécessitant une réparation minimale, l'opérateur supporte un coût moyen Crep. Ainsi, le coût total des réparations est donné par :

$$\mathrm{CTr} = C_{rep} \times N_{rep} \qquad \text{Eq (4.5)}$$

Où Nrep représente le nombre moyen de réparations minimales durant le cycle de vie T, calculé comme suit :

$$N_{rep} = \int_0^P r(t)dt + \sum_{i=1}^{n-1} \int_{iP}^{(i+1)P} r(A_i + t - iP)dt + \int_{(i+1)P}^{T} r(A_{i+1} + t - (i+1)P)dt \qquad \text{Eq (4.6)}$$

Le premier terme correspond au nombre moyen de réparations minimales avant la première action de MPI. Le deuxième terme exprime la somme des nombres moyens de réparations dans chaque période (iP jusqu'à nP), en tenant compte de l'évolution de l'âge virtuel après chaque MPI. Enfin, le troisième terme représente le nombre moyen de réparations entre la dernière MPI et la fin du cycle de vie de l'éolienne.

Le coût total prévisionnel des actions de maintenance préventive (MPI) réalisées durant le cycle de vie de l'éolienne s'exprime comme suit :

$$CTmpi = \sum_{i=1}^{n} C_k \times X_{k,i} \; ; \; (k = 1, \ldots, K) \qquad \text{Eq (4.7)}$$

Avec $n = Int\left[\frac{T}{P}\right]$ étant le nombre de MPI à effectuer durant l'horizon de fonctionnement T.

Le coût total de maintenance CM durant le cycle de vie de l'éolienne s'exprime comme suit :

$$\mathrm{CM} = \mathrm{CTr} + CTmpi \qquad \text{Eq (4.8)}$$

Ainsi, le coût total de maintenance CM devient :

$$CM = C_{rep} \times \int_{0}^{P} r(t)dt + \sum_{i=1}^{n-1} \int_{iP}^{(i+1)P} r(A_i + t - iP)dt + \int_{(i+1)P}^{T} r(A_{i+1} + t - (i+1)P)dt \quad + \sum_{i=1}^{n} C_k \times X_{k,i} \; ; \; (k = 1, \ldots, K) \qquad \text{Eq (4.9)}$$

d. Revenu total en fonction de l'âge virtuel

L'énergie produite par unité de temps avant la première maintenance préventive imparfaite, est donnée par (Burton, T. et al. (2011)) et exprimée ainsi :

$$Pu(A_0) = \left(\int_{0}^{V_{cut_out}} Pu(V) \times f(V) \right) \times fc \qquad \text{Eq (4.10)}$$

Où :

f(V) représente la fonction de densité de probabilité associée à la vitesse du vent V, caractérisant la probabilité d'occurrence des différentes vitesses de vent au cours du temps.

Pu(V) désigne l'énergie produite par unité de temps pour une vitesse de vent spécifique V, définie selon quatre segments opérationnels distincts :

- Pour V < V(cut_in) :

Aucune énergie n'est produite (Pu(V) = 0), car la vitesse du vent est insuffisante pour activer la turbine.

- Pour V(cut_in) ≤ V < Vnom :

L'énergie produite croît avec la vitesse du vent selon la relation : $Pu(V) = 1/2 \times Cp \times \rho \times S \times V^3$

- Pour Vnom ≤ V < V(cut_out) :

La turbine fonctionne à sa puissance nominale (Pu(V) = Punom), atteignant ainsi sa capacité maximale de production énergétique.

- Pour V ≥ V(cut_out) :

Aucune énergie n'est produite (Pu(V) = 0), la turbine s'arrêtant automatiquement pour éviter tout dommage lié aux vitesses de vent excessives.

La figure 26 illustre la courbe de puissance de l'éolienne étudiée. Cette dernière démontre la puissance produite par la turbine en fonction des différentes vitesses de vent. La quantité d'électricité générée chaque année par une éolienne est déterminée par deux paramètres essentiels de sa courbe de puissance ; la vitesse du vent de démarrage, qui initie le fonctionnement de l'éolienne, et la vitesse du vent d'arrêt, qui préserve l'intégrité des composants de l'éolienne en cas d'augmentation excessive de la vitesse du vent. Plus la vitesse de démarrage est réduite et plus la vitesse d'arrêt est élevée, plus l'éolienne sera en mesure de générer une quantité d'énergie significative sur une base annuelle.

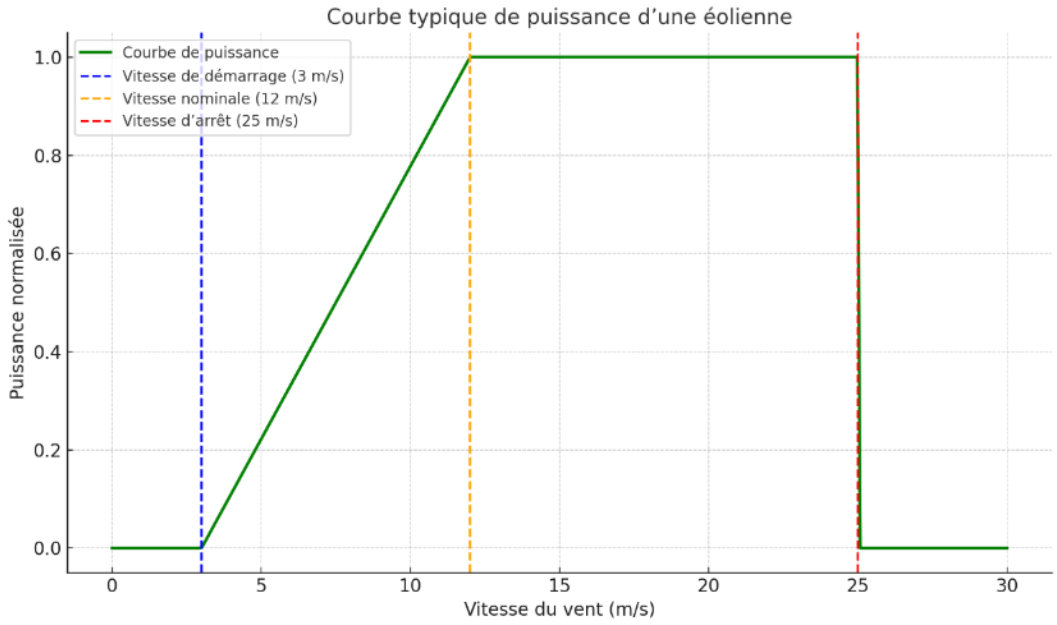

Figure 26. Courbe typique de puissance de l'éolienne étudiée

L'énergie produite par unité de temps durant la période entre la $i^{ème}$ et la $(i+1)^{ème}$ maintenance préventive s'exprime comme suit :

$$Pu(A_i) = Pu(A_0) \times \left(1 - \frac{A_i}{T}\right); (i = 1, \ldots, n) \quad \text{Eq (4.11)}$$

Le revenu total des ventes d'énergie, Rv, est directement proportionnel à la quantité d'énergie générée par l'éolienne. Il est défini par l'équation suivante :

$$R_v = \sum_{i=0}^{n-1} Pu(A_i) \times P \times p_{elec} + (Pu(A_n) \times (T - nP) \times p_{elec}) \quad \text{Eq (4.12)}$$

Le premier terme de l'équation ci-dessus permet de calculer le revenu généré entre le début de l'horizon de fonctionnement de l'éolienne et la dernière action de maintenance préventive imparfaite. Le revenu généré entre la dernière action de MPI et la fin de l'horizon d'exploitation T, est obtenu par le second terme de l'équation.

e. Bénéfice généré durant le l'horizon d'exploitation

Le profit total est la différence entre les revenus générés par la production de l'électricité durant la période d'exploitation de l'éolienne et les coûts de maintenance. La fonction du profit total peut donc être exprimée comme suit :

$$PR = R_v - CM \quad \text{Eq (4.13)}$$

Ainsi, le bénéfice généré durant l'horizon de fonctionnement T est obtenu par la fonction ci-dessous :

$$PR = \left(\sum_{i=0}^{n-1} Pu(A_i) \times P \times p_{elec}\right) + (Pu(A_n) \times (T - nP) \times p_{elec}) - \left(C_{rep} \times N_{rep} + \sum_{i=1}^{n} C_k \times X_{k,i}\right) \quad \text{Eq (4.14)}$$

f. Algorithme de résolution

Comme mentionné précédemment, une procédure numérique itérative a été développée. Elle repose sur un algorithme itératif complet qui explore systématiquement l'ensemble des possibilités offertes par les différents packages de maintenance disponible. Le processus examine chacune des combinaisons possibles parmi les K^n scénarios envisageables où chaque package se distingue par son niveau d'efficacité et son coût spécifique tout en testant de manière progressive les différentes périodes de maintenance P potentielles.

Pour chaque combinaison testée, le calcul détaillé du profit total est réalisé en intégrant précisément deux composantes fondamentales : les revenus générés par la production énergétique de l'éolienne d'une part et l'ensemble des coûts liés aux opérations de maintenance d'autre part. Cette évaluation économique complète, permet de comparer objectivement la performance de chaque scénario.

L'algorithme parcourt ainsi l'espace complet des solutions possibles en maintenant une recherche méthodique jusqu'à l'identification de la combinaison optimale qui associe une séquence particulière de packages de maintenance et une période P spécifique offrant le profit maximal sur le cycle de vie de l'installation. Cette approche exhaustive garantit que la solution retenue représente véritablement l'optimum global et non pas un simple optimum local.

La robustesse de cette méthode a été rigoureusement validée à travers de nombreux tests utilisant différentes configurations de paramètres d'entrée confirmant ainsi sa capacité à s'adapter à diverses situations opérationnelles et à fournir des solutions fiables quelle que soit la complexité du cas étudié.

2.3 EXEMPLE NUMÉRIQUE

Cette étude se concentre sur une éolienne de haute puissance de 7,2 MW installée dans les conditions particulières du même parc éolien du sud marocain, dont la durée de vie opérationnelle est établie à T = 240 mois selon les spécifications techniques du projet. Le modèle de maintenance préventive développé prévoit des interventions programmées à des intervalles réguliers de longueur P, sur l'ensemble de ce cycle de vie, afin de maintenir les performances optimales de l'installation.

L'analyse approfondie des données historiques de défaillance recueillies sur des installations similaires dans la région montre que la distribution temporelle des pannes suit une loi de Weibull caractérisée par deux paramètres clés : un paramètre de forme $\beta = 2$, qui reflète l'évolution du taux de défaillance au cours du temps, et un paramètre d'échelle $\mu = 14$ mois, qui représente les conditions opérationnelles spécifiques au site marocain. Cette modélisation statistique fiable des défaillances, constitue la base essentielle pour prédire le comportement futur de l'équipement et optimiser les stratégies d'intervention.

La combinaison de ces éléments techniques (la puissance nominale importante, la durée de vie étendue et les caractéristiques de fiabilité spécifiques au site) permet de construire un modèle d'optimisation particulièrement adapté aux réalités du terrain, en intégrant à la fois les contraintes techniques et les impératifs économiques liés à l'exploitation d'une telle installation dans un environnement parfois contraignant comme celui du sud marocain, où les conditions climatiques et opérationnelles peuvent varier considérablement au cours des saisons.

La fonction de taux de défaillance correspondante est donnée par :

$$r(t) = \frac{\beta}{\mu} \times \left(\frac{t}{\mu}\right)^{\beta-1} \qquad \text{Eq (4.13)}$$

La vitesse du vent dans cette région méridionale du Maroc présente des caractéristiques statistiques bien définies qui suivent une distribution de Weibull, avec un paramètre de forme $\gamma = 3$ et un paramètre d'échelle $\varepsilon = 10$ m/s (Tizgui et al., 2019).

La vitesse moyenne du vent de 8,9 m/s, associée à une distribution de Weibull favorable, classe ce site parmi les emplacements les plus propices à l'exploitation éolienne au Maroc. Il présente un potentiel de production parmi les plus élevés du pays, tout en offrant des conditions opérationnelles relativement stables, ce qui permet une planification plus fiable des interventions de maintenance.

En se basant sur les travaux de Burton, T. et al. (2011), la fonction de densité de probabilité de la distribution de Weibull associée à la vitesse du vent V est donnée par :

$$f(V) = \gamma \times \frac{V^{\gamma-1}}{\epsilon^{\gamma}} \times e^{\left(-\left(\frac{V}{\epsilon}\right)^{\gamma}\right)} \quad \text{Eq (4.14)}$$

Les tableaux 30 listent les données d'entrée prises en considération dans cet exemple numérique.

Tableau 30. Données numériques d'entrée.

Notation	Valeurs numériques
T	240 mois.
K	K = 5 Packages de maintenance (dont un package "sans intervention" - aucun rajeunissement)
β	2
μ	14 mois.
fc	0.4
$pelec$	15 € / MWh.
R	86 mètres – Caractéristiques techniques (éolienne V172-7.2 MW)
S	23235m2 – Caractéristiques techniques (éolienne V172-7.2 MW)
Cp	0.593
ρ	1.225 kg/m^3
C_{rep}	20 000 €
V_{cut_in}	3 m/s – Caractéristiques techniques (éolienne V172-7.2 MW)
V_{nom}	15 m/s
V_{cut_out}	25 m/s – Caractéristiques techniques (éolienne V172-7.2 MW)
Pu_{nom}	7.2 MW – Caractéristiques techniques (éolienne V172-7.2 MW)
γ	2
ϵ	10 m/s

Les packages de maintenance préventive imparfaite (MPI) proposés, sont présentés dans le Tableau 31, ci-dessous. Nous rappelons que chaque package est caractérisé par son niveau de MPI m_k, son facteur d'efficacité $\delta(m_k)$ et son coût C_k.

Tableau 31. Niveaux de MPI m_k, facteurs d'efficacité $\delta(m_k)$ et coûts C_k.

k	MPI Niveau (m_k)	$\delta(m_k)$	C_k (Euros)
1	0	1 (aucun rajeunissement)	0
2	1	0.74	25 000
3	2	0.41	45 000
4	3	0.2	95 000
5	4	0.09	300 000

On peut remarquer que le coût du cinquième package de maintenance est plus élevé par rapport aux autres. Cela peut être attribué à plusieurs facteurs liés à sa complexité et à ses exigences étendues. De telles actions de maintenance préventive intensives nécessitent un équipement avancé et la mobilisation de ressources externes telles que des grues ou des hélicoptères.

En utilisant les données d'entrée présentées ci-dessus et la procédure numérique itérative décrite précédemment, la solution optimale obtenue est donnée dans les deux tableaux suivants :

Tableau 32. Combinaison optimale pour les actions de MPI

$X_{k,i}$	$\boldsymbol{i=1}$	$\boldsymbol{i=2}$	$\boldsymbol{i=3}$	$\boldsymbol{i=4}$	$\boldsymbol{i=5}$
$\boldsymbol{k=1}$	0	0	0	0	**1**
$\boldsymbol{k=2}$	0	0	0	0	0
$\boldsymbol{k=3}$	0	0	0	0	0
$\boldsymbol{k=4}$	0	0	**1**	**1**	0
$\boldsymbol{k=5}$	**1**	**1**	0	0	0

Tableau 33. Periode optimale de MPI

La période de MPI P* qui maximise le profit espéré	*48 mois (n*= 5)*
Le profit total moyen maximum PR* sur toute la période d'exploitation de la turbine	*4 871 487 Euros*
Le coût total de maintenance CM sur toute la période d'exploitation de l'éolienne (réparations minimales et MPI)	*2 543 861 Euros*
Revenu total RV sur toute la période d'exploitation de la turbine	*7 415 348 Euros*

La période optimale de maintenance préventive est de 48 mois, ce qui donne cinq (5) actions de maintenance préventive imparfaite à effectuer sur le cycle de vie de l'éolienne. Cependant, il est clair qu'un niveau uniforme d'efficacité de maintenance sur les cinq MPI à effectuer n'est pas la solution la plus rentable. Comme le montre le Tableau 33, la stratégie optimale suggère de commencer par des niveaux de maintenance plus intensifs au début du cycle de vie de l'éolienne, puis de réduire progressivement l'efficacité des actions de maintenance.

À mesure que l'éolienne vieillit, une maintenance moins efficace est recommandée pour une rentabilité globale maximale, ce qui reflète la flexibilité de la stratégie de maintenance proposée pour ce parc éolien. Il convient également de noter que la stratégie optimale recommande de ne rien faire lors de la dernière MPI, car elle correspond à la fin du cycle de vie.

2.4 ETUDE DE SENSIBILITE

L'analyse de sensibilité menée dans cette étude a permis d'examiner en détail l'impact des variations des principaux paramètres sur les variables décisionnelles optimales, en maintenant les autres paramètres constants aux valeurs de référence définies dans les tableaux 31 et 32.

- Effet de la variation du paramètre d'échelle de la distribution de Weibull « μ ».

Le Tableau34, ci-dessous, illustre de manière détaillée l'impact de la fiabilité accrue des éoliennes sur la stratégie optimale de maintenance. Plus précisément, il met en évidence la manière dont cette stratégie évolue lorsque l'on considère des turbines caractérisées par un niveau de fiabilité supérieur, représenté par une augmentation du paramètre d'échelle dans le modèle de défaillance.

Tableau 34. Effet de la variation de la fiabilité de l'éolienne à travers la variation du paramètre d'échelle μ de la distribution de Weibull.

	$\mu = \mathbf{8}$ (MTTF[1] = 7 Mois)	$\mu = \mathbf{10}$ (MTTF = 9Mois)	**μ = 14 (MTTF = 12 Mois)**
P*/ n*	*30 mois / n*= 8*	*34 mois / n*= 7*	*48 mois / n*= 5*
PR*	*€1,908,635*	*€3,351,777*	*€4,871,487*
CM	*€5,543,125*	*€4,083,600*	*€2,543,861*
RV	*€7,451,760*	*€7,435,377*	*€7,415,348*
PM	$X_{k,i}$ **1 2 3 4 5 6 7 8** **1** 0 0 0 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 0 0 0 **4** 0 0 0 0 0 **1** **1** 0 **5** **1** **1** **1** **1** **1** 0 0 0	$X_{k,i}$ **1 2 3 4 5 6 7** **1** 0 0 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 0 0 **4** 0 0 0 0 **1** **1** 0 **5** **1** **1** **1** **1** 0 0 0	$X_{k,i}$ **1 2 3 4 5** **1** 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 **4** 0 0 **1** **1** 0 **5** **1** **1** 0 0 0
	$\mu = \mathbf{22}$ (MTTF = 19 Mois)	$\mu = \mathbf{24}$ (MTTF = 21 Mois)	
P*/ n*	*80 mois / n*= 3*	*80 mois / n*= 3*	
PR*	*€6,080,388*	*€6,239,213*	
CM	*€1,389,380*	*€1,230,555*	
RV	*€7,469,769*	*€7,469,769*	
PM	$X_{k,i}$ **1 2 3** **1** 0 0 **1** **2** 0 0 0 **3** 0 0 0 **4** 0 **1** 0 **5** **1** 0 0	$X_{k,i}$ **1 2 3** **1** 0 0 **1** **2** 0 0 0 **3** 0 0 0 **4** 0 **1** 0 **5** **1** 0 0	

[1] Mean Time To Failure (temps moyen avant défaillance)

Nous remarquons que l'augmentation du paramètre d'échelle de la loi de dégradation du système, se traduit directement par un MTTF plus long, c'est-à-dire une durée moyenne de fonctionnement sans panne sensiblement étendue.

Cette dynamique se reflète également dans la sélection et la séquence des packages de maintenance à appliquer, lesquels varient en fonction de leur niveau d'efficacité. Pour les éoliennes les plus fiables, la stratégie optimale adopte une approche différente de celle appliquée aux machines plus sensibles ; elle recommande de recourir à des packages de maintenance moins efficace dès les premières phases du cycle de vie de l'équipement. Cela s'explique par le fait que, dans le cas d'éoliennes plus robustes, le risque de défaillance en début de vie est relativement faible, rendant inutile, voire inefficace économiquement, l'application de mesures de maintenance intensives dès le départ.

En d'autres termes, la fiabilité accrue permet de réduire l'investissement initial en maintenance sans compromettre les performances globales du système. L'accent est donc mis sur l'optimisation du ratio coût/bénéfice des interventions, en adaptant les efforts de maintenance au comportement anticipé de la machine sur toute sa durée de vie. Cette stratégie différenciée, guidée par les caractéristiques intrinsèques de fiabilité des turbines, reflète une approche intelligente et personnalisée de la gestion des actifs, où les décisions de maintenance ne sont pas figées mais évoluent en fonction du profil de risque associé à chaque type d'éolienne.

- Effet de la variation du coût moyen d'une réparation minimale « Crep »

L'analyse des données présentées dans le Tableau 35 met en évidence l'influence significative du coût moyen de réparation des défaillances sur l'élaboration des politiques de maintenance optimales. Plus précisément, il apparaît que lorsque ce coût diminue, les stratégies de maintenance se réajustent en conséquence, notamment en réduisant la fréquence des opérations de maintenance préventive imparfaite (MPI). Cela s'explique par une modification du compromis économique entre prévention et réparation. Plus il est peu coûteux de réparer une panne, moins il est nécessaire d'investir de manière anticipée dans des opérations de maintenance destinées à éviter ces pannes.

Tableau 35. Effet de la variation du coût moyen d'une réparation minimale Crep

	$C_{rep} =$ 10 000 €	$C_{rep} =$ 15 000 €	$\boldsymbol{C_{rep} = 20\,000}$ €
P*/ n*	*80 mois / n*= 3*	*60 Mois / n*= 4*	*48 mois / n*= 5*
PR*	*€5,847,013*	*€5,327,021*	*€4,871,487*
CM	*€1,622,755*	*€2,155,204*	*€2,543,861*
RV	*€7,469,769*	*€7,482,225*	*€7,415,348*
PM	$X_{k,i}$ **1** **2** **3** **1** 0 0 **1** **2** 0 0 0 **3** 0 **1** 0 **4** **1** 0 0 **5** 0 0 0	$X_{k,i}$ **1** **2** **3** **4** **1** 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 **4** 0 **1** **1** 0 **5** **1** 0 0 0	$X_{k,i}$ **1** **2** **3** **4** **5** **1** 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 **4** 0 0 **1** **1** 0 **5** **1** **1** 0 0 0
	$C_{rep} = 25\,000$ €	$C_{rep} =$ 35 000 €	
P*/ n*	*40 mois / n*= 6*	*40 mois / n*= 6*	
PR*	*€4,434,902*	*€3,670,820*	
CM	*€3,000,204*	*€3,764,285*	
RV	*€7,435,106*	*€7,435,106*	
PM	$X_{k,i}$ **1** **2** **3** **4** **5** **6** **1** 0 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 0 **4** 0 0 **1** **1** **1** 0 **5** **1** **1** 0 0 0 0	$X_{k,i}$ **1** **2** **3** **4** **5** **6** **1** 0 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 0 **4** 0 0 0 **1** **1** 0 **5** **1** **1** **1** 0 0 0	

Lorsque le coût moyen de réparation est relativement faible, à hauteur de 10 000 €, la stratégie optimale recommande de n'effectuer que trois interventions de MPI. La période entre chaque deux actions de MPI est de 80 mois. Ce choix repose sur le fait qu'il devient plus rentable d'accepter un certain niveau de défaillances et d'assumer leur coût de réparation, plutôt que d'engager des dépenses préventives trop fréquentes qui ne seraient pas justifiées au regard du coût potentiel évité. À l'inverse, lorsque le coût moyen de réparation est plus élevé (30 000 €), le raisonnement économique s'inverse. Dans ce cas, le coût associé à chaque défaillance devient suffisamment important pour justifier une stratégie préventive plus rigoureuse. Par conséquent, la politique optimale suggère six interventions de MPI tout au long du cycle de vie, afin de minimiser les risques de pannes coûteuses et de préserver la rentabilité du système.

Ce changement de stratégie ne concerne pas uniquement la fréquence des maintenances, mais affecte également le choix des niveaux d'efficacité des packages de maintenance. En effet, lorsque le coût de réparation est faible, les solutions optimales tendent à recommander l'utilisation de packages de maintenance moins efficace, car l'intérêt économique d'éviter une défaillance est alors moindre. En d'autres termes, l'efficacité marginale d'une action de maintenance diminue à mesure que le coût de réparation associé à une éventuelle défaillance devient plus abordable. Il est donc plus judicieux, dans ce contexte, de réaliser des interventions simples, peu coûteuses et moins intrusives, quitte à accepter un risque accru de défaillance. À l'inverse, dans les scénarios où le coût de réparation est élevé, les stratégies optimales privilégient des packages de maintenance plus performante, en particulier aux phases critiques du cycle de vie. Ces interventions plus efficaces permettent de minimiser la probabilité d'une panne et donc d'éviter des frais de réparation élevés, qui pourraient nuire gravement à la rentabilité globale du parc éolien étudié.

En résumé, le Tableau 35 souligne de manière claire et structurée que les décisions relatives à la fréquence et à l'intensité des opérations de maintenance ne peuvent être prises de manière isolée. Elles doivent être intégrées dans une logique d'optimisation économique globale, tenant compte du rapport coût-bénéfice entre la maintenance préventive et la réparation curative. Cette approche adaptative permet d'aligner les stratégies de maintenance sur les réalités économiques du terrain, en assurant un juste équilibre entre performance technique et rentabilité financière.

- Effet de la variation du prix unitaire de vente de l'électricité « Pelec »

Le Tableau 36 met en lumière une dynamique particulièrement intéressante : l'impact de la variation du prix unitaire de vente de l'électricité sur la configuration optimale des stratégies de maintenance préventive (MPI). Plus précisément, lorsque ce prix augmente (c'est-à-dire lorsque chaque kilowattheure produit génère davantage de revenus), les stratégies de maintenance optimales évoluent en conséquence, adoptant une approche plus sélective et stratégique.

L'analyse des résultats montre en effet que, dans un contexte de hausse du prix de l'électricité, la politique optimale tend à recommander des interventions de maintenance moins fréquentes mais plus efficaces. Cette évolution apparente vers une réduction du nombre d'opérations ne traduit pas une diminution de l'importance accordée à la maintenance, mais plutôt une volonté d'optimiser l'équilibre entre temps d'arrêt, coût des interventions et revenus potentiels liés à la production continue d'électricité. En d'autres termes, il devient plus avantageux, du point de vue de la rentabilité globale, de concentrer les efforts de maintenance sur quelques opérations clés, mais dotées d'un haut niveau d'efficacité, afin de garantir un fonctionnement fiable et prolongé des éoliennes entre deux interventions.

De plus, en investissant dans des packages de maintenance plus efficaces, bien que potentiellement plus onéreux à l'unité, l'opérateur peut maximiser la production continue d'énergie tout en limitant les coûts liés aux pannes imprévues. Cette orientation vers des actions ciblées et performantes, permet de maintenir les équipements dans un état optimal de fonctionnement tout en alignant les décisions techniques sur les opportunités économiques offertes par le marché de l'électricité.

Les résultats de cette étude de sensibilité sur la variation du prix unitaire de vente de l'électricité « Pelec » sont détaillés dans le tableau 8, ci-dessous :

Tableau 36. Effet de la variation du prix unitaire de vente de l'électricité Pelec

	$P_{elec} = 6$ €	$P_{elec} = 10$ €	$\boldsymbol{P_{elec} = 15}$ €
P*/ n*	*40 mois / n*= 6*	*48 mois / n*= 5*	*48 mois / n*= 5*
PR*	*€447,725*	*€2,399,704*	*€4,871,487*
CM	*€2,459,591*	*€2,543,861*	*€2,543,861*
RV	*€2,907,317*	*€4,943,565*	*€7,415,348*
PM	$X_{k,i}$ **1 2 3 4 5 6** **1** 0 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 **1** 0 **4** **1** **1** **1** **1** 0 0 **5** 0 0 0 0 0 0	$X_{k,i}$ **1 2 3 4 5** **1** 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 **4** 0 0 **1** **1** 0 **5** **1** **1** 0 0 0	$X_{k,i}$ **1 2 3 4 5** **1** 0 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 0 **4** 0 0 **1** **1** 0 **5** **1** **1** 0 0 0
	$P_{elec} = 25$ €	$P_{elec} = 45$ €	
P*/ n*	*60 Mois / n*= 4*	*60 Mois / n*= 4*	
PR*	*€9,828,437*	*€19,841,410*	
CM	*€2,641,938*	*€2,766,122*	
RV	*€12,470,376*	*€22,607,533*	
PM	$X_{k,i}$ **1 2 3 4** **1** 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 **4** 0 0 **1** 0 **5** **1** **1** 0 0	$X_{k,i}$ **1 2 3 4** **1** 0 0 0 **1** **2** 0 0 0 0 **3** 0 0 0 0 **4** 0 0 0 0 **5** **1** **1** **1** 0	

3. CONCLUSION

Cette étude a été conduite en collaboration avec le département des opérations du même parc éolien dans le sud du Maroc. Le travail avait pour but d'optimiser la rentabilité à travers le développement d'une stratégie de maintenance préventive considérant que le taux de production d'énergie est affecté par l'état et l'âge des éoliennes. Une nouvelle politique périodique de maintenance préventive a été proposée et optimisée, en s'appuyant sur l'idée que l'application d'interventions de même nature et de même efficacité à chaque opération de maintenance préventive imparfaite (MPI), indépendamment de leur position dans le cycle de vie de l'éolienne, ne constitue pas nécessairement la stratégie la plus rentable. Cinq packages distincts de maintenance préventive ont donc été proposé, chacun avec un coût et une efficacité donnée (le package le plus efficace permettant la plus grande réduction d'âge virtuel).

Un modèle mathématique a été développé pour exprimer analytiquement le profit total attendu sur la durée de vie d'une éolienne, incorporant à la fois les revenus de la production d'énergie et les coûts cumulés des MPI et réparations. Une procédure numérique itérative a été utilisée pour déterminer simultanément l'intervalle optimal des actions de maintenance préventive imparfaites P* et le package de maintenance le plus approprié pour chaque MPI, maximisant le profit global. De plus, une analyse de sensibilité a été conduite pour évaluer comment les variations des paramètres d'entrée clés - tels que les coûts de réparation, la fiabilité des turbines et le prix de vente de l'énergie - affectent la stratégie de MPI optimale.

Les résultats démontrent que la stratégie de MPI proposée s'adapte à différents scénarios, assurant une rentabilité maximale dans tous les cas. Cette approche permet aux exploitants de parcs éoliens de maintenir des niveaux élevés de production d'énergie tout en gérant efficacement les coûts sur le cycle de vie de la turbine.

CHAPITRE 5 : ANALYSE COMPARATIVE DES MODELES DE PRÉDICTION DE LA TEMPÉRATURE DE L'HUILE DES BOÎTES DE VITESSES DES ÉOLIENNES

Ce chapitre propose un outil de prédiction pour la température de l'huile des boites de vitesses des éoliennes à partir des températures de ces roulements avant et arrière. En complément, une analyse des données extraites du système SCADA est présentée, mettant en évidence la structure des données et la relation entre les différentes variables choisies. Les données, collectées toutes les 10 minutes entre avril 2018 et juin 2021, ont été nettoyées et prétraitées, notamment par interpolation linéaire, afin de corriger les valeurs manquantes (4,4 %). Plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique ont été testés, notamment la régression linéaire (RL), le Support Vector Regression (SVR), la Forêt Aléatoire (Random Forest) et XGBoost (Extream Gradient Boost). La performance des modèles a été évaluée à l'aide de critères statistiques standards tels que l'erreur quadratique moyenne racine RMSE, l'erreur absolue moyenne MAE et le coefficient de détermination R^2. Ce travail met en évidence le potentiel de l'intelligence artificielle pour renforcer les stratégies de maintenance prédictive dans les systèmes éoliens.

1. INTRODUCTION

Les chapitres précédents ont mis en évidence l'intérêt des approches stochastiques et structurelles pour l'optimisation des politiques de maintenance appliquées aux boîtes de vitesses des éoliennes. Qu'il s'agisse de stratégies fondées sur la maintenance imparfaite ou de reconceptions matérielles, ces solutions permettent de réduire significativement les coûts de maintenance et d'améliorer la disponibilité des équipements. Toutefois, ces méthodes présentent une limite importante : elles reposent sur des modèles décisionnels a priori, indépendants de l'état réel de l'équipement et peu sensibles à la dynamique opérationnelle.

Ce chapitre introduit une évolution méthodologique majeure, qui consiste à traiter et à analyser un jeu de données extrait du système SCADA. Ce dernier couvre plus de 3 années d'exploitation d'une éolienne. La démarche repose sur une modélisation empirique, fondée sur l'apprentissage automatique supervisé. Plusieurs algorithmes sont mis en œuvre (régression linéaire, SVR, forêt aléatoire, XGBoost) pour établir une relation prédictive entre les paramètres thermiques, et identifier celui qui offre les meilleures performances selon les métriques classiques (RMSE, MAE, R^2). L'objectif de cette démarche est de prédire la température de l'huile de la boîte de vitesses à partir des températures mesurées de ses roulements avant et arrière.

Au-delà des résultats prédictifs, ce chapitre souligne la capacité de l'intelligence artificielle à enrichir les politiques de maintenance en leur apportant une réactivité en temps réel et une adaptabilité aux conditions réelles d'exploitation.

Ce chapitre est structuré en quatre sections principales :

- **Section 1 : Description et prétraitement des données SCADA**
- **Section 2 : Sélection des variables explicatives et construction du jeu d'apprentissage**
- **Section 3 : Modélisation par apprentissage automatique et comparaison des performances**
- **Section 4 : Discussion des résultats et perspectives d'intégration dans une stratégie de maintenance prédictive**

2. DESCRIPTION ET PRÉTRAITEMENT DES DONNÉES

2.1 DESCRIPTION

Les parcs éoliens sont connectés au système SCADA, qui collecte en continu des données sur les éoliennes. Les données enregistrées sont multiples et comportent, à titre d'exemple, la puissance produite, la direction du vent, la température et la vitesse de la boite de vitesses, ainsi que de nombreux autres paramètres. Ces informations peuvent être utilisées pour diverses analyses, telles que l'effet de sillage de l'éolienne, l'évaluation des performances de l'éolienne, le dysfonctionnement de la boite à vitesses, la maintenance, la prévision des pannes et la prévision de la puissance produite. La prévision de la température de l'huile de la boite à vitesses en particulier peut aider l'équipe de gestion du parc éolien à prendre des décisions importantes concernant l'état de l'éolienne. Le modèle d'analyse et de prévision des données, réalisées à partir des données disponibles issue de (Penmanshiel Wind Farm Data, 2025), sont présentées par la figure 27.

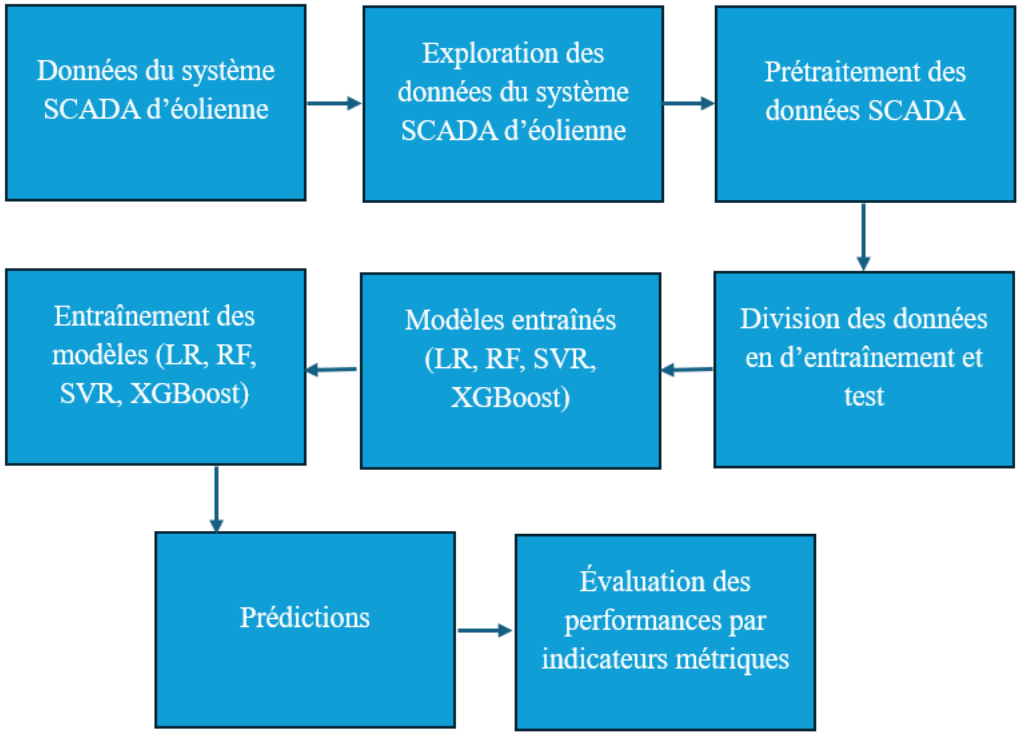

Figure 27. Modèle proposé pour l'analyse et la prévision des données éoliennes

Le système SCADA a été utilisé pour collecter les données, notamment la température, la vitesse et la direction du vent, la puissance produite, la date et l'heure. Entre avril 2018 et juin 2021, les mesures ont été prises sous forme de séries chronologiques, enregistrant les informations à des intervalles de 10 minutes.

Les paramètres d'entrée sélectionnés pour tous les algorithmes d'apprentissage automatique incluent la température des roulements avant, arrière et la température de l'huile de la boite de vitesses. Ces paramètres sont des indicateurs essentiels du comportement thermique et mécanique de la boîte de vitesses. La température des roulements avant et arrière reflète la génération de chaleur localisée due au frottement et à la répartition des charges aux deux extrémités de l'arbre de la boîte de vitesses, ce qui peut signaler une usure précoce ou un défaut d'alignement. La température de l'huile de la boite de vitesses, quant à elle, fournit une mesure complète de son état thermique global et de l'efficacité de sa lubrification.

La surveillance et l'analyse de ces paramètres permettent aux modèles de détecter des schémas associés à une dégradation des performances, des anomalies thermiques ou des défaillances potentielles, visant à améliorer ainsi la stratégie de maintenance prédictive de l'équipement.

2.2 TRAITEMENT DES DONNÉES MANQUANTES

L'objectif principal de l'analyse de la qualité des données est de nettoyer les données issues directement des capteurs, qui n'ont pas encore été prétraitées et peuvent contenir des erreurs telles que des valeurs manquantes, aberrantes, des incohérences ou des doublons. Le prétraitement des données est un aspect essentiel de la préparation des données, qui accorde la priorité à l'analyse de la qualité des données. Il constitue la base de la précision et de la fiabilité du modèle de prédiction (BERTI-ÉQUILLE, 2018).

Le tableau 37 présente un échantillon de données brutes collectées par le système SCADA de l'éolienne étudiée. Ces données ont été enregistrées entre avril 2018 et juin 2021, à raison d'une mesure toutes les dix minutes, soit un total de 170 126 enregistrements couvrant 300 paramètres.

Tableau 37. Données brutes collectées par le système SCADA

Date and time	Wind speed (m/s)	Wind speed, Standard deviation (m/s)	Wind speed, Minimum (m/s)	…	Tower Acceleration X, StdDev (mm/ss)	Tower Acceleration Y, StdDev (mm/ss)
4/5/2018 13:50	9.96	1.57	6.71	…	35.60027	16.00078
4/5/2018 14:00	12.39	1.76	8.3	…	26.31725	13.68356
4/5/2018 14:10	12.52	1.51	8.55	…	23.23646	12.9868
…	…	…	…	…	…	…
…	…	…	…	…	…	…
…	…	…	…	…	…	…
6/30/2021 23:50	6.1269	0.852395	8.081901	…	37.15643	8.563805

Nous avons pu remarquer que les certaines valeurs de paramètres n'ont pas été enregistrées par le système SCADA. Cela peut accroître l'incertitude du modèle de prédiction et perturber son apprentissage. Pour remédier à ce problème, nous avons utilisé la méthode d'interpolation linéaire pour compléter les valeurs manquantes, en se basant sur les données en amont et en aval des valeurs manquantes ainsi que sur des considérations théoriques.

Par ailleurs, la médiane de l'ensemble de données d'entraînement est utilisée pour remplacer les valeurs aberrantes. La source la plus courante de ces valeurs aberrantes est liée aux erreurs de saisie de données. Elles sont extrêmement risquées et peuvent avoir un impact négatif significatif sur le modèle de prédiction.

2.3 SÉLECTION DES VARIABLES

Le choix des variables explicatives est une étape cruciale dans la réalisation d'un modèle robuste de prédiction. Pour trouver les variables les plus significatives, nous avons élaboré une matrice de corrélation de Pearson entre tous les paramètres du Tableau 37. La figure 28 ci-dessous, représente la matrice de corrélation correspondante. Cette dernière permet ainsi de quantifier les relations linéaires entre chaque paire de paramètres.

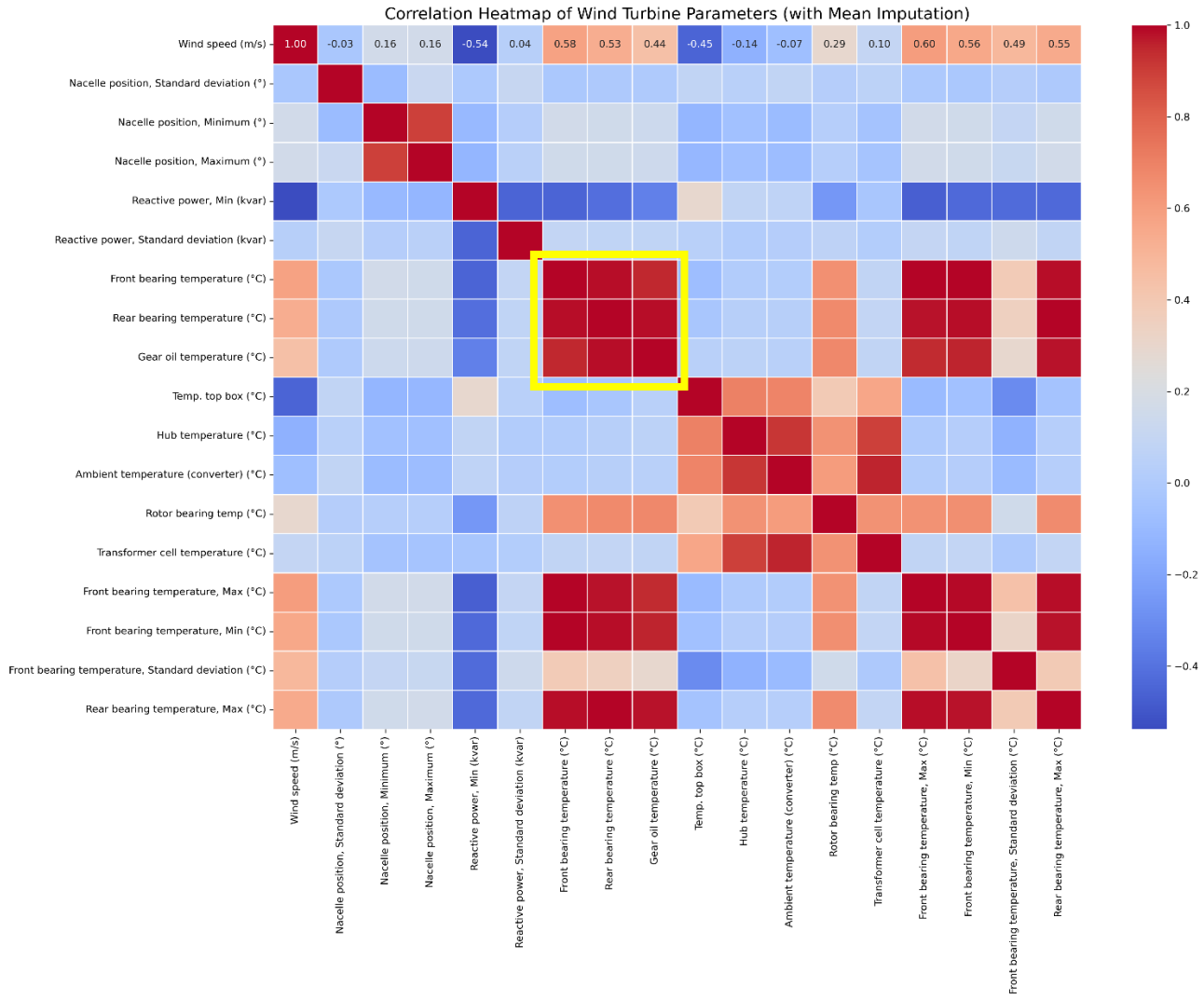

Figure 28. Matrice de corrélation correspondante au données collectées.

Le tableau 38, ci-après, présente un échantillon des valeurs de corrélations entre chaque paire de paramètres, calculées à l'aide de la matrice de corrélation de Pearson.

Tableau 38. Valeurs de corrélations entre chaque paire de variables

Paramètre_1	Paramètre__2	Corrélation
Energy Theoretical (kWh)	Cascading potential power (kW)	1
Potential power default PC (kW)	Potential power MPC (kW)	1
Energy Export (kWh)	Capacity factor	1
Lost Production (Time-based IEC B.2.2) (kWh)	Lost Production (Time-based IEC B.2.3) (kWh)	0.999500
Current L2 / V (A)	Current L3 / W (A)	0.999137
Current L1 / U (A)	Current L2 / V (A)	0.988796
Lost Production to Downtime (kWh)	Lost Production to Downtime and Curtailment Total (kWh)	0.986792
……..	……..	……..
……..	……..	……..
Rear bearing temperature (°C)	Gear oil temperature (°C)	0.984052
Front bearing temperature (°C)	Gear oil temperature (°C)	0.951256
……..	……..	……..
……..	……..	……..
Potential power estimated (kW)	Tower Acceleration X, StdDev (mm/ss)	8.46304
Gear oil inlet temperature, StdDev (°C)	Drive train acceleration, StdDev (mm/ss)	8.27391
Transformer temperature, StdDev (°C)	Data Availability	8.27041
……..	……..	……..
……..	……..	……..
Reactive power (kvar)	Reactive Energy Import (kvarh)	-0.945108
Generator RPM, Min (RPM)	Generator RPM, Standard deviation (RPM)	-0.999135

L'analyse de ce tableau 38 révèle une forte corrélation entre plusieurs paires de paramètres notamment les températures des roulements avant et arrière et la température de l'huile de la boîte de vitesses. Ces deux variables sont révélatrices de l'activité thermique et mécanique prédominante à proximité des composants cruciaux de la boîte de vitesses, et leur comportement précède souvent des anomalies de lubrification ou de dissipation thermique.

En complément de l'analyse de corrélation, la figure suivante présente une matrice de dispersion (pairplot) entre les températures des roulements avant, des roulements arrière et de l'huile de la boîte de vitesses.

Cette visualisation permet d'observer non seulement les distributions individuelles, mais aussi, les relations linéaires fortes entre les variables, confortant ainsi leur sélection pour la modélisation prédictive.

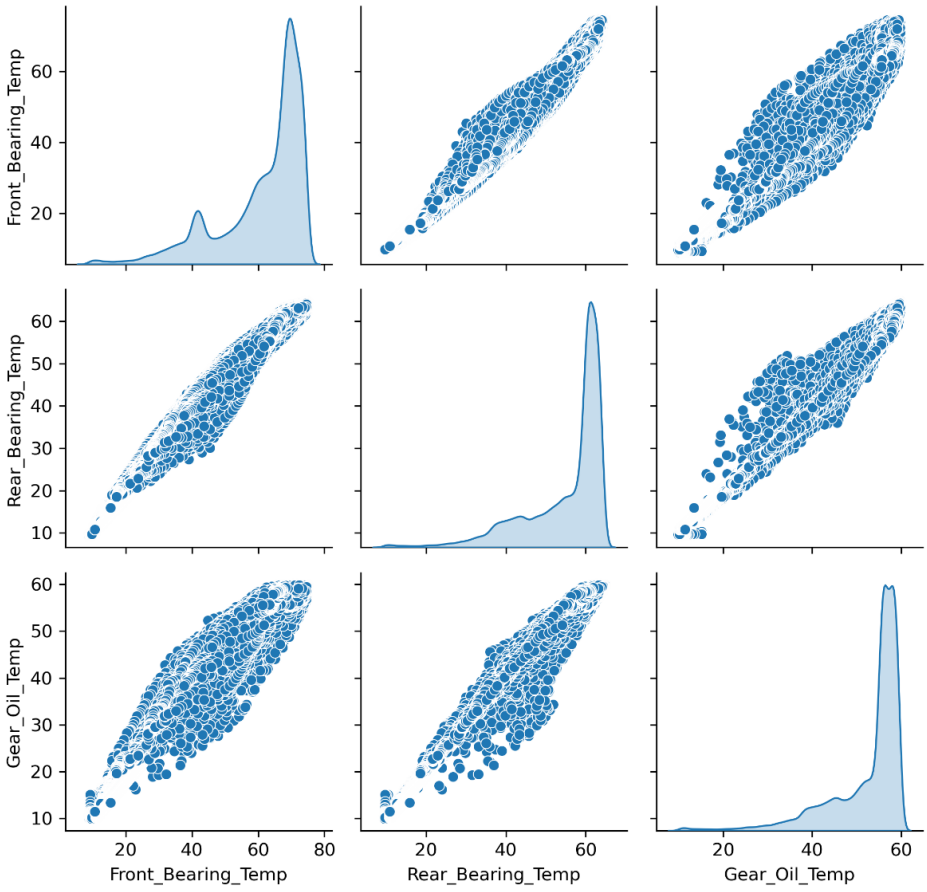

Figure 29. Matrice de dispersion les paramètres sélectionnés.

On observe des relations linéaires fortes, notamment entre les températures des roulements et celle de l'huile de la boîte de vitesses. Le nuage de points compact et orienté diagonalement entre les températures des roulements et celle de l'huile, confirme l'existence d'une corrélation positive, qui soutient leur utilisation comme variables explicatives dans les modèles de prédiction. Les distributions unimodales à légèrement multimodales suggèrent des comportements thermiques variables selon les conditions d'exploitation, renforçant l'intérêt d'une modélisation basée sur des données séquentielles.

À ce titre, les températures des roulements avant et arrière ont été choisies comme variables explicatives (X), tandis que la température de l'huile dans la boîte de vitesses fut choisie comme variable à prédire (Y). Cette sélection est justifiée non seulement par l'analyse des corrélations et des dispersions, mais aussi par des notions physiques, puisque les roulements tiennent une position centrale dans la transmission mécanique de la boîte de vitesses.

Un échantillon du jeu de donnée final (nettoyé), qui sera utilisé dans l'élaboration du modèle de prédiction, est présenté dans le tableau 39, ci-dessous.

Tableau 39. Jeu de donnée final utiliser dans l'élaboration du modèle de prédiction.

Timestamp	Front_Bearing_Temp	Rear_Bearing_Temp	Gear_Oil_Temp
4/5/2018 13:50	71.86818	63.02273	58.04091
4/5/2018 14:00	72.09834	63.035	58.2
4/5/2018 14:10	73.52586	63.9569	59.39138
4/5/2018 14:20	71.19833	62.55167	57.77833
……	……	……	……
6/30/2021 23:00	56.95333	48.47167	48.95833
6/30/2021 23:10	58.19667	49.24167	49.3
6/30/2021 23:20	59.215	50.81333	49.69
6/30/2021 23:30	59.975	51.81333	50.12667
6/30/2021 23:40	60.49167	52.42333	50.53667
6/30/2021 23:50	61.66833	54.08	51.30333

Cette procédure dite de sélection par corrélation, vise à améliorer la pertinence des données d'entrée contenues dans les modèles d'apprentissage automatique, engendrant ainsi une diminution possible de la redondance durant l'entraînement. Le jeu de données final utilisé pour l'expérimentation compte ainsi un sous-ensemble optimisé de variables ayant le plus haut pouvoir explicatif sur la variable cible de prédiction. Les 80 % premières données servent d'ensemble d'entraînement, et les 20 % suivantes sont utilisées comme ensemble de test pour tous les modèles.

3. MODÈLES D'APPRENTISSAGE AUTOMATIQUE POUR LA PRÉDICTION DE TEMPÉRATURE

3.1 MÉTRIQUES D'ÉVALUATION

Dans ce travail, les paramètres suivants sont utilisés pour comparer et valider les algorithmes d'apprentissage automatique mentionnés ci-dessous :

3.1.1 COEFFICIENT DE DÉTERMINATION R^2:

Le coefficient de détermination mesure la qualité de l'algorithme pour la régression de l'équation en calculant la relation entre les paramètres d'entrée et les variables ciblées. Cette mesure est également appelée degré d'ajustement de la régression.

En se basant sur (Nagelkerke, 1991), la fonction mathématique du degré d'ajustement de la régression R^2, s'exprime comme suit :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{K}\left(GTemp_{p,i} - GTemp_{a,i}\right)^2}{\sum_{i=1}^{K}\left(GTemp_{a,i} - GTemp'_{a,i}\right)^2} \qquad \text{Eq (5.1)}$$

Où $GTemp_{p,i}$ est la température prédite de la boîte de vitesses, $GTemp_{a,i}$ est la température réelle de la boîte de vitesses, K indique le nombre de points de données qui est K=1,2,3.....m et $GTemp'_{a,i}$ est la température réelle moyenne de la boîte de vitesses.

La valeur maximale de R^2 est de 1. Si la valeur est proche de 1, le modèle est bon et correspond à la ligne de régression de la variable ciblée. Si la valeur est inférieure (moins de 0,5) le modèle n'est pas bon pour ces données (Prairie, 1996).

3.1.2 ERREUR QUADRATIQUE MOYENNE RACINE (RMSE) :

L'erreur quadratique moyenne racine (RMSE) estime la racine carrée de la moyenne des carrés des différences entre la valeur réelle et la valeur prédite. Elle mesure la précision d'un algorithme de régression en fournissant une indication de l'écart type des résidus de prédiction (Oulad Tayeb & Moulay Abdellah, 2024).

Selon (Rashid & Batunlu, 2021), la fonction RMSE s'exprime mathématiquement comme suit :

$$\text{RMSE} = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{K} - \sum_{i=1}^{K} \left(GTemp_{p,i} - GTemp_{a,i}\right)^2} \qquad \text{Eq (5.2)}$$

Une valeur proche de zéro est meilleure. Si la température prédite est $GTemp_{p,i}$ et la température réelle est $GTemp_{a,i}$ et que le nombre total d'échantillons de données est K, indique le nombre de points de données qui est K=1,2,3.....m et $GTemp'a,i$ est la température réelle moyenne de la boîte de vitesses.

3.1.3 ERREUR ABSOLUE MOYENNE (MAE) :

L'erreur absolue moyenne MAE calcule la moyenne entre la valeur réelle absolue et la valeur prédite absolue.

Mathématiquement, cette erreur est représentée dans l'équation ci-dessous (Rashid & Batunlu, 2021) :

$$\text{MAE} = \frac{1}{K} - \sum_{i=1}^{k} \left|GTemp_{p,i} - GTemp_{a,i}\right| \qquad \text{Eq (5.3)}$$

3.2 MODÈLE DE RÉGRESSION LINÉAIRE

3.2.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE :

La régression linéaire est un algorithme de Machine Learning ML supervisé qui prédit la sortie ciblée en fonction des variables d'entrée. Ce modèle est principalement utilisé pour trouver la relation linéaire entre les variables d'entrée et de sortie (Smith et al., 2013). D'un point de vue mathématique, le concept qui sous-tend la régression linéaire est l'équation de la ligne droite (Rashid & Batunlu, 2021) :

$$y = m \times x + c \qquad \text{Eq (5.4)}$$

Où y représente la variable cible (ou la sortie attendue), x désigne les paramètres d'entrée, m correspond à la pente de la droite linéaire, et c représente l'ordonnée à l'origine.

3.2.2 APPLICATION DU MODÈLE :

Le Tableau 40 présente les performances du modèle de régression linéaire appliqué à la prédiction de la température de l'huile de la boîte de vitesses à partir des températures des roulements avant et arrière. Les résultats obtenus révèlent un coefficient de détermination R^2 de 0,9604, indiquant que plus de 96 % de la variabilité de la température cible est expliquée par les variables explicatives. Cette valeur traduit une bonne capacité du modèle à capturer les relations linéaires présentes dans les données.

Tableau 40. Résultats des performances du modèle de régression linéaire

	RMSE	MAE	R^2
Valeur de l'erreur	1.53	1.07	0.9604

Les métriques d'erreur montrent néanmoins une dispersion modérée autour des valeurs réelles, en particulier lors des phases de transition rapide. Cette tendance est confirmée par la Figure 3, qui illustre la comparaison entre les températures réelles et prédites pour les 500 premières observations issues de l'ensemble de test. On y observe une bonne correspondance générale des tendances : les phases de montée, de plateau et de descente thermique sont globalement bien reproduites. Toutefois, le modèle linéaire a tendance à lisser les extrêmes, ce qui se traduit par une sous-estimation des pics de température et une surestimation des creux.

Ces résultats confirment que la régression linéaire constitue un modèle de base robuste et interprétable, mais que ses performances peuvent être limitées dans des contextes présentant des non-linéarités ou des dynamiques complexes.

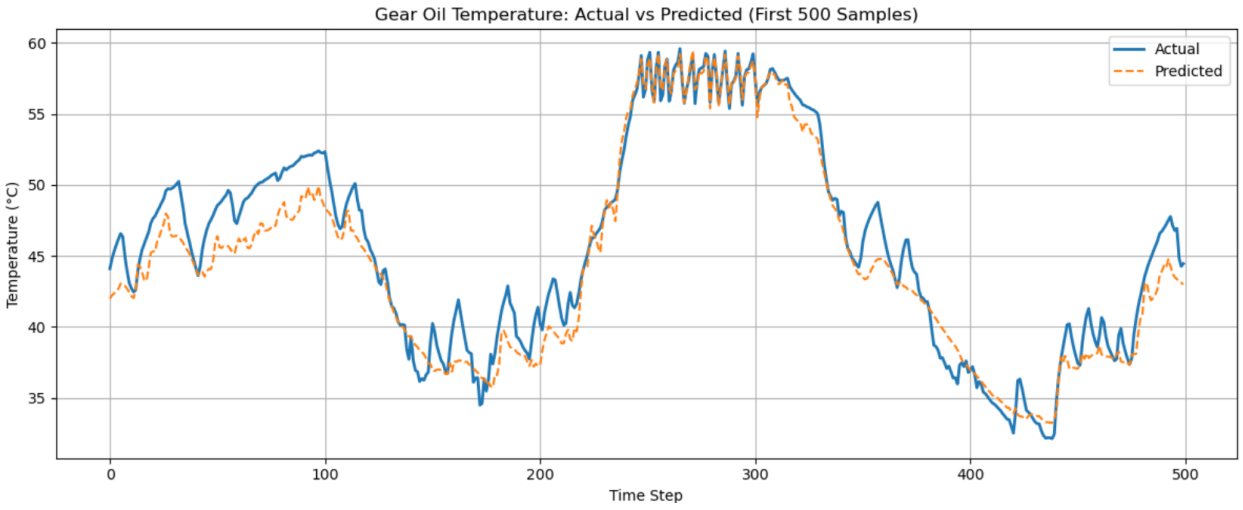

Figure 30. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec LR pour les 500 premières observations

3.3 SUPPORT VECTOR REGRESSION (SVR)

3.3.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE :

Une autre technique d'apprentissage automatique de pointe largement utilisée est la Support Vector Machine (SVM). En apprentissage supervisé, les machines à vecteurs de support sont des modèles accompagnés d'algorithmes d'apprentissage permettant d'analyser des données, aussi bien pour des tâches de classification que de régression. Les SVM peuvent également réaliser une classification non linéaire de manière efficace grâce à ce que l'on appelle le "kernel trick" (*astuce du noyau*), qui consiste à projeter implicitement les données d'entrée dans un espace de caractéristiques de haute dimension (Zhang & O'Donnell, 2019).

Le principe fondamental consiste à définir des marges entre les différentes classes. Ces marges sont tracées de manière à maximiser la distance entre elles et les points de données les plus proches des classes, ce qui permet de minimiser l'erreur de classification (Awad & Khanna, 2015).

3.3.2 APPLICATION DU MODÈLE :

Le Tableau 41 présente les performances obtenues par le modèle Support Vector Regression pour la prédiction de la température de l'huile de la boîte de vitesses.

Tableau 41. Résultats des performances du modèle Support Vector Regression

	RMSE	MAE	R^2
Valeur de l'erreur	1.13	0.78	0.9785

Ce modèle obtient des résultats supérieurs à ceux de la régression linéaire, avec un coefficient de détermination R^2 de 0,9785, traduisant une très forte corrélation entre les valeurs prédites et réelles. Le RMSE s'élève à 1,13 et le MAE à 0,78, soit une réduction significative de l'erreur moyenne par rapport au modèle linéaire.

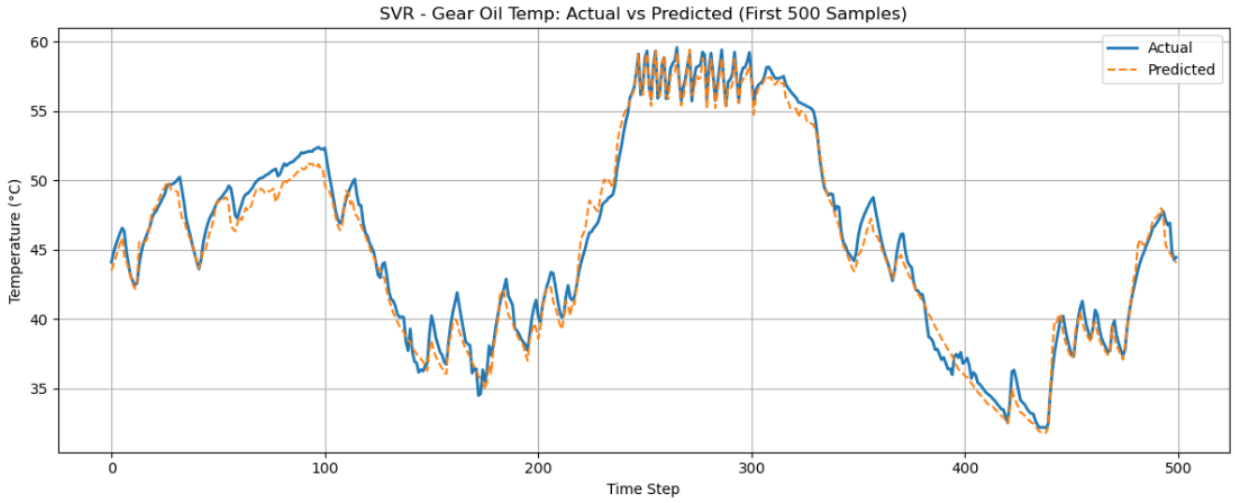

Figure 31. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec SVR pour les 500 premières observations

La Figure 31 illustre la précision de ce modèle en comparant la température réelle et la température prédite pour les 500 premiers échantillons de l'ensemble de test. Contrairement à la régression linéaire, le modèle SVR parvient à mieux suivre les variations rapides et à reproduire fidèlement les fluctuations extrêmes, qu'il s'agisse des hausses ou des baisses abruptes de température. Les courbes sont visuellement très proches, avec des écarts très faibles entre les deux trajectoires.

3.4 FORÊT ALÉATOIRE (RANDOM FOREST REGRESSION)

3.4.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE :

Les forêts aléatoires sont un outil puissant utilisé à la fois pour la classification et la régression. En régression, plusieurs arbres de décision sont construits, et la sortie est obtenue par agrégation des prédictions de chaque arbre. Comme pour les autres méthodes de régression, les forêts aléatoires s'appuient sur un apprentissage supervisé, en prédisant une valeur à partir des variables d'entrée (Segal, 2004).

Une forêt aléatoire est un classificateur constitué d'un ensemble d'arbres de décision simples, construits à partir de sous-ensembles aléatoires des données d'apprentissage. À chaque nœud, le meilleur attribut est sélectionné parmi un ensemble aléatoire d'attributs, ce qui introduit de la diversité entre les arbres et permet de réduire la corrélation entre eux (Smith et al., 2013).

Le résultat final est obtenu par moyenne des prédictions des arbres en régression, ou par vote majoritaire dans le cas de la classification.

La figure 32, ci-dessous présente un diagramme de la méthode forêt aléatoire.

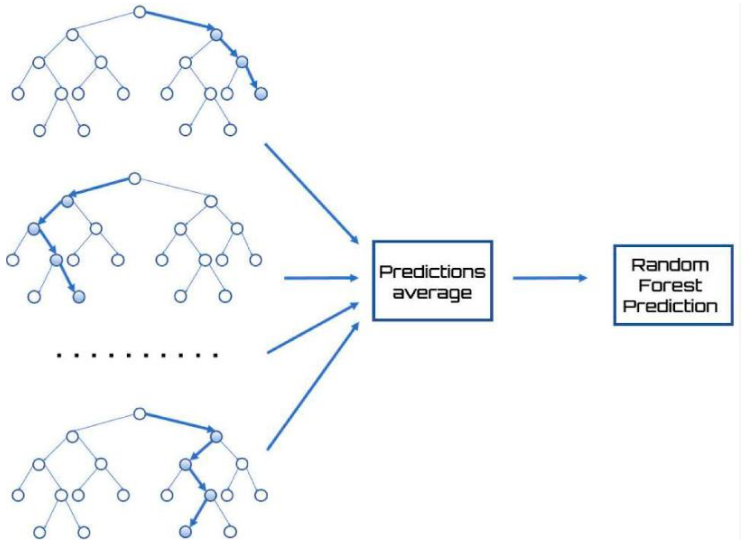

Figure 32. Diagramme de la méthode forêt aléatoire (Iannace et al., 2019)

3.4.2 APPLICATION DU MODÈLE :

Le modèle Random Forest Regression a également été testé dans le cadre de la prédiction de la température de l'huile de la boîte de vitesses, avec des résultats très satisfaisants comme le montre le tableau ci-dessous. Le modèle atteint un coefficient de détermination R^2 de 0,9742, indiquant qu'il explique plus de 97 % de la variance observée. Les erreurs de prédiction restent faibles, avec un RMSE de 1,23 et un MAE de 0,82, témoignant d'une bonne précision.

Tableau 42. Résultats des performances du modèle Random Forest Regression

	RMSE	MAE	R^2
Valeur de l'erreur	1.23	0.82	0.9742

La performance du modèle peut être attribuée à sa capacité à modéliser des relations non linéaires complexes, grâce à l'utilisation de multiples arbres de décision construits sur des sous-ensembles aléatoires de données et de variables. Cette approche ensembliste permet de réduire la variance tout en conservant une bonne capacité de généralisation, ce qui est crucial dans des environnements où la dynamique thermique dépend de multiples facteurs interactifs.

Bien que le modèle Random Forest soit légèrement moins performant que le SVR en termes de précision brute, il offre l'avantage d'une robustesse élevée et d'une réduction significative du surapprentissage, ce qui en fait un modèle fiable pour une intégration dans des systèmes de maintenance prédictive sur le terrain.

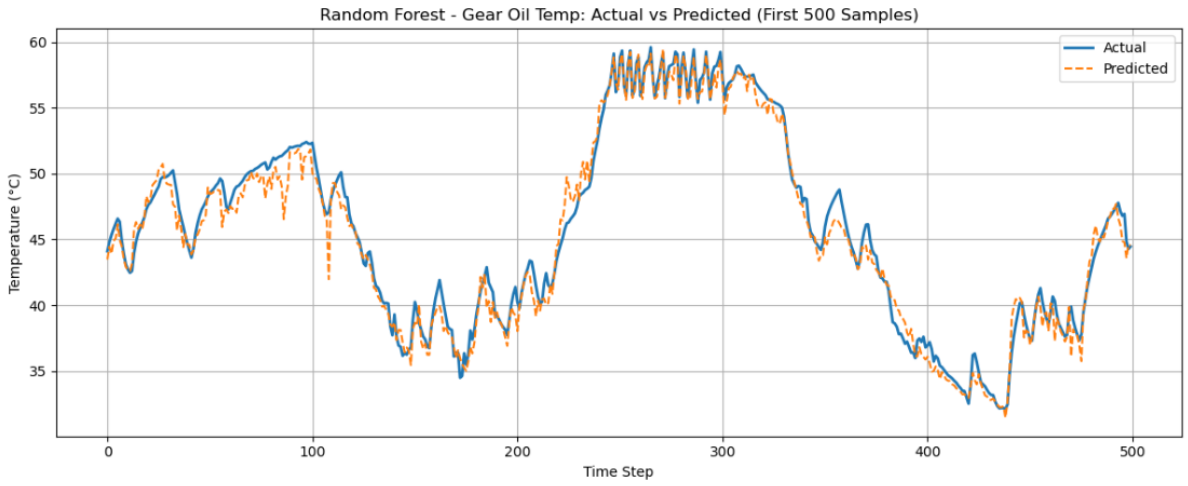

Figure 33. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec RF pour les 500 premières observations

La figure 33 présente la comparaison entre les températures réelles et celles estimées par le modèle Random Forest pour les 500 premiers échantillons. Bien que les prédictions soient globalement proches des valeurs observées, quelques décalages apparaissent notamment lors des changements brusques.

3.5 RÉGRESSION PAR XGBOOST

3.5.1 GÉNÉRALITE DU MODÈLE :

L'algorithme XGBoost, proposé par (T. Chen & Guestrin, 2016), est une méthode d'apprentissage supervisé fondée sur le gradient boosting appliqué aux arbres de décision. Il se distingue par l'introduction d'un terme de régularisation dans la fonction objective, ce qui permet de contrôler la complexité du modèle et de réduire la variance, améliorant ainsi sa capacité de généralisation. Une autre particularité de XGBoost réside dans son échantillonnage par colonne lors de la sélection des variables à chaque division, une stratégie également présente dans l'algorithme Random Forest, qui contribue à limiter le surapprentissage. Par ailleurs, XGBoost est capable d'apprendre la direction de séparation par défaut des nœuds décisionnels, une propriété qui le rend moins sensible aux valeurs manquantes. Grâce à ces mécanismes, l'algorithme s'avère particulièrement adapté à l'apprentissage sur des jeux de données de grande dimension, comme le confirment les travaux de (Singh & Rizwan, 2022).

3.5.2 APPLICATION DU MODÈLE :

Les résultats obtenus sont très proches de ceux du modèle SVR, avec un coefficient de détermination R^2 de 0,9769, ce qui indique une excellente capacité à modéliser la relation entre les températures des roulements et celle de l'huile. Les erreurs moyennes sont également faibles, avec un RMSE de 1,17 et un MAE de 0,79, traduisant une bonne précision prédictive.

Tableau 43. Résultats des performances du modèle XGBoost

	RMSE	MAE	R^2
Valeur de l'erreur	1.17	0.79	0.9769

Dans le cas présent, XGBoost parvient à capturer les structures non linéaires et les interactions complexes entre variables thermiques sans engendrer de surapprentissage. Par rapport à Random Forest, XGBoost montre une légère amélioration des performances tout en conservant une grande stabilité. Sa rapidité d'exécution et sa capacité d'ajustement fin en font un modèle pertinent pour une mise en œuvre industrielle dans le cadre d'une stratégie de maintenance prédictive temps réel.

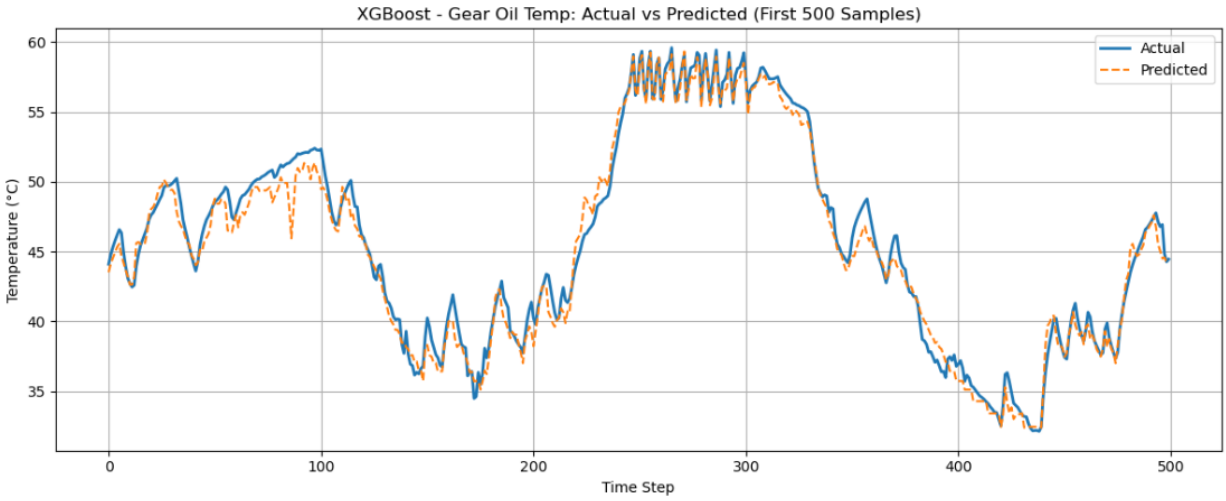

Figure 34. Comparaison entre les températures réelles et prédites avec XGBoost pour les 500 premières observations

La figure 34 illustre la comparaison entre les températures réelles de l'huile de boîte de vitesses et celles prédites par le modèle XGBoost sur les 500 premières observations. La courbe prédite suit de très près la tendance des données réelles, y compris lors des variations rapides, ce qui témoigne d'une excellente capacité du modèle à capter la dynamique temporelle du système.

4. ANALYSE COMPARATIVE DES MODÈLES

L'analyse comparative des quatre modèles testés (Régression linéaire, Support Vector Regression (SVR), Random Forest Regression et XGBoost), permet de dégager des tendances claires quant à leur efficacité respective pour la prédiction de la température de l'huile de la boîte de vitesses à partir des températures des roulements. Cette section présente successivement un tableau récapitulatif des performances, puis une discussion des résultats en termes de précision, robustesse, et applicabilité pratique.

La figure ci-dessous synthétise les performances de chaque modèle selon les trois métriques standards (l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et le coefficient de détermination (R^2)).

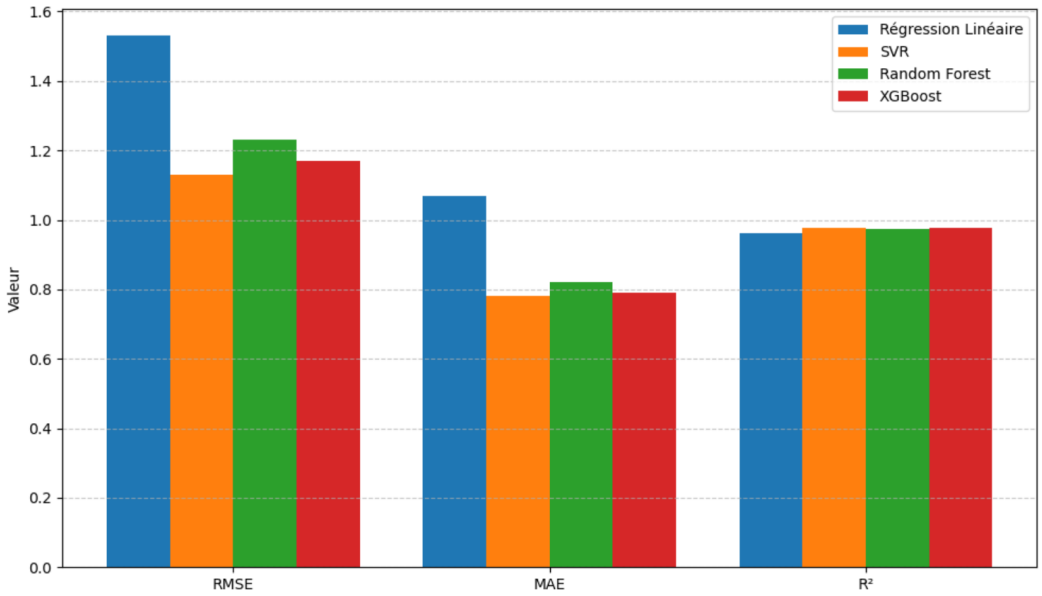

Figure 35. Analyse comparative des performances des modèles

Il ressort de ce tableau que le modèle SVR offre les meilleures performances globales, avec un R^2 de 0.9785 et les plus faibles valeurs d'erreur. XGBoost suit de près, dépassant même Random Forest, tout en étant plus rapide à entraîner. La régression linéaire, bien qu'efficace, montre des performances inférieures, notamment en termes de précision et d'adaptabilité aux variations non linéaires.

En termes de précision, le SVR s'impose comme le modèle le plus performant, grâce à sa capacité à projeter les données dans un espace de caractéristiques non linéaires. XGBoost offre une alternative très compétitive, avec une précision presque équivalente mais un temps de calcul plus court et une plus grande scalabilité, ce qui peut s'avérer crucial en environnement industriel.

Le modèle Random Forest se distingue par sa robustesse et sa tolérance au bruit, ce qui en fait un choix judicieux lorsque les données sont partiellement incomplètes ou hétérogènes. Il présente toutefois une précision légèrement inférieure à celle du SVR et de XGBoost.

Enfin, la régression linéaire, bien que facile à mettre en œuvre et interpréter, est moins adaptée aux données SCADA complexes, en raison de son incapacité à modéliser les relations non linéaires. Elle peut néanmoins servir de modèle de référence ou de base pour des analyses exploratoires.

À l'issue de cette évaluation, le modèle Support Vector Regression (SVR) apparaît comme le plus performant pour la prédiction de la température de l'huile de la boîte de vitesses. Il combine haute précision, capacité d'adaptation aux dynamiques thermiques non linéaires, et robustesse face aux variations d'amplitude.

Cependant, XGBoost se positionne comme une alternative efficace, notamment dans un contexte industriel où les contraintes de temps de calcul, de scalabilité et de gestion automatique des données manquantes sont critiques.

Le choix final du modèle dépendra donc du compromis entre précision maximale (SVR) et efficacité opérationnelle (XGBoost). Ces résultats confirment que l'intelligence artificielle appliquée aux données SCADA constitue une voie prometteuse pour le renforcement des stratégies de maintenance prédictive dans les parcs éoliens.

5. CONCLUSION

Ce chapitre a mis en lumière l'apport significatif de l'intelligence artificielle dans l'optimisation des stratégies de maintenance prédictive appliquées aux boîtes de vitesses d'éoliennes. En s'appuyant sur des données SCADA collectées, une approche de modélisation thermique a été développée pour prédire la température de l'huile de la boîte de vitesses à partir des températures des roulements avant et arrière.

Après un prétraitement rigoureux des données et une sélection ciblée des variables explicatives, plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique ont été comparés : régression linéaire, Support Vector Regression (SVR), Random Forest et XGBoost. Les résultats obtenus montrent clairement que les modèles non linéaires surpassent largement la régression linéaire classique, tant en précision qu'en capacité de généralisation.

Parmi les modèles testés, le SVR a offert les meilleures performances prédictives, avec un coefficient de détermination R^2 de 0,9785, confirmant sa capacité à capturer les dynamiques thermiques complexes présentes dans les systèmes SCADA. Le modèle XGBoost a montré une

performance quasi équivalente, tout en offrant un avantage computationnel appréciable pour une éventuelle intégration en temps réel. Le modèle Random Forest, quant à lui, présente un bon compromis entre robustesse et précision, ce qui en fait un choix fiable en environnement opérationnel.

L'intégration de ces modèles dans un système de maintenance prédictive ouvre la voie à une gestion plus proactive des composants critiques, capable d'anticiper les défaillances thermiques, d'optimiser les interventions et de prolonger la durée de vie des équipements. Cette approche s'inscrit dans une logique d'exploitation intelligente des données et constitue une avancée vers des politiques de maintenance plus adaptatives et économiquement viables.

Les travaux futurs pourront approfondir cette démarche en y intégrant d'autres types de capteurs (vibrations, acoustique) ou en explorant des architectures hybrides plus complexes (réseaux neuronaux récurrents, LSTM, modèles attentionnels), afin de renforcer encore la précision et la résilience des systèmes prédictifs.

CONCLUSION GÉNÉRALE

L'originalité de cette étude réside dans l'approfondissement des stratégies de maintenance des éoliennes au-delà des approches classiques qui se focalisent uniquement sur le diagnostic et la prévision. Notre travail de recherche propose d'intégrer des contraintes réelles du terrain telles que les contraintes logistiques et économiques, la nature imparfaite des maintenances mais aussi les effets cumulatifs de ces maintenances sur la dégradation de l'équipement. Nous avons porté une attention particulière aux stratégies appliquées aux boîtes de vitesses en raison de leur rôle central dans la chaîne de conversion d'énergie et leur impact direct sur les coûts imprévus liés à la maintenance.

Dans le premier chapitre, nous avons dressé une étude bibliographique sur les travaux antérieurs qui retrace l'évolution des stratégies de maintenance des éoliennes en passant par l'intégration des technologies numériques, des capteurs avancés et de l'intelligence artificielle. Une analyse critique des travaux existants permet d'identifier de nombreuses contraintes. Tout d'abord, les approches de maintenance imparfaite restent peu explorées malgré leur meilleure représentation des conditions réelles. Ensuite, l'intégration de plusieurs paramètres tels que la fréquence et l'efficacité d'intervention et leurs coûts sur l'ensemble du cycle de vie de l'éolienne. Enfin, bien que les stratégies prédictives appliquées aux éoliennes reposent sur la disponibilité de données abondantes et continues, leur mise en œuvre se heurte souvent à des limitations dans des contextes isolés ou contraints, où l'accès à des données fiables et en quantité suffisante demeure difficile. En nous appuyant sur ces aspects peu explorés dans la littérature, nous avons pu élaborer la problématique de cette thèse ainsi que les objectifs et les modèles mathématiques de résolution de nos travaux de recherche.

Dans le deuxième chapitre, une première stratégie de maintenance, basée sur un refroidissement déclenché à un seuil critique de température, a été étudiée. Face à ses limites, une nouvelle approche introduisant des actions de maintenance préventive imparfaites (MPI) a été développée. Deux modèles analytiques sont alors développés pour optimiser respectivement la période de renouvellement et le nombre optimal d'actions de MPI. Une comparaison économique entre les deux stratégies a été réalisée afin de guider les décisions de maintenance selon les contraintes du parc éolien étudié.

Le troisième chapitre poursuit l'analyse de la maintenance préventive imparfaite en comparant deux configurations : la première avec une seule boîte de vitesses, et la deuxième avec deux boîtes de vitesses fonctionnant en alternance. Pour chaque configuration, un modèle mathématique a été développé afin d'optimiser les périodes de maintenance et de commutation, dans le but de minimiser le coût moyen par unité de temps. Les résultats ont indiqué que l'approche à deux boîtes de vitesses présente une meilleure rentabilité, notamment en prenant en compte les contraintes logistiques et économiques du parc.

Dans le quatrième chapitre, nous avons proposé une stratégie de maintenance préventive périodique orientée vers la maximisation du profit d'exploitation. Cinq niveaux d'efficacité, associés à différents packages de maintenance ont été pris en compte. Un modèle mathématique a été développé pour optimiser à la fois la fréquence des maintenances et le choix du package afin de maximiser le profit. Une analyse de sensibilité complète a été réalisée pour évaluer l'impact des paramètres économiques et opérationnels sur la stratégie optimale.

Le dernier chapitre souligne l'apport de l'intelligence artificielle dans l'optimisation des stratégies de maintenance prédictive appliquées aux boîtes de vitesses des éoliennes. En exploitant les données SCADA, plusieurs modèles d'apprentissage automatique ont été évalués pour prédire la température de l'huile, avec une performance remarquable du SVR ($R^2 = 0,9785$). Les modèles développés à l'aide des algorithmes d'apprentissage XGBoost et Random Forest ont également montré de bons résultats. L'intégration de ces modèles permet une gestion proactive, prévenant les systèmes des défaillances thermiques tout en prolongeant la durée de vie des équipements et ainsi favoriser une maintenance plus intelligente et rentable.

Dans un horizon immédiat, ce travail ouvre la voie à plusieurs pistes d'application concrètes. Il s'agira notamment de valider les modèles développés sur d'autres parcs éoliens, incluant des contextes géographiques et climatiques variés, afin de tester leur robustesse et leur transférabilité. À moyen terme, il serait pertinent d'élargir les stratégies développées à d'autres composants critiques de l'éolienne, tels que les générateurs ou les pales, dans une optique de maintenance intégrée et coordonnée à l'échelle de l'éolienne complète. À plus long terme, cette recherche pourrait contribuer à la mise en place de systèmes de maintenance autonomes pour les parcs éoliens, en intégrant l'intelligence artificielle embarquée, les capteurs intelligents et l'automatisation des interventions via des drones ou robots spécialisés.

REFERENCE

Aafif, Y., Chelbi, A., Mifdal, L., Dellagi, S., & Majdouline, I. (2022). Optimal preventive maintenance strategies for a wind turbine gearbox. *Energy Reports*, *8*, 803–814. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.07.084

Aafif, Y., Schutz, J., Dellagi, S., Chelbi, A., & Mifdal, L. (2024). Integrated design and maintenance strategies for wind turbine gearboxes. *Journal of Quality in Maintenance Engineering*. https://doi.org/10.1108/JQME-01-2024-0009

Ackermann, T. (2005). Wind Power in Power Systems. In *Wind Power in Power Systems*. John Wiley and Sons. https://doi.org/10.1002/0470012684

Awad, M., & Khanna, R. (2015). Support Vector Regression. In *Efficient Learning Machines* (pp. 67–80). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4302-5990-9_4

Backhus, J., Rao, A. R., Venkatraman, C., Padmanabhan, A., Kumar, A. V., & Gupta, C. (2024). Equipment Health Assessment: Time Series Analysis for Wind Turbine Performance. *Applied Sciences (Switzerland)*, *14*. https://doi.org/10.3390/app14083270

Baglee, D., Knowles, M., Kinnunen, S. K., & Galar, D. (2016). A proposed maintenance strategy for a wind turbine gearbox using condition monitoring techniques. *International Journal of Process Management and Benchmarking*, *6*(3), 386–403. https://doi.org/10.1504/IJPMB.2016.077629

BERTI-ÉQUILLE, L. (2018). Qualité des données. *Technologies Logicielles Architectures Des Systèmes*. https://doi.org/10.51257/a-v2-h3700

Bharani, R., & Sivaprakasam, A. (2022). A Review Analysis on Performance and Classification of Wind Turbine Gearbox Technologies. In *IETE Journal of Research* (Vol. 68, pp. 3341–3355). Taylor and Francis Ltd. https://doi.org/10.1080/03772063.2020.1756936

Brøndsted, P., Lilholt, H., & Lystrup, A. (2018). Composite materials for wind power turbine blades. In *Renewable Energy: Four Volume Set* (Vols. 3–4). Taylor and Francis. https://doi.org/10.4324/9781315793245-94

Burton, T., Jenkins, N., Bossanyi, E., Sharpe, D., & Graham, M. (2021). Wind Energy Handbook, Third Edition. In *Wind Energy Handbook: Third Edition*. wiley. https://doi.org/10.1002/9781119992714

Castellani, F., Natili, F., Astolfi, D., & Vidal, Y. (2024). Wind turbine gearbox condition monitoring through the sequential analysis of industrial SCADA and vibration data. In *Energy Reports* (Vol. 12, pp. 750–761). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.06.041

Castellani, F., Vedovelli, M., Canali, A., & Belcastro, F. (2024). Wind turbine gearbox multi-scale condition monitoring through operational data. *Mechanics and Industry*, *25*. https://doi.org/10.1051/meca/2024028

Chatterjee, J., & Dethlefs, N. (2021). Scientometric review of artificial intelligence for operations & maintenance of wind turbines: The past, present and future. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 144). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111051

Chen, L., Su, H., & Huangfu, L. (2022). Preventive maintenance model analysis on wind-turbine gearbox under stochastic disturbance. *Energy Reports*, *8*, 224–231. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.11.084

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. *Proceedings of the ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, *13-17-August-2016*, 785–794. https://doi.org/10.1145/2939672.2939785

Elusakin, T., & Shafiee, M. (2022). Fault diagnosis of offshore wind turbine gearboxes using a dynamic Bayesian network. *International Journal of Sustainable Energy*, *41*, 1849–1867. https://doi.org/10.1080/14786451.2022.2119390

Gertsbakh, I. (2005). Preventive Maintenance Models Based on the Lifetime Distribution. In *Reliability Theory* (pp. 67–106). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-04236-6_4

Gigoni, L., Betti, A., Tucci, M., & Crisostomi, E. (2019). A Scalable Predictive Maintenance Model for Detecting Wind Turbine Component Failures Based on SCADA Data. *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, *2019-August*. https://doi.org/10.1109/PESGM40551.2019.8973898

Gu, H., Liu, W., Gao, Q., & Zhang, Y. (2021). A review on wind turbines gearbox fault diagnosis methods. *Journal of Vibroengineering*, *23*, 26–43. https://doi.org/10.21595/jve.2020.20178

GWEC. (2025). *GWEC's Global Wind Report 2025*. https://www.gwec.net/reports/globalwindreport

Hau, E. (2013). Wind turbines: Fundamentals, technologies, application, economics. In *Wind Turbines: Fundamentals, Technologies, Application, Economics* (Vol. 9783642271519). Springer-Verlag Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-27151-9

Heier, S. (2014). Grid Integration of Wind Energy. In *Grid Integration of Wind Energy*. Wiley. https://doi.org/10.1002/9781118703274

Heydari, A., Garcia, D. A., Fekih, A., Keynia, F., Tjernberg, L. B., & De Santoli, L. (2021). A Hybrid Intelligent Model for the Condition Monitoring and Diagnostics of Wind Turbines Gearbox. *IEEE Access*, *9*, 89878–89890. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3090434

Igba, J., Alemzadeh, K., Henningsen, K., & Durugbo, C. (2015). Effect of preventive maintenance intervals on reliability and maintenance costs of wind turbine gearboxes. *Wind Energy*, *18*, 2013–2024. https://doi.org/10.1002/we.1801

IRENA. (2022). Future of Wind: Deployment, investment, technology, grid integration and socio-economic aspects. In *https://www.irena.org/publications/2019/Oct/Future-of-wind*.

IRENA. (2025). Renewable capacity statistics 2025. In *https://www.irena.org/Publications/2025/Mar/Renewable-capacity-statistics-2025*.

Kaewbumrung, M., Plengsa-Ard, C., Pansang, S., & Palasai, W. (2024). Preventive maintenance of horizontal wind turbines via computational fluid dynamics-driven wall shear stress evaluation. *Results in Engineering*, *22*, 102383. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102383

Karyotakis, A. (2011). On the optimisation of operation and maintenance strategies for offshore wind farms. In *https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/1302066/*.

Kontrec, N., Panić, S., Vujaković, J., Stošović, D., & Khotnenok, S. (2024). Mathematical Optimization of Wind Turbine Maintenance Using Repair Rate Thresholds. *Axioms*, *13*, 809. https://doi.org/10.3390/axioms13110809

Li, D., Zhao, Y., & Zhao, Y. (2022). A dynamic-model-based fault diagnosis method for a wind turbine planetary gearbox using a deep learning network. *Protection and Control of Modern Power Systems*, *7*. https://doi.org/10.1186/s41601-022-00244-z

Liu, P., & Barlow, C. Y. (2017). Wind turbine blade waste in 2050. *Waste Management*, *62*, 229–240. https://doi.org/10.1016/j.wasman.2017.02.007

Martinez-Luengo, M., Kolios, A., & Wang, L. (2016). Structural health monitoring of offshore wind turbines: A review through the Statistical Pattern Recognition Paradigm. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *64*, 91–105. https://doi.org/10.1016/J.RSER.2016.05.085

Nagelkerke, N. J. D. (1991). A Note on a General Definition of the Coefficient of Determination. In *Biometrika* (Vol. 78, Issue 3).

Nejad, A. R., Gao, Z., & Moan, T. (2014). Fatigue reliability-based inspection and maintenance planning of gearbox components in wind turbine drivetrains. *Energy Procedia*, *53*, 248–257. https://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.07.234

Oulad Tayeb, M. I., & Moulay Abdellah, L. (2024). *Analyse Comparative des Techniques de Décomposition pour la Prévision d'Énergie Photovoltaïque*. Https://Dspace.Univ-Ghardaia.Edu.Dz/Xmlui/Handle/123456789/8298.

Pandit, R. K., Astolfi, D., & Durazo Cardenas, I. (2023). A Review of Predictive Techniques Used to Support Decision Making for Maintenance Operations of Wind Turbines. In *Energies* (Vol. 16). MDPI. https://doi.org/10.3390/en16041654

Papadopoulos, P., Coit, D. W., & Aziz Ezzat, A. (2024). STOCHOS: Stochastic opportunistic maintenance scheduling for offshore wind farms. *IISE Transactions*, *56*, 1–15. https://doi.org/10.1080/24725854.2022.2152913

Penmanshiel Wind Farm Data. (2025). https://doi.org/10.5281/zenodo.5946808

Pichika, S. V. V. S. N., Meganaa, G., Geetha Rajasekharan, S., & Malapati, A. (2022). Multi-component fault classification of a wind turbine gearbox using integrated condition monitoring and hybrid ensemble method approach. *Applied Acoustics*, *195*. https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2022.108814

Prairie, Y. T. (1996). Evaluating the predictive power of regression models. *Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences*, *53*, 490–492. https://doi.org/10.1139/f95-204

Rashid, H., & Batunlu, C. (2021). *Anomaly Detection of Wind Turbine Gearbox based on SCADA
 Temperature Data using Machine Learning*. https://doi.org/10.20944/preprints202101.0356.v1

Ren, Z., Verma, A. S., Li, Y., Teuwen, J. J. E., & Jiang, Z. (2021). Offshore wind turbine operations and maintenance: A state-of-the-art review. In *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (Vol. 144). Elsevier Ltd. https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110886

Rezig, A., Yousfi, A., Fréour, S., & Jacquemin, F. (2019). Effect of erosion by sand particles on wind turbine blades performance in arid and semi-arid areas. *International Journal of Engineering Research in Africa*, *42*, 24–33. https://doi.org/10.4028/WWW.SCIENTIFIC.NET/JERA.42.24

Santiago, R. A. da F., Natasha, B. B., Henrique, G. M., Tassio, F. de C., Alex, A. B. S., Ricardo, C. M., Jose, B. de M. F., Oberdan, R. P., & Erickm Giovani Sperandio Nascimento. (2024). Data-Driven Models Applied to Predictive and Prescriptive Maintenance of Wind Turbine: A Systematic Review of Approaches Based on Failure Detection, Diagnosis, and Prognosis. *Energies 2024*. https://doi.org/10.3390/en17051010

Segal, M. R. (2004). *Machine Learning Benchmarks and Random Forest Regression*. Https://Escholarship.Org/Uc/Item/35x3v9t4.

Shah, S. S., Daoliang, T., & Kumar, S. C. (2024). RUL forecasting for wind turbine predictive maintenance based on deep learning. *Heliyon*, *10*. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e39268

Shaheen, B. W., & Németh, I. (2023). Performance Monitoring of Wind Turbines Gearbox Utilising Artificial Neural Networks — Steps toward Successful Implementation of Predictive Maintenance Strategy. *Processes*, *11*. https://doi.org/10.3390/pr11010269

Singh, U., & Rizwan, M. (2022). SCADA system dataset exploration and machine learning based forecast for wind turbines. *Results in Engineering*, *16*. https://doi.org/10.1016/j.rineng.2022.100640

Smith, P. F., Ganesh, S., & Liu, P. (2013). A comparison of random forest regression and multiple linear regression for prediction in neuroscience. *Journal of Neuroscience Methods*, *220*, 85–91. https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2013.08.024

Soltani, M., Kharoufeh, J. P., & Khademi, A. (2023). Structured Replacement Policies for Offshore Wind Turbines. *Probability in the Engineering and Informational Sciences*. https://doi.org/10.1017/S0269964823000165

Sreenatha, M., & Mallikarjuna, P. B. (2023). A Fault Diagnosis Technique for Wind Turbine Gearbox: An Approach using Optimized BLSTM Neural Network with Undercomplete Autoencoder. *Engineering, Technology and Applied Science Research*, *13*, 10170–10174. https://doi.org/10.48084/etasr.5595

Stiri, S., Chaoub, A., Bennani, R., Lakssir, B., & Tamtaoui, A. (2019). Internet of things connectivity-based smart grids in Morocco: Proof of concept and guide to massive deployments. *5th IEEE International Smart Cities Conference, ISC2 2019*, 129–135. https://doi.org/10.1109/ISC246665.2019.9071734

Su, H., Cao, Q., & Li, Y. (2024). Condition-based opportunistic maintenance strategy for multi-component wind turbines by using stochastic differential equations. *Scientific Reports*, *14*. https://doi.org/10.1038/s41598-024-51930-x

Tan, R., Jing, Z., Wang, Y., & Zhao, Z. (2025). An Effective Scheduling Strategy for Offshore Wind Farm Maintenance Optimization Considering Multi-Practical Operation Conditions. *Protection and Control of Modern Power Systems*, *10*, 133–149. https://doi.org/10.23919/PCMP.2023.000347

Tavner, P. (2012). Offshore Wind Turbines- Reliability, Availability & Maintenance. In *https://durham-repository.worktribe.com/output/1124570*.

Tchakoua, P., Wamkeue, R., Ouhrouche, M., Slaoui-Hasnaoui, F., Tameghe, T. A., & Ekemb, G. (2014). Wind turbine condition monitoring: State-of-the-art review, new trends, and future challenges. In *Energies* (Vol. 7, pp. 2595–2630). MDPI AG. https://doi.org/10.3390/en7042595

Tizgui, I., El Guezar, F., Bouzahir, H., & Benaid, B. (2019). Wind speed distribution modeling for wind power estimation: Case of Agadir in Morocco. *Wind Engineering*, *43*, 190–200. https://doi.org/10.1177/0309524X18780391

Walford, C. (2006). Wind turbine reliability :understanding and minimizing wind turbine operation and maintenance costs. *Sandia Report*. https://doi.org/10.2172/882048

Wang, H., Zhao, X., & Wang, W. (2023). Fault diagnosis and prediction of wind turbine gearbox based on a new hybrid model. *Environmental Science and Pollution Research*, *30*, 24506–24520. https://doi.org/10.1007/s11356-022-23893-x

Wang, S., Zhang, Z., Wang, P., & Tian, Y. (2021a). Failure warning of gearbox for wind turbine based on 3σ-median criterion and NSET. *Energy Reports*, *7*, 1182–1197. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.09.146

Wang, S., Zhang, Z., Wang, P., & Tian, Y. (2021b). Failure warning of gearbox for wind turbine based on 3σ-median criterion and NSET. *Energy Reports*, *7*, 1182–1197. https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.09.146

Wang, X., & Du, Y. (2024). Fault Diagnosis Method for Wind Turbine Gearbox Based on Ensemble-Refined Composite Multiscale Fluctuation-Based Reverse Dispersion Entropy. *Entropy*, *26*. https://doi.org/10.3390/e26080705

Xu, T., Zhang, X., Sun, W., & Wang, B. (2025). Intelligent Operation and Maintenance of Wind Turbines Gearboxes via Digital Twin and Multi-Source Data Fusion. *Sensors*, *25*. https://doi.org/10.3390/s25071972

Yang, W., Wang, Y., Liang, K., Zhang, Y., Lin, S., & Zhao, H. (2023). Method for Evaluating the Reliability and Competitive Failure of Wind Turbine Gearbox Bearings Considering the Fault Incubation Point. *Energies*, *16*. https://doi.org/10.3390/en16145261

Yu, Q., Bangalore, P., Fogelström, S., & Sagitov, S. (2024). Optimal Preventive Maintenance Scheduling for Wind Turbines under Condition Monitoring. *Energies*, *17*. https://doi.org/10.3390/en17020280

Yu, Q., Carlson, O., & Sagitov, S. (2020). *Optimal maintenance schedule for a wind turbine with aging components*.

Yu, Q., & Strömberg, A.-B. (2021). *Mathematical optimization models for long-term maintenance scheduling of wind power systems*.

Yu, X., Zhang, Z., Tang, B., & Ma, J. (2025). Non-temporal neural networks for predicting degradation trends of key wind-turbine gearbox components. *Renewable Energy*, *243*. https://doi.org/10.1016/j.renene.2025.122438

Zhang, F., & O'Donnell, L. J. (2019). Support vector regression. In *Machine Learning: Methods and Applications to Brain Disorders* (pp. 123–140). Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815739-8.00007-9

Zhou, T., Zhang, R., Shahverdi, K. B., Batsila, M. A., & Sari, I. J. (2020). FAULT DIAGNOSIS OF WIND TURBINE GEARBOX BY AUTOMATIC IDENTIFICATION. In *ACADEMIC JOURNAL OF MANUFACTURING ENGINEERING* (Vol. 18).